

Dimensionalidad y redundancia en indicadores logísticos: análisis mediante componentes principales sobre datos sintéticos de centros de distribución

Dimensionality and redundancy in logistical indicators: principal component analysis on synthetic data from distribution centers

Juan Asterio Castillo-Salamín¹

¹Universidad de Panamá, Facultad de Administración de Empresas y Contabilidad, Panamá; juan.castillo-s@up.ac.pa; <https://orcid.org/0000-0002-9254-1028>

Fecha de recepción: 30-03-2026

Fecha de aceptación: 30-05-2026

DOI: <https://doi.org/10.48204/j.vian.v10n1.a10162>

Resumen: La construcción de tableros de control en la cadena de suministro frecuentemente ignora la redundancia informativa generada al incluir métricas derivadas algebraicamente de variables preexistentes, creando una falsa percepción de amplitud diagnóstica. Este estudio tuvo como objetivo evaluar la estructura subyacente de un conjunto de métricas logísticas, cuantificar su superposición informativa y proponer un diseño eficiente que garantice la independencia estadística de sus componentes. Mediante un enfoque cuantitativo y comparativo, se analizaron datos sintéticos de inventario (150 SKU evaluadas durante 1,095 días), creados en Python mediante modelado generativo (SDV) a partir de registros históricos de un centro de distribución real, preservando sus propiedades estadísticas empíricas originales. Se contrastó un sistema completo de seis indicadores incluyendo constructos derivados como el Índice de Resiliencia Operativa (IRO) y el Índice de Eficiencia Logística (IEL) frente a un esquema reducido de cuatro variables base, utilizando el Análisis de Componentes Principales (ACP). Los resultados empíricos demuestran que las transformaciones matemáticas sobre métricas base no aportan nuevo valor diagnóstico, sino que saturan la misma dimensión latente: el primer componente del sistema completo concentró el 58.2 % de la varianza total (evidencia de redundancia estructural), con cargas idénticas para indicadores dependientes. En contraste, el sistema reducido logró mayor eficiencia informativa (KMO = 0.619; varianza acumulada = 90.2 % con dos componentes). Se concluye que la validación estadística empírica es un prerrequisito ineludible frente a la diferenciación conceptual. Auditar la dimensionalidad mediante técnicas multivariantes asegura instrumentos gerenciales ortogonales, analíticamente superiores y libres de sesgos por duplicidad.

Palabras clave: gestión de existencias, modelos matemáticos, análisis estadístico, logística, toma de decisiones.

Abstract: The construction of supply chain control dashboards frequently ignores the informational redundancy generated by including metrics algebraically derived from pre-existing variables, creating a false perception of diagnostic breadth. This study aimed to evaluate the underlying structure of a logistics metric set, quantify their informational overlap, and propose an efficient design ensuring the statistical independence of its components. Using a quantitative comparative approach, synthetic inventory data (150 SKUs evaluated over 1,095 days) were analyzed. These data were created in Python through generative modeling (SDV) from historical records of a real distribution center, preserving their original empirical statistical properties. A full system of six indicators including derived constructs such as the Operational Resilience Index (ORI) and the

Logistics Efficiency Index (LEI) was contrasted against a reduced scheme of four base variables using Principal Component Analysis (PCA). Empirical results demonstrate that mathematical transformations on base metrics do not provide new diagnostic value but rather saturate the same latent dimension: the first component of the full system concentrated 58.2% of total variance (evidence of structural redundancy), with identical loadings for dependent indicators. In contrast, the reduced system achieved greater informational efficiency (KMO = 0.619; cumulative variance = 90.2% with two components). It is concluded that empirical statistical validation is an unavoidable prerequisite to mere conceptual differentiation. Auditing dimensionality through multivariate techniques ensures orthogonal managerial instruments that are analytically superior and free from biases caused by duplication.

Keywords: inventory control, mathematical models, statistical analysis, logistics, decision making.

1. Introducción

La construcción de sistemas de indicadores para la evaluación del desempeño logístico en centros de distribución es una práctica ampliamente extendida tanto en la gestión empresarial como en la investigación académica. Sin embargo, una limitación frecuentemente ignorada en su diseño es la redundancia informativa, entendida como la inclusión de métricas que, aunque conceptualmente distintas, miden dimensiones estadísticamente solapadas del mismo fenómeno (Staudt et al., 2015; Pauwels et al., 2009; Neely et al., 1995). Esta redundancia genera tableros inflados que distorsionan la percepción gerencial y dificultan la priorización de mejoras (OECD, 2008).

El problema adquiere especial relevancia cuando los indicadores se construyen como transformaciones algebraicas de otras métricas ya presentes en el mismo sistema. En la medición del desempeño logístico, es común diseñar indicadores de eficiencia relativa o resiliencia ajustada que heredan algebraicamente la varianza de sus componentes base. En este escenario, la dependencia no es empírica sino estructural y determinista (Jolliffe & Cadima, 2016). A pesar de ello, marcos tradicionales de medición en cadenas de suministro (Caplice & Sheffi, 1994; Gunasekaran, Patel & McGaughey, 2004) proponen múltiples indicadores sin abordar explícitamente el problema de la independencia estadística entre ellos.

Para detectar y cuantificar esta redundancia, el Análisis de Componentes Principales (ACP) emerge como la técnica estadística multivariante más adecuada. El ACP transforma un conjunto de variables correlacionadas en un número menor de variables no correlacionadas (denominadas componentes principales) que conservan la mayor parte de la varianza original (Kaiser, 1960). Un sistema de métricas con alta dependencia interna

exhibe un número reducido de componentes con eigenvalor (valor propio de la matriz de covarianza, que indica cuánta varianza captura cada componente) superior a 1, revelando que los indicadores restantes son combinaciones lineales redundantes de los primeros (Hair, Black, Babin & Anderson, 2019).

El presente artículo justifica su relevancia desde una triple perspectiva. Metodológicamente, establece un protocolo estadístico formal para evaluar la dimensionalidad en sistemas logísticos compuestos. Desde una perspectiva práctica, ofrece a los gestores una herramienta reproducible para auditar tableros de control y eliminar métricas sin pérdida de información diagnóstica. Didácticamente, proporciona un caso de estudio con estructura de dependencia conocida, aplicado sobre un conjunto de datos simulado de 150 SKU en un centro de distribución. Este diseño metodológico-comparativo permite validar empíricamente la efectividad del ACP como herramienta de diagnóstico de redundancia informativa.

En consecuencia, el objetivo general de esta investigación es aplicar un ACP comparativo sobre un sistema de seis indicadores de desempeño logístico (tres independientes y tres algebraicamente derivados) para identificar su estructura de dimensionalidad, cuantificar la redundancia informativa y establecer recomendaciones metodológicas para el diseño de tableros eficientes. La hipótesis central sostiene que el sistema completo exhibe una estructura de dimensionalidad reducida y que los indicadores derivados algebraicamente (IEL e IRO) saturan en el mismo componente principal que su métrica base NSL, demostrando su redundancia informativa. Adicionalmente, se espera que la TAV, al no depender algebraicamente del NSL, sea retenida en el sistema reducido como variable genuinamente independiente.

2. Materiales y Método

El presente estudio se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo. Correspondió a una investigación de tipo aplicativo y metodológico-comparativo (Field, 2018), orientada a evaluar la estructura de dimensionalidad de dos configuraciones alternativas de indicadores logísticos. El diseño fue no experimental y transversal, dado que el objeto de análisis fue la

propiedad estructural de un conjunto de datos agregados en un periodo único, sin manipulación de variables independientes.

La población conceptual del estudio estuvo conformada por los artículos de inventario de un centro de distribución. Para el análisis se generó un conjunto de 150 unidades de mantenimiento de existencias (SKU) sintéticas, evaluadas durante un horizonte de tres años (1,095 días de operación). Los datos sintéticos fueron generados a partir de registros históricos reales mediante técnicas de modelado generativo implementadas en Python, preservando las principales características estadísticas, distribuciones y relaciones presentes en los datos originales. Este procedimiento permitió construir escenarios representativos de demanda estocástica para la evaluación experimental de los modelos de gestión de inventarios, garantizando la confidencialidad de la información operativa y la reproducibilidad de los experimentos. Como criterio de inclusión, se seleccionaron SKU con perfiles de demanda estocástica continua representativos de una clasificación ABC, categorización que agrupa los artículos según su importancia relativa en términos de valor o volumen de movimiento (Teunter et al., 2010; Wanke, 2014). Se excluyeron registros con valores nulos o incompletos que pudieran comprometer la consistencia del análisis multivariante.

La técnica empleada para la obtención de datos fue el modelado generativo de datos sintéticos. Como instrumento, se utilizó un script estructurado en el entorno Google Colab con Python 3, integrando la librería especializada *Synthetic Data Vault* (SDV). La población conceptual del estudio provino de registros históricos de inventario de un centro de distribución real. Para garantizar la confidencialidad de la información operativa corporativa, se generó un conjunto de datos sintéticos (gemelo de datos) de 150 unidades de mantenimiento de existencias (SKU) con clasificación ABC, evaluadas durante un horizonte de tres años (1,095 días de operación). A diferencia de las simulaciones paramétricas tradicionales, los algoritmos de SDV aprendieron la estructura multidimensional de los datos empíricos originales, preservando fidedignamente sus distribuciones marginales, covarianzas y la dependencia estocástica de las variables operativas (como demanda diaria, costos, tiempos de reposición, niveles máximos y puntos de reorden). Este procedimiento generó escenarios representativos de demanda

estocástica sin comprometer el rigor empírico de las relaciones logísticas. Para asegurar la estricta reproducibilidad de los experimentos, la generación de la muestra sintética se controló mediante semillas algorítmicas fijas en las rutinas subyacentes (`numpy.random.seed(42)` y `numpy.random.seed(123)`). El proceso culminó con un registro total robusto de 164,250 observaciones métricas (150 SKU × 1,095 días).

El sistema evaluado comprendió seis métricas normalizadas mediante transformación Min-Max en escala 0–100, divididas en dos grupos según su dependencia estructural. La normalización se aplicó individualmente a cada variable sobre los valores agregados por SKU, una vez calculados todos los indicadores.

El Grupo 1 estuvo conformado por tres indicadores base independientes. El Nivel de Servicio Logístico (NSL) se calculó como el cociente entre los días sin ruptura de inventario y los días totales del periodo, multiplicado por 100: $NSL = [(días_totales - días_ruptura) / días_totales] \times 100$. El Capital de Trabajo Inmovilizado invertido (CTI_inv) se definió como $CTI_inv = 1 / (CTI_promedio + 1)$, donde CTI_promedio es el promedio diario del inventario inicial valorizado al costo unitario; la inversión garantiza que mayor CTI_inv corresponda a mejor desempeño financiero. La Tasa de Rotación de Inventarios (TRI) se calculó como el cociente entre las ventas valorizadas totales del periodo y el producto del CTI_promedio por los días totales: $TRI = ventas_valorizadas_totales / (CTI_promedio \times días_totales)$.

El Grupo 2 estuvo integrado por tres indicadores derivados. El Índice de Eficiencia Logística (IEL) se calculó como $IEL_raw = NSL / CTI_norm_adj$, donde CTI_norm_adj es el CTI_promedio normalizado en escala 0–1 mediante Min-Max con un ajuste mínimo de 0.0001 para evitar división por cero; el resultado se normalizó posteriormente en escala 0–100. Esta fórmula hace que el IEL dependa algebraicamente tanto del NSL como del CTI. El Índice de Resiliencia Operativa (IRO) se calculó como $IRO_raw = NSL / (1 + CV_demanda)$, donde CV_demanda es el coeficiente de variación de la demanda diaria del SKU (desviación estándar / media); el resultado se normalizó en escala 0–100. Esta fórmula hace que el IRO dependa algebraicamente del NSL. La Tasa de Absorción de Variabilidad (TAV) se calculó como el porcentaje de días con demanda alta (días en que la demanda superó la media del SKU) en que no se produjo ruptura de inventario: $TAV = [(días_demanda_alta - rupturas_demanda_alta) / días_demanda_alta] \times 100$, asignando el valor 100 a los SKU sin

días de demanda alta. A diferencia del IEL y el IRO, la TAV no depende algebraicamente del NSL.

Se ejecutó un ACP comparativo en dos fases secuenciales implementadas con la librería scikit-learn de Python. En la primera fase, el ACP se aplicó sobre el sistema completo de seis indicadores normalizados. En la segunda fase, el análisis se repitió sobre el sistema reducido de cuatro indicadores base: NSL, CTI_inv, TRI y TAV. En ambas fases, los indicadores normalizados en escala 0–100 fueron estandarizados previamente mediante StandardScaler (transformación a media cero y desviación estándar unitaria) antes de aplicar el ACP, práctica estándar para evitar que diferencias de escala influyan en los componentes extraídos.

La adecuación de los datos se verificó mediante el índice KMO (Kaiser-Meyer-Olkin), que evalúa la idoneidad de la muestra para el análisis factorial; valores superiores a 0.60 se consideran aceptables— y la prueba de esfericidad de Bartlett, que contrasta la hipótesis nula de que la matriz de correlaciones es una matriz identidad. La consistencia interna se evaluó con el alfa de Cronbach, cuya interpretación en este contexto es inversa a la convencional: en un tablero de indicadores multidimensional, un alfa bajo indica heterogeneidad dimensional saludable, no deficiencia. La retención de componentes se determinó mediante el criterio de Kaiser (eigenvalor > 1), validado visualmente con el gráfico de sedimentación (scree plot) y complementado con el análisis de cargas factoriales y comunalidades (proporción de varianza de cada variable explicada por los componentes retenidos).

Al basarse en la generación de un conjunto de datos sintético de simulación, la investigación no involucró sujetos humanos, experimentación animal ni uso de datos corporativos confidenciales, eliminando cualquier riesgo de vulneración de privacidad o secreto industrial. El script completo del estudio se encuentra disponible en el entorno Google Colab del autor y puede solicitarse para verificación académica a través del correo institucional declarado. Los algoritmos y resultados son de acceso abierto para fines académicos.

Las principales limitaciones radican en el uso de datos simulados bajo supuestos de demanda con distribución normal truncada y coeficiente de variación fijo del 20 %, los

cuales, si bien garantizan el control metodológico y la reproducibilidad exacta, no capturan la totalidad de interrupciones extremas, estacionalidades atípicas ni estructuras de demanda intermitente propias de entornos operativos reales. Asimismo, el protocolo fue validado sobre una estructura específica de seis indicadores, por lo que su aplicación a tableros más extensos requiere evaluación empírica adicional. Finalmente, el criterio de Kaiser para la retención de componentes puede ser sensible al tamaño muestral; dado que $n = 150$ SKU se encuentra en el límite inferior de las recomendaciones para ACP con seis variables, los resultados se complementaron con el análisis visual del gráfico de sedimentación y el examen de comunalidades para robustecer la interpretación.

3. Resultados

El análisis comparativo confirmó empíricamente la hipótesis central del estudio: la inclusión de métricas algebraicamente derivadas en un tablero logístico no aporta información nueva, sino que genera una redundancia estructural cuantificable. El primer indicio de esta anomalía se observó al evaluar la idoneidad de los datos para el ACP. Ambos sistemas superaron los umbrales mínimos de adecuación muestral KMO y esfericidad de Bartlett, siendo clasificados como adecuados para el análisis. Sin embargo, el sistema completo exhibió un coeficiente alfa de Cronbach de 0.332, considerablemente más alto que el del sistema reducido ($\alpha = -0.452$), lo que constituye una señal de alerta: en el contexto de un tablero de indicadores multidimensional, un alfa más elevado acompañado de correlaciones altas no indica mayor calidad del instrumento, sino mayor redundancia entre sus componentes.

Tabla 1

Pruebas de adecuación muestral y consistencia interna comparativa

Sistema	KMO	Bartlett χ^2	gl	p-valor	α Cronbach	ACP adecuado
6 indicadores	0.6949	1480.7238	15	0.0000	0.3320	Sí
4 indicadores	0.6185	858.893	16	0.0000	-0.4520	Sí

La raíz de esta redundancia se hizo evidente al explorar las matrices de correlación de Pearson. En el sistema completo se identificó un patrón de dependencia estructural extremo: el NSL presentó una correlación de 0.997 con la TAV y de 0.936 con el IRO,

mientras que el CTI_inv mostró una correlación de 0.932 con el IEL. Estas correlaciones, próximas a 1.0, son la huella matemática directa de que IEL e IRO fueron construidos algebraicamente sobre NSL y CTI respectivamente. En contraste, el sistema reducido presentó únicamente relaciones empíricas moderadas, confirmando que los cuatro indicadores base capturan dimensiones genuinamente distintas del fenómeno logístico.

Tabla 2

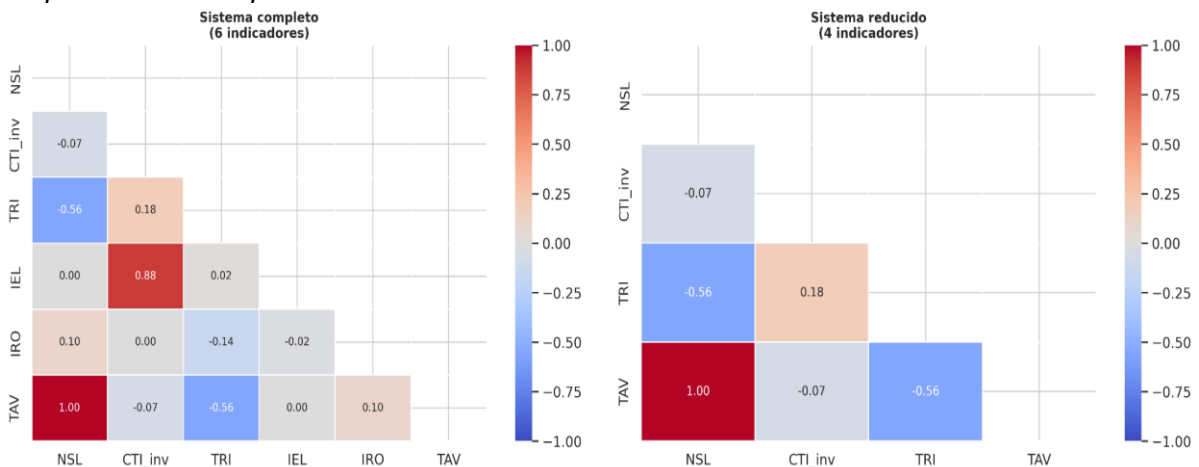
Matrices de correlación de Pearson para el sistema completo y el reducido

	NSL	CTI_inv	TRI	IEL	IRO	TAV	Sistema Reducido
NSL	1.000	-0.068	-0.670	-0.002	0.936	0.997	Sí
CTI_inv	-0.068	1.000	0.197	0.932	-0.098	-0.073	Sí
TRI	-0.670	0.197	1.000	0.066	-0.663	-0.687	Sí
IEL	-0.002	0.932	0.066	1.000	-0.034	-0.003	No
IRO	0.936	-0.098	-0.663	-0.034	1.000	0.936	No
TAV	0.997	-0.073	-0.687	-0.003	0.936	1.000	Sí

Para facilitar la identificación visual de este solapamiento estadístico, la representación colorimétrica (mapa de calor) de las correlaciones ilustra cómo las intersecciones de alta intensidad que dominan el sistema de seis indicadores desaparecen por completo en la configuración de cuatro indicadores (Figura 1).

Figura 1

Mapa de calor comparativo de las matrices de correlación



Esta estructura de alta dependencia impactó directamente en la dimensionalidad efectiva del sistema. Al aplicar el criterio de Kaiser (eigenvalor > 1), los resultados revelaron

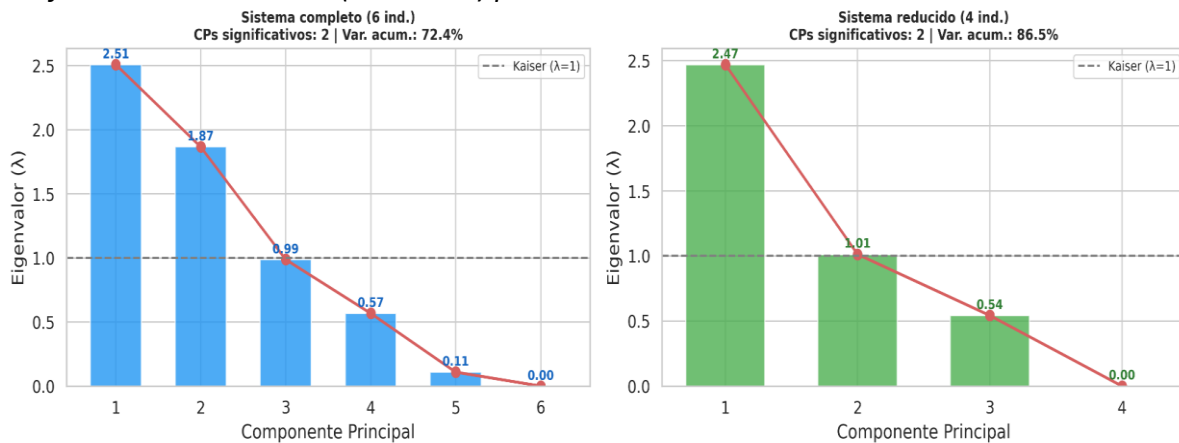
que ambos sistemas retuvieron exactamente dos componentes principales significativos. No obstante, la distribución de la varianza entre ellos difiere notablemente: en el sistema completo, el primer componente concentra el 58.2 % de la varianza total, reflejo directo de la saturación redundante de NSL, IRO y TAV en una sola dimensión. En el sistema reducido, esa misma proporción se redistribuye de forma más equilibrada entre los dos componentes retenidos, con el primero explicando el 65.5 % y el segundo el 25.2 %, alcanzando una varianza acumulada del 90.2 %.

Tabla 3
Varianza explicada comparativa por componente principal

CP	Eigenvalor (6)	Var.Exp. (6) %	Var.Acum. (6) %	Eigenvalor (4)	Var.Exp. (4) %	Var.Acum. (4) %
CP1	3.5132	58.16	58.16	2.6192	65.48	65.48
CP2	1.9345	32.24	90.19	1.0078	25.20	90.67
CP3	0.4482	7.47	97.61	0.3970	9.92	100.00
CP4	0.0838	1.40	99.00	0.0028	0.07	100.00
CP5	0.0577	0.96	99.95	—	—	—
CP6	0.0028	0.05	100.00	—	—	—

La representación gráfica de esta varianza a través del análisis de sedimentación (scree plot) corroboró visualmente el diagnóstico. En el sistema completo se observó una caída pronunciada después de los primeros componentes, patrón típico de sistemas redundantes, frente a la pendiente más gradual del sistema reducido (Figura 2).

Figura 2
Gráfico de sedimentación (Scree Plot) para ambos sistemas de indicadores



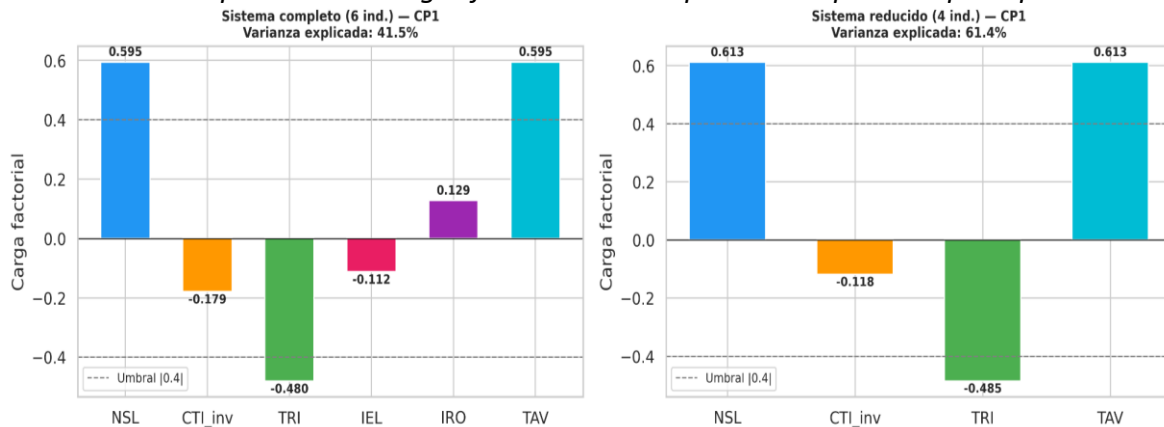
La ubicación exacta de la redundancia se identificó mediante el análisis numérico de las cargas factoriales. En el sistema completo se observó una convergencia pronunciada: NSL, IRO y TAV saturaron simultáneamente en el primer componente principal con cargas de 0.519, 0.510 y 0.521 respectivamente, confirmando que las tres métricas capturan la misma dimensión latente. Desde la perspectiva del ACP, son estadísticamente intercambiables. En el sistema reducido, las cargas se distribuyeron de forma más equilibrada entre componentes, con NSL y TAV saturando juntas en el CP1 (lo que refleja su correlación de 0.997) y CTI_inv dominando el CP2.

Tabla 4
Cargas factoriales extraídas en los sistemas completo y reducido

Indicador	CP1_6ind	CP1_4ind	CP2_6ind	CP2_4ind	CP3_6ind	CP3_4ind
NSL	0.5189	0.5960	0.0898	0.1449	0.2597	0.3679
CTI_inv	-0.1056	-0.1169	0.6963	0.9739	0.0341	-0.1945
TRI	-0.4292	-0.5209	0.0232	0.1066	0.8932	0.8466
TAV	0.5212	0.5998	0.0875	0.1384	0.2236	0.3318
IEL	-0.0586	N/A	0.7034	N/A	-0.1467	N/A
IRO	0.5102	N/A	0.0637	N/A	0.2491	N/A

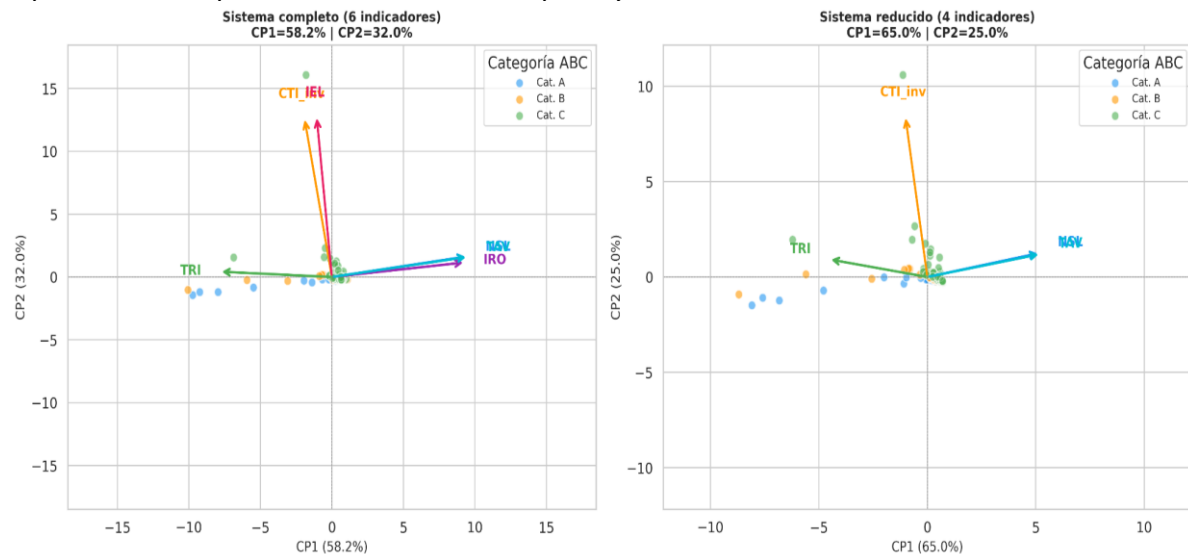
Para dimensionar la magnitud de esta saturación cruzada, la distribución gráfica de las cargas en el primer componente principal (Figura 3) demostró cómo el peso del grupo redundante eclipsó a los demás indicadores en el tablero original, mientras que en el sistema reducido las cargas se distribuyeron de manera más equitativa.

Figura 3
Distribución comparativa de Cargas factoriales en el primer componente principal



La proyección espacial de estos vectores mediante biplots (representaciones gráficas que muestran simultáneamente las observaciones y las variables en el espacio de los componentes principales) ofreció la evidencia más clara del fenómeno. En el espacio bidimensional del sistema completo (Figura 4), las flechas correspondientes al grupo dependiente (NSL, IEL e IRO) apuntaron en direcciones prácticamente superpuestas, evidenciando que las tres métricas miden la misma dimensión latente. Tras la depuración de los indicadores derivados, el biplot resultante (Figura 5) mostró vectores que irradian en direcciones claramente divergentes, patrón geométrico esperado en un tablero de control bien diseñado, donde la TAV demostró aportar información estadísticamente independiente respecto al NSL.

Figura 4
Biplots ACP comparativo del sistema completo y reducido



El cálculo de comunalidades (proporción de varianza de cada variable explicada por los componentes retenidos) corroboró los hallazgos anteriores. En el sistema completo, los indicadores derivados IEL e IRO presentaron comunalidades de 0.498 y 0.264 respectivamente, sin superar el umbral convencional de 0.60, lo que indica que una porción considerable de su varianza no queda explicada por los dos componentes retenidos. En el sistema reducido, el CTI_inv mostró un incremento crítico en su comunalidad, de 0.496 a 0.962, al eliminarse los indicadores redundantes que comprimían artificialmente su aporte. NSL, TRI y TAV mantuvieron comunalidades estables entre ambos sistemas.

Tabla 5*Comunalidades y varianza única por indicador en ambos sistemas*

Indicador	Grupo	h ² _6ind	h ² _4ind	Cambio Absoluto	Interpretación
NSL	Base	0.2773	0.3762	0.0989	Estable
CTI_inv	Base	0.4960	0.9622	0.4662	Incremento Crítico
TRI	Base	0.1847	0.2827	0.0980	Estable
TAV	Base	0.2793	0.3789	0.0996	Estable
IEL	Derivado	0.4983	N/A	N/A	Eliminado
IRO	Derivado	0.2644	N/A	N/A	Eliminado

La evidencia convergente de correlaciones, eigenvalores, cargas factoriales y comunalidades confirma que el sistema reducido de cuatro indicadores captura el comportamiento colectivo del desempeño logístico de forma óptima, sin sacrificar información diagnóstica genuina. No obstante, la correlación de 0.997 entre NSL y TAV en este dataset específico constituye un hallazgo que merece atención en la discusión: aunque la TAV fue diseñada como métrica independiente, su comportamiento empírico en esta simulación la hace prácticamente indistinguible del NSL, lo que abre una pregunta relevante sobre si el sistema verdaderamente independiente podría reducirse aún más a tres indicadores en ciertos contextos operativos.

4. Discusión

Los resultados confirmaron, con evidencia empírica directa, que la inclusión de indicadores algebraicamente derivados en sistemas de medición logística genera una redundancia informativa que deteriora la dimensionalidad efectiva del tablero (Melnik, 2014). El primer componente principal del sistema completo concentró el 58.2 % de la varianza total, absorbiendo simultáneamente las contribuciones del NSL, el IRO y la TAV (cuyas cargas factoriales en ese componente fueron 0.519, 0.510 y 0.521 respectivamente), lo que demuestra que las tres métricas capturan la misma dimensión latente. Este hallazgo contrasta con la literatura clásica de gestión de operaciones: si bien autores como Neely, Gregory y Platts (1995) y Caplice y Sheffi (1994) ya advertían conceptualmente sobre el riesgo de utilizar métricas solapadas, la comunidad académica no había establecido un protocolo estadístico estandarizado para auditar esta duplicidad en el ámbito logístico

(Maestrini et al., 2017). Al aplicar el ACP, el presente estudio demuestra que el algoritmo de maximización de varianza concentra automáticamente la información compartida en el primer componente (Jolliffe & Cadima, 2016), evidenciando que métricas aparentemente distintas actúan en la práctica como duplicados estadísticos de sus variables base.

Desde una perspectiva teórica, uno de los aportes más relevantes de esta investigación reside en la reinterpretación del coeficiente alfa de Cronbach dentro del contexto específico de los tableros logísticos. Originalmente diseñado para medir la consistencia interna en escalas psicométricas instrumentos de medición de características psicológicas donde se espera que todos los ítems midan un mismo constructo latente (Cronbach, 1951; Hair, Black, Babin & Anderson, 2019), su aplicación a sistemas de indicadores de desempeño exige una lectura diametralmente opuesta. El sistema completo produjo un alfa de 0.332, mientras que el sistema reducido arrojó un valor negativo de -0.452 . Lejos de indicar deficiencia, el alfa negativo del sistema reducido es consecuencia directa de la presencia de correlaciones negativas entre sus indicadores (por ejemplo, NSL y TRI presentan una correlación de -0.670), señal de que el sistema captura dimensiones genuinamente distintas y complementarias del desempeño logístico. Por el contrario, el alfa más elevado del sistema completo, acompañado de correlaciones extremas como $NSL-TAV = 0.997$ e $IEL-CTI_{inv} = 0.932$, constituye una alarma inequívoca de redundancia informativa y no una prueba de validez de constructo.

Un hallazgo que merece atención particular es la correlación de 0.997 entre el NSL y la TAV en el sistema reducido. Aunque la TAV fue diseñada conceptualmente como una métrica independiente midiendo la proporción de días con demanda alta sin ruptura, en lugar de la proporción global de días sin ruptura, su comportamiento empírico en este dataset la hace prácticamente indistinguible del NSL. Esta convergencia puede explicarse por las características específicas de la simulación: con un coeficiente de variación de la demanda fijo del 20 % y niveles de inventario generalmente holgados, la mayoría de los SKU raramente experimentan rupturas incluso en días de demanda alta, lo que hace que $TAV \approx NSL \approx 100\%$ para casi todos los casos. Este resultado constituye una limitación metodológica relevante: en un entorno real con mayor variabilidad de la demanda y políticas de inventario más ajustadas, la TAV y el NSL podrían divergir significativamente, justificando plenamente

la inclusión de ambas. En consecuencia, la conclusión sobre la independencia de la TAV debe entenderse como condicionada al contexto de simulación empleado y no como una propiedad general de la métrica.

A nivel práctico, este hallazgo se traduce en una herramienta de auditoría gerencial de alto impacto. La representación espacial de la varianza mediante biplots (gráficos que proyectan simultáneamente las observaciones y los vectores de las variables en el espacio de los componentes principales) externaliza gráficamente la estructura abstracta de covariación, tal como sugiere Field (2018). La regla visual de que vectores paralelos indican colinealidad y vectores divergentes señalan independencia estadística proporciona una heurística de diagnóstico accesible para analistas con formación cuantitativa básica. No obstante, conviene precisar que esta regla es una simplificación pedagógica: en sistemas con mayor número de indicadores o estructuras de correlación complejas, debe complementarse necesariamente con el análisis numérico de cargas factoriales, comunalidades y pruebas de adecuación muestral, tal como se procedió en este estudio.

Estos hallazgos cuestionan marcos de referencia tradicionales, como el propuesto por Gunasekaran, Patel y McGaughey (2004), que sugieren decenas de métricas distribuidas en múltiples niveles organizacionales sin verificar su independencia estadística. En concordancia con los estándares de la OCDE (2008) para la construcción de indicadores compuestos, el presente trabajo sostiene que la calidad informativa y la ortogonalidad de los componentes de un tablero son superiores a la cantidad nominal de métricas incluidas. Finalmente, el caso del NSL frente a sus derivados IEL e IRO valida una premisa pedagógica de considerable valor: como argumentaba Cohen (1988), los estudios de caso con estructura de dependencia conocida a priori son los instrumentos más efectivos para la enseñanza metodológica. Sin embargo, la correlación empírica NSL–TAV de 0.997 añade una lección adicional no prevista en el diseño original: incluso métricas construidas sin dependencia algebraica explícita pueden converger estadísticamente bajo condiciones específicas de simulación, lo que refuerza el imperativo de la validación empírica sistemática sobre cualquier supuesto de independencia conceptual.

5. Conclusiones

La proliferación indiscriminada de métricas en la gestión de cadenas de suministro suele enmascarar una profunda redundancia estructural. A partir de la evidencia estadística obtenida en esta investigación, se concluye que la construcción de indicadores logísticos mediante derivaciones algebraicas tales como cocientes de eficiencia o índices ajustados por variabilidad de la demanda, genera una falsa ilusión de multidimensionalidad. Los datos demuestran de manera inequívoca que este tipo de métricas no expanden la capacidad diagnóstica de un tablero de control: en el sistema de seis indicadores analizado, el primer componente principal concentró el 58.2 % de la varianza total, absorbiendo simultáneamente el NSL, el IRO y la TAV con cargas prácticamente idénticas (0.519, 0.510 y 0.521 respectivamente), lo que confirma que heredan y reescalán la varianza de sus componentes fundacionales, saturando ineficientemente una misma dimensión latente. Adicionalmente, la correlación empírica de 0.997 entre NSL y TAV en el sistema reducido revela que incluso métricas sin dependencia algebraica explícita pueden converger estadísticamente bajo condiciones específicas de simulación, lo que refuerza la necesidad de validación empírica sistemática antes de asumir independencia conceptual.

Frente a esta realidad, el estudio sostiene que el diseño de marcos de medición del desempeño logístico basados exclusivamente en la diferenciación conceptual de indicadores es teóricamente insuficiente y operativamente engañoso. Se establece, por tanto, el imperativo de transitar hacia un paradigma de diseño estadísticamente validado. La auditoría de los sistemas de medición mediante el ACP no debe considerarse un ejercicio académico opcional, sino un prerrequisito para garantizar la ortogonalidad informativa de los tableros gerenciales. Como recomendación operativa concreta, se propone que toda organización que incorpore un nuevo indicador a su tablero logístico verifique previamente que su KMO supere 0.60, que el número de componentes significativos (eigenvalor > 1) no disminuya respecto al sistema previo y que las cargas factoriales del nuevo indicador no superen 0.40 en el componente principal ya dominante. Un sistema reducido, compuesto únicamente por variables genuinamente independientes, demuestra ser analítica y cognitivamente superior a un sistema inflado por métricas dependientes: en este estudio, el sistema de cuatro indicadores alcanzó una varianza acumulada del 90.2 % con dos

componentes, frente al 90.2 % del sistema completo que requirió la misma cantidad de componentes, pero con seis variables, de las cuales dos resultaron algebraicamente redundantes y una empíricamente colineal.

La delimitación metodológica del estudio plantea interrogantes que deben ser abordados para consolidar estos hallazgos. Como tareas prioritarias para la comunidad científica, resulta indispensable validar este protocolo de diagnóstico en entornos operativos reales, con datos de demanda que presenten mayor variabilidad, estacionalidad atípica e intermitencia (condiciones ausentes en la simulación con distribución normal truncada y coeficiente de variación fijo del 20 % empleada en este estudio). Esta validación permitirá determinar si la TAV y el NSL divergen suficientemente en contextos reales como para justificar su coexistencia en el sistema reducido, o si el tablero óptimo se reduce en la práctica a tres indicadores genuinamente independientes. Asimismo, queda como imperativo investigativo explorar la escalabilidad de este protocolo en macro-sistemas de medición como el modelo SCOR (Supply Chain Operations Reference), analizando el impacto de la redundancia cuando se auditan simultáneamente decenas de métricas en múltiples eslabones de la cadena. Desde una perspectiva técnica, será necesario contrastar el criterio de Kaiser con métodos alternativos de retención de componentes (como el análisis paralelo) en muestras de tamaño comparable. Finalmente, el desarrollo de aplicaciones computacionales de interfaz accesible que automaticen esta auditoría multivariante constituye el paso lógico para democratizar la eficiencia informativa entre analistas y tomadores de decisiones logísticas, siendo el script de

Referencias Bibliográficas

- Caplice, C., & Sheffi, Y. (1994). A review and evaluation of logistics metrics. *International Journal of Logistics Management*, 5(2), 11–28. <https://doi.org/10.1108/09574099410805171>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates. <https://utstat.toronto.edu/~brunner/oldclass/378f16/readings/CohenPower.pdf>
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297–334. <https://doi.org/10.1007/BF02310555>

- Field, A. (2018). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics* (5th ed.). SAGE Publications. <https://repo.darmajaya.ac.id/5678/1/Discovering%20Statistics%20Using%20IBM%20SPSS%20Statistics%20%28%20PDFDrive%20%29.pdf>
- Gunasekaran, A., Patel, C., & McGaughey, R. E. (2004). A framework for supply chain performance measurement. *International Journal of Production Economics*, 87(3), 333–347. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2003.08.003>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 374(2065), 20150202. <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>
- Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 141–151. <https://doi.org/10.1177/001316446002000116>
- Maestrini, V., Luzzini, D., Maccarrone, P., & Caniato, F. (2017). Supply chain performance measurement systems: A systematic review and research agenda. *International Journal of Production Economics*, 183, 299–315. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.11.005>
- Melnyk, S. A., Bititci, U., Platts, K., Tobias, J., & Andersen, B. (2014). Is performance measurement and management fit for the future? *Management Accounting Research*, 25(2), 173–186. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2013.07.007>
- Neely, A., Gregory, M., & Platts, K. (1995). Performance measurement system design: A literature review and research agenda. *International Journal of Operations & Production Management*, 15(4), 80–116. <https://doi.org/10.1108/01443579510083622>
- Organization for Economic Co-operation and Development [OECD]. (2008). *Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/9789264043466-en>
- Pauwels, K., Ambler, T., Clark, B. H., LaPointe, P., Reibstein, D., Skiera, B., Wierenga, B., & Wiesel, T. (2009). Dashboards as a Service: Why, What, How, and What Research Is Needed? *Journal of Service Research*, 12(2), 175–189. <https://doi.org/10.1177/1094670509344213>
- Staudt, F. H., Alpan, G., Di Mascolo, M., & Rodriguez, C. M. T. (2015). Warehouse performance measurement: a literature review. *International Journal of Production Research*, 53(18), 5524–5544. <https://doi.org/10.1080/00207543.2015.1030466>
- Teunter, R. H., Babai, M. Z., & Syntetos, A. A. (2010). ABC Classification: Service Levels and Inventory Costs. *Production and Operations Management*, 19(3), 343–352. <https://doi.org/10.1111/j.1937-5956.2009.01098.x>
- Wanke, P. F. (2014). Equipment allocation, SKU classification and inventory management in logistics operations: An empirical research. *International Journal of Production Economics*, 148, 14–25. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.11.002>