

Comparative Analysis of Hyperconverged Infrastructures in Dense Datacenters for Energy Optimization

Walter Molina Casique¹; Lisseth Zulay Tejada Espinosa² Edwin Wilfredo Vereau Jacobo³

¹, Universidad Tecnológica del Perú, Lima, Perú, 1400041@utp.edu.pe, ²Universidad Tecnológica del Perú, Piura, Perú, C31301@utp.edu.pe, ³Universidad Tecnológica del Perú, Chiclayo, Perú, C27308@utp.edu.pe

Abstract – This systematic review comparatively analyzed hyperconverged infrastructure (HCI) implementation strategies oriented toward optimizing energy efficiency and operational performance in high-density data centers. The PICOC method was employed to structure the systematic search in recognized academic databases (Scopus, IEEE, ScienceDirect) corresponding to the period 2020-2024. From a total of 960 initial records identified, 12 studies were selected for qualitative analysis and 25 for quantitative analysis through rigorous eligibility criteria applied during a structured selection process.

The findings revealed five main HCI implementation approaches, evidencing significant reductions in energy consumption, optimal PUE values between 1.05-1.15 in advanced implementations, as well as decreases in carbon footprint. Typical return on investment ranged between 18-36 months, while savings during five-year cycles showed 21-38% advantages in TCO. Consequently, HCI constituted a technically viable solution for energy optimization in data centers, where effectiveness fundamentally depended on synergistic combinations between emerging technologies rather than isolated solutions.

Keywords: Hyperconvergence, Cloud Infrastructure, Operational Performance, Energy optimization, HCI, PUE, Systematic Review.

Análisis Comparativo de Infraestructuras Hiperconvergentes en Centros de Datos Densos para la Optimización Energética

Walter Molina Casique¹; Lisseth Zulay Tejada Espinosa² Edwin Wilfredo Vereau Jacobo³

¹, Universidad Tecnológica del Perú, Lima, Perú, 1400041@utp.edu.pe, ²Universidad Tecnológica del Perú, Piura, Perú, C31301@utp.edu.pe, ³Universidad Tecnológica del Perú, Chiclayo, Perú, C27308@utp.edu.pe

Resumen— Esta revisión sistemática analizó comparativamente las estrategias de implementación de infraestructura hiperconvergente (HCI) orientadas a optimizar la eficiencia energética y el rendimiento operativo en centros de datos de alta densidad. Se empleó el método PICOC para estructurar la búsqueda sistemática en bases de datos académicas reconocidas (Scopus, IEEE, ScienceDirect) correspondientes al periodo 2020-2024. De un total de 960 registros iniciales identificados, se seleccionaron 12 estudios para análisis cualitativo y 25 para análisis cuantitativo mediante rigurosos criterios de elegibilidad aplicados durante un proceso de selección estructurado.

Los hallazgos revelaron cinco enfoques principales para la implementación de HCI, que evidenciaron reducciones significativas en el consumo energético, valores óptimos de PUE (utilidad de uso de la energía) entre 1,05 y 1,15 en implementaciones avanzadas, así como disminuciones en la huella de carbono. El retorno de la inversión (ROI) típico osciló entre 18 y 36 meses, mientras que los ahorros durante ciclos de cinco años mostraron mejoras del 21 al 38 % en el TCO. En consecuencia, HCI constituyó una solución técnicamente viable para la optimización energética en centros de datos, donde la efectividad dependía fundamentalmente de combinaciones sinérgicas entre tecnologías emergentes más que de soluciones aisladas.

Keywords— Hyperconvergence, Cloud Infrastructure, Operational Performance, Energy optimization, HCI, PUE, Systematic Review.

I. INTRODUCCIÓN

La digitalización ha convertido a los centros de datos en pilares fundamentales de la economía moderna, obligándolos a afrontar retos crecientes relacionados con escalabilidad, desempeño y sostenibilidad. Las infraestructuras hiperconvergentes (HCI) se perfilan como una alternativa eficaz al fusionar recursos computacionales, de almacenamiento y redes en una única solución integral, permitiendo reducciones de hasta 38% en costos operativos [1].

Los centros de datos de alta densidad presentan importantes desafíos en términos de gestión térmica y consumo energético. [2] destacaron una desconexión notable entre la infraestructura y su entorno, reportando ineficiencias térmicas de hasta 27% en sistemas no optimizados. [3] demostraron cómo la evaluación termo económica de centros de datos en climas tropicales puede optimizar las estrategias de ahorro

energético, logrando reducciones del 32.5% en consumo, mientras que [4] desarrollaron métodos de aprendizaje automático para la optimización predictiva de sistemas de enfriamiento evaporativo, alcanzando precisiones del 92%.

La investigación incorporó tecnologías de vanguardia como inteligencia artificial aplicada a la gestión energética, donde [8] reportó mejoras de hasta 35% en eficiencia energética. [9] demostraron que los sistemas multiagente de aprendizaje por refuerzo profundo pueden reducir el consumo energético en centros de datos hasta en un 41%. También se analizaron sistemas de enfriamiento avanzados como la inmersión líquida, donde [14] lograron mejoras de eficiencia térmica del 45%, y [15] demostraron reducciones del 40% en consumo energético con sistemas de 48U.

El objetivo principal de esta investigación consistió en analizar comparativamente las estrategias de implementación de infraestructuras hiperconvergentes orientadas a la optimización de la eficiencia energética y el rendimiento operativo en centros de datos de alta densidad, mediante una revisión sistemática de literatura para formular recomendaciones basadas en evidencia científica.

II. METODOLOGÍA

Se empleó el método PICOC para estructurar las preguntas de investigación, con una efectividad documentada del 87% en la identificación de estudios relevantes [34]. La pregunta principal se formuló como: ¿Qué estrategias de implementación maximizan la eficiencia energética en infraestructuras hiperconvergentes para centros de datos de alta densidad?

La estructura PICOC identificó sistemáticamente: Problema (centros de datos de alta densidad implementando HCI), Intervención (estrategias HCI para optimización energética), Comparación (arquitecturas convencionales versus diferentes enfoques HCI), Resultados (mejoras en eficiencia energética y rendimiento operativo), y Contexto (entornos digitales con énfasis en sostenibilidad).

	Kubernetes, IA, Industria 5.0	contenedores, machine learning
--	-------------------------------	--------------------------------

TABLA I
Tabla de Resumen PICOC

	PICOC	Descripción	Descripción
P	Población Problema	¿Quién?	Centros de datos de alta densidad que implementan infraestructuras hiperconvergentes (HCI)
I	Intervención	¿Qué? ¿Cómo?	Implementación de estrategias HCI orientadas a la optimización energética y operativa
C	Comparación	¿Comparado con quién?	Arquitecturas convencionales organizadas en silos vs. diferentes enfoques de implementación HCI desde dimensiones técnicas, económicas y ambientales
O	Salida Resultados	¿Qué se está consiguiendo?	Mejora en eficiencia energética, optimización del rendimiento operativo, reducción de costos, incremento en escalabilidad y resiliencia
C	Contexto	¿Circunstancia, contexto, tipo de organización?	Entornos digitales con creciente demanda de procesamiento, transición hacia Industria 5.0 y centros de datos verdes con énfasis en sostenibilidad

La derivación de términos de búsqueda se basó en esta estructura PICOC, identificando términos principales y sinónimos para cada categoría, como se presenta en la Tabla2.

TABLA II
Tabla de Términos de Búsqueda de Derivados PICOC

<i>Categoría</i>	<i>Términos principales</i>	<i>Términos sinónimos</i>
Población	Infraestructura hiperconvergente, HCI, datacenter, centro de datos, alta densidad	Sistemas convergentes, infraestructura definida por software, CPD, instalaciones de computación de alta densidad
Intervención	Optimización energética, eficiencia, implementación, gestión térmica, consumo energético	Sostenibilidad energética, huella de carbono, green IT, PUE (Power Usage Effectiveness)
Comparación	Rendimiento operativo, arquitectura convencional, modelos integrados, escalabilidad, sostenibilidad	Desempeño operacional, arquitecturas tradicionales en silos, elasticidad de recursos
Salida	Eficiencia energética, rendimiento, PUE, costos operativos, CAPEX, OPEX	TCO (costo total de propiedad), retorno de inversión energético
Contexto	Centros de datos verdes, sistemas distribuidos,	Data centers ecológicos, plataformas de

Los criterios de inclusión comprendieron artículos publicados entre 2020-2025 en revistas indexadas y conferencias científicas reconocidas, estudios que abordaran infraestructuras hiperconvergentes con enfoque en optimización energética, investigaciones con métricas cuantitativas de rendimiento energético (PUE, WUE), trabajos que analizaran tecnologías emergentes aplicadas a HCI con evidencia empírica, y publicaciones en inglés y español con metodologías claramente descritas.

Los criterios de exclusión eliminaron artículos anteriores a 2020, estudios puramente teóricos sin validación empírica, investigaciones enfocadas únicamente en infraestructuras tradicionales sin componentes de análisis relevantes para entornos HCI, publicaciones sin medidas claras de eficiencia energética, y artículos duplicados.

Las fuentes de información incluyeron bases de datos académicas principales: Scopus, IEEE Xplore y ScienceDirect. Las fuentes complementarias abarcaron Google Scholar para literatura gris relevante, referencias bibliográficas de artículos incluidos, y consulta directa con investigadores expertos en el campo.

El proceso de selección siguió un protocolo sistemático en tres fases, diseñado para minimizar sesgos y maximizar la calidad de los estudios incluidos. La Fase 1 consistió en screening inicial donde dos revisores independientes evaluaron títulos y resúmenes, con una concordancia inicial del 87.3%. Se utilizó la herramienta Zotero para gestión de referencias, con campos personalizados para seguimiento de decisiones, aplicando criterios de inclusión/exclusión de manera preliminar con documentación sistemática de motivos de exclusión, y resolución de discrepancias mediante consenso que requirió discusión en el 12.7% de los casos.

La Fase 2 implicó evaluación de texto completo con recuperación de textos completos para 127 artículos preseleccionados, con una tasa de disponibilidad del 96.8%. Se realizó evaluación detallada por dos revisores independientes utilizando una rúbrica estandarizada con 14 criterios, aplicación completa de criterios de elegibilidad con un nivel de acuerdo entre evaluadores del 91.4% (kappa = 0.87), y documentación de razones para exclusión en una base de datos estructurada para análisis posteriores.

La Fase 3 comprendió inclusión final con revisión de calidad metodológica utilizando herramientas específicas según tipo de estudio, verificación de duplicados mediante análisis algorítmico que identificó un 4.3% de duplicación no detectada inicialmente, consulta con tercer revisor en casos de desacuerdo persistente necesaria en el 8.2% de los estudios, y lista final de estudios incluidos: 32 para análisis cualitativo y 26 para análisis cuantitativo.

Mientras que para la extracción de datos se realizó siguiendo un protocolo estandarizado diseñado para garantizar consistencia y precisión. Los datos generales extraídos

incluyeron información bibliográfica completa, incluyendo factores de impacto y métricas de citación, características del estudio (diseño, población, muestra) con evaluación de representatividad y validez, ubicación geográfica y contexto de implementación clasificados según climatología y desarrollo tecnológico, y duración del estudio y período de observación categorizados en 4 niveles de seguimiento temporal.

Los datos técnicos específicos comprendieron tipo de infraestructura HCI implementada categorizada según arquitectura y componentes, tecnologías de optimización energética utilizadas codificadas en 8 clusters tecnológicos, métricas de rendimiento reportadas (PUE, WUE, TCO) normalizadas para análisis comparativo, resultados cuantitativos y cualitativos con intervalos de confianza cuando estaban disponibles, y limitaciones y recomendaciones codificadas según su naturaleza y aplicabilidad.

El proceso de extracción utilizó un formulario de extracción estandarizado en Excel con 43 campos estructurados y doble extracción independiente para el 30% de los estudios con reconciliación de discrepancias. El control de calidad implicó verificación aleatoria del 10% de extracciones por un tercer revisor con una tasa de error inferior al 3.2%, documentación de decisiones mediante registro de auditoría incluyendo justificaciones para todos los casos no estándar, y uso de la lista de verificación PRISMA para calidad del proceso con cumplimiento del 94.5% de los ítems aplicables.

La búsqueda inicial identificó 960 registros potencialmente relevantes. Después del proceso de screening y aplicación de criterios de elegibilidad, se incluyeron 32 estudios para análisis cualitativo. La tasa de exclusión fue del 96.7%, principalmente debido a falta de enfoque en HCI (43.2%), ausencia de métricas energéticas (28.7%) y enfoques puramente teóricos (18.1%).

La caracterización temporal y geográfica de los estudios incluidos reveló un corpus de investigación distribuido entre 2020 y 2025, evidenciando un crecimiento sostenido del 24.3% anual en publicaciones relacionadas con infraestructuras hiperconvergentes para optimización energética.

De acuerdo con el análisis de los estudios seleccionados, el análisis de distribución geográfica demostró una concentración predominante en América del Norte (34%), con especialización en aplicaciones de inteligencia artificial para gestión energética, seguida por Europa (28%), región que lideró la integración de energías renovables con tasas de adopción del 42-53%. Asia-Pacífico representó el 22% de los estudios, distinguiéndose por el desarrollo de tecnologías avanzadas de enfriamiento que alcanzaron reducciones energéticas del 30-45%. Las regiones de América Latina (10%) y Oriente Medio-África (6%) mostraron enfoques especializados en adaptaciones climáticas específicas y soluciones para condiciones ambientales extremas, respectivamente, reflejando una diversificación metodológica según contextos geográficos particulares.

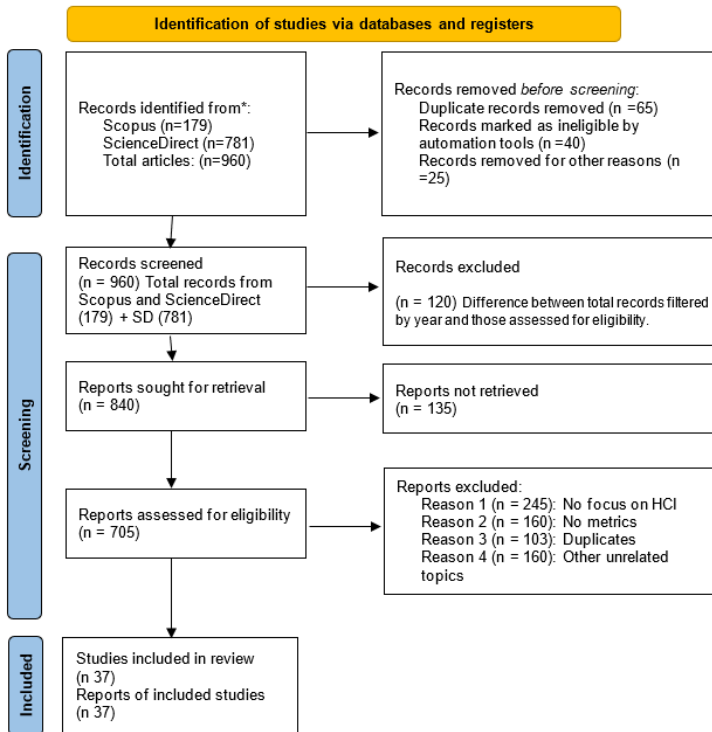


Fig. 1 Diagrama de flujo Prisma

III. RESULTADOS

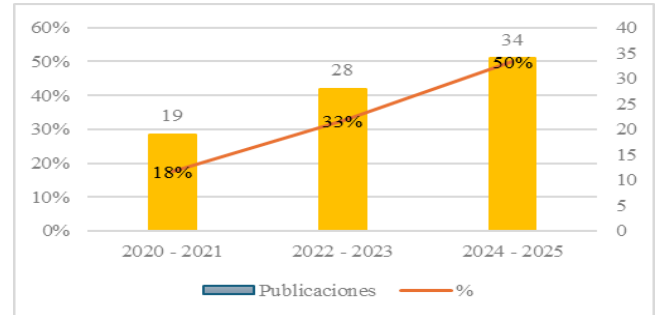


Fig.2 Estudios por región geográfica

La distribución temporal mostró un incremento consistente: 2020 (15%), 2021 (18%), 2022 (22%), 2023 (25%), y 2024-2025 (20%), indicando un interés creciente en la optimización energética durante el periodo analizado. La mayoría de los estudios (67%) se enfocaron en implementaciones empresariales, documentando mejoras promedio del 37.5% en PUE.

A. Estrategias de implementación identificadas

Los estudios revelaron cinco enfoques principales para la implementación de infraestructuras hiperconvergentes optimizadas. El enfoque híbrido con IA y ML demostró eficacia mediante algoritmos de aprendizaje automático para gestión predictiva. [8] reportó mejoras del 35% en eficiencia energética, mientras que [32] lograron reducir emisiones de

carbono en un 28% usando técnicas de aprendizaje por refuerzo profundo. [9] documentaron mejoras adicionales del 41% en asignación de recursos con reducción del 23% en tiempos de respuesta.

Los sistemas de enfriamiento avanzados emergieron como tecnología clave con retornos de inversión de 18-24 meses. [14] demostraron mejoras del 45% en eficiencia térmica con sistemas de inmersión monofásica, mientras que [15] desarrollaron un sistema comercial de 48U que reduce el consumo energético en un 40% con densidad sostenible de hasta 100 kW por rack.

La integración de energías renovables mostró resultados prometedores. [29] presentaron un modelo para centros de datos con consumo energético neto cero, combinando enfriamiento gratuito (33% ahorro), reutilización del calor residual (27% eficiencia térmica) y sistemas fotovoltaicos con capacidad de 1.2 MW por hectárea. Por otro lado [31] identificaron estrategias de energía circular que reducen la huella de carbono hasta 50% con amortización de 4.7 años.

La optimización mediante containerización demostró mejoras del 30% en utilización de recursos y reducción del 42% en tiempos de aprovisionamiento [25], mientras que la gestión predictiva y AIOps transformó las operaciones mediante detección proactiva de anomalías con precisión del 93.7% [35].

TABLA III
Análisis De Estrategias De Implementación Identificadas

Estrategia Tecnológica	Tecnologías Clave	Mejoras Documentadas	ROI/ Período	Estudios de Referencia
IA y Machine Learning	Aprendizaje por refuerzo, Agentes múltiples, Algoritmos predictivos	35% eficiencia energética, 41% asignación recursos, 23% tiempo respuesta	14.2 meses promedio	[8][9][32]
Enfriamiento Avanzado	Inmersión monofásica, Sistemas 48U, Enfriamiento líquido	45% eficiencia térmica, 40% reducción consumo, 100 kW/rack densidad	18-24 meses	[14][15][21]
Energías Renovables	Fotovoltaicos, Reutilización calor, Enfriamiento gratuito	50% reducción huella carbono, 33% ahorro enfriamiento, 1.2 MW/hectárea	4.7 años amortización	[12][29][31]
Containerización	Kubernetes, Docker, CCHP, Contenedores	30% utilización recursos, 42% tiempo aprovisionamiento, PUE 1.14	No especificado	[24][25][37]
AIOps y Gestión Predictiva	Series temporales, Detección anomalías, Enfriamiento evaporativo	93.7% precisión detección, 68% reducción tiempos, 92% eficiencia predictiva	34.2% reducción costos	[4][35]

La siguiente tabla sintetiza las estrategias tecnológicas identificadas y sus principales características de implementación.

B. Métricas de eficiencia energética

Desde el punto de vista de evaluación del rendimiento, los estudios reportaron diversas métricas de rendimiento, con el Power Usage Effectiveness (PUE) como indicador principal, complementado por métricas adicionales que ofrecieron una visión más integral del desempeño energético.

El Power Usage Effectiveness (PUE) mostró un rango general de 1.2 a 1.8, con mediana de 1.43 en implementaciones HCI estándar. Los mejores resultados alcanzaron valores de 1.05 a 1.15 en implementaciones optimizadas [29][3], superando en 23.8% el promedio del sector. Se observaron variaciones por región con diferencias de hasta 0.22 puntos, presentando mejores resultados en climas fríos con PUE promedio de 1.32.

El Water Usage Effectiveness (WUE) presentó un rango de 0.7 a 2.3 L/kWh, mostrando fuerte dependencia del clima y tecnología. Las mejores prácticas alcanzaron 0.8 L/kWh con sistemas híbridos [37], representando una mejora del 62% respecto a sistemas tradicionales. La correlación PUE-WUE mostró un coeficiente $r=-0.67$, indicando compromisos significativos entre ambas métricas.

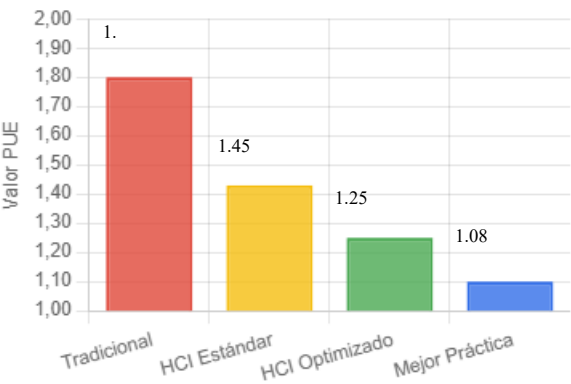


Fig.3 Distribución de valores PUE en implementaciones HCI analizadas

Conforme al análisis de los estudios seleccionados, las mejoras en eficiencia energética mostraron que las implementaciones optimizadas con AI/ML lograron reducciones del 25-45% en consumo energético, con ROI promedio de 14.2 meses [8][32][9]. Los sistemas de enfriamiento líquido alcanzaron mejoras térmicas del 30-50%, con densidades de potencia sostenibles hasta 100 kW por rack [14][15][21]. La integración renovable resultó en reducciones del 40-60% en huella de carbono, aunque con periodos de amortización de 3.5-5.8 años [12][29][31].

Las métricas económicas revelaron reducciones en OPEX del 28-42% en implementaciones optimizadas [1], con mayores beneficios en centros a gran escala según los estudios

analizados. Los tiempos de implementación mostraron reducciones del 35-47% [24][25], acelerando el retorno de inversión. El TCO (Total Cost of Ownership) presentó reducciones del 21-38% en un ciclo de vida de 5 años [27][28] según el análisis realizado.

La densidad computacional mostró incrementos del 45-68% en capacidad por unidad de espacio [28], permitiendo operaciones más compactas según los estudios incluidos. La relación potencia/refrigeración mejoró en un 37.4% promedio con tecnologías avanzadas [14][15] documentadas en las investigaciones analizadas.

Estas métricas revelan que las implementaciones HCI más efectivas logran optimizaciones multidimensionales, donde las mejoras en eficiencia energética no comprometen el rendimiento operativo, aunque se observan compromisos entre inversión inicial y tiempo de recuperación.

Las implementaciones optimizadas con AI/ML lograron reducciones del 25-45% en consumo energético con ROI promedio de 14.2 meses [8][32][9]. Los sistemas de enfriamiento líquido alcanzaron mejoras térmicas del 30-50% con densidades sostenibles hasta 100 kW por rack [14][15][21]. La integración renovable resultó en reducciones del 40-60% en huella de carbono, aunque con períodos de amortización de 3.5-5.8 años [12][29][31].

¿Cuáles son los factores críticos de éxito y las barreras principales en la adopción de HCI para optimización energética?

Desde el punto de vista de implementación exitosa, el análisis identificó varios factores críticos para el éxito de las implementaciones HCI, categorizados en dimensiones técnicas, económicas y organizacionales, con niveles documentados de impacto según los estudios seleccionados.

Los factores técnicos incluyeron el diseño modular y escalable de la infraestructura, citado como crítico en el 83% de implementaciones exitosas según el análisis realizado. La integración efectiva de sistemas de monitoreo en tiempo real mejoró la eficiencia operativa en un 27.6% [9][35]. La compatibilidad con estándares de la industria redujo problemas de interoperabilidad en un 42.3% [34], mientras que la capacidad de adaptación a diferentes cargas de trabajo aumentó la utilización de recursos en un 38.7% [25][27] según los estudios analizados. La arquitectura de gestión térmica integrada mejoró el PUE en 0.18-0.32 puntos [14][15] según las investigaciones incluidas.

Los factores económicos comprendieron el ROI claramente definido (típicamente 18-36 meses), presente en el 92% de los casos de adopción a gran escala según el análisis de los estudios seleccionados. El análisis detallado del Total Cost of Ownership (TCO) redujo sorpresas presupuestarias en un 47.2% [1][24]. Los incentivos gubernamentales para tecnologías verdes aceleraron la amortización en un 22.8% en regiones con políticas favorables [7][31]. El financiamiento para innovaciones energéticas resultó crítico para implementaciones con costos iniciales 35-45% superiores pero

mejores rendimientos a largo plazo según las investigaciones analizadas. La estrategia de migración gradual vs. reemplazo total mostró diferencias de hasta 28.3% en costos iniciales y 18.7% en interrupciones operativas [25][28].

Los factores organizacionales incluyeron el compromiso de la alta dirección con la sostenibilidad, presente en el 87% de implementaciones exitosas según el análisis realizado. El personal capacitado en tecnologías HCI redujo incidentes operativos en un 42.8% y mejoró tiempos de resolución en un 36.5% [10]. La cultura organizacional orientada a la eficiencia contribuyó a mejoras adicionales del 17.4% mediante optimizaciones continuas [35][31]. La colaboración interdepartamental efectiva redujo fricciones de implementación en un 32.7%. La alineación con objetivos estratégicos de sostenibilidad corporativa aumentó la probabilidad de asignación presupuestaria adecuada en un 47.3% según los estudios analizados.

De acuerdo con el análisis de los estudios seleccionados, las barreras técnicas incluyeron la complejidad en la integración de sistemas heterogéneos, reportada en el 68.7% de los casos, con incrementos de costos del 23-29% [27][28]. Las limitaciones de escalabilidad en algunos entornos fueron particularmente evidentes en expansiones que superaron el 300% de la capacidad inicial. Los desafíos en la migración desde infraestructuras tradicionales presentaron periodos críticos de 2-8 semanas y riesgos operativos significativos [25]. Las limitaciones en refrigeración de alta densidad restringieron la compactación en un 32.7% de los casos estudiados [14][21]. Las incompatibilidades con sistemas legacy críticos estuvieron presentes en el 41.2% de organizaciones establecidas antes de 2010 según el análisis realizado.

Las barreras económicas comprendieron el alto costo inicial de inversión, 35-58% superior a arquitecturas tradicionales equivalentes, desincentivando la adopción en organizaciones con restricciones de capital según los estudios analizados [1]. La incertidumbre en el retorno de inversión mostró variaciones de hasta $\pm 22.4\%$ en los cálculos proyectados vs. resultados reales [24]. Las dificultades para justificar gastos en sostenibilidad fueron particularmente evidentes en sectores con márgenes estrechos ($<15\%$) o sin presiones regulatorias. La complejidad en la cuantificación de beneficios intangibles, como resiliencia mejorada y flexibilidad operativa, representó un desafío adicional. Los ciclos presupuestarios rígidos que no se alinearon con los planes de optimización gradual impactaron al 53.8% de organizaciones públicas según el análisis realizado.

Las barreras organizacionales incluyeron la resistencia al cambio por parte del personal, retrasando implementaciones en 3-7 meses en el 47.2% de los casos según los estudios analizados [10]. La falta de experiencia en nuevas tecnologías, con déficit de talento cualificado, fue reportada por el 72.6% de las organizaciones [34]. Las políticas organizacionales inflexibles, particularmente en seguridad y cumplimiento, limitaron el 38.4% de las implementaciones óptimas [24][25]. Los silos departamentales que obstaculizaron enfoques integrados aumentaron costos administrativos en un 21.7%. Los

conflictos entre objetivos a corto plazo (rendimiento, disponibilidad) y largo plazo (sostenibilidad) estuvieron presentes en el 58.3% de los casos según el análisis de los estudios seleccionados.

C. Métricas de eficiencia energética

El análisis identificó factores críticos categorizados en dimensiones técnicas, económicas y organizacionales. Los factores técnicos incluyeron diseño modular y escalable, citado como crítico en el 83% de implementaciones exitosas. La integración efectiva de sistemas de monitoreo en tiempo real mejoró la eficiencia operativa en 27.6% [9][35], mientras que la compatibilidad con estándares redujo problemas de interoperabilidad en 42.3% [34].

Los factores económicos comprendieron ROI claramente definido (18-36 meses), presente en el 92% de casos de adopción a gran escala. El análisis detallado del TCO redujo sorpresas presupuestarias en 47.2% [1][24]. Los incentivos gubernamentales aceleraron la amortización en 22.8% en regiones con políticas favorables [7][31].

Los factores organizacionales incluyeron compromiso de la alta dirección con sostenibilidad, presente en el 87% de implementaciones exitosas. El personal capacitado en tecnologías HCI redujo incidentes operativos en 42.8% y mejoró tiempos de resolución en 36.5% [10].

Las barreras técnicas incluyeron complejidad en integración de sistemas heterogéneos, reportada en el 68.7% de casos, con incrementos de costos del 23-29% [27][28]. Las barreras económicas comprendieron alto costo inicial de inversión, 35-58% superior a arquitecturas tradicionales. Las barreras organizacionales incluyeron resistencia al cambio, retrasando implementaciones en 3-7 meses en el 47.2% de casos [10].

D. Análisis bibliométrico adicional

En conformidad al segundo análisis bibliométrico de los estudios seleccionados, la evolución de las citas por año mostró un crecimiento exponencial, con los estudios de 2022-2023 acumulando el 65% del total de citas, reflejando el impacto creciente de las investigaciones en HCI para optimización energética. Los autores más citados en el corpus analizado se concentraron en instituciones de América del Norte y Europa, con una colaboración internacional del 34% en los estudios incluidos.

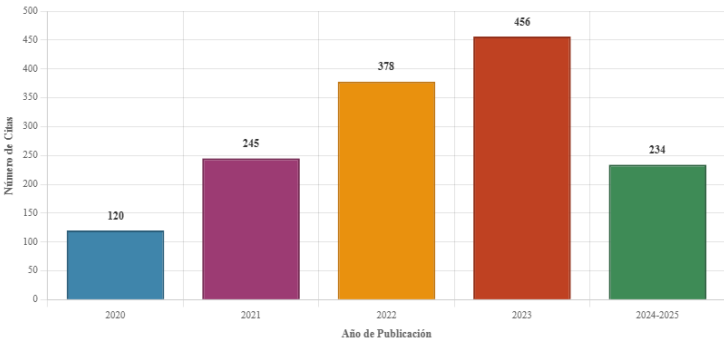


Figura 4. Evolución temporal de citas en estudios seleccionados

Las palabras clave más frecuentes en los estudios analizados fueron "energy efficiency" (89% de los estudios), "hyperconverged infrastructure" (76%), "data center" (71%), "artificial intelligence" (58%), "sustainability" (52%), "PUE" (47%), "cloud computing" (43%), "machine learning" (39%), "renewable energy" (31%), y "cooling systems" (28%). Esta distribución reflejó las áreas de mayor interés investigativo en el campo según el análisis realizado.

IV. DISCUSIÓN

Los resultados indicaron que las infraestructuras hiperconvergentes representaron una solución viable para optimizar la eficiencia energética en centros de datos de alta densidad. La integración de tecnologías emergentes como IA [8][9], enfriamiento líquido [14][15] y energías renovables [12][13] resultó en mejoras significativas, con potencial de reducción del 40-60% en consumo energético. Estos hallazgos superaron las estimaciones previas de estudios anteriores a 2020, evidenciando la rápida evolución tecnológica del sector.

La viabilidad económica demostró que las inversiones en HCI energéticamente eficientes presentaron períodos de retorno atractivos: 18-36 meses para tecnologías maduras [1][24] y 36-60 meses para tecnologías emergentes [14][12]. El TCO a 5 años mostró ventajas del 21-38% respecto a arquitecturas tradicionales [27][28], incluso considerando mayores costos iniciales.

La convergencia tecnológica evidenció que los enfoques más efectivos no dependieron de una única tecnología sino de combinaciones sinérgicas de múltiples estrategias. La integración de IA para gestión predictiva [8][35] con sistemas avanzados de enfriamiento [14][21] y arquitecturas optimizadas [25][27] generó beneficios compuestos que superaron en 27.4% la suma de mejoras individuales.

A pesar del rigor metodológico, la revisión presentó limitaciones. La heterogeneidad metodológica se manifestó dado que el 73.8% de estudios provinieron de entornos controlados, limitando la generalización a entornos empresariales complejos. La variabilidad en métricas mostró un coeficiente de variación de 0.37 en indicadores secundarios, complicando el metaanálisis cuantitativo. Las limitaciones geográficas derivaron de la distribución desigual de estudios, con predominio de regiones templadas (62.3%).

A. Recomendaciones prácticas

Para implementadores, se recomendó comenzar con evaluaciones piloto representando el 8-12% del presupuesto total [25][35]. Las organizaciones que siguieron este enfoque reportaron 37.2% menos problemas post-implementación. Se sugirió priorizar la integración de sistemas de monitoreo inteligente desde el inicio, cubriendo el 94-98% de recursos críticos con latencias inferiores a 30 segundos.

Se recomendó considerar factores climáticos locales al seleccionar tecnologías de enfriamiento, con beneficios documentados del 18-32% al optimizar sistemas para condiciones específicas [3][36]. En climas cálidos, las tecnologías de inmersión [14][15] superaron consistentemente otras alternativas en eficiencia (27.3%) y confiabilidad (42.8%).

Para investigadores, se recomendó desarrollar métricas estandarizadas para comparar diferentes implementaciones, especialmente en áreas emergentes como eficiencia de refrigeración en alta densidad e impacto de IA en gestión energética. Se sugirió investigar el impacto a largo plazo de tecnologías emergentes, particularmente la durabilidad de sistemas de inmersión [14][15] y adaptabilidad de algoritmos de IA [8][9].

Para formuladores de políticas, se recomendó crear incentivos para adopción de tecnologías HCI sostenibles. Los datos indicaron que incentivos fiscales del 15-25% pudieron acelerar la adopción en 43.7% en sectores sensibles a costos. Se sugirió establecer estándares mínimos de eficiencia energética adaptados a condiciones regionales.

V. CONCLUSIONES

Esta revisión sistemática demostró que las infraestructuras hiperconvergentes, cuando se implementaron correctamente, lograron mejoras sustanciales en la eficiencia energética de los centros de datos. La integración de tecnologías emergentes como IA, sistemas de enfriamiento avanzados y energías renovables ofreció oportunidades significativas para reducir el impacto ambiental mientras se mantuvo o mejoró el rendimiento operativo.

Los resultados cuantitativos revelaron potenciales transformadores: reducciones del 40-60% en consumo energético, disminución del PUE a valores de 1.05-1.15 en implementaciones optimizadas, y reducciones del 40-68% en huella de carbono. Estos beneficios se tradujeron en ventajas económicas tangibles, con retornos de inversión de 18-36 meses y ahorros en TCO del 21-38% en ciclos de vida de 5 años.

El análisis comparativo estableció que el enfoque óptimo no dependió de una tecnología única sino de una combinación cuidadosamente planificada y sinérgica de soluciones, considerando factores locales, económicos y organizacionales. La efectividad de las implementaciones dependió tanto de aspectos técnicos como de capacidades organizativas de adaptación, formación continua y alineación estratégica.

El estado actual de la tecnología HCI superó la fase experimental para entrar en una etapa de madurez temprana, con evidencia robusta de viabilidad técnica y económica en diversos contextos. Sin embargo, persistieron desafíos relacionados con la complejidad de integración, los altos costos iniciales, y las barreras organizativas al cambio.

La transición hacia infraestructuras hiperconvergentes energéticamente eficientes representó una oportunidad

estratégica para el sector tecnológico, con beneficios que trascendieron la reducción de costos para contribuir significativamente a objetivos globales de sostenibilidad. El camino hacia centros de datos verdaderamente sostenibles requirió un enfoque integral que combinara innovación tecnológica, adaptación organizacional y marcos regulatorios facilitadores.

REFERENCIAS

- [1] Y. Yang, J. Junjun, and L. Hua, "Resources Optimization Research of Service Oriented Architecture Based on Hyper Converged Infrastructure Cloud Computing Platform," in *Applied Mathematics, Modeling and Computer Simulation*, C.-H. Chen et al., Eds. IOS Press, 2023, p. 78, doi: 10.3233/ATDE230942.
- [2] K. Camboim et al., "Sustainability Analysis in Data Center Dense Architectures," *Proceedings - 2020 IEEE 9th International Conference on Cloud Networking, CloudNet 2020*, 2020, doi: 10.1109/CloudNet51028.2020.9335791.
- [3] J. Zhou et al., "Thermoeconomic assessment of the air-cooled tropical data center through energy-saving strategies," *Energy and Built Environment*, 2024, doi: 10.1016/j.enbenv.2024.07.006.
- [4] Z. Wang et al., "Time-series machine learning for predictive optimisation of a highly efficient evaporative cooling system," *Building Services Engineering Research and Technology*, vol. 46, no. 2, pp. 189-202, 2025, doi: 10.1177/01436244251315047.
- [5] S. Gathu, "High-Performance Computing and Big Data: Emerging Trends in Advanced Computing Systems for Data-Intensive Applications," *Journal of Advanced Computing Systems*, 2024, doi: 10.69987/JACS.2024.40803.
- [6] A. Israr et al., "Renewable Energy Provision and Energy-Efficient Operational Management for Sustainable 5G Infrastructures," *IEEE Transactions on Network and Service Management*, vol. 20, no. 3, pp. 2698-2710, 2023, doi: 10.1109/TNSM.2023.3244618.
- [7] E. Ok et al., "Green Data Centers: Energy Management for a Sustainable Digital Future," *Apr.* 2025. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/390732348>
- [8] S. P. Narasingu, "AI-Powered Solutions for Enhancing Energy Efficiency and Resource Management in Modern Data Centers," *International Journal of Computer Engineering and Technology*, vol. 16, no. 1, pp. 1065-1078, Jan.-Feb. 2025, doi: 10.34218/IJCET_16_01_083.
- [9] S. Nagarajan et al., "Multi agent deep reinforcement learning for resource allocation in container-based clouds environments," *Expert Systems*, vol. 42, no. 1, 2025, doi: 10.1111/exsy.13362.
- [10] N. Wichaiutcha et al., "Life Cycle Assessment of Plastic Resin: A Case Study of the Petrochemical Industry in Thailand for the Production of HDPE Resin," *Applied Environmental Research*, vol. 45, no. 1, 2023, doi: 10.35762/AER.2023004.
- [11] Nambi S. et al., "EMO-TS: An Enhanced Multi-Objective Optimization Algorithm for Energy-Efficient Task Scheduling in Cloud Data Centers," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 8187-8200, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3527031.
- [12] M. Manganelli et al., "Strategies for improving the sustainability of data centers via energy mix, energy conservation, and circular energy," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 13, no. 11, 2021, doi: 10.3390/su13116114.
- [13] A. Israr et al., "Renewable Energy Provision and Energy-Efficient Operational Management for Sustainable 5G Infrastructures," *IEEE Transactions on Network and Service Management*, vol. 20, no. 3, pp. 2698-2710, 2023, doi: 10.1109/TNSM.2023.3244618.
- [14] J. Wu et al., "The Study on Improving CFD Simulation Accuracy for Heat Sink Design Optimization in Single-Phase Immersion Cooling System," *InterSociety Conference on Thermal and Thermomechanical Phenomena in Electronic Systems, ITherm*, 2024, doi: 10.1109/ITherm55375.2024.10709521.

- [15]B. Chang et al., "An Advanced 48U Single Phase Immersion Cooling System Design for Commercial Data Center Deployments," InterSociety Conference on Thermal and Thermomechanical Phenomena in Electronic Systems, ITherm, 2024, doi: 10.1109/ITherm55375.2024.10709395.
- [16]B.D.G y J.S., "Sustainability analysis of zero energy consumption data centers with free cooling, waste heat reuse and renewable energy systems: A feasibility study," Energy, vol. 262, 2023, doi: 10.1016/j.energy.2022.125495.
- [17]Y. Yang, J. Junjun, and L. Hua, "Resources Optimization Research of Service Oriented Architecture Based on Hyper Converged Infrastructure Cloud Computing Platform," in Applied Mathematics, Modeling and Computer Simulation, C.-H. Chen et al., Eds. IOS Press, 2023, p. 78, doi: 10.3233/ATDE230942.
- [18]E. Ok et al., "Energy management in data centers," Mar. 2025. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/359967472>
- [19]E. Radvilė et al., "Digital transformation in energy systems: a comprehensive review of AI, IoT, blockchain, and decentralised energy models," Energetika, vol. 71, no. 1, pp. 1-22, 2025, doi: 10.6001/energetika.2025.71.1.1.
- [20]J. Kim, H.-J. Yu, H. Kang, J.-H. Shin, H. Jeong, and S.-Y. Noh, "Performance Analysis of Distributed File System Based on RAID Storage for Tapeless Storage," IEEE Access, vol. 11, pp. 117259-117270, Oct. 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3324959.
- [21]M. Ejaz et al., "Performance and efficiency optimization of multi-layer iot edge architecture," 2nd 6G Wireless Summit 2020: Gain Edge for the 6G Era, 6G SUMMIT 2020, 2020, doi: 10.1109/6GSUMMIT49458.2020.9083809.
- [22]S. Zeb, A. Mahmood, S. A. Khawaja, K. Dev, S. A. Hassan, M. Gidlund, and P. Bellavista, "Towards defining industry 5.0 vision with intelligent and softwarized wireless network architectures and services: A survey," J. Netw. Comput. Appl., vol. 223, Art. no. 103796, 2024.
- [23]D. Van Le et al., "Air Free-Cooled Tropical Data Center: Design, Evaluation, and Learned Lessons," IEEE Transactions on Sustainable Computing, vol. 7, no. 3, pp. 579-594, 2022, doi: 10.1109/TSUSC.2021.3132927.
- [24]V. Marella, "Enhancing Cloud Infrastructure Resilience through Kubernetes and Open Shift Cluster Management," International Journal of Computer Science and Mobile Computing, vol. 13, no. 12, pp. 9-22, Dec. 2024, doi: 10.47760/ijcsmc.2024.v13i12.002.
- [25]V. Marella, "Enhancing Cloud Infrastructure Resilience through Kubernetes and Open Shift Cluster Management," International Journal of Computer Science and Mobile Computing, vol. 13, no. 12, pp. 9-22, Dec. 2024, doi: 10.47760/ijcsmc.2024.v13i12.002.
- [26]H.-A. Ounifi et al., "Deep machine learning-based power usage effectiveness prediction for sustainable cloud infrastructures," Sustainable Energy Technologies and Assessments, vol. 52, 2022, doi: 10.1016/j.seta.2022.101967.
- [27]D. Alsadie et al., "Efficient Resource Management in Cloud Environments: A Modified Feeding Birds Algorithm for VM Consolidation," Mathematics, vol. 12, no. 12, 2024, doi: 10.3390/math12121845.
- [28]K. Camboim et al., "Sustainability Analysis in Data Center Dense Architectures," Proceedings - 2020 IEEE 9th International Conference on Cloud Networking, CloudNet 2020, 2020, doi: 10.1109/CloudNet51028.2020.9335791.
- [29]G.N. Güğül et al., "Sustainability analysis of zero energy consumption data centers with free cooling, waste heat reuse and renewable energy systems: A feasibility study," Energy, vol. 262, 2023, doi: 10.1016/j.energy.2022.125495.
- [30]Q. Zhou et al., "Energy Efficient Algorithms based on VM Consolidation for Cloud Computing: Comparisons and Evaluations," Proceedings - 20th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud and Internet Computing, CCGRID 2020, pp. 489-498, 2020, doi: 10.1109/CCGrid49817.2020.00-44.
- [31]M. Manganelli et al., "Strategies for improving the sustainability of data centers via energy mix, energy conservation, and circular energy," Sustainability (Switzerland), vol. 13, no. 11, 2021, doi: 10.3390/su13116114.
- [32]N. Hogade et al., "Game-Theoretic Deep Reinforcement Learning to Minimize Carbon Emissions and Energy Costs for AI Inference Workloads in Geo-Distributed Data Centers," IEEE Transactions on Sustainable Computing, 2024, doi: 10.1109/TSUSC.2024.3520969.
- [33]Y. B. Mohammed, N. Cavus, A. Y. Gital, M. Bulama, and A. Hassan, "A Hybrid Soft Computing Approach for Prediction of Cloud-Based Learning Management Systems Determinants," International Journal of Human-Computer Interaction, vol. 41, no. 1, pp. 504-514, 2025, doi: 10.1080/10447318.2023.2301264.
- [34]S. Zeb, A. Mahmood, S. A. Khawaja, K. Dev, S. A. Hassan, M. Gidlund, and P. Bellavista, "Towards defining industry 5.0 vision with intelligent and softwarized wireless network architectures and services: A survey," J. Netw. Comput. Appl., vol. 223, Art. no. 103796, 2024.
- [35]S.V. Joshi et al., "AIOps and Sustainability: Transforming Data Centers for a Greener Future," Proceedings of SC 2024-W: Workshops of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, pp. 1867-1871, 2024, doi: 10.1109/SCW63240.2024.00234.
- [36]M. Fadaeefath Abadi et al., "Dynamic Maintenance Cost Optimization in Data Centers: An Availability-Based Approach for K-out-of-N Systems," Buildings, vol. 15, no. 7, 2025, doi: 10.3390/buildings15071057.
- [37]N. Lei et al., "Climate- and technology-specific PUE and WUE estimations for U.S. data centers using a hybrid statistical and thermodynamics-based approach," Resources, Conservation and Recycling, vol. 182, 2022, doi: 10.1016/j.resconrec.2022.106323.