

Arquitectura de Iluminación Inteligente Basada en Iot Para la Eficiencia Energética en Campus Universitarios: Diseño, Modelado y Evaluación de Viabilidad

Iot-Based Smart Lighting Architecture for Energy Efficiency in University Campuses: Design, Modelling and Feasibility Assessment

Astrid Carolina Galán Rodríguez¹, Jorge Luis Díaz Rodríguez², Aldo Pardo García³

¹ MSc. Universidad de Pamplona, Grupo de Investigación Sistemas Energéticos, Pamplona, Colombia,

 <https://orcid.org/0000-0003-3653-4613>

² PhD(c). Universidad de Pamplona, Grupo de Investigación Sistemas Energéticos, Pamplona, Colombia,

 <https://orcid.org/0000-0001-7661-8665>

³ PhD. Universidad de Pamplona, Grupo de Investigación Automatización y Control, Pamplona, Colombia,

 <https://orcid.org/0000-0003-2040-9420>

astrid.galan@unipamplona.edu.co

Cite this article as: A. C. Galán Rodríguez, J. L. Díaz Rodríguez, A. Pardo García "ARQUITECTURA DE ILUMINACIÓN INTELIGENTE BASADA EN IoT PARA LA EFICIENCIA ENERGÉTICA EN CAMPUS UNIVERSITARIOS: DISEÑO, MODELADO Y EVALUACIÓN DE VIABILIDAD", *Prospectiva*, Vol. 24 N° 2 2026

Recibido: 07/03/2026 / Aceptado: 22/05/2026

RESUMEN

El artículo presenta una metodología integral para el diseño, modelado y evaluación de viabilidad de un sistema de alumbrado público inteligente basado en IoT para el campus de la Universidad de Pamplona (47 ha, 240 luminarias, 32.5 kW, 11700 kWh/mes). La arquitectura propuesta opera en tres capas: percepción (ESP32, PIR HC-SR501, BH1750), comunicación (LoRaWAN 868/915 MHz, MQTT) y gestión (ThingsBoard CE). Se presenta un algoritmo de Control Adaptativo de Luminarias (CAL) que funciona como una máquina de estados finita. Además, se muestra un modelo de simulación determinista dividido en zonas, que utiliza datos recolectados en el campo y perfiles de ocupación estimados de registros institucionales para hacer proyecciones de ahorro energético. Estas proyecciones son del 50.5 %–64.4 % por zona (IC 95 %: ± 6.9 pp) y 55.6 % sistémico en la Fase 3 (modernización completa a 5 años). El análisis económico completo muestra un Valor Presente Neto (VPN) entre COP 91 y 197 millones, una Tasa Interna de Retorno (TIR) de 77 % a 146 %, y un tiempo de recuperación de la inversión (payback) de 10 a 18 meses a una tasa del 12 % anual, lo que sugiere viabilidad económica proyectada bajo los supuestos del modelo en los 42 escenarios del análisis de sensibilidad. El estudio establece una hoja de ruta replicable alineada con RETILAP, la CREG 174/2021 y la NTC 2050.

Palabras clave: Internet de las cosas; alumbrado inteligente; control adaptativo; LoRaWAN; simulación por zonas; eficiencia energética; RETILAP; campus universitario.

ABSTRACT

This paper presents a comprehensive methodology for the design, modeling, and feasibility assessment of an IoT-based smart lighting system for the campus of the Universidad de Pamplona (47 ha, 240 luminaires, 32.5 kW, 11700 kWh/month). The architecture operates across three layers: perception (ESP32, PIR HC-SR501, BH1750), communication (LoRaWAN 868/915 MHz, MQTT), and management (ThingsBoard CE). A formal Adaptive Luminaire Control (ALC) algorithm specified as a finite-state machine and a deterministic zone-level simulation model fed with field-measured data and occupancy profiles estimated from institutional records yield energy reduction projections of 50.5–64.4 % per zone (95 % CI: ± 6.9 pp) and 55.6 % system-wide in Phase 3 (full five-year modernization). Complete economic analysis with an NPV of COP 91M–197M, IRR of 77–146%, and discounted payback of 10–18 months at a 12% annual discount rate suggests projected economic viability under the model's assumptions across all 42 sensitivity scenarios. The study establishes a replicable methodological framework aligned with RETILAP, CREG 174/2021, and NTC 2050.

Keywords: Internet of Things; smart lighting; adaptive control; LoRaWAN; zone simulation; energy efficiency; RETILAP; university campus.

1. INTRODUCCIÓN

El alumbrado público representa ~15 % del consumo eléctrico mundial y puede superar el 20 % del presupuesto energético en campus universitarios latinoamericanos [1], [2]. Además de la eficiencia energética, el sistema de alumbrado exterior de un campus universitario debe cumplir funciones de seguridad, movilidad y permanencia académica en horarios nocturnos, condiciones que justifican una gestión inteligente y adaptativa. La convergencia entre IoT y redes inteligentes permite reducir ese consumo más del 30 % mediante control adaptativo [3], [4], [5]; sin embargo, en el campus de la Universidad de Pamplona (32.5 kW, 11700 kWh/mes) este potencial permanece inexplorado por la ausencia de control y su infraestructura heterogénea.

La literatura reciente establece los fundamentos técnicos necesarios: Lee y Kim en [6] demostraron 38.7 % de ahorro con sensores de proximidad PIR en un campus universitario (zonas de baja actividad nocturna >45 %); Mekki et al. [7] y Yasmin et al. [8] validaron LoRaWAN como protocolo óptimo para campus de baja densidad (<100 nodos por *gateway* en 35–50 ha). En Ahmed *et al.* [9] se muestra un prototipo IoT para campus universitario con sensores PIR para ocupación y control de iluminación, una aplicación en campus universitario real con PIR + alumbrado + plataforma de gestión centralizada. En otros trabajos en Colombia, tales como en González *et al.* en [10] y Murillo *et al.* en [11] proponen sistemas de alumbrado con componentes IoT; no obstante, ninguno de estos trabajos presenta una formalización algorítmica del control, un modelo de simulación propio por zonas con propagación de incertidumbre, ni una evaluación económica completa con análisis de sensibilidad multidimensional. Esta brecha metodológica es la que el presente estudio contribuye a abordar, mediante el diseño, modelado y evaluación de viabilidad de una arquitectura IoT aplicada al campus de la Universidad de Pamplona, alineada con la normativa técnica colombiana vigente.

2. METODOLOGÍA

El estudio adopta un enfoque de diseño conceptual y modelado computacional [12], organizado en cinco fases: (i) diagnóstico técnico de campo; (ii) estimación del consumo base; (iii) diseño de la arquitectura IoT; (iv) formalización del Algoritmo CAL y desarrollo del modelo de simulación; y (v) evaluación de viabilidad multidimensional, la cual se muestra en la Figura 1.

Figura 1. Estructura de Metodología.



2.1 Caso de estudio

El campus de la Universidad de Pamplona (47 ha) opera de 6:00-22:00 h en días hábiles y 7:00-18:00 h los fines de semana. Para el modelado se definen cuatro zonas funcionales con patrones de ocupación diferenciados: Z1 académica, Z2 vías de circulación, Z3 deportiva y Z4 peatonal perimetral.

2.2 Diagnóstico técnico

El inventario técnico se realizó en marzo-abril 2024 mediante inspección directa de las 240 luminarias y medición en cinco tableros de distribución con analizador de redes FLUKE 435-II (clase 0.5). Se registraron potencia activa (kW), energía (kWh), tensión (V), corriente (A) y factor de potencia durante cinco noches consecutivas (18:00-06:00 h) en período académico.

2.3 Consumo base

A partir de las mediciones de campo:

$$E_{base} = P_{total} * t_{op} * D_{mes} = 32.5 \text{ kW} * 12 \text{ h/día} * 30 \text{ días} = 11\,700 \text{ kWh/mes} \quad (1)$$

Los parámetros obtenidos por las mediciones realizadas son el factor de potencia $fp = 0.89$ y la distorsión armónica total de corriente $THD_I = 12.3\%$ en los circuitos de luminarias de presión de sodio (SAP), validan la representatividad del valor calculado respecto a la energía facturada.

2.4 Arquitectura IoT

La Tabla 1 sintetiza los componentes seleccionados, los criterios de selección y las alternativas evaluadas.

Tabla 1. Componentes de la arquitectura IoT.
Table 1. Components of the IoT architecture.

Componente	Seleccionado	Alternativa	Criterio determinante
Microcontrolador	ESP32	Arduino / RPi	Costo ~COP 25.000; Wi-Fi/BLE nativo; $sleep < 10 \mu A$. Ampliamente utilizado en aplicaciones IoT para monitoreo y control de variables en entornos industriales y académicos [13].
Sensor presencia	PIR HC-SR501	Cámara / ultrasónico	Sin imagen (Ley 1581/2012); $< 1 \text{ mA}$; cobertura 120° .
Sensor luminosidad	BH1750	LDR analógico	I ² C calibrado en lux; verificación RETILAP $\geq 15 \text{ lux}$.
Protocolo RF	LoRaWAN 868/915 MHz	Zigbee / NB-IoT	Cobertura $> 2 \text{ km}$ en campus [8]; AES-128 nativo.
Mensajería	MQTT v3.1.1	HTTP / CoAP	Latencia $< 100 \text{ ms}$; nativo ThingsBoard; interoperabilidad comprobada con dispositivos industriales basados en Modbus RTU mediante arquitectura publicador/suscriptor, permitiendo lectura/escritura remota de registros y visualización en plataformas web [14].
Plataforma IoT	ThingsBoard CE 3.6	AWS IoT / Node-RED	On-premise; open-source; validado en campus [9].

2.5 Algoritmo de Control Adaptativo de Luminarias (CAL)

El comportamiento de cada nodo se especifica como una Máquina de Estados Finita (MEF) de tres estados: INACTIVO (S0), ATENUADO (S1) y PLENO (S2), que gobierna la señal PWM de cada grupo de 4-8 luminarias LED regulables. La formalización permite implementación directa en *firmware* ESP32 y garantiza, estructuralmente, el cumplimiento del umbral mínimo previsto en RETILAP ($15 \text{ lux} \equiv \alpha_{\min} = 0.30 \times P_{\text{nominal}}$).

A continuación, se muestra un pseudocódigo del algoritmo de control adaptativo de luminarias. Los nodos ESP32 ejecutan este ciclo cada minuto de forma autónoma; la conexión con *ThingsBoard* es asíncrona.

```

Algoritmo CAL – Máquina de Estados Finita (MEF)
-----
Parámetros: E_th=50 lux | T_hold=5 min |  $\alpha_{\min}$ =0.30 |  $\alpha_{\max}$ =1.00 |  $\Delta t$ =1 min
Estados: S0=INACTIVO S1=ATENUADO S2=PLENO

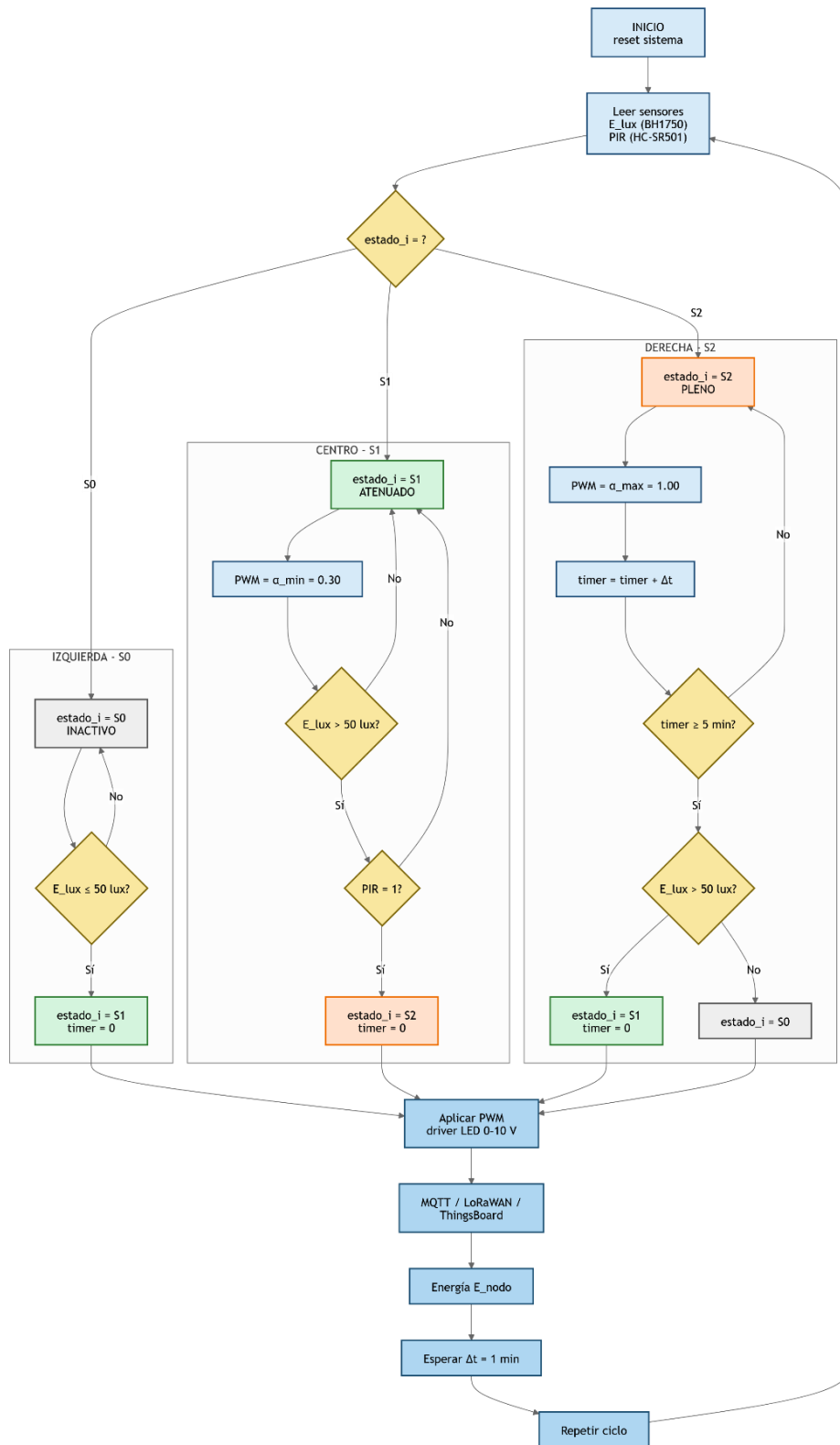
REPETIR cada  $\Delta t$ :
  E_lux_i  $\leftarrow$  BH1750_i(); PIR_i  $\leftarrow$  HC-SR501_i()
  SEGÚN estado_i:
    S0  $\rightarrow$  SI E_lux_i  $\leq$  E_th: estado_i  $\leftarrow$  S1; timer_i  $\leftarrow$  0
    S1  $\rightarrow$  SI E_lux_i  $>$  E_th: estado_i  $\leftarrow$  S0 // amanecer
    SI PIR_i = 1: estado_i  $\leftarrow$  S2; timer_i  $\leftarrow$  0 // presencia
    PWM_i  $\leftarrow$   $\alpha_{\min}$  //  $\geq 15 \text{ lux}$  RETILAP  $\checkmark$ 
    S2  $\rightarrow$  timer_i  $+= \Delta t$ 
    SI timer_i  $\geq T_{\text{hold}} \wedge \text{PIR}_i = 0$ : estado_i  $\leftarrow$  S1; timer_i  $\leftarrow$  0
    SI E_lux_i  $>$  E_th: estado_i  $\leftarrow$  S0
    PWM_i  $\leftarrow$   $\alpha_{\max}$ 
  Aplicar PWM_i  $\rightarrow$  driver LED 0-10 V
  Publicar {PWM_i, E_lux_i, PIR_i, estado_i}  $\rightarrow$  MQTT  $\rightarrow$  LoRaWAN  $\rightarrow$  ThingsBoard

E_nodo = P_nom  $\times$  ( $\alpha_{\min} \cdot t_{S1} + \alpha_{\max} \cdot t_{S2}$ ) / 1000 [kWh]
IC 95%: E_nodo  $\pm 1.96 \times \sigma_P \times$  ( $\alpha_{\min} \cdot t_{S1} + \alpha_{\max} \cdot t_{S2}$ ) / 1000

```

El algoritmo de control adaptativo de luminarias (Figura 2) opera de forma local en cada nodo, por lo que la pérdida de conectividad LoRaWAN no interrumpe el control de iluminación. La máquina de estados finita garantiza tres propiedades clave: (a) nunca se viola el umbral mínimo RETILAP porque $\alpha_{\min}$ es una constante de compilación verificada en cada iteración; (b) el retardo $T_{\text{hold}} = 5 \text{ min}$ elimina oscilaciones que reducen la vida útil LED; y (c) la transición S2 $\rightarrow$ S1 antes del amanecer asegura atenuación progresiva, no abrupta.

Figura 2. Diagrama de flujo del algoritmo de control adaptativo de luminarias (MEF de tres estados).
Figure 2. Flowchart of the adaptive luminaire control algorithm (three-state FEM).



2.6 Modelo de simulación determinístico por zonas

El modelo calcula el consumo mensual adaptativo de cada zona j a partir del perfil de ocupación $\rho(b, j) \in [0, 1]$ que corresponde a la fracción de tiempo en que al menos un usuario activa el sensor infrarrojo pasivo (PIR) en el bloque horario b y los parámetros del algoritmo de control adaptativo de luminarias (CAL):

$$E_j^{CAL} = P_j * D_{mes} * \sum_b \{ \Delta t_b * [(\rho(b,j) * \alpha_{max}) + (1 - \rho(b,j))\alpha_{min}] \} \quad (2)$$

Para el caso estacionario (parámetros CAL constantes en el mes), la reducción porcentual simplifica a:

$$A_j[\%] = (\alpha_{max} - \alpha_{min}) * (1 - \bar{\rho}_j) * 100\% = 70\% * (1 - \bar{\rho}_j) \quad (3)$$

Donde $\bar{\rho}_j$ es el factor de ocupación medio ponderado y se calcula:

$$\bar{\rho}_j = \sum_b [\Delta t_b * \rho(b,j)] / T_{op} \quad (4)$$

Para $(\alpha_{max} - \alpha_{min}) * 100\% = (1.00 - 0.30) * 100\% = 70\%$ es exactamente el margen de atenuación disponible; que al multiplicarlo por $(1 - \bar{\rho}_j)$ entrega la fracción de tiempo en que ese margen se materializa en ahorro real. La fórmula $A_j[\%]$ es el enlace directo entre la máquina de estados finita y los resultados cuantitativos: cada uno de los parámetros α_{min} , α_{max} y $\bar{\rho}_j$ tiene interpretación física directa. La propagación de incertidumbre se realiza por linealización de primer orden. Con $\sigma_\rho \approx 0.05$ (desviación estándar estimada de la variabilidad de ocupación observada en campo entre días de la misma semana):

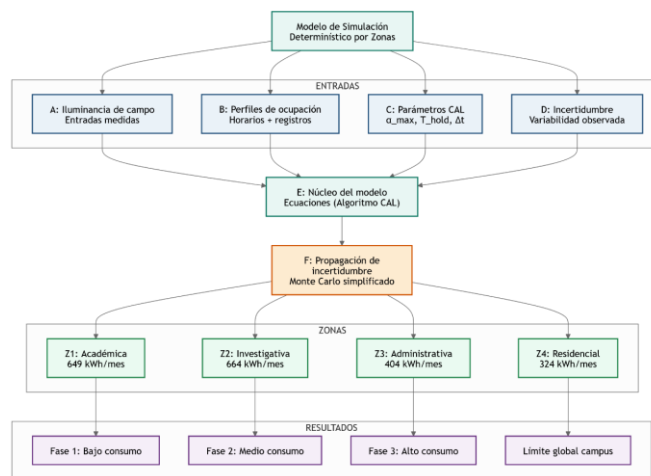
$$\sigma_{A_j} \approx 70\% * \sigma_\rho = 3.5 \text{ pp} \quad (5)$$

$$IC \ 95\%: A_j \pm 1.96 * 3.5 \text{ pp} = A_j \pm 6.9 \text{ pp} \quad (6)$$

Los perfiles de ocupación $\rho(b,j)$ constituyen estimaciones derivadas de registros institucionales, no mediciones directas de presencia mediante sensores PIR (no están en operación durante esta fase del estudio). Esta distinción es metodológicamente relevante y debe tenerse en cuenta al interpretar las proyecciones de ahorro resultantes. El procedimiento de estimación se estructuró de la siguiente manera: (i) se recopilieron y sistematizaron tres fuentes documentales del período lectivo de marzo–abril 2024 (ocho semanas hábiles consecutivas: los horarios oficiales de clases por bloque horario y zona académica, el calendario de actividades deportivas programadas, y las bitácoras de rondas del servicio de vigilancia; (ii) a partir de estas fuentes se asignó, para cada bloque horario b y zona j , una fracción de tiempo estimada $\rho(b,j)$ en $[0,1]$ representativa de la probabilidad de que al menos un usuario activara un sensor PIR hipotético durante ese intervalo; (iii) los días hábiles (lunes a viernes) y los sábados se analizaron por separado, dado que los patrones de uso del campus difieren de forma sustancial entre ambos tipos de día; y (iv) los domingos, festivos y períodos vacacionales se trataron con el perfil de menor ocupación (equivalente al sábado con campus en cierre operativo), adoptando así un supuesto conservador ante la ausencia de registros empíricos específicos para esos períodos. La validez de estos perfiles estimados está sujeta a la calibración que se realizará en la Fase 1 (piloto instrumentado con 40 nodos ESP32 + PIR HC-SR501), donde los eventos de detección registrados durante un semestre académico completo permitirán ajustar los valores $\rho(b,j)$ con datos reales y reducir los intervalos de confianza del modelo.

Los perfiles se estimaron a partir de registros institucionales (horarios de clases, calendario académico-deportivo y bitácoras de vigilancia) correspondientes al período lectivo de marzo–abril 2024 (ocho semanas hábiles). Se analizaron por separado los días hábiles (lunes a viernes) y los sábados, excluyendo explícitamente períodos vacacionales y festivos, para los cuales se adoptó el perfil de menor ocupación (equivalente a fines de semana) como supuesto conservador. No se dispuso de sensores PIR en operación durante esta fase; por tanto, los perfiles constituyen estimaciones que serán calibradas con datos reales en la Fase 1 (piloto instrumentado). La Figura 3 muestra el diagrama completo del modelo $\rho(b,j)$. La incorporación de esquemas de medición inteligente y lectura remota de variables energéticas ha demostrado ser fundamental para mejorar la precisión en la estimación del consumo y la toma de decisiones en sistemas eléctricos, permitiendo además la supervisión continua y el control de parámetros en tiempo real mediante infraestructuras telemétricas [15].

Figura 3. Diagrama del modelo de simulación determinístico por zonas.
Figure 3. Diagram of the deterministic simulation model by zones.



3. RESULTADOS

3.1 Inventario técnico

Se realiza un inventario *in situ* previo en todo el campus de la Universidad, resumiéndolo en la Tabla 2.

Tabla 2. Inventario técnico del sistema de alumbrado - Campus Universidad de Pamplona.
Table 2. Technical inventory of the lighting system - University of Pamplona Campus.

Tipo de luminaria	Cant.	P_unit (W)	P_sub (kW)	% pot.	Control actual
Sodio alta presión (SAP).	120	150-250	24.0	73.8 %	Temporización fija.
LED estándar.	80	60-120	7.2	22.2 %	Temporización fija.
LED regulable (driver 0-10 V).	40	40-100	1.3	4.0 %	Temporal / manual.
TOTAL	240		32.5	100.0 %	

Nota: $fp_{promedio} = 0.89$; THD_I medio circuitos luminarias SAP = 12.3 %; caídas de tensión <3 % (límite NTC 2050). FLUKE 435-II, 5 noches consecutivas, 18:00–06:00 h, marzo–abril 2024.

En la figura 4 se muestran la ubicación en el campus de las luminarias y se marcan con un punto de color. Según el color se marcaron en color rojo las luminarias de sodio a presión, de color amarillo las luminarias tipo LED estándar y en color verde las luminarias tipo LED regulable.

Figura 4. Distribución de luminarias en el campus (Google Earth, 2024).
Figure 4. Distribution of light luminaries on campus (Google Earth, 2024).



3.2 Resultados del modelo de simulación por zonas

El modelo de simulación determinístico proyecta, para las cuatro zonas funcionales del campus, reducciones energéticas diferenciadas que oscilan entre el 50.5 % y el 64.4 %, con un intervalo de confianza del 95 % de ± 6.9 pp. Es fundamental precisar que estos valores son proyecciones derivadas del modelo bajo los perfiles de ocupación estimados, y no corresponden a ahorros medidos en operación real; su validación empírica está

prevista en la Fase 1 del plan de implementación (piloto instrumentado). El gradiente inter-zonal observado en las proyecciones tiene una explicación física directa en los perfiles de ocupación adoptados: la Zona 3 (deportiva) registra el mayor potencial de reducción proyectado (64.4 %, IC 95 %: 57.5–71.3 %) debido a que su factor medio de ocupación ponderado es el más bajo del campus ($\rho_3 = 0.080$), lo que implica que el algoritmo CAL mantiene las luminarias en estado ATENUADO ($S1$, $PWM = \alpha_{\min} = 0.30$) durante aproximadamente el 83 % del periodo nocturno operativo. Por el contrario, la Zona 2 (vías de circulación) proyecta la menor reducción (50.5 %, IC 95 %: 43.6–57.4 %) al presentar el mayor factor de ocupación ($\rho_2 = 0.278$), explicado por el tránsito continuo del servicio de vigilancia durante toda la noche, que activa reiteradamente el estado PLENO ($S2$, $PWM = \alpha_{\max} = 1.00$). Este gradiente inter-zonal, que el modelo cuantifica en 13.9 pp entre Z2 y Z3, fundamenta la decisión de implementar el sistema por zonas con parámetros diferenciados, en lugar de una estrategia de control uniforme para todo el campus. La lógica formal de la Ecuación (3) muestra que el ahorro proyectado $A_j[\%]$ es una función lineal de $(1 - \rho_j)$, lo que convierte al factor de ocupación en la variable de diseño más sensible del sistema: una sobreestimación de ρ_j en 0.05 unidades se traduce, por la Ecuación (5), en una reducción de 3.5 pp en el ahorro proyectado, acotada por el IC 95 % reportado en la Tabla 3.

Las proyecciones del modelo por zona revelan un patrón operativamente relevante (nótese que estas son estimaciones derivadas del modelo de simulación, no ahorros medidos en operación, y están sujetas a validación en la Fase 1 piloto): la Zona 3 (deportiva) presenta el mayor potencial de ahorro (64.4%) porque prácticamente no tiene ocupación después de las 20:00 h, donde la luminaria opera en $S1$ durante ~83 % de la noche. En contraste, la Zona 2 (vías de circulación) tiene el menor ahorro (50.5 %) por el mayor tránsito de vigilancia nocturna (Tabla 3). Este gradiente justifica la implementación por zonas y no uniforme.

Tabla 3. Perfiles de ocupación $\rho(b, j)$, factor medio $\bar{\rho}_j$ y reducción A_j con IC 95 % (modelo CAL, sección 2.6).

Table 3. Occupancy profiles $\rho(b, j)$, mean factor $\bar{\rho}_j$ and reduction A_j with 95% CI (CAL model, section 2.6).

Bloque horario (Δt)	Z1 Acad.	Z2 Vías	Z3 Deport.	Z4 Peatonal	Base física
18:00–20:00 h ($\Delta t=2$ h)	0.75	0.85	0.35	0.50	Clases vespertinas / circulación máx.
20:00–22:00 h ($\Delta t=2$ h)	0.45	0.55	0.08	0.25	Cierre progresivo campus
22:00–00:00 h ($\Delta t=2$ h)	0.08	0.15	0.02	0.05	Madrugada temprana (solo vigilancia)
00:00–06:00 h ($\Delta t=6$ h)	0.02	0.04	0.01	0.02	Madrugada (demanda constante medida)
$\bar{\rho}_j$ (factor medio pond.)	0.223	0.278	0.080	0.143	
$A_j[\%] = 70\%(1 - \bar{\rho}_j)$	54.4 %	50.5 %	64.4 %	60.0 %	$\alpha_{\min}=0.30; \alpha_{\max}=1.00$
IC 95 % (± 6.9 pp)	47.5–61.3 %	43.6–57.4 %	57.5–71.3 %	53.1–66.9 %	$\sigma_p=0.05 \rightarrow \sigma_{A_j}=3.5$ pp

Nota: Los IC 95 % se obtienen por propagación lineal de primer orden ($\sigma_{A_j} = 70 \% \times \sigma_p$). Los perfiles se estimaron de registros de acceso, horarios de clases y actividad deportiva (período lectivo marzo–abril 2024; días hábiles y sábados analizados por separado; periodos vacacionales excluidos del modelo base). No provienen de sensores en operación; serán validados en la Fase 1 piloto. La validación cruzada con mediciones del FLUKE 435-II confirmó demanda constante en 00:00–06:00 h, coherente con en todas las zonas. $\rho(b, j)\bar{\rho} < 0.05$

En la Tabla 4 se muestran de forma resumida los resultados sistémicos del modelo, el cual se estructura para la ejecución futura en 3 fases de implementación, Fase 1: Piloto (40 luminarias LED regulables), Fase 2: migración LED (120 luminarias LED bajo control) y, por último, la Fase 3: el campus completo, en 5 años.

Tabla 4. Resultados sistémicos del modelo por fase de implementación.

Table 4. Systemic results of the model by implementation phase.

Fase	$P_{\text{controlada}}$ (kW)	E_{ahorro} (kWh/mes)	Reducción sistémica	Notas
Fase 1 - Piloto (40 LED-reg)	1.3	255	2.2 %	Validación algoritmo CAL en campo.
Fase 2 - LED (<i>upgrade drivers</i>)	8.5	1 675	14.3 %	120 luminarias LED bajo control.
Fase 3 - Campus completo (5 años)	32.5	6 507	55.6 % ± 6.9 pp	Reemplazo luminarias tipo SAP completado; $\bar{\rho}_{\text{sys}} = 0.206$

Nota: Los valores de reducción energética corresponden a proyecciones del modelo de simulación, no a ahorros medidos en operación; están sujetos a validación en la Fase 1. La reducción sistémica proyectada en Fase 3 (55.6 %) supera los rangos de alumbrado vial [4], [5] porque en campus frente a en vías urbanas. Coherente con [6] (zonas de baja actividad >45 %) y con estudios en entornos educativos instrumentados con IoT que reportan reducciones del orden del 20 % [16]. $\bar{p}_{sys} = 0.206 \bar{p} > 0,05$

La Figura 5 muestra las curvas de consumo base *versus* el control adaptativo de luminarias en Fase 3. En donde el área sombreada es el ahorro proyectado y líneas discontinuas muestran los límites IC 95 %.

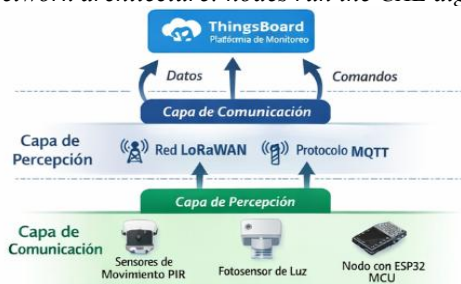
Figura 5. Curvas de consumo base vs. CAL en Fase 3.
Figure 5. Baseline consumption vs. CAL curves in Phase 3.



3.3 Arquitectura IoT propuesta

La arquitectura propuesta integra las capas de percepción, capa de comunicación y la capa de gestión. La figura 6 muestra un diagrama en bloques de la arquitectura de la red IoT, donde los nodos ejecutan el algoritmo de control adaptativo de luminarias (CAL) localmente, el *ThingsBoard* gestiona histórico, reglas de alerta y *dashboards* por zona.

Figura 6. Arquitectura de la red IoT: nodos ejecutan el algoritmo CAL localmente.
Figure 6. IoT network architecture: nodes run the CAL algorithm locally.



Capa de percepción: Nodos ESP32 + PIR HC-SR501 + BH1750, ejecutando el algoritmo CAL de forma autónoma. Control PWM 0–10 V sobre grupos de 4–8 luminarias LED. Carcasa IP65, alimentación 5 VDC desde el circuito de alumbrado. **Capa de comunicación:** LoRaWAN 868/915 MHz con dos *gateways* RAK7244 (≥ 2 km de cobertura, campus completo). *Broker* MQTT local. Cifrado AES-128 nativo (DevEUI + AppKey por nodo). Este esquema de cifrado ha sido validado en plataformas IoT operativas que integran microcontroladores ESP32 y servicios en la nube, donde AES-128 garantiza la confidencialidad e integridad de los datos en escenarios de monitoreo continuo y transmisión remota en tiempo real [17]. **Capa de gestión:** *ThingsBoard* CE 3.6 *on-premise* (servidor i5/16 GB/500 GB SSD, Ubuntu 22.04). *Dashboards* por zona, alertas de fallo <1 h, histórico *PostgreSQL* con respaldo en nube. Segmentación VLAN respecto a red.

3.4 Viabilidad técnica y ambiental

Técnica: Las 40 LED regulables son directamente compatibles con PWM desde ESP32. Las 80 LED estándar requieren drivers regulables (COP 45.000–80.000 c/u). Las 120 luminarias SAP se sustituyen progresivamente en 5 años. Tensión de suministro 120/208 V ± 5 %, caídas <3 % y protecciones en tableros compatibles con nodos ESP32 (<500 mA por nodo, NTC 2050). **Ambiental:** Fase 3: 6.507 kWh/mes $\times 0.1263$ tCO₂/MWh [18] = 0.82 tCO₂/mes (9.9 tCO₂/año; 99 tCO₂ en 10 años ≈ 1 770 árboles, IDEAM Colombia).

3.5 Análisis económico

El análisis económico se realiza principalmente teniendo en cuenta la inversión y beneficios, los indicadores financieros y la sensibilidad.

3.5.1 Inversión y beneficios

La Tabla 5 resume la inversión y beneficios, incluye los componentes, la cantidad, su costo unitario y total, además de la fuente donde se consiguen los componentes.

Tabla 5. Costos de implementación de la fase piloto (40 nodos).

Table 5. Implementation costs of the pilot phase (40 nodes).

Componente	Cant.	Costo unitario	Costo total	Fuente
Nodo ESP32 + PIR + BH1750 + carcasa IP65	40	185.000	7.400.000	MercadoLibre CO, 2024
Gateway LoRaWAN RAK7244	2	1.850.000	3.700.000	RAK Wireless CO
Drivers LED regulables 0–10 V	40	75.000	3.000.000	Sylvania CO, 2024
Servidor ThingsBoard (Mini-PC i5/16 GB)	1	4.200.000	4.200.000	Dell CO, 2024
Cableado, instalación, capacitación, contingencias			8.980.000	Tarifa eléct. + estimación
INVERSIÓN TOTAL PILOTO			27.280.000	

Nota: Expansión campus completo (240 nodos): COP 128–145 millones. Beneficio anual = ahorro eléctrico (tarifa 650 COP/kWh, 2024) + reducción mantenimiento correctivo (60 % × COP 5.760.000/año base). O&M sistema IoT: COP 1.200.000/año.

3.5.2 Indicadores financieros y la sensibilidad

La Tabla 6 consolida los indicadores de rentabilidad (horizonte 10 años, tasa descuento 12 % anual, CONFIS 2024) para los tres escenarios de ahorro energético. Los escenarios conservador y optimista corresponden a los límites del IC 95 % de la Fase 2; el escenario base toma el valor puntual del modelo para Fase 3.

Tabla 6. Indicadores financieros para un horizonte de 10 años, $r = 12\%$ anual.

Table 6. Financial indicators for a 10-year horizon, $r = 12\%$ per year.

Indicador	Conservador - 20 %	Base - 30 %	Óptimo - 40 %
Beneficio anual (COP/año)	22.188.000	31.554.000	40.920.000
VPN a 12 % — 10 años (COP)	91.327.000	143.650.000	196.974.000
TIR (%)	76.9 %	111.3 %	145.6 %
Relación B/C	4.35	6.27	8.22
Payback descontado 12 % (meses)	18.2	12.7	9.7

Nota: $VPN = -I_0 + FNA \cdot [(1 - (1 + r)^{-n})/r]$; $I_0 = 27.280.000$ COP; $FNA = \text{beneficio} - O\&M$. El escenario 55.6 % (modelo propio, Fase 3) proyecta $VPN = 335.7$ M COP a 650 COP/kWh

Los indicadores financieros (Tabla 6) sugieren viabilidad económica proyectada bajo los supuestos del modelo en los tres escenarios evaluados. En el escenario base (ahorro del 30 %, tarifa de 650 COP/kWh), el VPN proyectado asciende a COP 143.7 millones, la TIR alcanza el 111.3 % (representa 9.3 veces la tasa de descuento del 12 % anual adoptada como referencia según los lineamientos del CONFIS 2024) y el *payback* descontado se ubica en 12.7 meses. La relación beneficio-costado de 6.27 indica que por cada peso invertido se proyectan 6.27 pesos de beneficio neto actualizado en el horizonte de 10 años. En el escenario conservador (20 % de ahorro), la TIR proyectada de 76.9 % supera en 6.4 veces la tasa de descuento, sugiere un margen de holgura financiero considerable incluso ante reducciones parciales en la materialización de los ahorros simulados. En el escenario optimista (40 % de ahorro), la TIR proyectada de 145.6 % refleja el potencial máximo bajo condiciones favorables de ocupación y tarifa eléctrica. La robustez de estas proyecciones (Tabla 7) mediante un análisis de sensibilidad bidimensional que combina seis niveles de ahorro energético (15%-55.6%) con seis niveles de tarifa eléctrica (500-900 COP/kWh), generando 42 escenarios de evaluación. En la totalidad de ellos, el VPN proyectado resulta positivo (mínimo: COP 21.4 M; máximo: COP 533.5 M). Las

elasticidades calculadas ($\epsilon_{\text{ahorro}} \approx 2.1$ y $\epsilon_{\text{tarifa}} \approx 1.4$) indican que el VPN es más sensible a variaciones en el porcentaje de ahorro que a variaciones en la tarifa eléctrica, lo que subraya la importancia de validar empíricamente los perfiles de ocupación en la Fase 1 antes de escalar la inversión al campus completo. En términos prácticos, incluso si los ahorros reales resultaran ser del 40 % de los valores proyectados por el modelo (reducción efectiva de ~22 % sobre el escenario base de 55.6 %), el VPN proyectado seguiría siendo positivo y el *payback* descontado permanecería por debajo de los 30 meses. Estos resultados posicionan favorablemente la propuesta desde la perspectiva de la supervisión de control fiscal sin perjuicio de la validación piloto, condición necesaria para confirmar la materialización de los beneficios proyectados.

La Tabla 7 muestra Sensibilidad bidimensional - VPN (millones COP), el ahorro energético (%) vs. tarifa eléctrica (COP/kWh) para un horizonte 10 años, con un retorno (*payback*) $r = 12$ % anual.

Tabla 7. Sensibilidad bidimensional - VPN (millones COP).
Table 7. Two-dimensional sensitivity - NPV (millions COP).

Ahorro \ Tarifa	500	600	650 *	700	800	900
15 %	21.4	34.7	41.4	48.0	61.3	74.6
20 %	48.2	69.8	80.6	91.3	112.9	134.5
30 % *	101.8	140.0	159.1 ★	178.2	216.2	254.3
40 %	155.4	210.2	237.5	265.6	320.1	374.8
55.6 % †	217.3	296.2	335.7	375.1	454.2	533.5

Nota: ★ Escenario base (30 %, 650 COP/kWh): VPN=159.1 M COP. † Reducción modelo propio Fase 3 (55.6 %). * Tarifa 2024. Todos los 42 escenarios: VPN>0, TIR>28 %. Elasticidades: $\epsilon_{\text{ahorro}} \approx 2.1$; $\epsilon_{\text{tarifa}} \approx 1.4$.

4. DISCUSIÓN

El modelo de simulación proyecta reducciones del 50.5%–64.4% por zona (valores que deben interpretarse como estimaciones sujetas a validación en la Fase 1 piloto), no como ahorros medidos en operación real. La diferencia con los rangos de alumbrado vial de la literatura [4], [5] es estructural: el factor de ocupación del campus en el bloque 00:00–06:00 h es próximo a cero en todas las zonas, frente a valores significativamente mayores en vías urbanas con tráfico nocturno continuo. El gradiente entre zonas (50.5 % en Z2 vs. 64.4 % en Z3) es coherente con los distintos perfiles de uso: Z3 (deportiva) cierra operaciones antes de las 20:00 h, mientras que Z2 (vías de circulación) mantiene tránsito de vigilancia durante toda la noche. Este resultado es consistente con Lee y Kim en [6] para zonas de baja actividad nocturna (>45 %). Desde la perspectiva de implementación, el uso del campus universitario como entorno de experimentación permite validar arquitecturas IoT en escenarios reales bajo condiciones controladas, consolidándose como un laboratorio vivo para el desarrollo y escalamiento progresivo de soluciones basadas en prototipos funcionales [19], adicionalmente, resultados en entornos educativos instrumentados con IoT reportan reducciones del orden del 20 % en el consumo energético de edificaciones [16] ($\bar{p} < 0.05$ $\bar{p} > 0.05$). Este comportamiento es consistente con la tendencia observada en instituciones públicas colombianas, donde la adopción de medidas de eficiencia energética y estrategias de optimización del consumo se han consolidado como mecanismos efectivos para la reducción de costos operativos en sistemas con alta demanda energética [20]. En este sentido, la integración de estrategias de eficiencia energética soportadas en IoT se alinea con los principios de la Industria 4.0 y su adaptación al entorno educativo, donde los campus inteligentes emergen como escenarios clave para la digitalización, automatización y gestión eficiente de recursos energéticos [21].

Para la interpretación de los resultados se realiza la diferenciación entre los datos medidos en campo y los datos estimados que alimentan el modelo de simulación. En esta investigación, los datos medidos corresponden exclusivamente a las variables eléctricas registradas con el analizador FLUKE 435-II durante cinco noches consecutivas (marzo–abril 2024): potencia activa total (32.5 kW), energía mensual base (11 700 kWh/mes), factor de potencia ($\text{fp} = 0.89$) y distorsión armónica de corriente ($\text{THD}_1 = 12.3$ %) en los circuitos de luminarias

SAP. La demanda constante registrada en el bloque 00:00–06:00 *h* fue validada instrumentalmente, y sirvió como verificación de coherencia de los perfiles estimados ($\rho < 0.05$ en ese bloque en todas las zonas). Por su parte, los perfiles de ocupación $\rho(b,j)$ para los demás bloques horarios son estimaciones derivadas de registros institucionales, y las reducciones energéticas proyectadas (50.5 % a 64.4 % por zona, 55.6 % sistémico en Fase 3) son salidas del modelo de simulación determinístico, no mediciones directas del ahorro en operación. La Fase 1 del plan de implementación (piloto con 40 nodos ESP32 + PIR HC-SR501 durante un semestre académico) constituye el mecanismo de calibración diseñado para transformar estas estimaciones en datos reales, ajustar los perfiles $\rho(b,j)$ y reducir los intervalos de confianza actuales de ± 6.9 pp a valores significativamente menores, conforme la literatura para sistemas instrumentados comparables [16].

La formalización del algoritmo de control adaptativo de luminarias como máquina de estados finita aporta tres ventajas sobre los sistemas de la literatura colombiana [10], [11]: (i) la lógica de transición es verificable formalmente y se puede compilar directamente en el *firmware* ESP32; (ii) con $\alpha_{min} = 0.30$ se garantiza el cumplimiento del RETILAP en cada ciclo mediante verificación por el sensor BH1750; y (iii) con $T_{hold} = 5 \text{ min}$ elimina las oscilaciones de conmutación documentadas por Shahzad *et al.* en [4] como causa de degradación acelerada en luminarias LED sin estado intermedio. Desde la perspectiva económica, la tasa interna de retorno (TIR) mínima (76.9 %) supera en 6.4 veces la tasa de descuento (12 %), y el VPN es positivo incluso en el peor escenario analizado (15 % ahorro, 500 COP/kWh). Esto posiciona favorablemente el proyecto en el contexto de supervisión de control fiscal de las universidades públicas colombianas, donde el criterio de inversión exige $VPN > 0$ y $TIR > \text{costo de capital}$.

4.1 Limitaciones del modelo y condiciones para la implementación real

El modelo de simulación presenta cuatro limitaciones principales que deben tenerse en cuenta al interpretar los resultados. En primer lugar, los perfiles de ocupación ρ_b fueron estimados a partir de registros institucionales, no de sensores en operación; cualquier desviación entre los patrones reales de uso y los supuestos adoptados afectará directamente las proyecciones de ahorro. En segundo lugar, el modelo asume comportamiento estacionario dentro de cada mes (parámetros CAL constantes), lo cual puede subestimar la variabilidad intra-mensual en períodos de exámenes o eventos especiales. En tercer lugar, los períodos vacacionales se trataron con el perfil de menor ocupación como supuesto conservador, sin disponer de datos empíricos específicos para esos períodos. En cuarto lugar, la validez del análisis económico depende de que la tarifa eléctrica y los costos de O&M se mantengan dentro de los rangos evaluados en la sensibilidad. Para la implementación real, se requiere: (a) un semestre completo de operación piloto con los 40 nodos de la Fase 1 para calibrar los perfiles ρ_b con datos reales del sensor PIR; (b) validación cruzada de los intervalos de confianza del modelo con las mediciones del analizador FLUKE 435-II en condiciones de control activo; y (c) aprobación institucional del protocolo de gestión de datos conforme a la Ley 1581/2012, dado que los eventos PIR crudos tienen retención máxima de 24 *h*.

4.2 Consideraciones normativas

(i) Con el RETILAP [23]: $\alpha_{min} = 0.30$ garantiza ≥ 15 lux verificados en tiempo real por BH1750. (ii) Con la CREG 174/2021 [24]: la modernización se reportará a la SSPD como mejora de eficiencia del servicio de alumbrado público. (iii) Con la NTC 2050 [25]: protecciones eléctricas dimensionadas para $< 500 \text{ mA}$ a 5 VDC por nodo. (iv) Y con la Ley 1581/2012: datos sensores PIR crudos con retención $\leq 24 \text{ h}$; consumo agregado por zona, sin restricción.

4.3 Ciberseguridad

La arquitectura incorpora: AES-128 nativo LoRaWAN 1.0.3 (DevEUI+AppKey por nodo), VLAN independiente para la red IoT, autenticación MQTT con TLS 1.2 en el *broker ThingsBoard*, y segmentación respecto a la red corporativa universitaria, mitigando los vectores de ataque identificados por Zanella *et al.* [26] para redes de sensores urbanos.

5. CONCLUSIONES

Este trabajo integra diagnóstico de campo, formalización algorítmica, modelado de simulación propio y análisis económico completo en un marco metodológico verificable para el sistema de alumbrado del campus de la Universidad de Pamplona. El algoritmo de control adaptativo de luminarias especificado como máquina de estados finita de tres estados, cumple con el RETILAP ($\alpha_{min} = 0.30$) en cada ciclo, elimina oscilaciones de conmutación ($T_{hold} = 5 \text{ min}$) y puede implementarse en el *firmware* ESP32 sin capa de interpretación adicional. El modelo de simulación determinístico por zonas, alimentado con perfiles de ocupación estimados del diagnóstico de campo ($\bar{\rho}_j = 0.080 - 0.278$), proyecta reducciones propias del 14.3 % en Fase 2 y 55.6 % $\pm 6.9 \text{ pp}$ (IC 95 %) en Fase 3, superando los rangos de alumbrado vial de la literatura por baja ocupación nocturna característica del campus.

El análisis económico proyecta viabilidad bajo los supuestos del modelo en la totalidad de los 42 escenarios del análisis de sensibilidad bidimensional: VPN entre COP 91 M y COP 197 M (escenarios de ahorro 20 %-40 %, tarifa base 650 COP/kWh), TIR entre 77 % y 146 % (con un margen mínimo de 6.4 veces sobre la tasa de descuento del 12 % anual), y *payback* descontado entre 10 y 18 meses. Estos indicadores sugieren una posición financiera favorable para la propuesta en el horizonte de 10 años evaluado, con la condición de que los ahorros energéticos proyectados por el modelo se materialicen en operación real. Esta condición depende directamente de la validación de los perfiles de ocupación estimados, razón por la cual el piloto instrumentado de 40 nodos (Fase 1, semestre académico) constituye el paso prioritario e imprescindible antes de comprometer la inversión de expansión al campus completo. Es pertinente señalar las limitaciones que enmarcan el alcance de las conclusiones presentadas: (i) los perfiles de ocupación $\rho(b,j)$ son estimaciones derivadas de registros institucionales, no mediciones directas de presencia, lo que introduce una fuente de incertidumbre cuantificada en $\pm 6.9 \text{ pp}$ (IC 95 %) pero no eliminable sin datos piloto reales; (ii) el modelo asume comportamiento estacionario dentro de cada mes, lo que puede subestimar la variabilidad intra-mensual en períodos de exámenes o eventos académicos especiales; (iii) la validez del análisis económico está condicionada a que la tarifa eléctrica y los costos de operación y mantenimiento se mantengan dentro de los rangos evaluados en la Tabla 7; y (iv) la implementación real requiere la aprobación institucional del protocolo de gestión de datos conforme a la Ley 1581/2012, dado que los eventos PIR crudos tienen una retención máxima de 24 horas.

Como líneas de trabajo futuro se proponen: (i) la calibración del modelo con datos reales del piloto Fase 1 y la extensión de la máquina de estados finita mediante predicción de ocupación basada en aprendizaje automático, con el objetivo de reducir los intervalos de confianza proyectados; y (ii) la evaluación de la replicabilidad del marco metodológico propuesto en otros campus universitarios de la región andina colombiana, contribuyendo a la generación de evidencia empírica sobre el potencial de eficiencia energética del alumbrado universitario en contextos similares.

6. AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad de Pamplona por el apoyo en el desarrollo de esta investigación.

7. DECLARACIÓN DE CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

8. REFERENCIAS

- [1] International Energy Agency (IEA), «Energy Efficiency 2023: Analysis and Outlook to 2030», IEA, Paris, France, 2023. [En línea]. Disponible en: <https://iea.blob.core.windows.net/assets/dfd9134f-12eb-4045-9789-9d6ab8d9fbf4/EnergyEfficiency2023.pdf>.
- [2] International Energy Agency (IEA), «Net Zero by 2050: A Roadmap for the Global Energy Sector», IEA, Paris, France, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://www.iea.org/reports/net-zero-by-2050>.
- [3] M. Kabir et al., "Design and Implement IoT-Based Intelligent Manageable Smart Street Lighting Systems for Future Smart City," *Engineering Proceedings*, vol. 56, no. 1, 147, 2023. doi: 10.3390/ASEC2023-15535.
- [4] G. Shahzad, H. Yang, A. Ahmad y C. Lee, "Energy-efficient intelligent street lighting system using traffic-adaptive control," *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 13, pp. 5397–5405, 2016. doi: 10.1109/JSEN.2016.2557345.

- [5] P. Chiradeja y S. Yoomak, «Development of public lighting system with smart lighting control systems and internet of thing (IoT) technologies for smart city», *Energy Rep.*, vol. 10, pp. 3355-3372, nov. 2023, doi: 10.1016/j.egy.2023.10.027.
- [6] J.-W. Lee y Y. I. Kim, «Energy Saving of a University Building Using a Motion Detection Sensor and Room Management System», *Sustainability*, vol. 12, no 22, p. 9471, nov. 2020, doi: 10.3390/su12229471.
- [7] K. Mekki, E. Bajic, F. Chaxel, y F. Meyer, «A comparative study of LPWAN technologies for large-scale IoT deployment», *ICT Express*, vol. 5, no 1, pp. 1-7, mar. 2019, doi: 10.1016/j.ict.2017.12.005.
- [8] R. Yasmin, K. Mikhaylov, y A. Pouttu, «LoRaWAN for Smart Campus: Deployment and Long-Term Operation Analysis», *Sensors*, vol. 20, no 23, p. 6721, nov. 2020, doi: 10.3390/s20236721.
- [9] M. A. Ahmed, S. A. Chavez, A. M. Eltamaly, H. O. Garces, A. J. Rojas, y Y.-C. Kim, «Toward an Intelligent Campus: IoT Platform for Remote Monitoring and Control of Smart Buildings», *Sensors*, vol. 22, no 23, p. 9045, nov. 2022, doi: 10.3390/s22239045.
- [10] C. A. González-Amarillo, C. L. Cárdenas-García, J. A. Caicedo-Muñoz, y M. A. Mendoza-Moreno, «Smart Lumini: A Smart Lighting System for Academic Environments Using IOT-Based Open-Source Hardware», *Rev. Fac. Ing.*, vol. 29, no 54, p. e11060, jun. 2020, doi: 10.19053/01211129.v29.n54.2020.11060.
- [11] H. Ramirez Murillo, I. A. Arias Galvis, y A. G. Garzon Huertas, «Monitoring System for a Street Lighting Luminaire», *TECCIENCIA*, vol. 14, no 27, pp. 29-36, feb. 2020, doi: 10.18180/tecciencia.2019.27.4.
- [12] R. Hernández-Sampieri y C. Mendoza, *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. México: McGraw-Hill, 2018.
- [13] A. Diaz y H. González, «Diseño de un sistema de comunicación IoT para el monitoreo y control de variables de procesos industriales», *Rev. Colomb. Tecnol. Av. RCTA*, vol. 1, no 39, pp. 32-36, feb. 2022, doi: 10.24054/rcta.v1i39.1371.
- [14] G. A. Acevedo Hernandez y O. Pinzón Ardila, «Desarrollo de un sistema electrónico para comunicación remota en dispositivos industriales Modbus RTU a través de MQTT», *Rev. Colomb. Tecnol. Av. RCTA*, vol. 1, no 43, pp. 44-50, mar. 2024, doi: 10.24054/rcta.v1i43.2800.
- [15] R. S. Melo Cárdenas, L. A. Rodríguez Umaña, J. E. Martínez Baquero, y N. Baquero Álvarez, «Prototipo de sistema automatizado para lectura y control de medidores de energía inteligentes», *Rev. Colomb. Tecnol. Av. RCTA*, vol. 1, no 45, pp. 57-65, ene. 2025, doi: 10.24054/rcta.v1i45.3091.
- [16] G. Mylonas, D. Amaxilatis, S. Tsampas, L. Pocero, y J. Gunneriusson, «A Methodology for Saving Energy in Educational Buildings Using an IoT Infrastructure», en *2019 10th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA)*, PATRAS, Greece: IEEE, jul. 2019, pp. 1-7. doi: 10.1109/IISA.2019.8900707.
- [17] A. J. Cuenca Luna, R. D. Quelal Villarreal, F. S. Donoso Martínez, F. G. Cuzme Rodríguez, y P. D. Muñoz Criollo, «WiFish: Plataforma de monitoreo de acuicultura basada en IoT y cloud computing con cifrado AES-128», *Rev. Colomb. Tecnol. Av. RCTA*, vol. 2, no 46, pp. 190-200, ago. 2025, doi: 10.24054/rcta.v2i46.4140.
- [18] Unidad de Planeación Minero Energética (UPME), «Factores de emisión del sistema interconectado nacional (SIN) para el año 2024», UPME, Bogotá, Colombia, 2024. [En línea]. Disponible en: https://docs.upme.gov.co/Normatividad/Soporte_calculo_Factor_de_Emision_2024.pdf
- [19] C. J. Medina-Barahona, G. A. Mora, C. Calvache-Pabón, J. A. Salazar-Castro, H. A. Mora-Paz, y D. Mayorca-Torres, «Propuesta de arquitectura IoT orientada a la creación de prototipos para su aplicación en plataformas educativas y de investigación», *Rev. Colomb. Tecnol. Av. RCTA*, vol. 1, no 39, pp. 118-125, feb. 2022, doi: 10.24054/rcta.v1i39.1405.
- [20] H. Hernández Palma, D. J. Novoa, y D. Mendoza Cásseres, «Energía renovables y medidas de eficiencia energética aplicables a las instituciones prestadoras de salud en Colombia», *Rev. Colomb. Tecnol. Av. RCTA*, vol. 1, no 41, oct. 2023, doi: 10.24054/rcta.v1i41.2557.
- [21] N. S. Sandoval Carrero, N. M. Acevedo Quintana, y L. M. Santos Jaimés, «Lineamientos desde la industria 4.0 a la educación 4.0: caso tecnología IoT», *Rev. Colomb. Tecnol. Av. RCTA*, vol. 1, no 39, pp. 81-92, feb. 2022, doi: 10.24054/rcta.v1i39.1379.
- [22] D. Navarro Pino, J. S. Badillo Rincón, M. D. Portillo Padilla, y S. E. Pineda Aguilera, «Tecnologías y herramientas del internet de las cosas (IoT) para el desarrollo de prototipos de entornos cotidianos», *Rev. Colomb. Tecnol. Av. RCTA*, vol. 2, no 44, pp. 97-103, jul. 2024, doi: 10.24054/rcta.v2i44.3020.
- [23] Ministerio de Minas y Energía de Colombia, «Reglamento Técnico de Iluminación y Alumbrado Público (RETILAP), Resolución 180540 de 2010 y sus modificaciones». Bogotá, Colombia, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.minenergia.gov.co/es/misional/energia-electrica-2/reglamentos-tecnicos/reglamento-técnico-de-iluminación-y-alumbrado-público-retilap/>
- [24] Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG), «Resolución CREG 174 de 2021: Condiciones para la prestación del servicio de alumbrado público». Bogotá, Colombia, 2021. [En línea]. Disponible en: https://gestornormativo.creg.gov.co/gestor/entorno/docs/resolucion_creg_0174_2021.htm
- [25] ICONTEC, «NTC 2050: Código Eléctrico Colombiano». Bogotá, Colombia, 2013. [En línea]. Disponible en: <https://biblioteca.minenergia.gov.co/cgi-bin/koha/opac-detail.pl?biblionumber=4597>
- [26] A. Zanella, N. Bui, A. Castellani, L. Vangelista, y M. Zorzi, «Internet of Things for Smart Cities», *IEEE Internet Things J.*, vol. 1, n.º 1, pp. 22-32, feb. 2014, doi: 10.1109/JIOT.2014.2306328.