

UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL



REVISTA INDUSTRIAL 4.0

ISSN-L 2958-0188
JUNIO 2026

Nro.
13
EDICIÓN
DIGITAL

INDEXADA AL DIALNET



UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

Maria Eugenia García Moreno Ph. D.
Dr. Tito V. Estevez Martini
M.Sc. Ing. Miguel Angel Calla Carrasco
M.Sc. Ing. Marcelo Ramirez Molina
Mg. Ing. Aldo Felipe Vargas Pacheco

Rector
Vicerrector
Decano Facultad de Ingeniería
ViceDecano Facultad de Ingeniería
Director de Carrera Ingeniería Industrial

Revista Industrial 4.0
Edición impresa N°13 Junio 2026

Comite Editor:

M.Sc. Ing. Fernando Sanabria Camacho
Ing. Mario Zenteno Benitez PhD.
Ing. Oswaldo Terán Modragón PhD.
Ing. Mónica Lino Humerez PhD.
Ing. Franz Zenteno Benitez PhD.

Diseño Versión Impresa & Web:
Ing. Enrique Orosco Crespo

Imagen Tapa:
unsplash.com/es

Imprenta:
ITM Latinoamericana

Deposito Legal:
4 - 3 - 68 - 2020

Web:
<http://industrial.umsa.bo/revistaindustrial-40>
Email:
revistaindustrial4.0@umsa.bo

Direccion:
Av. Mcal. Santa Cruz, Plaza Del Obelisco.
Mezzanine, Edificio Facultad de Ingeniería.
Tel. 2205000 - 2205067 Int. 1402

**UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**



REVISTA INDUSTRIAL 4.0

**EDICIÓN DIGITAL N° 13
JUNIO - 2026**

UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

Maria Eugenia Garcia Moreno Ph. D.	Rectora
Dr. Tito V. Estevez Martini	Vicerrector
M.Sc. Ing. Miguel Angel Calla Carrasco	Decano Facultad de Ingeniería
M.Sc. Ing. Marcelo Ramirez Molina	ViceDecano. Facultad de Ingeniería
Mg. Aldo Felipe Vargas Pacheco	Director de Carrera Ingeniería Industrial

Revista Industrial 4.0
Edición Digital N°. 13 - Junio 2026

Comite Editor:

M.Sc. Ing. Fernando Floren Sanabria Camacho
Ing. Mario Fermín Zenteno Benítez Ph.D.
Ing. Oswaldo Fernando Terán Modregón Ph.D.
Ing. Paula Mónica Lino Humerez Ph.D.
Ing. Franz Zenteno Benítez Ph.D.

Diseño Tapa Versión Impresa & Web:
Ing. Enrique Orosco Crespo

Imagen Tapa:
unsplash.com/es

Imprenta:
ITM LATINOAMÉRICA

Deposito Legal:
4 - 3 - 68 - 2020

Web:
<https://industrial.umsa.bo/revistaindustrial-40>
Email:
revistaindustrial4.0@umsa.bo

Av. Mcal. Santa Cruz N° 1175, Plaza del Obelisco
Mezzanine, Edificio Facultad de Ingeniería
Telf. 2205000-2205067, Int. 1402
Campus Universitario, Cota Cota - calle 30

PROLOGO

Revista “Industrial 4.0”

Frente a la volatilidad social y económica actual, la 13ª edición de la Revista Científica INDUSTRIAL 4.0 demuestra cómo la ingeniería industrial actúa como un flujo sinérgico que transfiere innovación integral a las organizaciones. Este ecosistema unificado inicia en la transformación digital, donde el Control basado en eventos para la eficiencia energética optimiza el flujo de datos industriales en procesos complejos. Dicha eficiencia se traslada al ámbito de la salud con el Monitoreo inteligente mediante IoT en Farmacéutica, asegurando estricta trazabilidad térmica regulatoria, y se acopla a las decisiones comerciales y de inventarios con el Pronóstico de la demanda mediante el modelo Prophet, reduciendo drásticamente la incertidumbre logística.



Esta resiliencia operativa converge directamente con la sustentabilidad y el aprovechamiento de recursos. La autonomía energética industrial se impulsa con el Generador asíncrono en generación distribuida, mientras que el modelo de Inventario de Gases de Efecto Invernadero aplicado en la Facultad de Ingeniería de la UMSA audita consumos para viabilizar la reducción de costos operativos, mismo que puede ser replicado en cualquier tipo de organización. Asimismo, la Modelación matemática de los niveles de presión sonora vehicular redefine el diseño de centros logísticos urbanos. En ingeniería de procesos y economía circular, el modelado térmico de Liofilización del Copoazú y de la Liofilización del Mango añade alto valor comercial a recursos amazónicos con bajo consumo energético, sincronizándose con el uso estratégico de Chamota en pastas cerámicas estructurales para reducir costos de materias primas en la construcción.

Finalmente, se abarcan temas de la gobernanza del entorno donde se consolidan estos analizando la Dinámica de exportaciones no tradicionales, los riesgos del Ciclo inmobiliario y las estructuras para Emprendimientos industriales. Para garantizar la

confiabilidad operativa en planta, el estudio contra el P-hacking previene decisiones erróneas por falsos positivos en el control de calidad. Este despliegue de valor es articulado y sostenido por el talento humano validado por la Acreditación ARCU-SUR en la Carrera de Ingeniería Industrial de la UMSA. Así, esta edición reafirma que la frontera científica no es un esfuerzo aislado, sino un engranaje integrado de alta eficiencia y productividad que potencia la sostenibilidad socioeconómica de las organizaciones, empresas, actores normativos a nivel local y regional.

Mg. Aldo Felipe Vargas Pacheco
DIRECTOR DE LA CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS

<https://doi.org/10.53287/oqxj2423dx12i>

P-HACKING COMO AMENAZA AL CONTROL DE CALIDAD: DECISIONES EQUIVOCADAS POR FALSOS POSITIVOS

Oswaldo Fernando Terán Modregón Ph.D.

ORCID: 0000-0003-0965-8434

ofteran@umsa.bo

Teléfono: 70135320

Univ. Cristian Marcelo Heredia Ticona

ORCID: 0009-0002-7246-5301

cmheredia1@umsa.bo

Teléfono: 75210415

RESUMEN

En el contexto actual de la Industria 4.0, donde el uso intensivo de datos, automatización y analítica avanzada se ha convertido en el eje central de la toma de decisiones, el presente estudio evidencia que el p-hacking constituye una amenaza crítica para la confiabilidad de los resultados estadísticos y la gestión de la calidad. A través del análisis teórico y los casos simulados, se demuestra que prácticas como la manipulación de datos, la selección de resultados y la flexibilidad en el análisis pueden generar conclusiones aparentemente válidas que no reflejan la realidad del proceso, afectando tanto entornos industriales como financieros. En este sentido, el problema no radica únicamente en los datos, sino en la forma en que estos son interpretados dentro de sistemas cada vez más digitalizados, donde una decisión errónea puede amplificarse rápidamente. Por ello, se resalta la necesidad de fortalecer el rigor metodológico, la transparencia y la ética en el análisis de datos, garantizando que la transformación digital esté acompañada de prácticas analíticas confiables que permitan una toma de decisiones verdaderamente basada en evidencia.

Palabras clave: P-hacking, control de calidad, análisis estadístico, toma de decisiones, Industria 4.0

ABSTRACT

In the current context of Industry 4.0, where the intensive use of data, automation, and advanced analytics has become central to decision-making, this study demonstrates that p-hacking poses a critical threat to the reliability of statistical results and quality management. Through theoretical analysis and simulated cases, it is shown that practices such as data manipulation, selection of results, and flexibility in analysis can generate seemingly valid conclusions that do not reflect the reality of the process, affecting both industrial and financial environments. In this sense, the problem lies not only in the data itself, but also in how it is interpreted within increasingly digitized systems, where an erroneous decision can be rapidly amplified. Therefore, the need to strengthen methodological rigor, transparency, and ethics in data analysis is emphasized, ensuring that digital transformation is accompanied by reliable analytical practices that enable truly evidence-based decision-making.

Keywords: P-hacking, quality control, statistical analysis, decision making, Industry 4.0

1. INTRODUCCIÓN

En 2011 se difundió un estudio que afirmaba que escuchar determinadas canciones podía influir incluso en la edad que las personas decían sentir o reportar. El hallazgo llamó la atención porque parecía contar con respaldo estadístico suficiente para sostener una relación real entre ambas variables. Sin embargo, con el tiempo, ese caso se convirtió en una referencia importante no tanto por el resultado obtenido, sino porque evidenció hasta qué punto ciertos resultados “significativos” podían surgir a partir de decisiones tomadas durante el análisis, aun cuando el efecto real fuera inexistente (Simmons, Nelson, & Simonsohn, 2011). De este modo, el caso dejó de verse solo como un hallazgo curioso y pasó a ser un ejemplo revelador sobre los riesgos de interpretar los datos sin el debido cuidado.

Lejos de tratarse de un hecho aislado, diversos trabajos han advertido que los resultados estadísticamente significativos no siempre reflejan relaciones verdaderas entre las variables estudiadas. Una parte importante de los hallazgos publicados podía resultar falsa bajo determinadas condiciones de investigación (Ioannidis, 2005). En una línea

similar, también se mostró que ciertas prácticas analíticas frecuentes incrementaban la probabilidad de obtener resultados aparentemente sólidos, aunque en realidad fueran poco confiables (Head, Homan, Lanfer, Kahn, & Jennions, 2015). En muchos casos, el problema no necesariamente radica en una falsificación deliberada, sino en la flexibilidad con la que se formulan análisis, se seleccionan resultados o se priorizan ciertas salidas estadísticas por encima de otras. Bajo esas condiciones, la evidencia puede parecer más robusta de lo que realmente es, generando conclusiones que después resultan difíciles de sostener o replicar.

A ello se suma que, en la actualidad, los datos estadísticos ocupan un lugar central en la investigación, la gestión organizacional y la toma de decisiones técnicas. Esta creciente confianza en los datos ha fortalecido la idea de que toda conclusión respaldada por cifras posee, por sí misma, un alto grado de objetividad. No obstante, cuando el análisis se desarrolla sin suficiente rigor o cuando los resultados se interpretan sin considerar el papel del azar, puede construirse una sensación de certeza que no siempre corresponde con la realidad. En ese sentido, se ha advertido que las personas tienden a identificar patrones y explicaciones incluso en escenarios donde solo existe variabilidad, casualidad o ruido estadístico (Taleb, 2007). Esta observación permite comprender por qué, en muchos contextos, los resultados numéricos pueden ser aceptados con facilidad, aun cuando su interpretación no sea del todo válida.

Bajo este panorama, resulta necesario examinar con mayor cuidado la confiabilidad de los resultados estadísticos y reconocer que una interpretación deficiente de los datos puede afectar directamente la calidad de las decisiones. En ámbitos como el control de calidad, donde la evidencia cuantitativa se utiliza para aceptar procesos, validar mejoras o respaldar acciones correctivas, una conclusión equivocada puede distorsionar el análisis y comprometer la confianza en los resultados obtenidos. El problema no se limita al dato en sí, sino también a la manera en que este es analizado, interpretado y presentado. Por ello cuestionar la solidez de ciertos resultados no representa una postura exagerada, sino una necesidad fundamental para evitar decisiones equivocadas basadas en evidencia engañosa.

2. COMPRENDIENDO EL P-HACKING

El p-hacking es una práctica en el análisis de datos que consiste en realizar múltiples pruebas estadísticas, selecciones o ajustes hasta obtener resultados que aparenten

ser significativos, generalmente bajo el criterio de un valor p menor a 0.05. Aunque no siempre implica una manipulación intencional, puede generar conclusiones que no reflejan la realidad.

Ilustración del p -value.

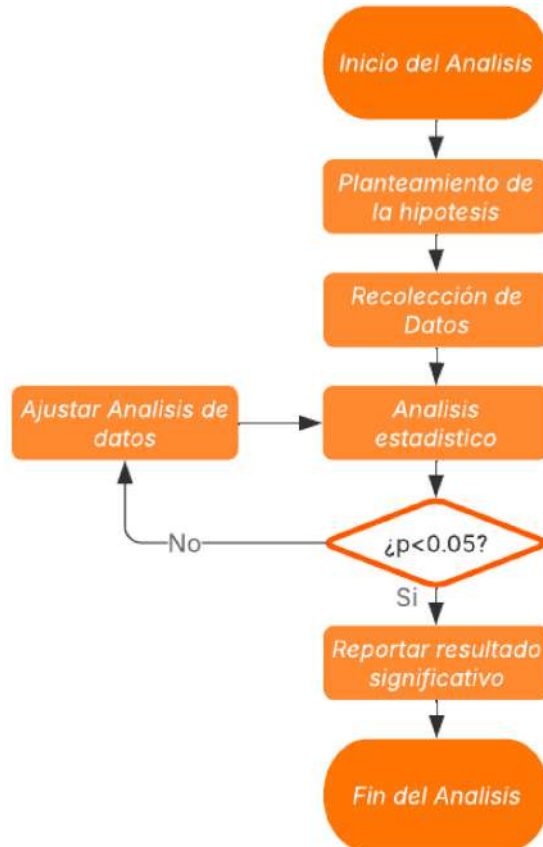
$$p < 0.05$$

En estadística, el valor p representa la probabilidad de obtener un resultado igual o más extremo que el observado, asumiendo que no existe un efecto real. Tradicionalmente, un valor p menor a 0.05 se interpreta como evidencia suficiente para rechazar una hipótesis nula.

Sin embargo, este criterio puede ser mal utilizado cuando se realizan múltiples pruebas sin control, aumentando la probabilidad de encontrar resultados significativos por simple azar.

¿Cómo ocurre el p -hacking? el p -hacking no ocurre como un único error, sino como un proceso repetitivo en el que el análisis de datos se ajusta varias veces hasta obtener un resultado estadísticamente significativo. En lugar de aceptar un resultado no significativo, el analista modifica distintas condiciones del análisis y vuelve a intentarlo, generando un ciclo que aumenta la probabilidad de encontrar resultados favorables por azar.

Figura 1. Flujo del P-Hacking



Nota: Elaboración Propia

Es importante señalar que el flujo presentado constituye una representación simplificada del proceso de análisis con fines explicativos. En la práctica el análisis de datos puede desarrollarse de diversas maneras y no necesariamente sigue una secuencia tan estructurada. Actividades como la eliminación de datos atípicos, la selección de variables, la aplicación de distintos modelos estadísticos o la segmentación de la muestra no son por sí mismas incorrectas, siempre que estén debidamente justificadas desde el punto de vista metodológico.

No obstante, cuando estas acciones se realizan de manera reiterativa y sin criterios

claros, con el objetivo de obtener resultados estadísticamente significativos, pueden conducir a interpretaciones sesgadas y conclusiones erróneas. En este sentido el flujo presentado no busca promover estas prácticas, sino evidenciar cómo su uso inadecuado puede derivar en decisiones basadas en resultados que no reflejan la realidad.

3. EL P-HACKING EN LA INDUSTRIA

En el ámbito industrial, el uso de datos para la toma de decisiones se ha convertido en una práctica fundamental a nivel global. Sin embargo, en muchos casos, empresas tanto a nivel nacional como internacional han incurrido en interpretaciones erróneas de los datos sin ser plenamente conscientes de ello. La presión por demostrar mejoras, optimizar procesos o validar decisiones estratégicas puede llevar a realizar múltiples análisis, ajustes o selecciones de información que terminan generando resultados aparentemente significativos, pero poco confiables. Estas situaciones no siempre responden a una manipulación intencional, sino a una comprensión limitada de los riesgos asociados al análisis estadístico, lo que evidencia cómo prácticas similares al p-hacking pueden surgir de manera inadvertida en distintos contextos industriales.

En el contexto boliviano, aunque el término p-hacking no es comúnmente utilizado existen diversas situaciones en las que se desarrollan prácticas análogas relacionadas con el manejo y análisis de datos. Estas prácticas no necesariamente responden a una manipulación deliberada, sino que suelen originarse en limitaciones metodológicas, presiones por obtener resultados favorables o una comprensión insuficiente del análisis estadístico. A continuación, se presentan algunos ámbitos donde este fenómeno puede observarse de manera ilustrativa.

a) Encuestas electorales y análisis de intención de voto

Durante procesos electorales en Bolivia, las encuestas de intención de voto han sido objeto de cuestionamientos relacionados con la representatividad de las muestras, la transparencia metodológica y la consistencia de los resultados. En contextos como las elecciones generales de 2019 y 2020 se evidenciaron diferencias significativas entre los resultados de encuestas preelectorales y los resultados finales, lo que generó dudas sobre la calidad de los análisis realizados.

Desde una perspectiva estadística, estas situaciones pueden interpretarse como

prácticas cercanas al p-hacking, en la medida en que las consultoras pueden aplicar múltiples segmentaciones, ajustes de ponderación o modelos de estimación hasta obtener resultados que resulten más coherentes con ciertas expectativas. Este proceso si no se documenta adecuadamente, puede conducir a la presentación selectiva de resultados generando una percepción distorsionada del comportamiento electoral.

b) Estudios de mercado en empresas

En el ámbito empresarial boliviano, especialmente en pequeñas y medianas empresas, los estudios de mercado suelen realizarse con limitaciones en el diseño metodológico y el análisis estadístico. En estos contextos, es frecuente que los datos recolectados sean posteriormente filtrados o ajustados con el objetivo de respaldar decisiones previamente definidas, como el lanzamiento de un producto o la validación de una marca.

Por ejemplo, en el desarrollo de productos alimenticios o emprendimientos locales, se pueden seleccionar únicamente las respuestas favorables de encuestas de aceptación, ignorando aquellas que reflejan rechazo o baja intención de compra. Asimismo, es posible modificar los segmentos de análisis como edad, nivel socioeconómico o ubicación hasta encontrar un grupo en el que el producto tenga mayor aceptación. Estas prácticas reflejan un comportamiento análogo al p-hacking, al priorizar resultados convenientes sobre una evaluación objetiva del mercado.

c) Investigaciones académicas (tesis universitarias)

En el ámbito académico, particularmente en trabajos de grado, también pueden identificarse prácticas que se asemejan al p-hacking. En algunos casos, los investigadores ajustan sus hipótesis después de observar los datos, repiten pruebas estadísticas hasta obtener resultados significativos o eliminan valores atípicos sin una justificación metodológica clara.

Una situación frecuente es el uso reiterado de pruebas estadísticas hasta alcanzar un valor p menor a 0.05, lo que permite validar hipótesis planteadas inicialmente. Sin embargo, este enfoque puede comprometer la validez de los resultados, ya que incrementa la probabilidad de obtener significancia estadística por azar. Estas prácticas suelen originarse más por desconocimiento que por intención, lo que evidencia la necesidad de fortalecer la formación en análisis estadístico y metodología de investigación.

d) Evaluación de programas y proyectos públicos

En la evaluación de programas y proyectos públicos, el uso de indicadores de desempeño es fundamental para determinar el impacto de las intervenciones. No obstante, en algunos casos, la selección de indicadores puede estar orientada a resaltar resultados positivos, omitiendo variables que reflejan limitaciones o resultados adversos.

Asimismo, es posible ajustar los periodos de análisis o redefinir los criterios de evaluación con el fin de mejorar los resultados reportados. Estas prácticas pueden interpretarse como una forma de p-hacking aplicado a la gestión pública, ya que implican una selección estratégica de datos y metodologías para influir en la interpretación de los resultados. Como consecuencia, se pueden tomar decisiones basadas en evidencia incompleta o sesgada, afectando la eficiencia y efectividad de las políticas implementadas.

Tabla 1. Prácticas análogas al p-hacking en distintos ámbitos del contexto boliviano

Ámbito	Práctica observada	Relación con p-hacking	Riesgo principal
Encuestas electorales	Ajuste de muestras y modelos	Selección de resultados favorables	Percepción distorsionada
Estudios de mercado	Filtrado de datos y segmentación	Búsqueda de aceptación artificial	Decisiones erróneas de negocio
Investigación académica	Repetición de pruebas y ajuste de hipótesis	Obtención forzada de significancia	Resultados no reproducibles
Programas públicos	Selección de indicadores y periodos	Presentación parcial de resultados	Evaluaciones sesgadas

Nota: Elaboración propia con base.

A nivel internacional, el fenómeno del p-hacking ha sido ampliamente documentado en distintos campos de la investigación y la industria, evidenciando cómo el uso inadecuado del análisis estadístico puede conducir a resultados engañosos. A diferencia del contexto local, donde estas prácticas suelen ser implícitas en el ámbito internacional existen estudios que han demostrado de manera explícita cómo la

flexibilidad en el análisis de datos incrementa la probabilidad de obtener resultados aparentemente significativos aun cuando no exista un efecto real.

a) Investigación en psicología y ciencias sociales

Uno de los casos más representativos del p-hacking fue expuesto por Joseph P. Simmons, junto a Leif D. Nelson y Uri Simonsohn en 2011, quienes demostraron cómo es posible obtener resultados estadísticamente significativos a partir de datos completamente aleatorios mediante la manipulación de variables, muestras y modelos analíticos (Simmons, Nelson, & Simonsohn, 2011).

En su estudio, los autores mostraron que pequeñas decisiones en el análisis como agregar o eliminar observaciones, modificar variables o cambiar el momento de recolección de datos pueden alterar los resultados hasta alcanzar un valor p menor a 0.05. Este trabajo evidenció que muchas investigaciones podían reportar resultados significativos sin que exista una relación real entre las variables, lo que generó un fuerte cuestionamiento sobre la validez de numerosos estudios en ciencias sociales.

b) Industria farmacéutica y ensayos clínicos

En el sector farmacéutico, el p-hacking ha sido identificado como un problema crítico debido a su impacto directo en la salud pública. Diversos análisis han evidenciado que, en algunos ensayos clínicos, se realizan múltiples pruebas estadísticas o se analizan distintos subconjuntos de datos hasta encontrar resultados favorables que permitan demostrar la eficacia de un medicamento (Simmons, Nelson, & Simonsohn, 2011).

El investigador John P. A. Ioannidis en 2005 señaló que una proporción significativa de los resultados publicados en investigaciones biomédicas podría ser falsa, debido a factores como el sesgo de publicación, el tamaño de muestra reducido y la flexibilidad en el análisis de datos. Estas prácticas pueden conducir a la aprobación o promoción de tratamientos cuya efectividad real es limitada o incierta, generando riesgos tanto económicos como sanitarios (Ioannidis, 2005).

c) Finanzas y modelos predictivos

En el ámbito financiero, el p-hacking se manifiesta a través del sobreajuste de modelos (overfitting), donde se prueban múltiples combinaciones de variables y algoritmos hasta encontrar un modelo que se ajuste perfectamente a los datos históricos. Sin embargo, estos modelos suelen perder capacidad predictiva cuando

se aplican en escenarios reales.

Este fenómeno ha sido ampliamente discutido en el contexto del análisis cuantitativo y el data mining, donde la gran cantidad de variables disponibles incrementa la probabilidad de encontrar correlaciones espurias. Como resultado, decisiones de inversión basadas en estos modelos pueden generar pérdidas significativas al no reflejar comportamientos reales del mercado.

d) Big Data y tecnología

Con el auge del Big Data, empresas tecnológicas analizan enormes volúmenes de información en busca de patrones y relaciones. No obstante, cuanto mayor es el número de variables analizadas, mayor es la probabilidad de encontrar relaciones estadísticamente significativas por puro azar.

Tal como advierte Nassim Nicholas Taleb en 2007, los seres humanos tienden a identificar patrones incluso en entornos dominados por el ruido y la aleatoriedad. En este contexto el uso intensivo de datos sin un adecuado control metodológico puede conducir a decisiones basadas en correlaciones falsas afectando la calidad de las estrategias empresariales y tecnológicas (Taleb, 2007).

Tabla 2. Aplicaciones y efectos del p-hacking en distintos sectores internacionales

Industria	Práctica observada	Relación con p-hacking	Impacto
Psicología	Ajuste de variables y muestras	Manipulación analítica	Resultados no replicables
Farmacéutica	Múltiples pruebas en ensayos	Selección de resultados	Riesgo en salud
Finanzas	Sobreajuste de modelos	Correlaciones espurias	Pérdidas económicas
Big Data	Análisis masivo de variables	Hallazgos por azar	Decisiones erróneas

Nota: Elaboración propia

4. IMPACTOS DEL P-HACKING EL CONTROL DE CALIDAD

El p-hacking genera resultados que parecen estadísticamente significativos, pero que en realidad son producto de manipulación o sesgo en el análisis.

Tabla 3. Impactos del p-hacking en el control de calidad industrial

Impacto en Calidad	Descripción Técnica	Efecto en los Datos de Calidad	Impacto en Herramientas de Control	Consecuencias en el Proceso Productivo	Impacto Económico de Calidad (Costos de Calidad)	Implicaciones en la Toma de Decisiones de Calidad
Falsa estabilidad del proceso	Manipulación o selección de datos que oculta la variabilidad real del proceso.	Reducción artificial de la variabilidad observada.	Gráficos de control (SPC) muestran procesos bajo control cuando no lo están.	Se mantienen procesos inestables sin corrección.	Aumento de costos por fallas internas y externas.	Se decide no intervenir procesos que en realidad requieren ajuste.
Errores en la aceptación de lotes	Uso de pruebas estadísticas sesgadas en muestreo de aceptación.	Distorsión en tasas de defectos (subestimación).	Planes de muestreo aceptan lotes defectuosos.	Liberación de productos no conformes al mercado.	Costos por devoluciones, garantías y reclamos.	Decisiones de aceptación/rechazo basadas en información inválida.
Sobreestimación de la capacidad del proceso	Manipulación de datos para cumplir indicadores como Cp o Cpk.	Inflación de índices de capacidad del proceso.	Análisis de capacidad refleja cumplimiento ficticio de especificaciones.	Procesos aparentemente capaces que generan defectos reales.	Costos por reprocesos y pérdida de calidad.	Se evita rediseñar procesos que sí lo necesitan.
Fallas en la detección de causas raíz	Sesgo en datos usados en análisis de calidad.	Relación incorrecta entre variables de proceso y defectos.	Herramientas como Ishikawa o Pareto se basan en datos erróneos.	Acciones correctivas mal dirigidas o inefectivas.	Costos por soluciones que no eliminan el problema real.	Se toman decisiones correctivas sobre causas equivocadas.
Indicadores de calidad distorsionados	Manipulación de KPI de calidad (rechazos, defectos, scrap).	Mejora artificial de indicadores de desempeño.	Tableros de control muestran resultados irreales.	Falta de visibilidad de problemas reales del proceso.	Mala gestión de costos de no calidad.	Se priorizan decisiones basadas en indicadores falsos.
Ineficiencia en control	Uso de datos sesgados para diseñar puntos de control.	Subestimación de riesgos de defectos.	Controles insuficientes o mal ubicados en el proceso.	Aumento de defectos no detectados.	Incremento de costos por fallas externas.	Se reducen controles donde en realidad se necesitan más.
Falsa mejora continua en calidad	Resultados manipulados que simulan mejoras en defectos o rendimiento.	Tendencias positivas irreales en datos históricos.	Sistemas de mejora (Kaizen, Six Sigma) se basan en datos incorrectos.	Estancamiento en la mejora real del proceso.	Pérdida de oportunidades de reducción de costos de calidad.	Se cree que las acciones implementadas son efectivas cuando no lo son.

Nota: Elaboración propia

El p-hacking no solo distorsiona los resultados estadísticos, sino que compromete directamente los fundamentos del control de calidad, los cuales se basan en la estabilidad de los procesos, la confiabilidad de los datos y la toma de decisiones sustentadas en evidencia objetiva. Su presencia, incluso de forma inadvertida, puede ocultar la variabilidad real, validar procesos defectuosos y generar una falsa percepción de mejora continua. En este sentido, el p-hacking se configura como una amenaza crítica para la gestión de calidad, al debilitar la capacidad de las organizaciones para identificar problemas, implementar soluciones efectivas y garantizar la calidad de manera sostenible.

5. SIMULACIÓN DE CASOS INDUSTRIALES.

Se presentan dos casos:

Caso 1: Embotellado de bebidas

En una planta de embotellado de bebidas, el área de calidad detectó variabilidad en el volumen de llenado (objetivo: 500 ml). Como acción correctiva, el jefe de producción implementó un ajuste en la máquina llenadora.

Posteriormente, el analista de calidad fue encargado de evaluar si la mejora fue efectiva mediante un análisis estadístico comparando los datos antes y después del ajuste.

Se plantea la siguiente hipótesis:

H_0 : No existe diferencia en el volumen promedio antes y después

H_1 : Existe diferencia significativa

Nivel de significancia $\rightarrow \alpha = 0,05$

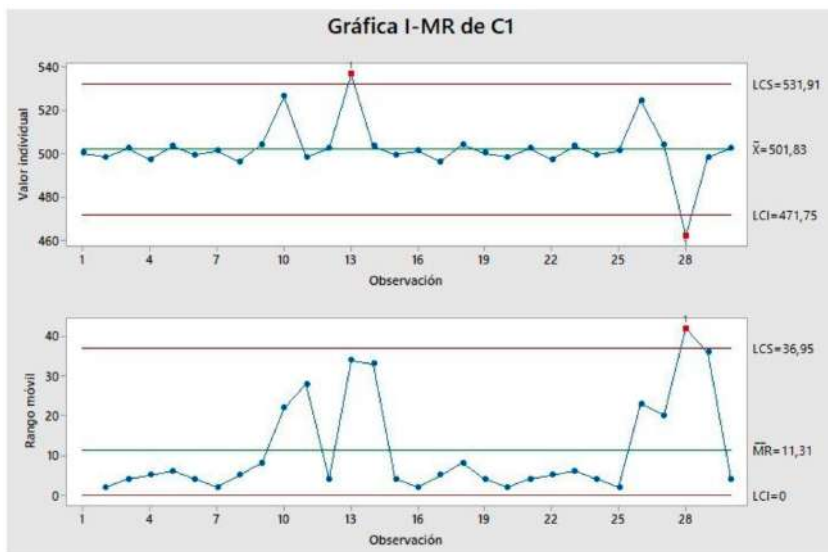
Durante dos turnos de producción se registraron mediciones del volumen (ml):

Tabla 4. Datos del antes y después de la maquina llenadora

N°	Antes	Después	N°	Antes	Después
1	500	500	16	501	500
2	498	499	17	496	499
3	502	501	18	504	501
4	497	498	19	500	498
5	503	502	20	498	502
6	499	500	21	502	500
7	501	499	22	497	499
8	496	501	23	503	501
9	504	498	24	499	498
10	526	502	25	501	502
11	498	500	26	524	500
12	502	499	27	504	499
13	536	501	28	462	501
14	503	498	29	498	498
15	499	502	30	502	502

Nota: Elaboración en base a la simulación del Caso

Figura 1: Datos iniciales del Caso 1



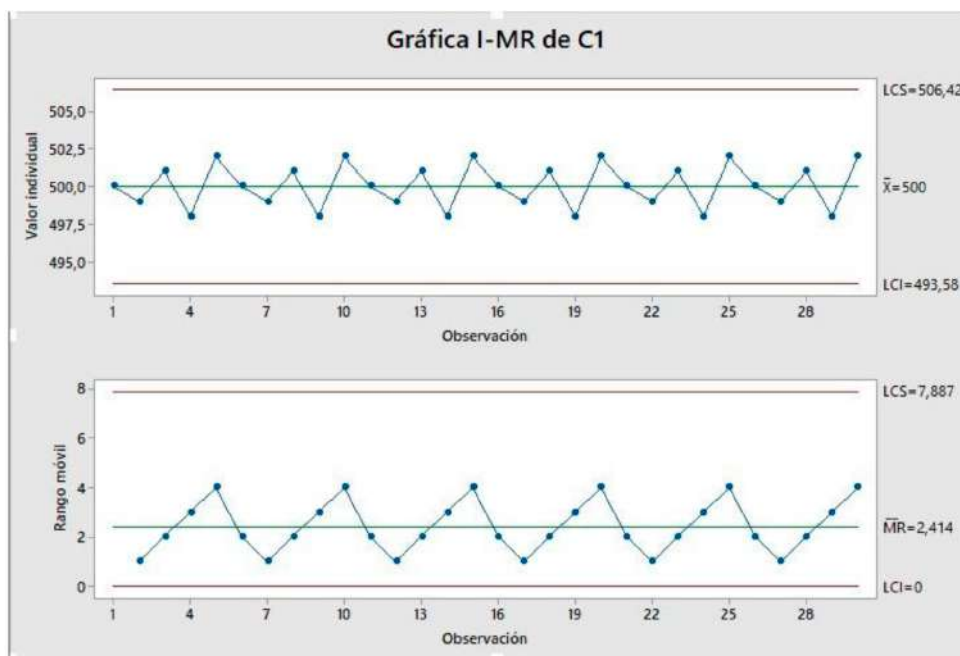
Nota: Elaboración en base a la simulación del Caso en Software Minitab

Con el objetivo de demostrar una aparente mejora en el proceso, el analista procedió a eliminar selectivamente los valores extremos identificados en la muestra, específicamente aquellos por debajo de 496 ml y por encima de 504 ml.

Esta decisión fue justificada como una “depuración de datos”, bajo el argumento de eliminar posibles errores de medición, sin realizar un análisis estadístico formal que respalde dicha acción.

Posteriormente, se generó nuevamente la gráfica de control utilizando el conjunto de datos modificado.

Figura 2: Datos después de la modificación del Caso 1



Nota: Elaboración en base a la simulación del Caso en Software Minitab

La nueva gráfica muestra una reducción significativa en la variabilidad del proceso, con todos los puntos dentro de los límites de control, lo que sugiere una aparente estabilidad.

Sin embargo, esta mejora no corresponde a un cambio real en el proceso productivo,

sino a la eliminación de datos relevantes, lo que distorsiona la representación del comportamiento del sistema.

Caso 2: Evaluación de aprobación de créditos en una entidad bancaria

En una entidad bancaria, el área de riesgos evalúa la tasa de aprobación de créditos personales como un indicador clave de desempeño. En los últimos meses, la gerencia ha solicitado incrementar la colocación de créditos, por lo que se implementaron nuevos criterios de evaluación para facilitar la aprobación de solicitudes.

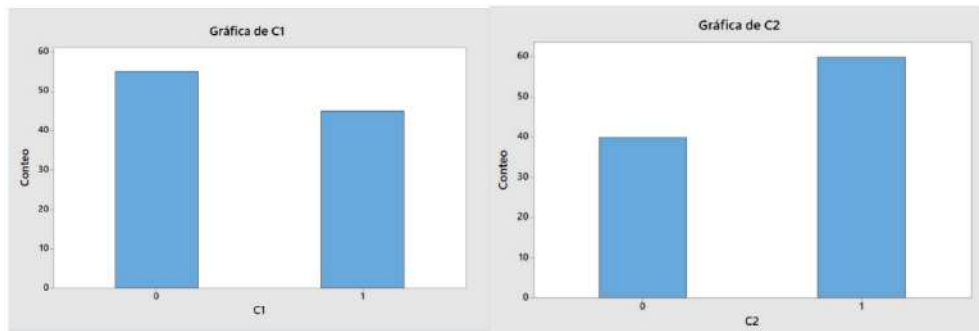
Posteriormente, el analista de riesgos fue encargado de evaluar si los nuevos criterios habían mejorado la tasa de aprobación.

Tabla 5. Datos Solicitudes de crédito Antes y Después

Periodo	Aprobados	Rechazados
Antes	45	55
Después	60	40

Nota: Elaboración en base a la simulación del Caso

Figura 3: Datos del antes y después del Caso 2



Nota: Elaboración en base a la simulación del Caso en Software Minitab

El analista, buscando justificar el éxito de la nueva política, decide profundizar en los datos y segmentar la información.

Detecta que ciertos grupos de clientes (con menor historial crediticio) presentan altas tasas de rechazo, por lo que decide excluirlos del análisis argumentando que no forman parte del “segmento objetivo”.

El análisis modificado muestra una mejora significativa en la tasa de aprobación; sin embargo, esta mejora no corresponde a un cambio real en la política crediticia, sino a la exclusión selectiva de datos, lo que distorsiona la evaluación del desempeño.

Este caso evidencia cómo la segmentación selectiva de datos puede generar una percepción engañosa de mejora, llevando a decisiones basadas en información incompleta y sesgada.

6. BUENAS PRACTICAS PARA PREVENIR EL P-HACKING

Con el fin de prevenir la ocurrencia de prácticas asociadas al p-hacking, se presentan las siguientes recomendaciones:

Tabla 6. Buenas prácticas para prevenir el p-hacking en el análisis de datos

Etapa del análisis	Mala práctica (riesgo)	Buena práctica recomendada	Beneficios
Diseño del estudio	Cambiar hipótesis después de ver los datos	Definir hipótesis y metodología antes del análisis	Reduce sesgos y manipulación
Recolección de datos	Seleccionar datos convenientes	Usar muestras representativas y completas	Mejora la validez de los resultados
Tratamiento de datos	Eliminar datos sin justificación	Identificar outliers con criterios estadísticos	Evita distorsión de resultados
Análisis estadístico	Repetir pruebas hasta obtener $p < 0.05$	Aplicar pruebas previamente definidas	Reduce falsos positivos
Interpretación	Enfocarse solo en resultados significativos	Analizar contexto y variabilidad del proceso	Mejora la toma de decisiones
Reporte de resultados	Ocultar resultados no favorables	Reportar todos los resultados obtenidos	Aumenta la transparencia
Control de calidad	Basarse solo en significancia estadística	Usar gráficos de control y análisis de procesos	Mejora el control real del proceso
Gestión organizacional	Presión por mostrar resultados positivos	Promover ética y rigor analítico	Fortalece la cultura de calidad
Capacitación	Falta de conocimiento estadístico	Formación en estadística aplicada	Reduce errores de interpretación

Nota: Elaboración propia con base a John P. A. Ioannidis (2005), Joseph P. Simmons et al. (2011) y principios de control estadístico de procesos.

7. CONCLUSIONES

El análisis desarrollado demuestra que el p-hacking puede generar resultados estadísticamente significativos que no reflejan el comportamiento real de los procesos, afectando directamente la confiabilidad de la información utilizada para la toma de decisiones. A través de los casos presentados se evidenció que la manipulación del análisis como la eliminación selectiva de datos o la redefinición de criterios puede transformar procesos inestables en aparentemente controlados, generando una falsa percepción de mejora. En este contexto es importante reconocer que herramientas y acciones como la depuración de datos o la segmentación no son incorrectas por sí mismas, pero su uso sin justificación metodológica puede conducir a interpretaciones sesgadas.

En consecuencia, se recomienda fortalecer el rigor en el análisis estadístico mediante la definición previa de criterios, la transparencia en el tratamiento de datos y la interpretación basada en el comportamiento real del proceso y no únicamente en la significancia estadística. Asimismo, es fundamental promover una cultura organizacional orientada a la ética y al uso responsable de la información, donde el objetivo no sea validar resultados, sino comprender la realidad del sistema. Solo de esta manera se podrá garantizar que las decisiones en el control de calidad sean confiables, sostenibles y verdaderamente orientadas a la mejora continua.

8. BIBLIOGRAFÍA

- Head, M. L., Holman, L., Lanfear, R., Kahn, A. T., & Jennions, M. D. (2015). The extent and consequences of p-hacking in science. *PLOS Biology*, 13(3), e1002106.
- Ioannidis, J. P. A. (2005). Why most published research findings are false. *PLOS Medicine*, 2(8), e124.
- Simmons, J. P., Nelson, L. D., & Simonsohn, U. (2011). False-positive psychology: Undisclosed flexibility in data collection and analysis allows presenting anything as significant. *Psychological Science*, 22(11), 1359–1366.
- Taleb, N. N. (2007). *The black swan: The impact of the highly improbable*. Nueva York, Estados Unidos: Random House.
- Bridle, J. (2020). *La nueva edad oscura: La tecnología y el fin del futuro*. DEBATE.

Van IJzendoorn, M. H. (2024). Cuestiones de significancia. Mago Editores.

Goti-Elordi, A., Duarte-Bom, P.-R., Campos-Granados, J.-A., & Galar-Pascual, D. (2019). ¿Atraerá el BIG-DATA al P-HACKING al mundo de la ingeniería industrial? Revista DYNA.



Estado Plurinacional de Bolivia
Ministerio de Educación
Yach'a Kamani
Yachay Kanachiq
Morosboerendat'heero Arakuarupi

N° 000011

**COMISIÓN NACIONAL DE ACREDITACIÓN
DE CARRERAS UNIVERSITARIAS - CNACU**

En sujeción y al amparo de la Ley de Educación N° 070
"Avelino Siñani - Elizardo Pérez" del 20 de diciembre de 2010



CERTIFICA

Que la carrera de

**INGENIERÍA
INDUSTRIAL**

de la

**UNIVERSIDAD MAYOR
DE SAN ANDRÉS**

con sede académica en la ciudad de La Paz, cumple con los criterios definidos para la

ACREDITACIÓN

del Sistema ARCU-SUR
del SECTOR EDUCATIVO DEL MERCOSUR

La Comisión Nacional de Acreditación de la Carreras Universitarias (CNACU), en uso de sus atribuciones conferidas por la Ley de la Educación N° 070 "Avelino Siñani - Elizardo Pérez", reconoce la calidad académica universitaria con alcance regional en el MERCOSUR por un periodo de (6) seis años, a partir de la fecha de su emisión.

La Paz, marzo de 2026.


MARÍA YVONNE PACHECO ANGULO
PRESIDENTA
COMISIÓN NACIONAL DE ACREDITACIÓN
DE CARRERAS UNIVERSITARIAS


DIEGO CAMACHO VELAZCO ARAMAYO
VICEPRESIDENTE
COMISIÓN NACIONAL DE ACREDITACIÓN
DE CARRERAS UNIVERSITARIAS


FREDDY MENDOZA ESPINOZA
VOCALES CELB
COMISIÓN NACIONAL DE ACREDITACIÓN
DE CARRERAS UNIVERSITARIAS


JUAN MARCELO SANZURI LIMA
SECRETARIO GENERAL
COMISIÓN NACIONAL DE ACREDITACIÓN
DE CARRERAS UNIVERSITARIAS


GUSTAVO SACRO ORTEGA ZELADA
VOCALES ANEP
COMISIÓN NACIONAL DE ACREDITACIÓN
DE CARRERAS UNIVERSITARIAS

**CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
NUEVAMENTE ACREDITADA AL SISTEMA ARCU - SUR
DEL SECTOR EDUCATIVO DEL MERCOSUR**



UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

© TODOS LOS DERECHOS RESERVADOS
LA PAZ - BOLIVIA
JUNIO / 2026