SUSTAINABILITY LAB

CLIMATE CHANGE AI: ESCUELA DE VERANO VIRTUAL 2026

IA para los edificios

Aprendizaje automático a lo largo del ciclo de vida del edificio: medir, modelizar, decidir, verificar

Nipun Batra · Sustainability Lab, IIT Gandhinagar
Módulo: IA para edificios y ciudades · Parte 1

PARTE 1

¿Por qué los edificios?

Un tercio de la energía mundial, y ya está medida

MEDIR MODELIZAR DECIDIR VERIFICAR

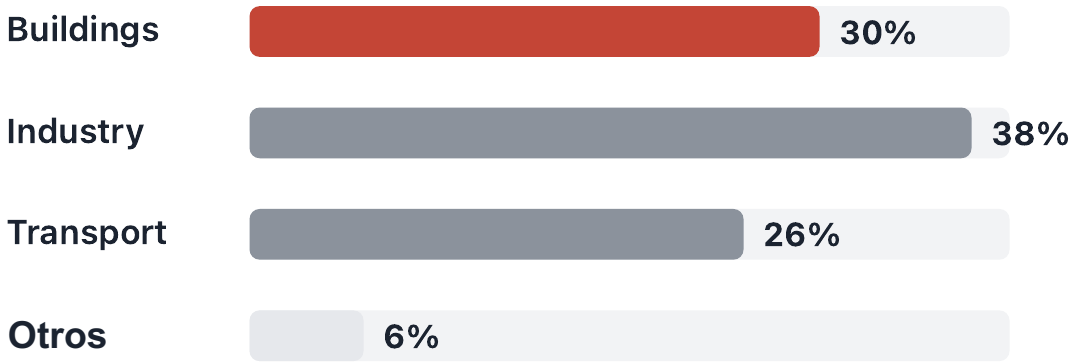
IA para los edificios · Escuela de verano Climate Change AI 2026



LO QUE ESTÁ EN JUEGO

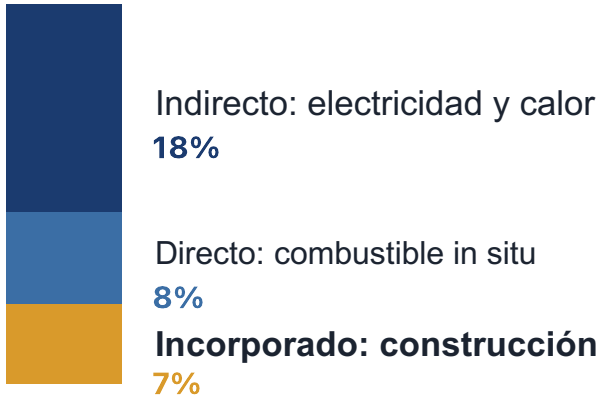
Los edificios consumen alrededor de un tercio de la energía mundial

CUOTA DE LA ENERGÍA FINAL MUNDIAL



Edificios = 34 % al incluir los materiales de construcción

CO_2 RELACIONADO CON LA ENERGÍA DE LOS EDIFICIOS



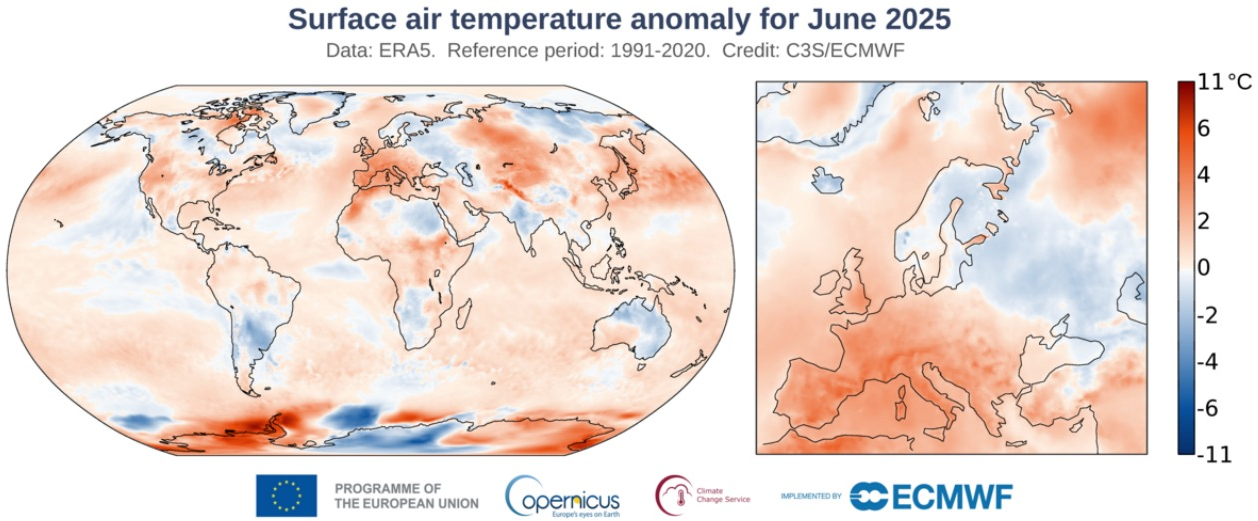
= un tercio del CO_2 relacionado con la energía IEA, datos de 2022

CONCLUSIÓN

Los edificios suponen alrededor del 30 % de la energía final mundial y aproximadamente un tercio del CO_2 relacionado con la energía, incluida la construcción.

POR QUÉ AHORA

La refrigeración es el uso de energía que más crece en los edificios



Junio de 2025: el junio más cálido registrado en Europa occidental. Crédito: C3S/ECMWF

1.6→5.6B

aparatos de aire acondicionado en 2050: el parque se multiplica por ~3,5

+14%

de la demanda diaria de España; los precios subieron un 108 % en Francia y un 175 % en Alemania durante la ola de calor de 2025

~20%

de los hogares de la UE tienen aire acondicionado (frente a ~90 % en EE. UU.): la demanda crecerá rápido

ENCUESTA

¿Qué consume más electricidad en tu casa: aire acondicionado/calefacción, calentador de agua, frigorífico u otra cosa?

RESPUESTA A LA PREGUNTA

Depende del clima, y de lo que se cuente

19%
EE. UU.: cuota del aire acondicionado en la electricidad de los hogares

62.5%
UE: cuota de la calefacción en la energía final de los hogares

~40%
India: cuota de ventiladores, enfriadores y aire acondicionado en la electricidad de los hogares encuestados

40–60%
Singapur: cuota del aire acondicionado en la energía total de los edificios

CONCLUSIÓN

Lee el denominador antes que el porcentaje. El clima, los combustibles, los aparatos y la construcción cambian la carga dominante, y convierten la transferencia geográfica en un problema de AA de primer orden.

Cuatro fases de un edificio, cuatro decisiones distintas



Diseño: elegir Volumetría, envolvente, materiales, sistemas

Cuatro fases de un edificio, cuatro decisiones distintas



Diseño: elegir Volumetría, envolvente, materiales, sistemas



Construcción: comprobar

Avance, calidad, metadatos, secuencias

Cuatro fases de un edificio, cuatro decisiones distintas



Diseño: elegir Volumetría, envolvente, materiales, sistemas



Construcción: comprobar

Avance, calidad, metadatos, secuencias



Operación: adaptar Meteorología, personas, precios, averías

EL MAPA QUE FALTA · 4 DE 4

Cuatro fases de un edificio, cuatro decisiones distintas



Diseño: elegir Volumetría, envolvente, materiales, sistemas



Construcción: comprobar

Avance, calidad, metadatos, secuencias



Operación: adaptar

Meteorología, personas, precios, averías

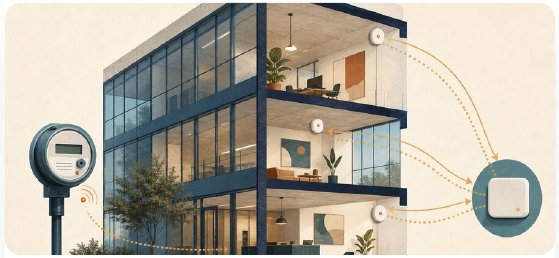


Rehabilitación: verificar Diagnosticar, priorizar, medir el cambio

CONCLUSIÓN

Antes de la operación, las personas y el rendimiento son supuestos. Durante la operación se convierten en evidencia; la rehabilitación debe usar esa evidencia para cambiar el edificio.

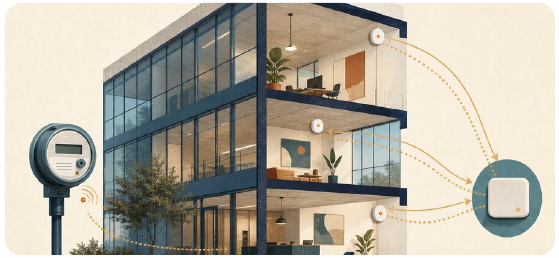
El proceso: medir » modelizar » decidir » verificar



Medir

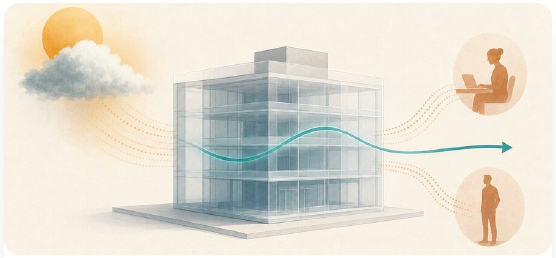
¿Qué está pasando?

El proceso: medir » modelizar » decidir » verificar



Sense

¿Qué está pasando?



Modelizar

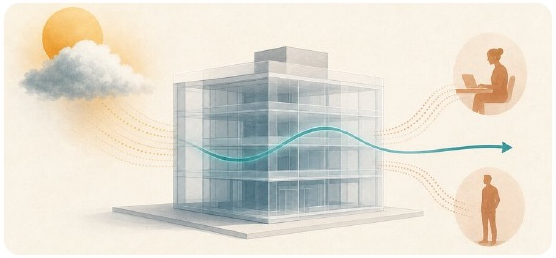
¿Qué pasará después?

El proceso: medir » modelizar » decidir » verificar



Medir

¿Qué está pasando?



Modelizar

¿Qué pasará después?



Decidir

¿Qué acción cumple las restricciones?

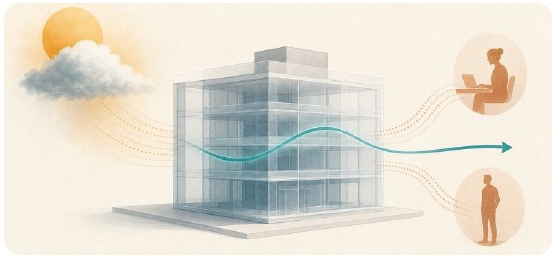
EL PLAN: 4 DE 4

El proceso: medir » modelizar » decidir » verificar



Medir

¿Qué está pasando?



Modelizar

¿Qué pasará después?



Decidir

¿Qué acción cumple las restricciones?



Verificar ¿Funcionó, y para quién?

CONCLUSIÓN

Recorreremos este ciclo con cuatro aplicaciones. Una pregunta constante: ¿resistirá el resultado en el siguiente edificio, en la red real y con las personas que hay dentro?

APLICACIÓN 1 · FASE: MEDIR

Desagregación energética

Un contador barato de entrada; información detallada y útil de salida

SENSE MODEL DECIDE VERIFY



IA para los edificios · Escuela de verano Climate Change AI 2026

LA INTUICIÓN ANTES DEL ALGORITMO

El tique del supermercado explica por qué importa el detalle

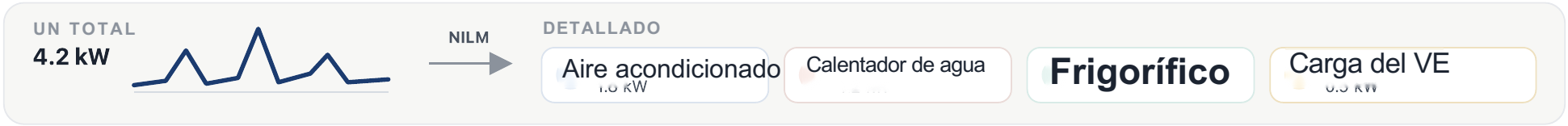


CONCLUSIÓN

Un total te dice cuánto; un tique detallado te dice dónde es posible decidir. El NILM se pregunta si una sola señal eléctrica de toda la vivienda puede convertirse en el equivalente de una factura de energía detallada.

POR QUÉ ENERGÍA POR APARATO

Lo que permiten los datos por aparato



Información personalizada Hoy
domina el aire acondicionado

Acción: probar +1 °C

Avería y despilfarro El
frigorífico nunca se apaga

Acción: programar el mantenimiento

Rehabilitación dirigida
Un aire acondicionado
viejo genera el pico

Acción: priorizar la ayuda

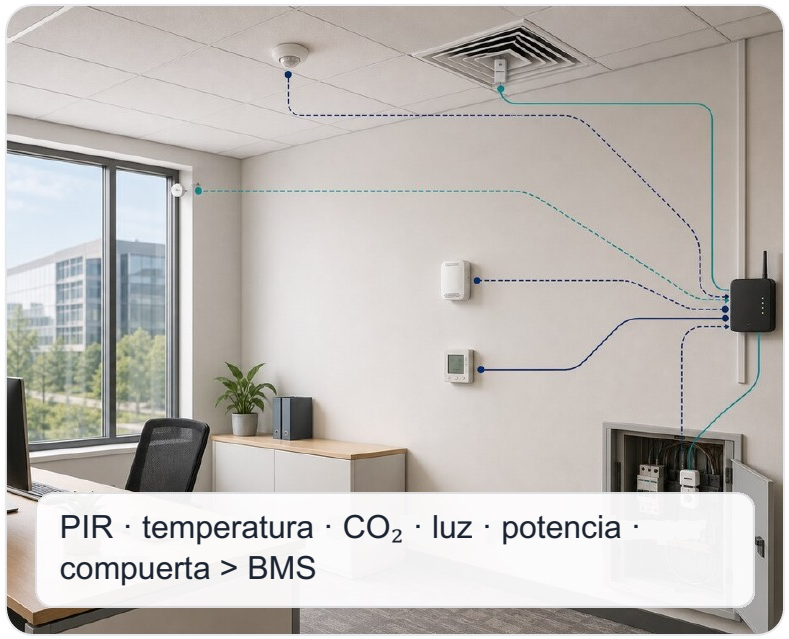
Cargas flexibles El VE
puede esperar tres horas

Acción: cargar después de las 22:00

CONCLUSIÓN

La información detallada lleva a los hogares a reducir su consumo entre un 5 y un 15 %, y el mismo desglose sirve para detectar averías, orientar rehabilitaciones y determinar la elegibilidad para la respuesta a la demanda. Por eso gran parte del AA aplicado a edificios persigue la señal por aparato.

Qué se puede medir, y cuánto cuesta



Utility bill	monthly · whole building	billing, benchmarking	**nearly free**
Smart meter	seconds–minutes · aggregate	NILM, forecasting, DR	**wide reach**
Sub-metering	circuit / appliance	ground truth, audits	**higher cost**
Edificio equipado	potencia + temp. + CO_2 + ocupación	control, confort, diagnóstico de averías	**highest effort**

CONCLUSIÓN

Empieza por abajo: una sensorización rica puede responder casi a todo, pero es cara de instalar, etiquetar y mantener en muchos edificios.

Qué se puede medir, y cuánto cuesta



Submedición: medida directa por aparato o circuito

Utility bill	monthly · whole building	billing, benchmarking	nearly free
Smart meter	seconds–minutes · aggregate	NILM, forecasting, DR	wide reach
Submedición	circuito / aparato	verdad de campo, auditorías	**mayor coste**
Edificio equipado	potencia + temp. + CO_2 + ocupación	control, confort, diagnóstico de averías	highest effort

CONCLUSIÓN

Los submedidores dan la respuesta directamente. Son la verdad de campo ideal, y justo lo que resulta difícil de costear y mantener a gran escala.

Qué se puede medir, y cuánto cuesta



Una sola curva agregada · millones de edificios

Utility bill	monthly · whole building	billing, benchmarking	nearly free
Contador inteligente	segundos-minutos · agregado	NILM, previsión, respuesta a la demanda	amplio alcance
Submedición	circuito / aparato	verdad de campo, auditorías	higher cost
Edificio equipado	potencia + temp. + CO_2 + ocupación	control, confort, diagnóstico de averías	highest effort

CONCLUSIÓN

El contador inteligente es el término medio interesante: barato y muy extendido, pero solo mide la suma. El NILM intenta inferir a partir de él la señal más rica de los aparatos.

LA CAPA DE DATOS: 4 DE 4

Qué se puede medir, y cuánto cuesta



Casi universal · demasiado gruesa para actuar por aparato

Factura	mensual · todo el edificio	facturación, comparación	casi gratis
Contador inteligente	segundos-minutos · agregado	NILM, previsión, respuesta a la demanda	wide reach
Submedición	circuito / aparato	verdad de campo, auditorías	higher cost
Edificio equipado	potencia + temp. + CO_2 + ocupación	control, confort, diagnóstico de averías	highest effort

CONCLUSIÓN

Este campo existe porque alcance y resolución van en direcciones opuestas. El AA para edificios suele inferir una señal cara a partir de otra barata.

DESPLIEGUES REALES

Lo que los hogares reales hacen a tus sensores



(a) Three Generations of Light Switch Sensors

(b) Plug Load Monitor



(c) Three Generations of Doorway Sensors

(d) Motion Sensor

Home sensors — Hnat et al., **Hitchhiker's Guide**, SenSys 2011[11]

LECCIONES DE DESPLIEGUES REALES

· **El mantenimiento pesa más que la instalación: los sensores fallan,**

las etiquetas se degradan, los ocupantes cambian. · El esfuerzo crece de forma superlineal con los hogares, los nodos y los meses sobre el terreno

· **Los supuestos viajan mal: ¿qué falla cuando**

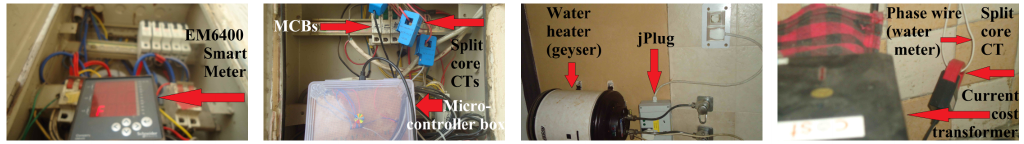
se despliega fuera de la red del laboratorio? (siguiente diapositiva)

CONCLUSIÓN

Los artículos sobre despliegues son tan útiles como los de algoritmos, y mucho más escasos: todo modelo hereda estos problemas.

EVIDENCIA REAL · BUILDSYS 2013

Delhi nos enseñó a medir la tensión, no solo la corriente



73 días, 33 sensores, un hogar de Delhi: contador inteligente, TC por circuito, enchufes por aparato [12]

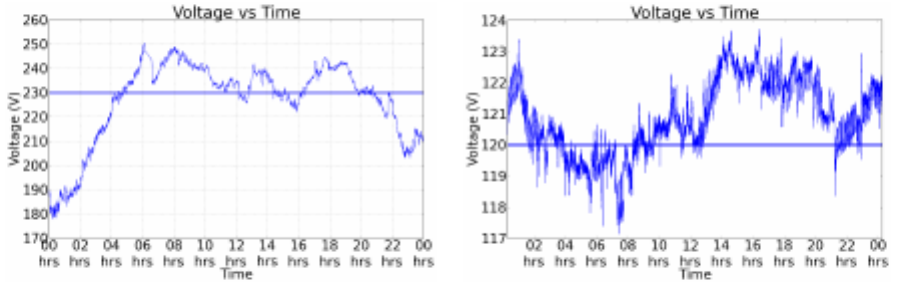


Fig. 5 · **Batra et al., BuildSys 2013** · doi:10.1145/2528282.2528293

CONCLUSIÓN

La propia red varía: en Delhi la tensión osciló entre ~180 y 250 V en un día (en EE. UU. se mantiene cerca de 120 V). Los contadores con TC que solo registran la corriente suponen una tensión fija: aquí ese supuesto falla, así que hay que medir V e I, y normalizar la tensión antes de cualquier NILM.[12]

POR QUÉ NO MEDIRLO TODO

No se puede poner un sensor en cada aparato

Dos maneras de saber qué consume cada aparato:

Medir cada aparato

- ✕ un sensor de enchufe por aparato: el coste se acumula
- ✕ mano de obra de instalación en cada hogar
- ✕ **los sensores fallan, las etiquetas se degradan**
- ✕ intrusivo: hardware en cada enchufe

Usar el contador de la vivienda

- ✓ ya presente en más de 1000 millones de hogares
- ✓ sin hardware nuevo, sin instalación
- ✓ **nada más que mantener**
- → pero solo se ve la suma

NILM: inferir la potencia por aparato a partir del agregado, sin sensores nuevos

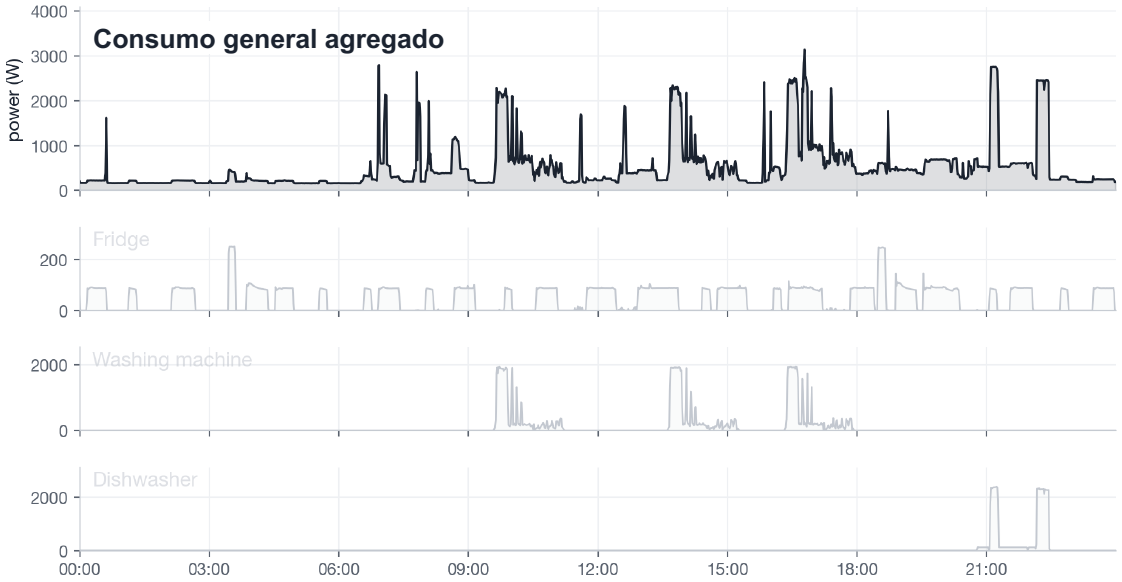
CONCLUSIÓN

Medirlo todo es preciso pero no escala; el contador que ya tienes solo ve la suma. La monitorización no intrusiva de cargas (NILM) recupera las partes a partir de esa suma: nuestro primer análisis en profundidad.

EL PROBLEMA

Una sola señal agregada es todo lo que se mide…

DADO	ENCONTRAR	SUJETO A
contador agregado y(t)	potencia por aparato x(t)	sin sensores por aparato



CONCLUSIÓN

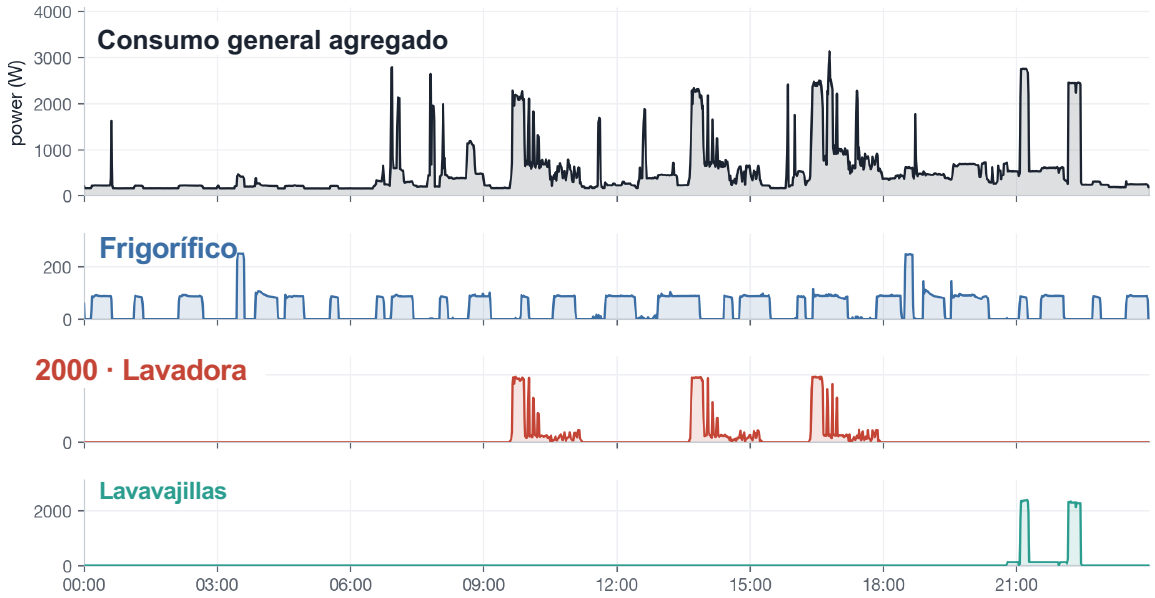
En el contador se obtiene una sola curva de toda la vivienda: la suma de todo lo que está encendido. Los paneles por aparato aparecen difuminados porque nunca se miden directamente.

EJERCICIO · 60 SEGUNDOS

Desagrega a ojo: ¿cuándo funciona la lavadora? ¿Cuántos ciclos del frigorífico cuentas? ¿Qué picos son del hervidor?

LA RESPUESTA: LO QUE RECUPERA EL NILM

…sacar cada aparato de la suma



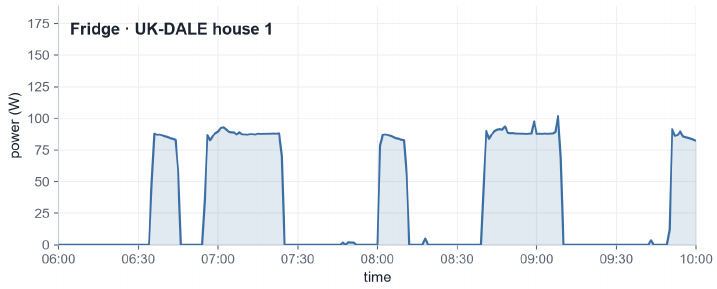
Datos reales · UK-DALE, casa 1

CONCLUSIÓN

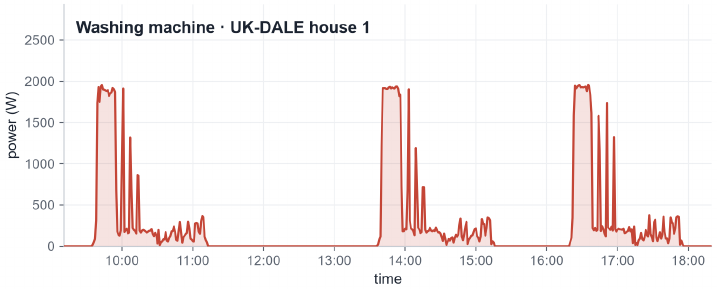
La misma señal, los aparatos revelados, sin sensores nuevos. Planteado por Hart a finales de los años ochenta como separación ciega de fuentes con structure.[13]

POR QUÉ ES DIFÍCIL

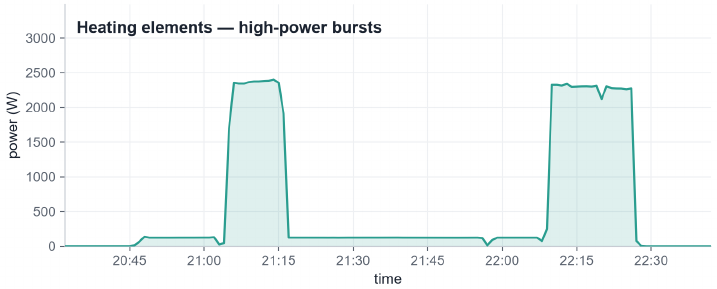
Las firmas de los aparatos dependen del tipo de carga



Frigorífico: periódico Ciclos del compresor ~80-120 W; siempre encendido, fácil de detectar.



Lavadora: varias fases Calentar > agitar > centrifugar; largo, variable, muchos subestados.



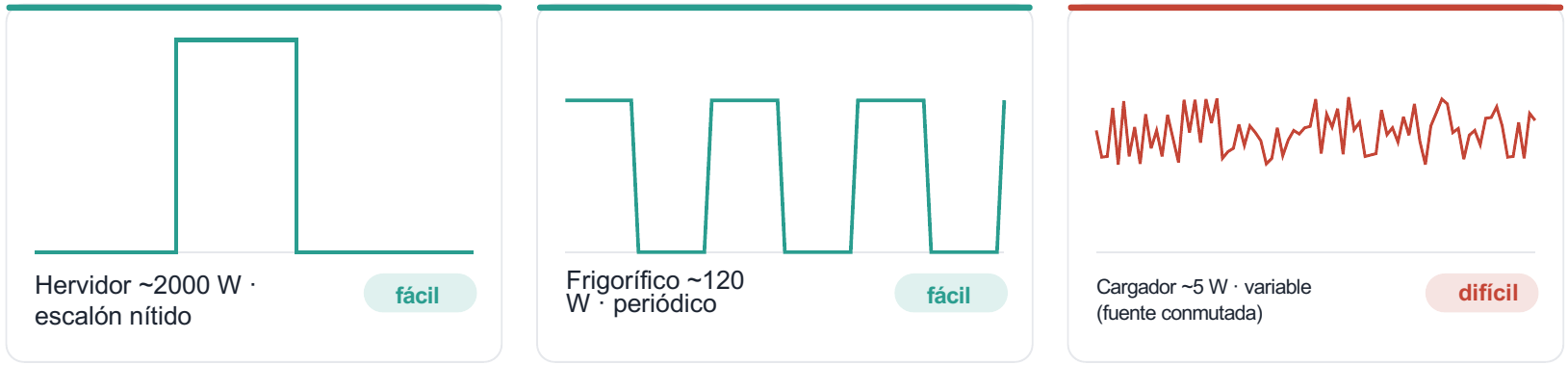
Resistencias: picos Los pulsos del lavavajillas y del hervidor se parecen: la confusión clásica.

Piensa: un hervidor, un frigorífico y un cargador de móvil: ¿cuál es el más difícil de recuperar para el NILM, y por qué?

LA RESPUESTA

Las cargas pequeñas y variables son las difíciles

Las más difíciles: cargas electrónicas pequeñas y variables, que apenas mueven el contador



las fuentes conmutadas consumen una corriente no lineal y variable: no hay un escalón limpio al que agarrarse

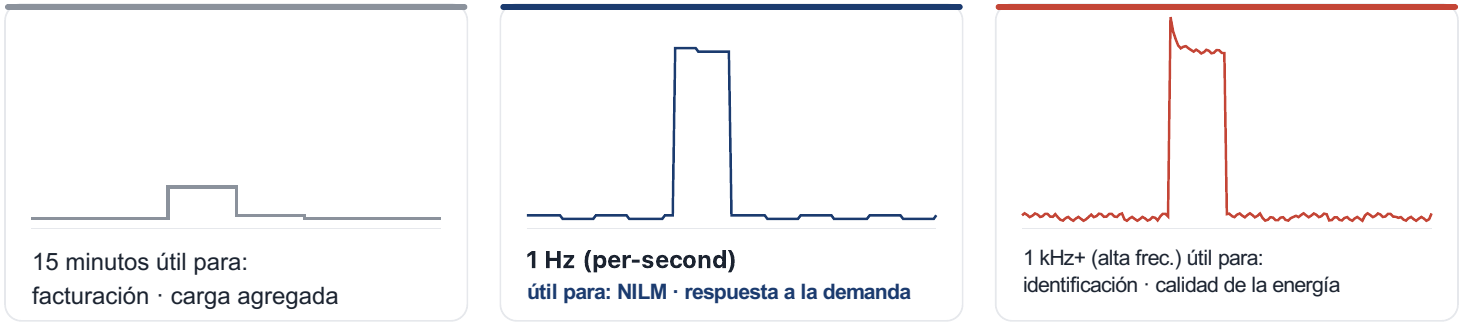
CONCLUSIÓN

El cargador es el más difícil: sus pocos vatios pueden quedar por debajo de la resolución del contador o perderse bajo la variación de fondo y las cargas solapadas. El hervidor es grande y nítido; el frigorífico, periódico. A baja frecuencia, la amplitud y la identificabilidad importan más que la sofisticación de la arquitectura.

UNA DECISIÓN DE DISEÑO

La frecuencia de muestreo cambia el problema

La frecuencia de muestreo decide qué se puede ver, y para qué sirve



15 minutos útil para:
facturación · carga agregada

1 Hz (per-second)
útil para: NILM · respuesta a la demanda

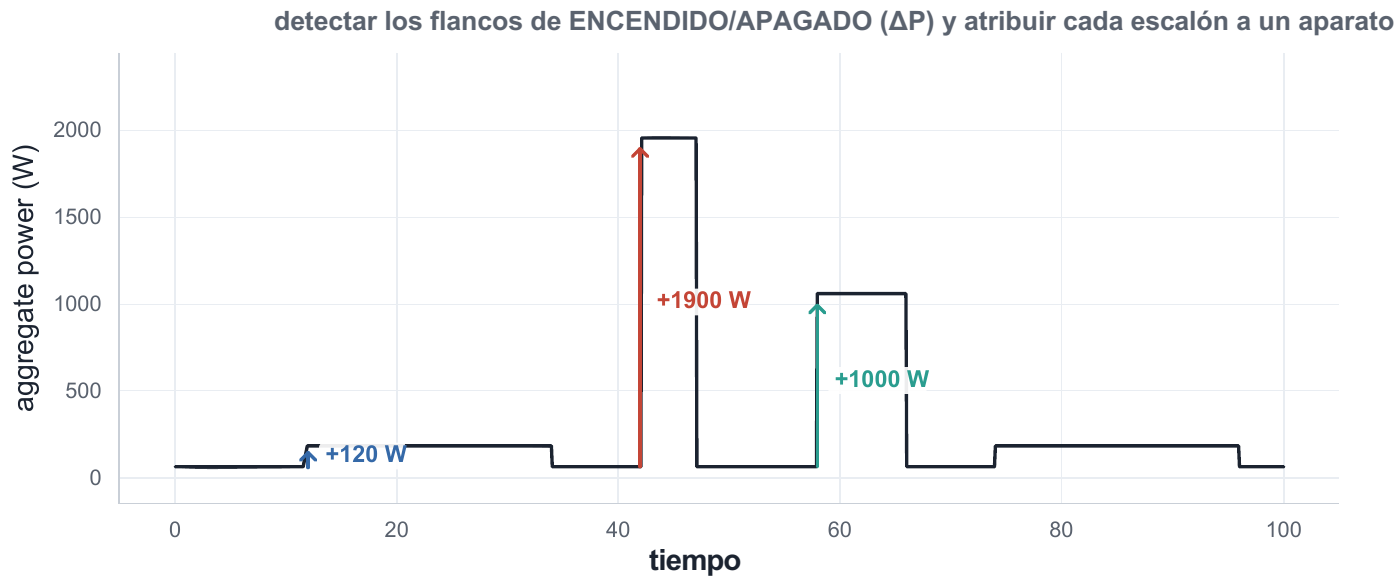
1 kHz+ (alta frec.) útil para:
identificación · calidad de la energía

misma ventana, tres frecuencias: la gruesa borra el hervidor, la fina revela su transitorio de encendido

CONCLUSIÓN

Los datos cada 15 minutos sirven para facturar pero borran los eventos cortos; ~1 Hz es un ajuste habitual en investigación de baja frecuencia; el kHz+ revela transitorios y armónicos, con un coste de almacenamiento y privacidad. La frecuencia útil depende del aparato, del contador, de las variables y del uso final.

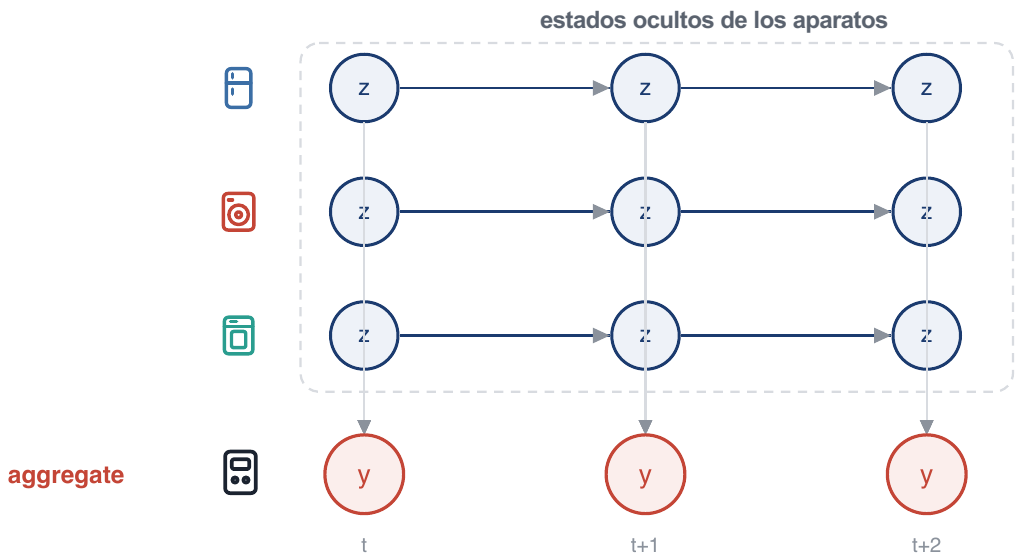
Primera idea: detectar los flancos de ENCENDIDO/APAGADO



Los aparatos conmutan en escalones ΔP estables. Método de Hart: detectar flancos, agruparlos por tamaño y emparejar cada ENCENDIDO con un later OFF.[13]

Falla cuando los aparatos se solapan o varían de forma continua (reguladores, motores, inversores), y el emparejamiento de estados es combinatorio.

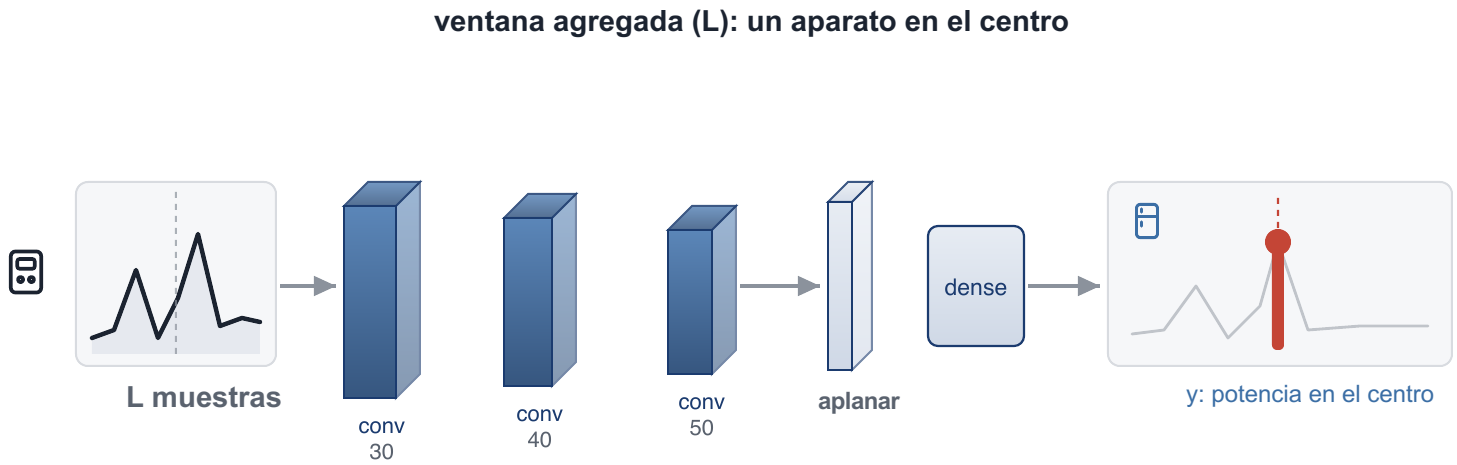
Después: cada aparato como una máquina de estados ocultos



CONCLUSIÓN

Modelizar cada aparato como un modelo oculto de Markov; el contador observa su suma. Un HMM factorial es riguroso, pero exige un modelo por aparato y hace la inferencia combinatoria.

Aprendizaje profundo: asociar la ventana de la red a un aparato



CONCLUSIÓN

El NILM neuronal lo replanteó como regresión: una CNN asocia una ventana de potencia agregada con la potencia de un aparato en su centro (seq2point). Aprende las firmas de extremo a extremo, sin reglas de flancos hechas a mano.

Hoy: modelos de secuencia, atención y preentrenamiento



CONCLUSIÓN

La atención asocia secuencia con secuencia y capta un contexto largo; la frontera actual es preentrenar con muchos hogares y transferir a uno no visto: la versión NILM de un modelo fundacional.

COMPARAR MÉTODOS

El método ganador depende de la métrica

NILM OOD-first Leaderboard

Puesto	Modelo	MAE (↓) T1 mismo hogar,	MAE (↓) T2 hogar nuevo	MAE (↓) T3 conjunto nuevo	F1 Score (↑) T1 mismo hogar	F1 Score (↑) T2 hogar nuevo	F1 Score (↑) T3 conjunto nuevo	Params (M)	FLOPs (G)
1	Modelo A	24.1	32.6	41.8	0.842	0.759	0.621	15.8	32.1
2	Model B	22.7	34.8	48.7	0.830	0.731	0.572	28.3	55.4
3	Modelo C	23.9	36.2	49.5	0.821	0.722	0.560	9.7	18.9
4	Modelo D	25.8	38.9	53.6	0.797	0.689	0.512	42.6	81.3
5	Modelo E	27.1	41.0	56.8	0.781	0.653	0.489	6.3	12.7
6	Modelo F	26.4	42.3	59.7	0.768	0.628	0.456	18.2	29.6

Clasificado por generalización entre conjuntos de datos



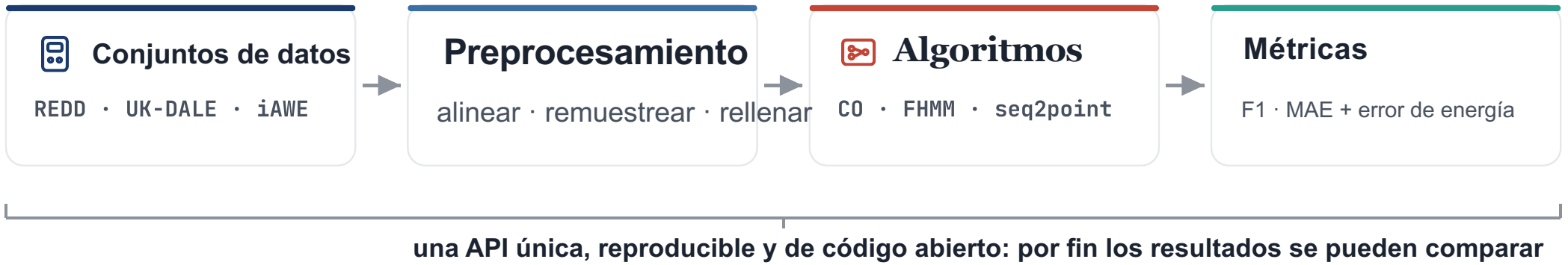
CONCLUSIÓN

Clasifica por MAE o por F1 y cambian los ganadores; evalúa en el mismo hogar (T1) o en un conjunto nuevo (T3) y vuelven a invertirse. El modelo más grande rara vez es el más eficiente. Pregunta siempre: ¿qué métrica, qué hogar, visto o no visto? Modelos anonimizados · NILMBench, nuestro banco de pruebas (en envío, 2026)

EL BANCO DE PRUEBAS FORMA PARTE DE LA CIENCIA

NILMTK hizo los métodos comparables y reproducibles

Antes de NILMTK, cada artículo usaba sus propios datos, métricas y preprocesamiento



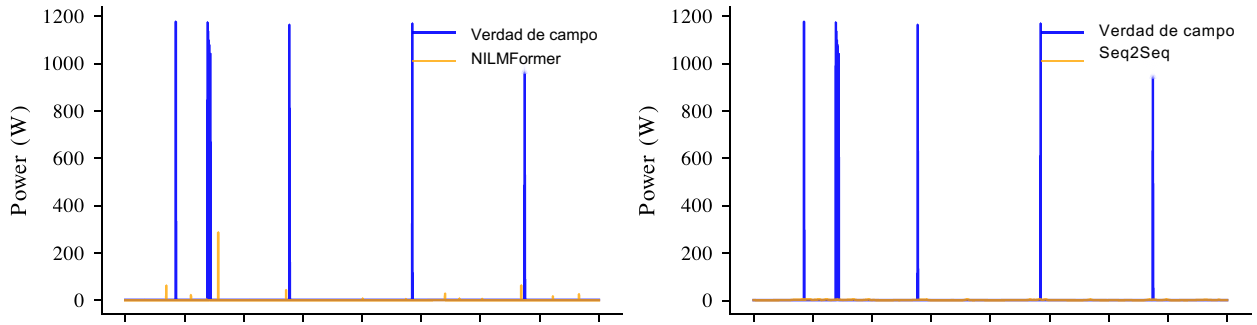
una API única, reproducible y de código abierto: por fin los resultados se pueden comparar

CONCLUSIÓN

Un modelo de datos, una cadena de preprocesamiento, algoritmos y métricas compartidos convirtieron demostraciones aisladas en experimentos comparables. La lección general: la infraestructura de bancos de pruebas es en sí misma una contribución científica.

BALANCE HONESTO

Precisión no es lo mismo que impacto



Ambos modelos tienen una MAE baja pero no detectan casi ningún evento del microondas · NILMBench, nuestro banco de pruebas (en envío, 2026)

CONCLUSIÓN

Un error medio bajo puede seguir pasando por alto los eventos importantes. En 240 hogares, la precisión de la información se mantuvo baja incluso con un error de desagregación bajo: «medir algo no implica necesariamente mejorarlo».

El beneficio es una acción concreta, no una cifra

1 · Leer la curva como tres estados El nivel de potencia identifica el estado; el tiempo en él determina la energía.



El nivel dice qué funciona; la duración dice cuánto.

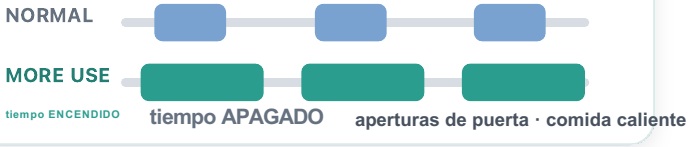
El beneficio es una acción concreta, no una cifra

1 · Leer la curva como tres estados El nivel de potencia identifica el estado; el tiempo en él determina la energía.



El nivel dice qué funciona; la duración dice cuánto.

2 · El uso cambia el ciclo de trabajo Misma potencia encendido; distinto tiempo encendido y apagado.



El beneficio es una acción concreta, no una cifra

1 · Leer la curva como tres estados El nivel de potencia identifica el estado; el tiempo en él determina la energía.



El nivel dice qué funciona; la duración dice cuánto.

2 · El uso cambia el ciclo de trabajo Misma potencia encendido; distinto tiempo encendido y apagado.



3 · Patrón > acción concreta

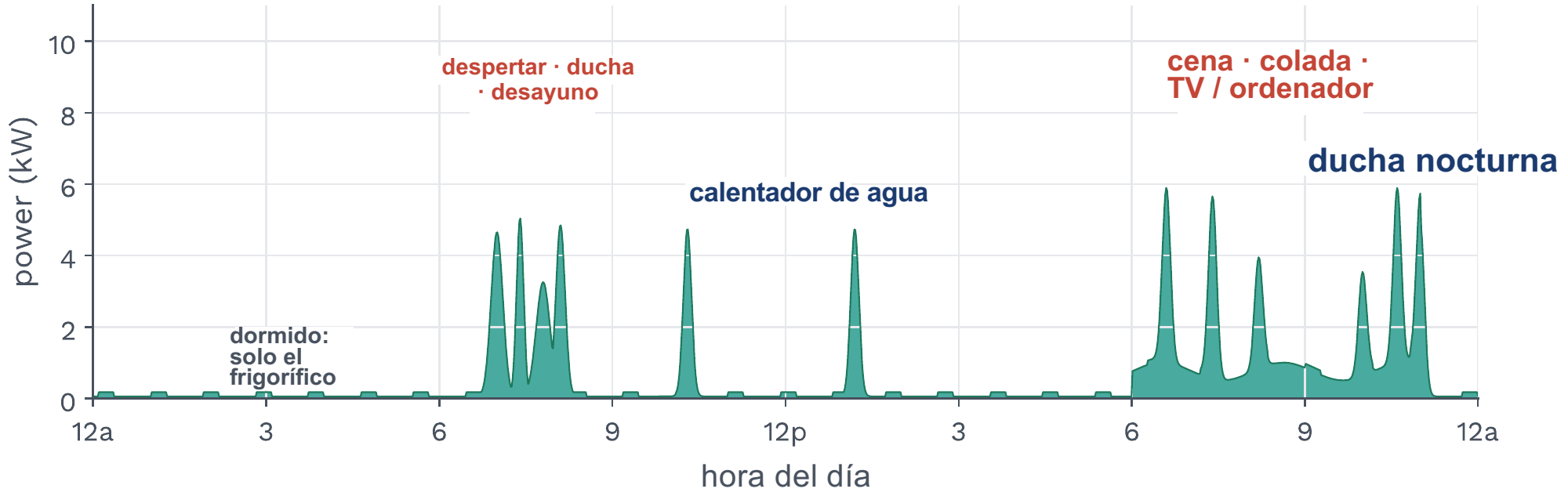
Base APAGADO alta > reparar / sustituir	−26%
Descongelación frecuente / larga > revisar el equipo	−25%
ENCENDIDO largo + APAGADO corto > ajustes	−23%

CONCLUSIÓN

Distingue compresor apagado, compresor encendido y descongelación de alta potencia. Un mayor uso aparece como encendidos más largos y apagados más cortos, no como un nivel más alto. Esos patrones remiten a consejos de reparación, mantenimiento o ajuste que valen entre el 23 y el 26 % de la energía del frigorífico.

Un contador inteligente revela todo tu día

Recreado a partir de Molina-Markham et al., Private Memoirs of a Smart Meter, BuildSys 2010



CONCLUSIÓN

Las mismas señales que reducen la energía revelan cuándo te levantas, comes y sales. La privacidad es una restricción de diseño, y la razón por la que la desagregación plantea inquietudes reales.

Tres cosas que todavía hacen fallar el NILM en la práctica

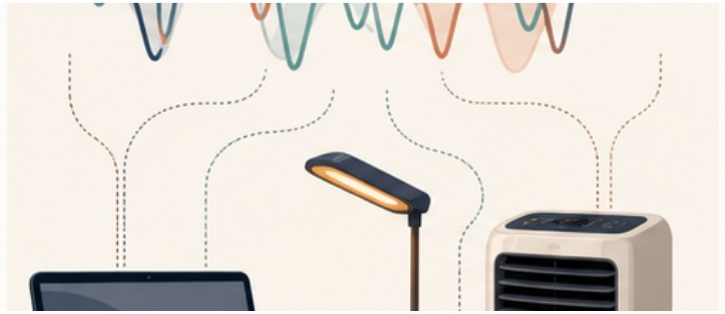


Identidad Dos frigoríficos pueden parecerse eléctricamente; una etiqueta de clase no identifica la unidad averiada.

Tres cosas que todavía hacen fallar el NILM en la práctica



Identidad Dos frigoríficos pueden parecerse eléctricamente; una etiqueta de clase no identifica la unidad averiada.

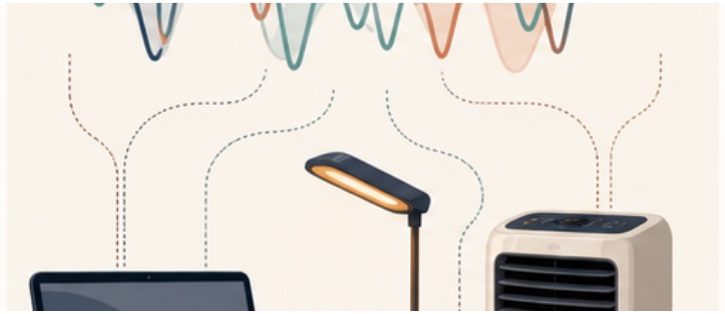


Solapamiento Los aparatos electrónicos pequeños y variables desaparecen unos bajo otros y bajo la carga de fondo.

Tres cosas que todavía hacen fallar el NILM en la práctica



Identidad Dos frigoríficos pueden parecerse eléctricamente; una etiqueta de clase no identifica la unidad averiada.



Solapamiento

Los aparatos electrónicos pequeños y variables desaparecen unos bajo otros y bajo la carga de fondo.



Transferencia Del Reino Unido a Delhi cambian la tensión, los aparatos, los hábitos y el parque de edificios.

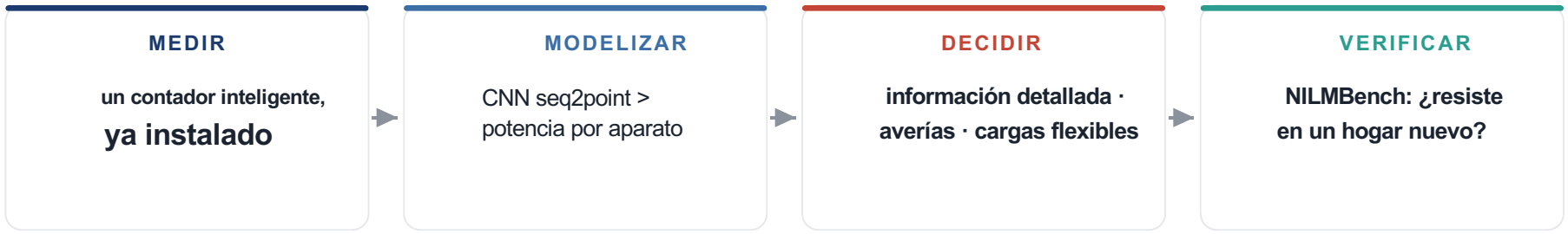
CONCLUSIÓN

Un banco de pruebas debe evaluar el siguiente aparato, el siguiente hogar y la siguiente región, no solo otra ventana del mismo contador.

EL MISMO CICLO: APLICACIÓN 1

La desagregación de extremo a extremo

Desagregación energética: el mismo ciclo, de extremo a extremo



cambia la aplicación, mantén el ciclo: esta es la competencia transferible del campo

CONCLUSIÓN

Un contador se convierte en una estimación por aparato, luego en una acción dirigida y luego en un resultado medido. Este ciclo medir > modelizar > decidir > verificar es la plantilla para el resto de la charla.

APLICACIÓN 2 · FASE: MODELIZAR

Desplazar la demanda a horas más limpias

Prever la restricción, desplazar la carga flexible, proteger el servicio

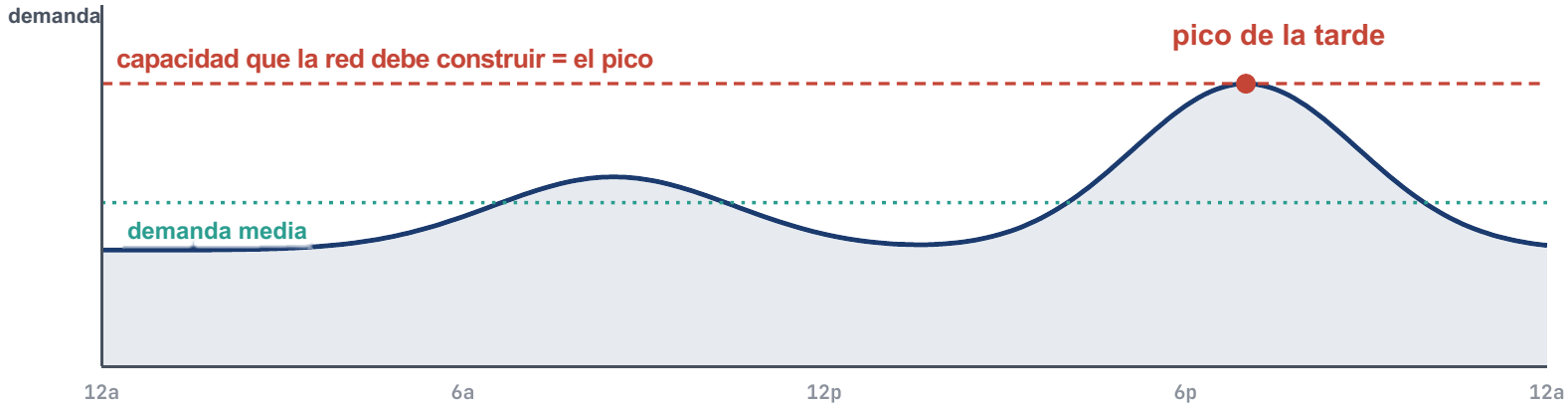
MEDIR | MODELIZ | DECIDIR | VERIFICAR



PRIMERO LA APLICACIÓN

Por qué a la red le importa una hora de tu día

Un día de demanda a escala de ciudad: toda la red se construye para una hora de la tarde



centrales, líneas y transformadores se dimensionan para la línea roja, aunque solo se alcance unas pocas horas al año

CONCLUSIÓN

La generación, las líneas y los transformadores se dimensionan en función del pico, no solo del consumo medio. Reducir o desplazar ese pico puede aplazar inversiones y reducir costes. El efecto en carbono depende de qué generadores responden en la nueva hora.

POR QUÉ ESAS HORAS DUELEN

El pico es caro; su carbono depende de la red



Capacidad

Un pico breve puede dimensionar años de generación, líneas y transformadores.



Recurso marginal El siguiente kWh puede venir del gas, la hidráulica, importaciones, almacenamiento o renovables recortadas.

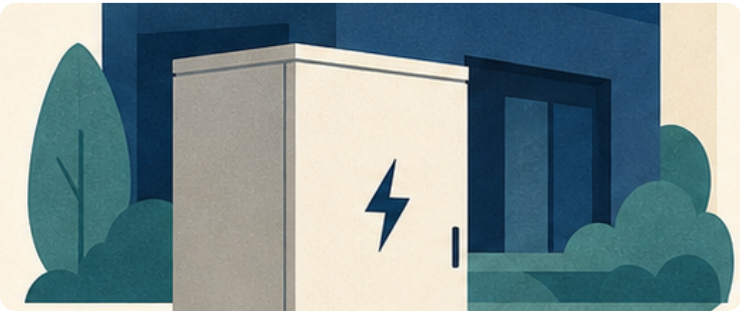


La factura El término de potencia factura el kW más alto, no solo los kWh.

CONCLUSIÓN

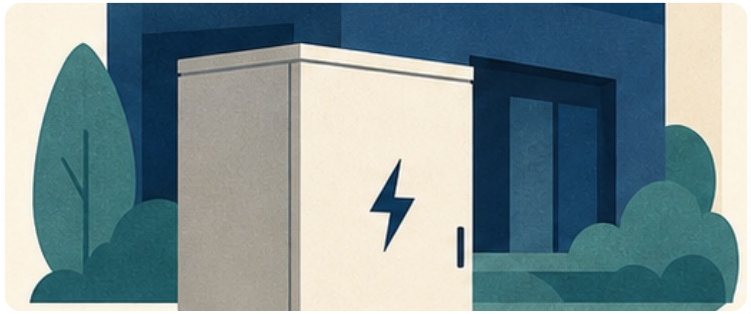
Un kWh a las 18:00 no equivale a uno a las 14:00: el precio, la congestión y las emisiones marginales pueden ser distintos.

Almacenamiento, VE y termostatos: una central eléctrica virtual

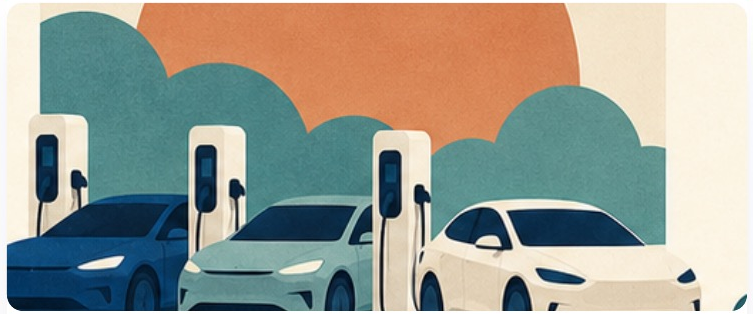


Batería Cargar en horas valle; descargar en el pico.

Almacenamiento, VE y termostatos: una central eléctrica virtual

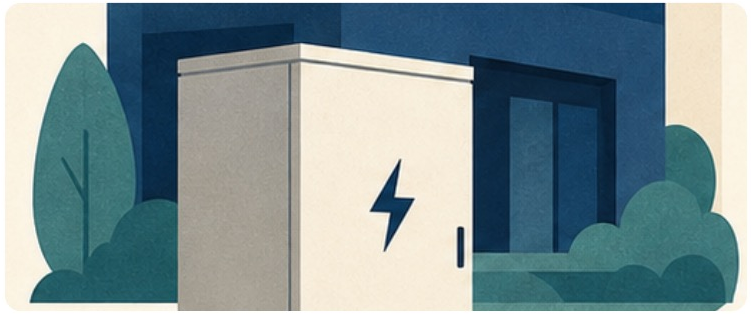


Batería Cargar en horas valle; descargar en el pico.



Flota de VE Compartir la capacidad del alimentador; cumplir cada salida.

Almacenamiento, VE y termostatos: una central eléctrica virtual



Batería Cargar en horas valle; descargar en el pico.



Flota de VE Compartir la capacidad del alimentador; cumplir cada salida.



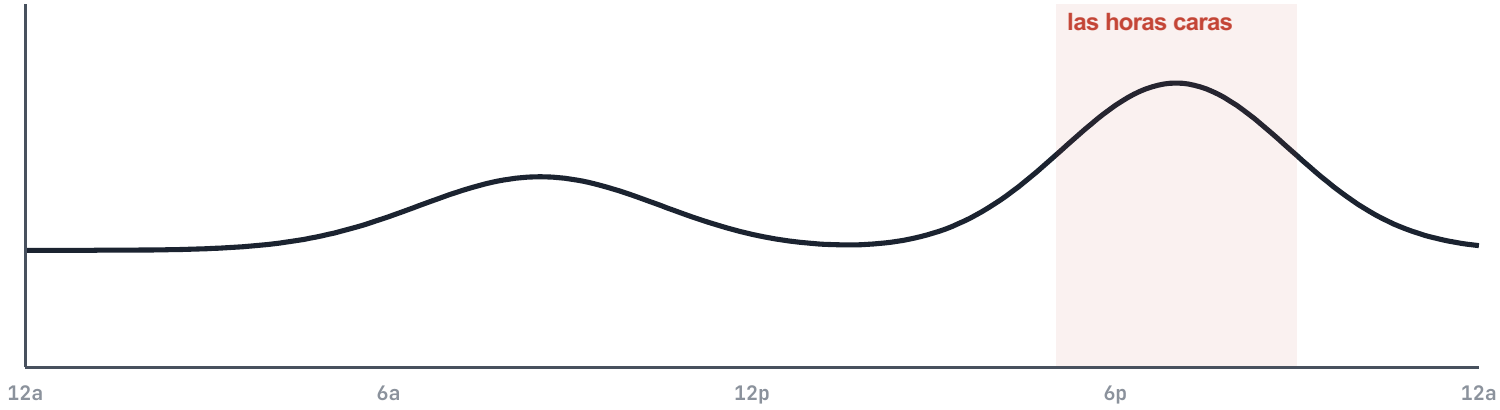
Cargas térmicas Desplazar el aire acondicionado, el agua caliente y la refrigeración sin afectar el servicio limits.[27]

CONCLUSIÓN

Coordina muchos activos pequeños y la red verá un único recurso gestionable que respeta las restricciones: una central eléctrica virtual.

Desplazar energía, reducir el pico

La curva de esta noche: el pico son citas fijas (cena, aire acondicionado, VE que llegan a casa)

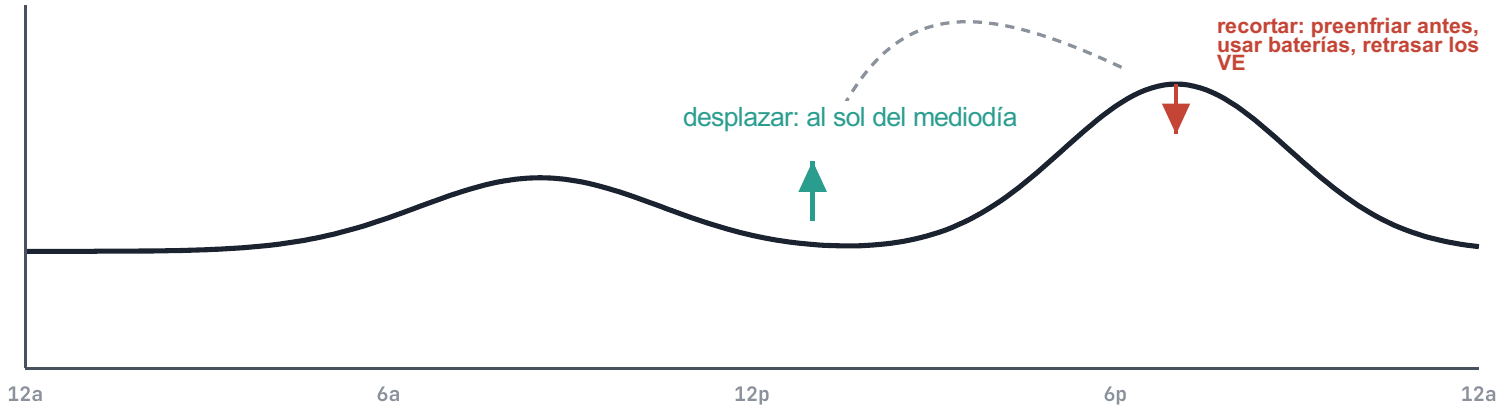


la energía debe suministrarse, pero ¿tiene que ser A ESTAS horas?

Primero, la versión idealizada: la cena se sigue cocinando y los VE se siguen cargando. Lo que puede cambiar es cuándo se usa la energía flexible.

Desplazar energía, reducir el pico

Las palancas: sacar energía del pico, llevarla a las horas solares baratas



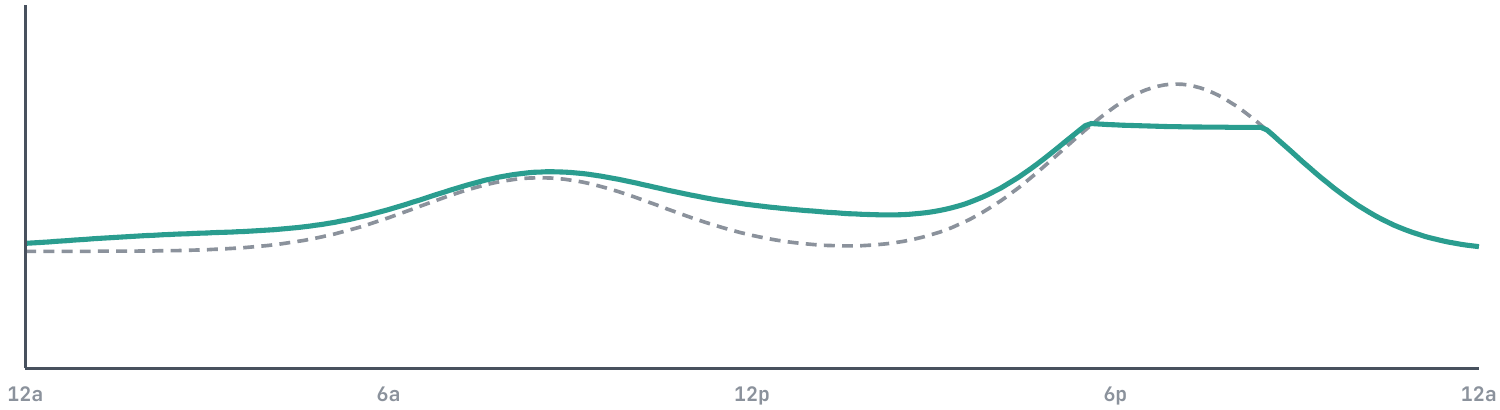
ninguna cambia cuánta energía usa el edificio, solo cuándo

CONCLUSIÓN

Tres palancas: desplazar la demanda flexible, eliminar la no esencial o almacenar energía. El preenfriamiento y las baterías tienen pérdidas, así que la energía total puede mantenerse, o incluso subir ligeramente, aunque baje el pico.

Desplazar energía, reducir el pico

El resultado: la misma energía total, sin pico



CONCLUSIÓN

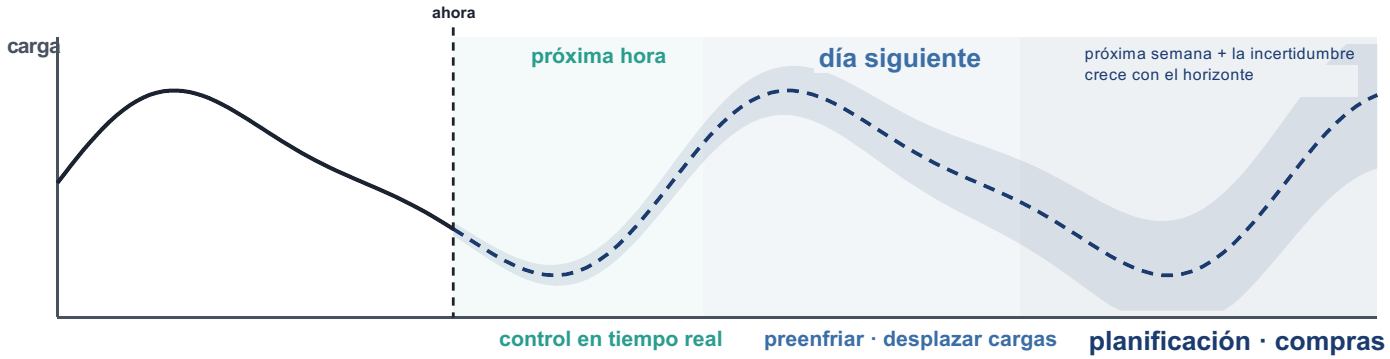
El pico y la factura pueden bajar. El carbono solo baja si la demanda pasa a horas con menores emisiones marginales. Por eso toda afirmación necesita dos comprobaciones: una previsión antes del evento y un contrafactual después.

EL PROBLEMA DE AA

Para actuar con horas de antelación, hay que ver con horas de antelación

DADO	ENCONTRAR	SE USA PARA
meteorología · calendario · carga pasada	la carga de la próxima hora a la próxima semana	preenfriamiento · desplazamiento · planificación

Una previsión, muchos horizontes: cada uno alimenta una decisión distinta, cada uno es más incierto



CONCLUSIÓN

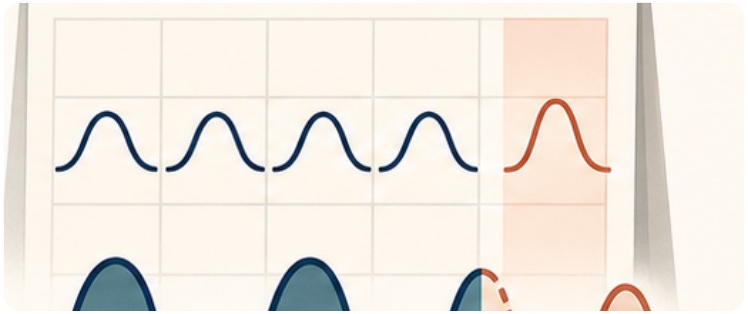
El preenfriamiento necesita la curva del día siguiente; el control en tiempo real, la próxima hora; las compras, la próxima temporada, y el error crece con la distancia. Esta previsión alimenta todo lo que sigue.

LAS REFERENCIAS DE SIEMPRE

Regresión y ARIMA, después gradient boosting

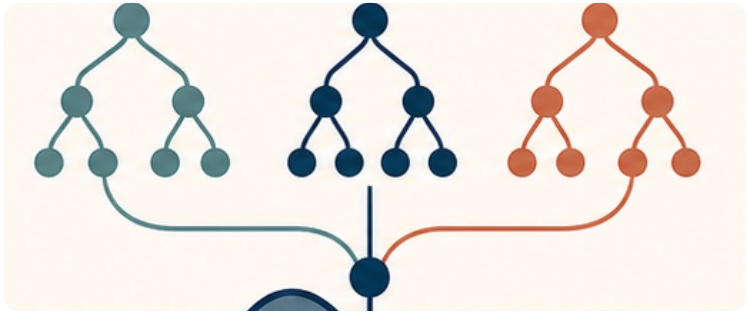


Regresión meteorológica Temperatura + calendario > una respuesta de carga interpretable response.



ARIMA / SARIMA

Prolongar la autocorrelación y el ritmo diario/semanal.



Gradient boosting Combinar variables construidas con muchos árboles de decisión pequeños.

CONCLUSIÓN

Empieza por la referencia que se ajuste a la estructura: meteorología, estacionalidad y luego interacciones. El gradient boosting ganó ASHRAE GEP III (~3600 equipos); el aprendizaje profundo no es automáticamente mejor.

El banco de pruebas honesto: la persistencia es difícil de batir

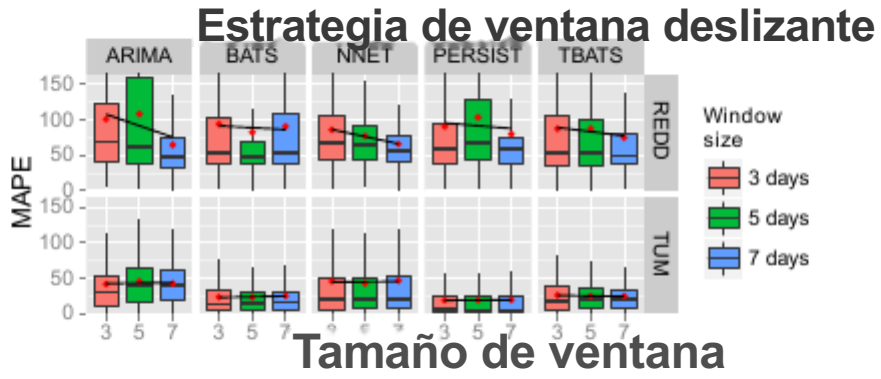


Fig. 1 · **Veit et al., e-Energy 2014** · doi:10.1145/2602044.2602082

CONCLUSIÓN

A escala de un solo hogar, ARIMA, el suavizado exponencial y las redes neuronales «rara vez superan a las previsiones de persistencia correspondientes»: repetir la última observación da un error del mismo orden.

[31]

Y en un edificio de oficinas real, un sensor de ocupación solo movió el MAPE del 1,24 % al 1,22 %, mientras que rehacer la previsión cada hora redujo el RMSE un 73 %. La frecuencia de actualización superó tanto al sensor como al tipo de modelo.

Preentrenar con 900 000 edificios simulados

La misma idea de preentrenamiento que ChatGPT, pero con curvas de carga en lugar de texto



Preentrenar con 900 000 edificios simulados

La misma idea de preentrenamiento que ChatGPT, pero con curvas de carga en lugar de texto



misma estrategia, otros datos: el preentrenamiento aporta un a priori; la transferencia aún debe probarse en edificios reales

CONCLUSIÓN

La analogía con ChatGPT se refiere al preentrenamiento, no a la equivalencia. BuildingsBench aprende un a priori amplio a partir de 900 000 edificios simulados y evalúa la transferencia en más de 1900 edificios reales. La prueba: ¿ayuda ese a priori a un edificio nuevo con poco historial local?

APLICACIÓN 3 · FASE: DECIDIR

Control del edificio atento al confort

Los ocupantes en el ciclo: consignas seguras de salida, resultados medidos de vuelta

MEDIR · MODELIZAR · **DECIDIR** · VERIFICAR



IA para los edificios · Escuela de verano Climate Change AI 2026

La guerra del termostato: todo el mundo conoce esta sala

Una sala de reuniones, un termostato: cuatro experiencias distintas



el termostato lee UN número; cuatro cuerpos, cuatro microclimas, cuatro veredictos el sol en tu mesa, una rejilla encima, tu ropa, lo que acabas de hacer: nada de eso lo mide el termostato

ENCUESTA

Levantad la mano: ¿quién ha discutido por el termostato de la oficina, o ha llevado chaqueta dentro en verano?

CONCLUSIÓN

El termostato lee un número; la sala contiene cuatro microclimas y cuatro cuerpos. El confort no es una temperatura: entonces, ¿qué es?

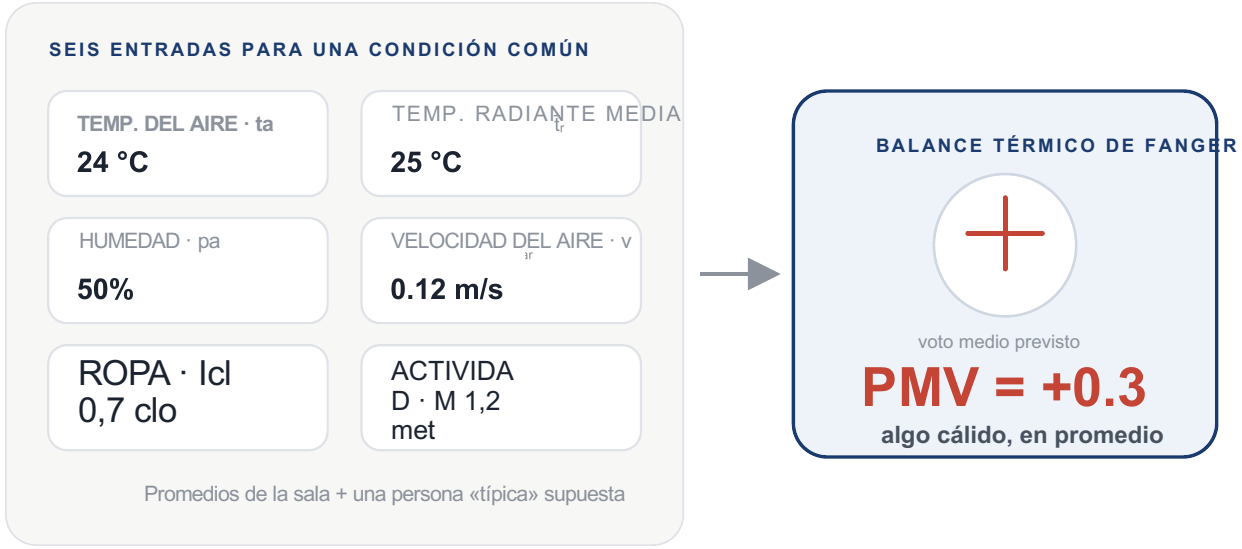
El PMV es una estimación de grupo: una salvaguarda, no un veredicto

SEIS ENTRADAS PARA UNA CONDICIÓN COMÚN

TEMP. DEL AIRE · ta **24 °C**	TEMP. RADIANTE MEDIA · t_r **25 °C**
HUMEDAD · pa **50%**	VELOCIDAD DEL AIRE · v_{ar} **0.12 m/s**
CLOTHING · I_cl **0.7 clo**	ACTIVIDAD · M 1,2 met

Promedios de la sala + una persona «típica» supuesta

El PMV es una estimación de grupo: una salvaguarda, no un veredicto



La caja de seis entradas oculta una ecuación de balance térmico no lineal

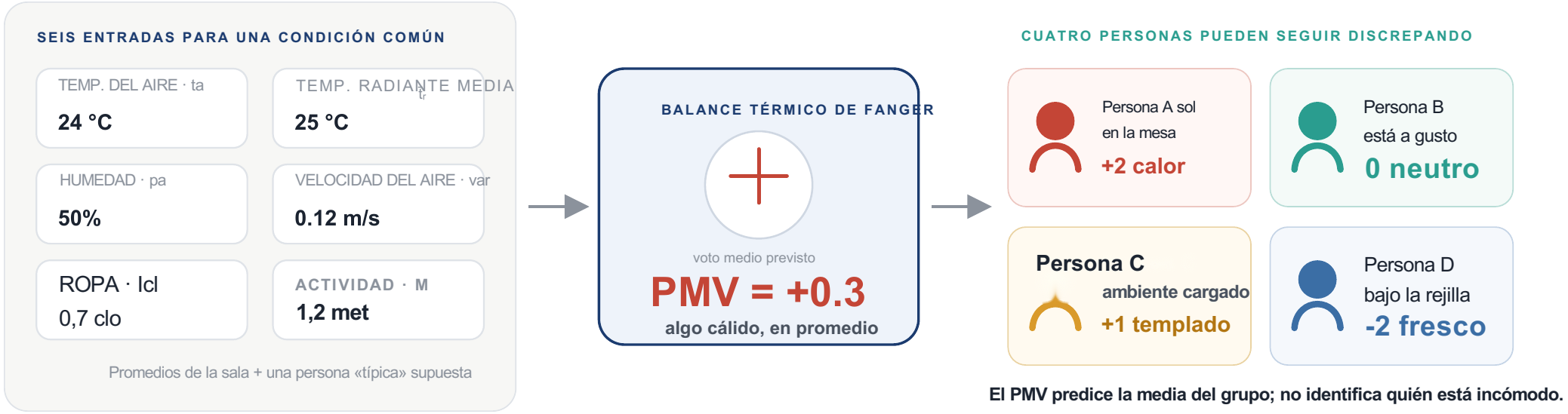
t_a	$\bar{t}_r$	p_a	v_{ar}	I_{cl}	M
temperatura del aire	temperatura radiante media	presión de vapor a partir de	velocidad relativa del aire	aislamiento de la ropa	tasa metabólica / actividad

$$\begin{aligned}\mathrm{PMV} = {} & \left(0.303e^{-0.036M} + 0.028\right)\Big\{(M-W) \\ & - 3.05\times10^{-3}\left[5733 - 6.99(M-W) - p_a\right] - 0.42\left[(M-W) - 58.15\right] \\ & - 1.7\times10^{-5}M(5867 - p_a) - 0.0014M(34 - t_a) \\ & - 3.96\times10^{-8}f_{cl}\left[(t_{cl}+273)^4 - (\bar{t}_r+273)^4\right] - f_{cl}h_c(t_{cl} - t_a)\Big\}\end{aligned}$$

TAKEAWAY

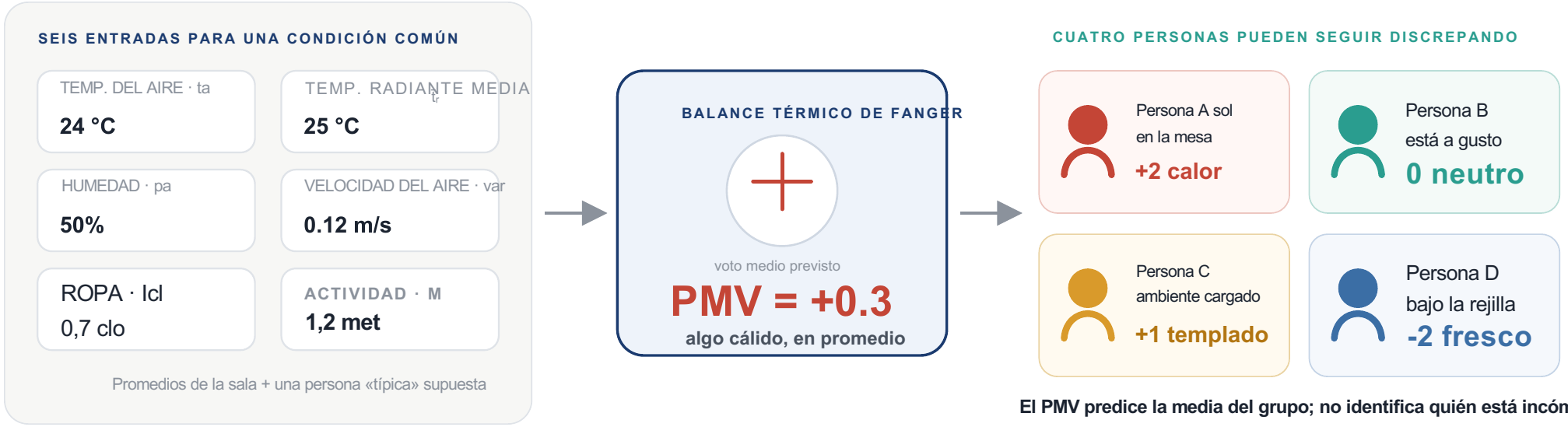
Las seis entradas son solo el principio: el modelo también calcula el área de la ropa fcl, la convección hc y la temperatura superficial de la ropa tcl, esta última de forma iterativa. El PMV es un cálculo de balance térmico, no una consulta de temperatura.

El PMV es una estimación de grupo: una salvaguarda, no un veredicto



El PMV predice la media del grupo; no identifica quién está incómodo.

El PMV es una estimación de grupo: una salvaguarda, no un veredicto



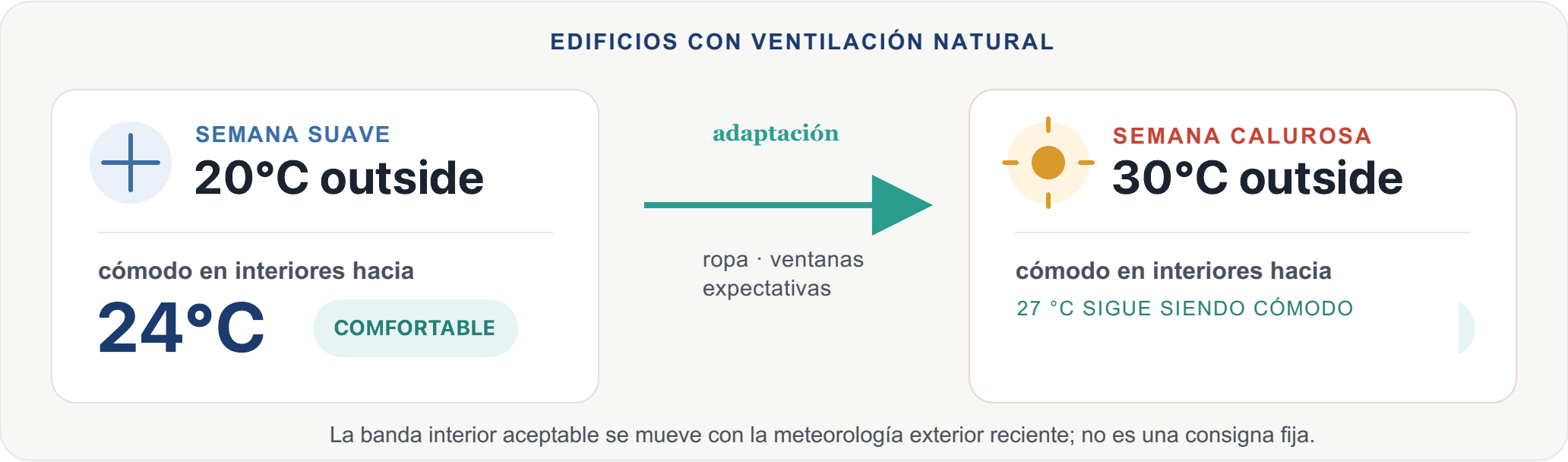
El PMV predice la media del grupo; no identifica quién está incómodo.

CONCLUSIÓN

¿Y después? Predecir el PMV para varias consignas candidatas, mantener una banda de confort inicial (por ejemplo, -0,5 ≤ PMV ≤ +0,5) y elegir la opción de menor energía. Después, verificar con votos reales: la información local puede prevalecer sobre la media del grupo.

EL CONFORT SE APRENDE EN PARTE DEL CLIMA

En una semana calurosa, 27 °C pueden seguir siendo cómodos



La banda interior aceptable se mueve con la meteorología exterior reciente; no es una consigna fija.

CONCLUSIÓN

En los edificios con ventilación natural, las personas cambian de ropa, usan ventanas y ventiladores y ajustan sus expectativas. La banda interior aceptable sube con la temperatura exterior reciente; no es una consigna fija, ni una afirmación de que toda oficina climatizada deba estar a 27 °C.

EL ESCENARIO · UNA SALA, UNA TARDE

A las 14:00, una sala se convierte en un problema de control



¿Qué se avecina? 17:00: más calor, sol intenso, precio de la electricidad alto, reunión de ocho personas.

¿Qué está fragmentado? Climatización, persianas e iluminación tienen cada uno sus sensores y su controlador local.

¿Qué hay que coordinar?

Confort, 300-500 lux sin deslumbramiento, pico bajo de kW y límites seguros de los equipos.

ENTRADAS

estado de la sala · ocupación · meteorología · precio/carbono · luz natural

SALIDAS CADA 15 MIN

consigna de climatización · posición de la persiana · nivel de luz

CONCLUSIÓN

El problema de control: elegir consignas coordinadas que mantengan cómodas a las personas y la sala utilizable, reduciendo energía, coste o carbono. La previsión importa porque permite al edificio actuar antes del pico.

TRES SISTEMAS VERTICALES · UNA SALA ACOPLADA

Climatización, persianas e iluminación no pueden optimizarse por separado



Climatización

Más calor solar > más refrigeración.



Blind

Close for glare → lose daylight.

Lights

Brighten to replace daylight → add heat.

TAKEAWAY

The blind closes, lights brighten, and HVAC removes the lights' heat. Each vertical system meets its own target; the room wastes energy. Coordination is useful precisely because one action changes several outcomes.

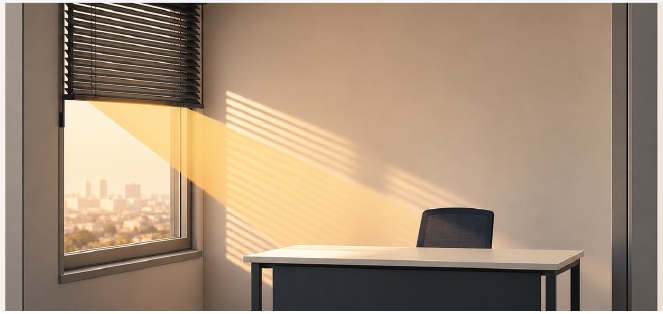
TRES SISTEMAS VERTICALES · UNA SALA ACOPLADA

Climatización, persianas e iluminación no pueden optimizarse por separado



Climatización

Más calor solar > más refrigeración.



Persiana Se cierra por el deslumbramiento >
se pierde luz natural.

Lights

Brighten to replace daylight → add heat.

TAKEAWAY

The blind closes, lights brighten, and HVAC removes the lights' heat. Each vertical system meets its own target; the room wastes energy. Coordination is useful precisely because one action changes several outcomes.

TRES SISTEMAS VERTICALES · UNA SALA ACOPLADA

Climatización, persianas e iluminación no pueden optimizarse por separado



Climatización

Más calor solar > más refrigeración.



Persiana Se cierra por el deslumbramiento > se pierde luz natural.



Luces Suben para sustituir la luz natural > añaden calor.

CONCLUSIÓN

La persiana se cierra, las luces suben y la climatización retira su calor. Cada sistema vertical cumple su propio objetivo; la sala despilfarra energía. La coordinación es útil precisamente porque una acción cambia varios resultados.

PROBLEMA DE DESPLIEGUE · LA BABEL DEL BMS

Un sensor, tres nombres: cada aplicación se vuelve a medida

El mismo sensor, una temperatura de zona, en el idioma de tres fabricantes



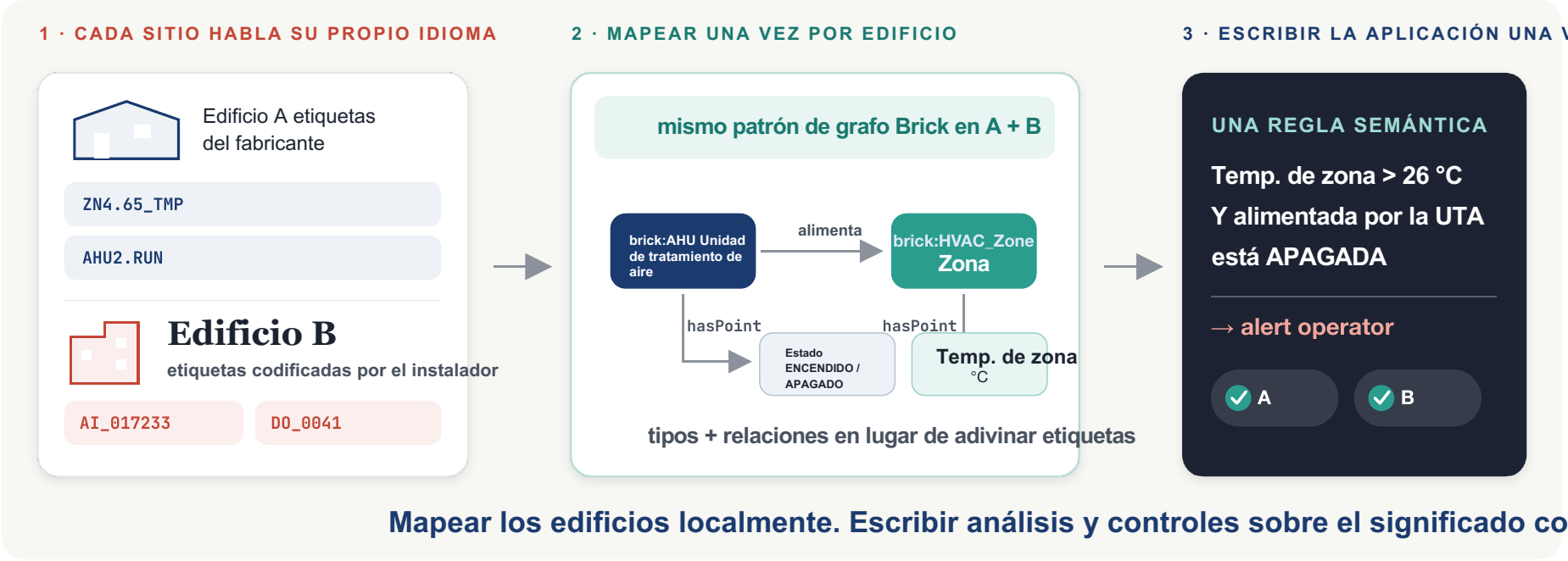
un edificio grande tiene entre 1500 y 2500 puntos de sensor; las etiquetas las escriben los instaladores, proyecto a proyecto
una aplicación escrita para un edificio falla en silencio en el siguiente: por eso el software de edificios no escala

CONCLUSIÓN

Abre tres sistemas de gestión de edificios y la misma idea puede aparecer con tres nombres de punto opacos. Los nombres dependen del proyecto, se aplican de forma incoherente y a veces se ocultan tras API propietarias. El análisis es reutilizable; la integración, no. Motivación adaptada del seminario web de Brick Schema (05:03).

PUENTE DE DESPLIEGUE · SIGNIFICADO COMPARTIDO

Brick separa el significado de un punto de su nombre local



Mapear los edificios localmente. Escribir análisis y controles sobre el significado compartido.

CONCLUSIÓN

Brick asocia las etiquetas locales de cada sitio con tipos y relaciones compartidos. El coordinador pide «la temperatura de zona y el actuador de persiana que sirven a esta sala», no una etiqueta del fabricante. El control elige las consignas; los metadatos indican al software dónde leer y escribir **them.**[37]

Un controlador repite cuatro pasos: observar » elegir » consigna » comprobar

1 · OBSERVAR

¿Qué está pasando?

temperatura de la sala

ocupación

previsión meteorológica

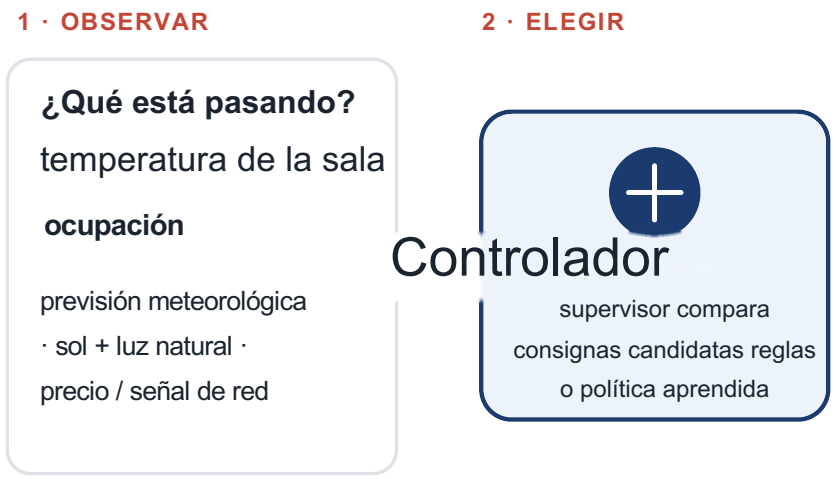
sol + luz natural ·

precio / señal de red

CONCLUSIÓN

1 · Observar. Los sensores describen la sala ahora; las previsiones y los precios, lo que viene. Nada se mueve todavía: son simplemente las entradas de la decisión.

Un controlador repite cuatro pasos: observar » elegir » consigna » comprobar



CONCLUSIÓN

2 · Elegir. El supervisor compara combinaciones de consignas candidatas con respecto al confort, la luz, la energía y la seguridad. Una regla, un optimizador o una política aprendida difieren en cómo eligen, no en lo que producen.

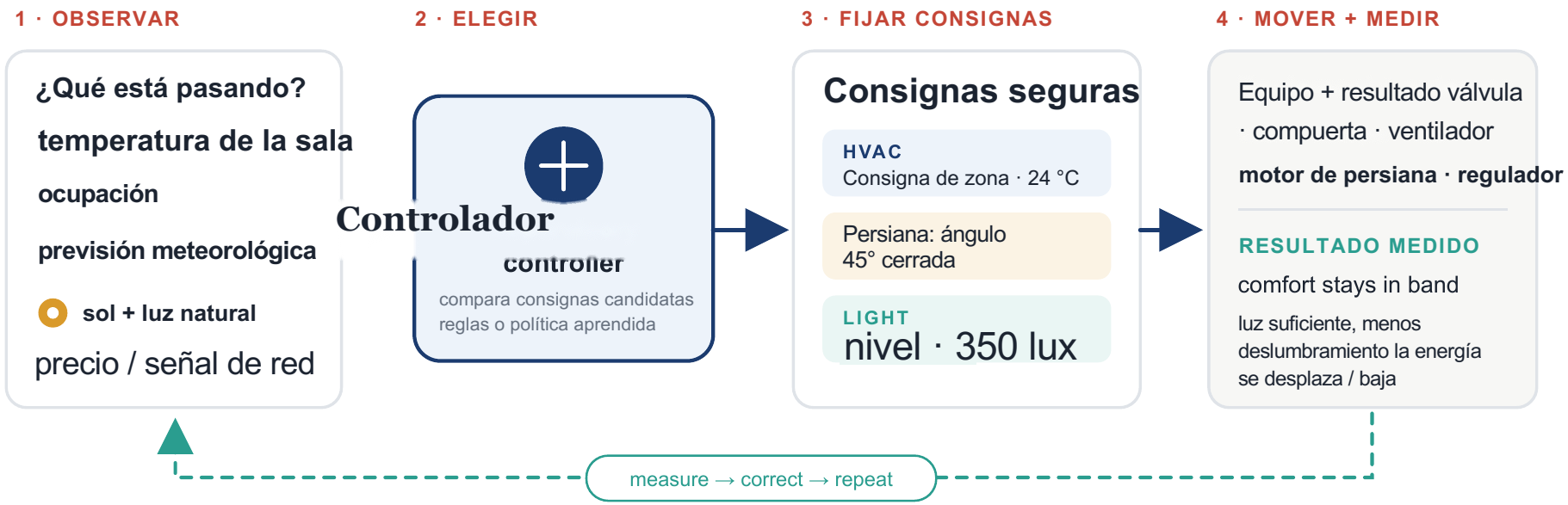
Un controlador repite cuatro pasos: observar » elegir » consigna » comprobar



CONCLUSIÓN

3 · Fijar consignas. La salida son consignas corrientes, por ejemplo 24 °C, persiana a 45° y 350 lux. Los controladores locales existentes traducen esas consignas en movimientos de válvulas, compuertas, motores y reguladores.

Un controlador repite cuatro pasos: observar » elegir » consigna » comprobar



CONCLUSIÓN

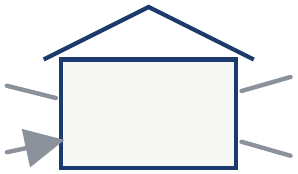
4 · Mover, medir, repetir. Los lazos locales mueven el hardware; los sensores informan del resultado. Si el confort, la luz o la energía no alcanzan el objetivo, el supervisor corrige las siguientes consignas.

Caja blanca, gris o negra: ¿qué pasa después de esta consigna?

DADO estado de la sala + meteorología + consigna candidata PREDECIR temperatura de la sala + potencia de climatización · 15-60 min después

CAJA BLANCA

simular física detallada



geometría, materiales, equipos, horarios

`EnergyPlus / Modelica`

planos + calibración

CAJA GRIS

ajustar un pequeño modelo físico



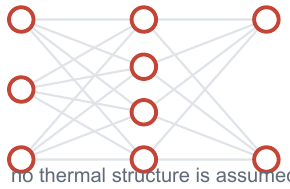
unos pocos estados térmicos ajustados a registros

aprender R y C

algunos datos + supuestos físicos

CAJA NEGRA

aprender la relación a partir de datos



no thermal structure is assumed

árboles potenciados / redes neuronales

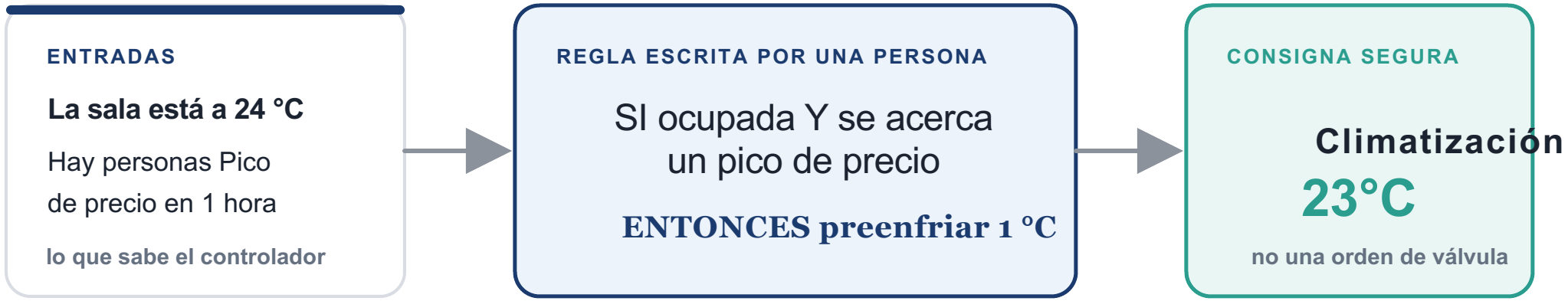
muchos datos variados

más conocimiento físico → **más datos**

CONCLUSIÓN

Las tres responden al mismo contrafactual: «Si elijo esta consigna ahora, ¿qué pasará después?». El controlador compara acciones candidatas con la temperatura y la potencia previstas. Blanca, gris y negra describen cómo se predicen esas consecuencias, no tipos distintos de controlador.

Reglas: una persona escribe la lógica de decisión



BUENA PRIMERA OPCIÓN
clara · explicable · fácil de acotar

LÍMITE
las interacciones pueden multiplicar las reglas

CONCLUSIÓN
Empieza aquí. Una regla codifica directamente lo que el operador ya sabe. Sigue siendo útil hasta que la meteorología, la ocupación, los precios y varios sistemas acoplados generan más casos de los que se pueden mantener.

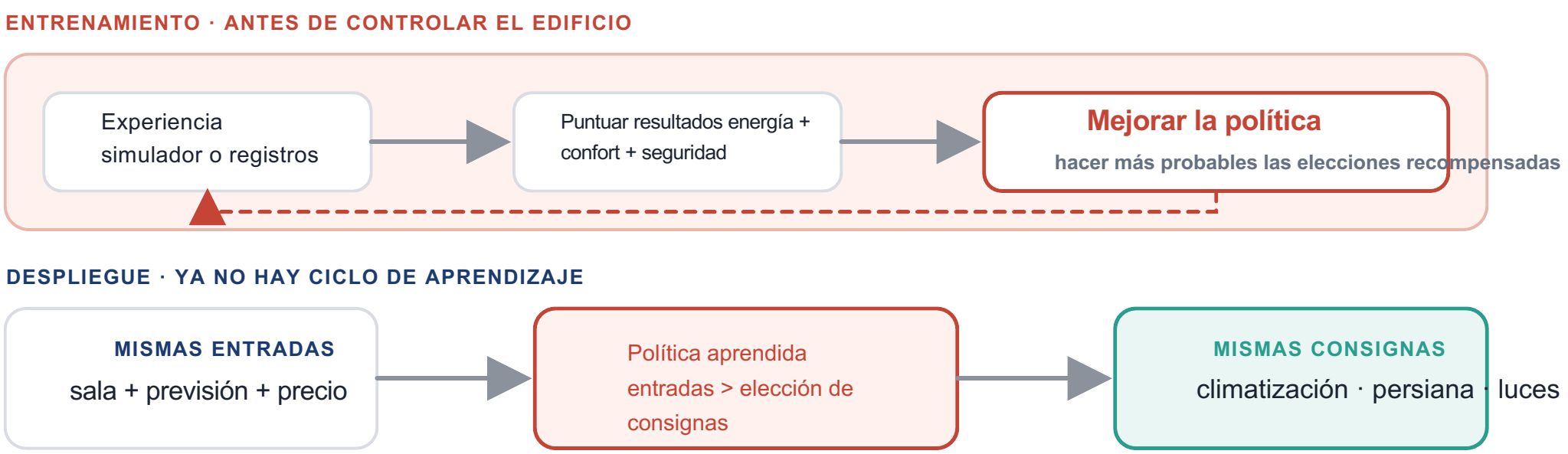
Un videojuego de plataformas y un edificio comparten el vocabulario del AR

JUEGO DE PLATAFORMAS		CONTROL DEL EDIFICIO
aprender qué movimiento hace avanzar al jugador 		aprender qué consignas mejoran la operación 
LO QUE VE EL AGENTE **posición del jugador · obstáculos · tiempo**	ESTADO	LO QUE VE EL CONTROLADOR **temperatura · personas · previsión**
LO QUE PUEDE ELEGIR **izquierda · derecha · saltar**	ACCIÓN	LO QUE PUEDE ELEGIR consignas de climatización · persiana · luz
CÓMO SE PUNTÚA UN MOVIMIENTO + avance · perder una vida	RECOMPENSA	CÓMO SE PUNTÚA UNA CONSIGNA · **coste + confort · infracciones**
LA ESTRATEGIA APRENDIDA **estado > siguiente movimiento**	POLÍTICA	LA ESTRATEGIA APRENDIDA **estado > consignas seguras**
DÓNDE SE APRENDE **muchas partidas en emulador**	EXPERIENCIA	DÓNDE SE APRENDE **días simulados o registros**

CONCLUSIÓN

La correspondencia es exacta; la consecuencia del fallo, no. Un agente de juego puede perder una vida mientras aprende. Un agente de edificio debe aprender en simulación o con registros y desplegarse dentro de límites estrictos de confort y seguridad.

AR: la experiencia enseña la lógica de decisión



El AR no es automáticamente mejor: úsalo solo con entrenamiento seguro, límites estrictos y control de respaldo.

CONCLUSIÓN

Solo cambia la regla de decisión. El AR aprende la correspondencia entre entradas y consignas antes del despliegue; no aprende experimentando libremente con los ocupantes. Úsalo solo cuando las decisiones se repiten, las interacciones importan y hay datos de entrenamiento creíbles o simulation exists.[40, 41]

APLICACIÓN 4 · FASE DE DISEÑO

Explorar el espacio de diseño bajo en carbono

Cada simulación es un punto; el sustituto ayuda a encontrar la frontera

MEDIR · MODELIZAR · DECIDIR · VERIFICAR



El mismo edificio, tres maneras de gastar su presupuesto de carbono



Mantener constante

Superficie, uso, seguridad y vida útil

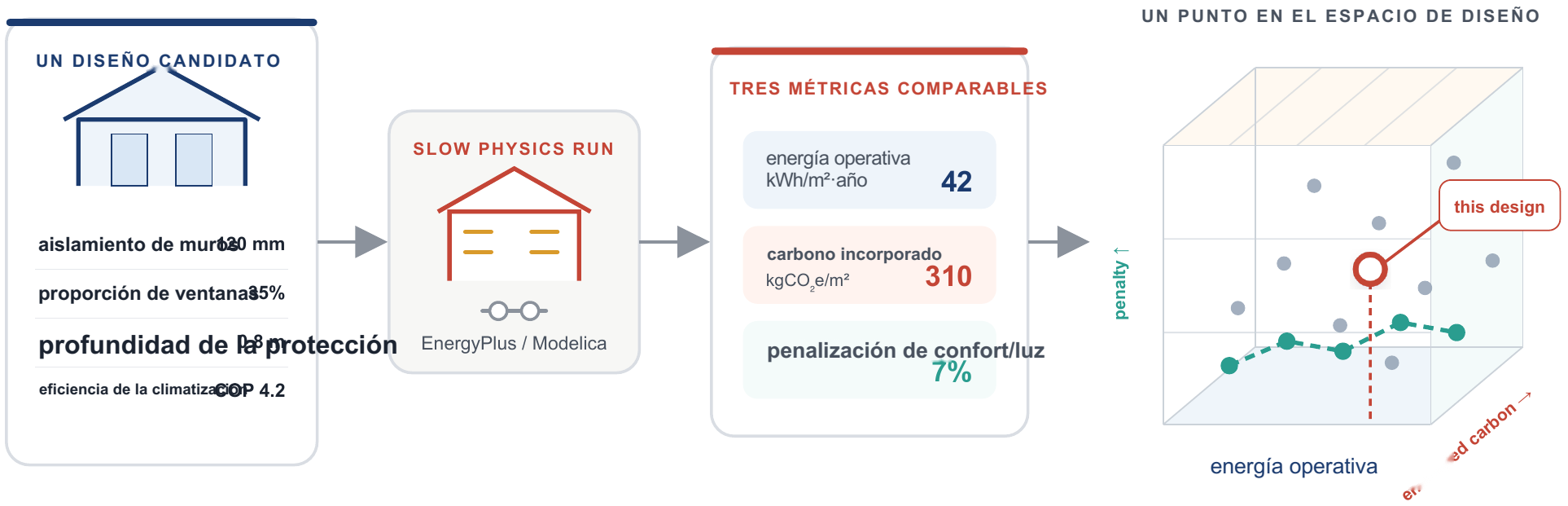
Cambiar Estructura, fachada, protección solar y climatización

Comparar Carbono inicial + carbono operativo en el horizonte elegido

CONCLUSIÓN

La decisión no es «madera buena, hormigón malo». Las declaraciones de producto, el abastecimiento, la durabilidad, el clima y la red futura pueden cambiar la clasificación. Compara opciones de ciclo de vida completo mientras las decisiones de diseño aún son reversibles.

Cada simulación convierte un diseño en un punto comparable



CONCLUSIÓN

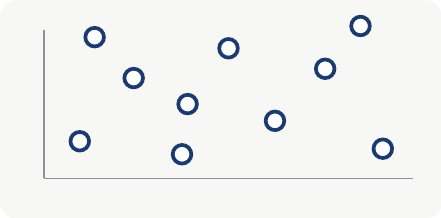
Rara vez hay un único mejor edificio. El conjunto de Pareto es el pequeño grupo que merece debate: mejorar un objetivo a partir de cualquier diseño destacado empeoraría al menos otro.

Dedicar el lento presupuesto de simulación a 30 diseños variados

PASO 1 · COMPRAR 30 ETIQUETAS VALIOSAS CON LA FÍSICA

A · CUBRIR EL ESPACIO DE DISEÑO

No simules 30 edificios casi idénticos.



30 candidatos variados

B · EJECUTAR EL SIMULADOR LENTO

Cada ejecución produce la respuesta fiable.



minutos a horas

run 19 of 30

C · GUARDAR ENTRADAS + SALIDAS VERIFICADAS

Esta pequeña tabla es el conjunto de entrenamiento del sustituto.

diseño	energía	carbono	penalización
#01	42	310	7%
#02	51	244	5%
… #30	38	405	4%

30 ejemplos caros y fiables

El simulador es el etiquetador. Dedica su presupuesto limitado a la cobertura, no a la repetición.

CONCLUSIÓN

El simulador es el etiquetador caro. Muestrea para cubrir: combinaciones de envolvente, acristalamiento, protección solar y climatización que abarquen las opciones que realmente podrías elegir.

Aprender el mapa, cribar 10 000 candidatos, verificar cinco

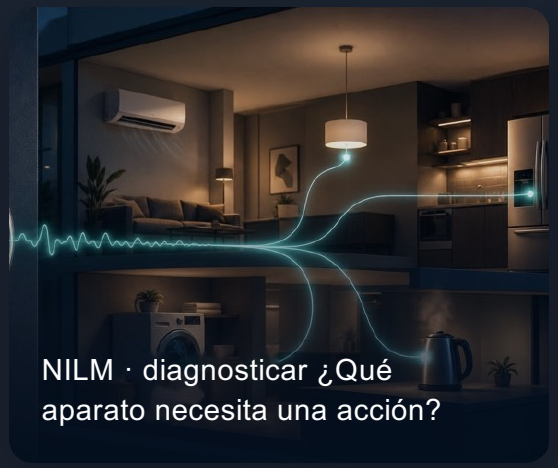


CONCLUSIÓN

Para métricas escalares, empieza con un MLP, un proceso gaussiano o un árbol potenciado. Un operador neuronal es más natural para predicciones campo > campo. El sustituto propone; la física verifica los cinco finalistas.

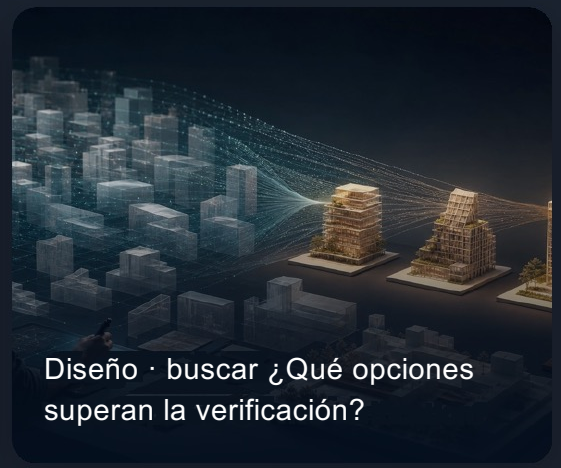
LA IDEA CLAVE

El modelo no es el final. La decisión verificada, sí.









MEDIR qué pasa · MODELIZAR qué pasará · DECIDIR qué hacer · VERIFICAR que funcionó

Gracias

Preguntas, colaboraciones y proyectos de estudiantes bienvenidos

nipun.batra@iitgn.ac.in · sustainability-lab.github.io

IA para los edificios · Escuela de verano Climate Change AI 2026

ANEXO

Diapositivas de reserva

Profundización para el turno de preguntas

IA para los edificios · Escuela de verano Climate Change AI 2026

RESERVA · OBJETIVO DE CONTROL FORMAL

Un objetivo compacto hace explícitos los compromisos

$$\min_{u_{t:t+H}} J = \sum_{\tau=t}^{t+H} \left[w_E e_\tau + w_T D_\tau^{\text{thermal}} + w_V D_\tau^{\text{visual}} \right] + w_P \max_\tau P_\tau$$

Entradas Estado de la zona, ocupación, meteorología, radiación solar, tarifa y previsiones de carbono.

Decisiones Consigna de climatización, caudal de aire, ángulo de persiana y nivel de luz dentro de los límites de los equipos.

Resultados

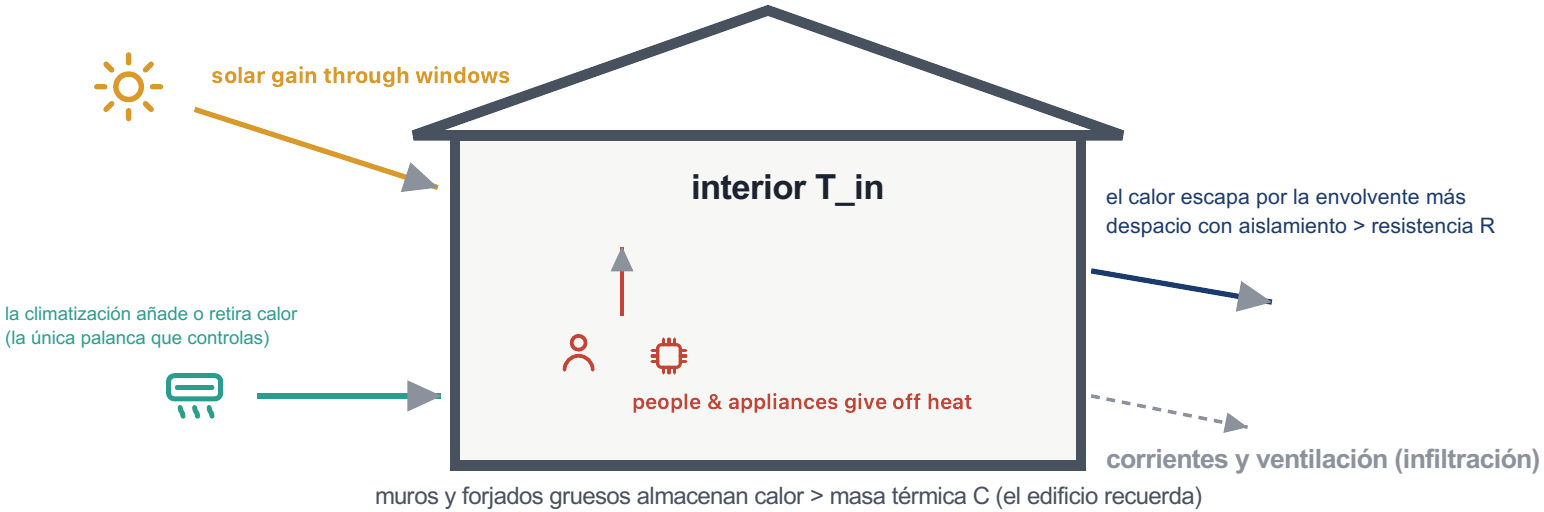
Energía/coste/carbono, incomodidad térmica y visual y pico de demanda.

CONCLUSIÓN

Las ponderaciones revelan juicios de valor; las restricciones estrictas protegen la calidad del aire, los equipos y el confort mínimo. La charla principal usa la misma estructura sin la notación.

Un edificio es una caja con fugas, iluminada por el sol y con memoria

De dónde viene el calor y adónde va: ESTA es la física



exterior T_out: todo depende de la diferencia de temperatura interior-exterior

CONCLUSIÓN

Entra el sol, el calor se escapa por la envolvente, las corrientes cruzan las rendijas, personas y aparatos aportan calor, la climatización compensa y la estructura almacena calor. Ese calor almacenado es la razón por la que el preenfriamiento puede desplazar la demanda en el tiempo.

Una regla de supervisión elige la consigna; el PI/PID la sigue

```
# supervisor: elegir la consigna de zona
T_sp = 24.0 if occupied else 28.0

# lazo local instalado: mover la válvula de frío
error = T_room - T_sp
integral += error * dt
derivative = (error - previous_error) / dt

cooling = clip(Kp * error
             + Ki * integral
             + Kd * derivative, 0.0, 1.0)
```

P

Responde al error actual.

PI · habitual en climatización

También elimina el desfase persistente.

PID

También reacciona a la pendiente; la derivada puede amplificar el ruido.

CONCLUSIÓN

El lazo local reacciona en segundos. No sabe que viene un pico de precio; el supervisor, más lento, cambia su consigna de antemano.

Tres acciones plausibles, tres respuestas distintas

A · MANTENER 24 °C

ENERGÍA TOTAL	15 kWh
FACTURA	₹186
PICO DEL EVENTO	5.0 kW
INCOMODIDAD	0 min

Cómodo, pero con mucho pico.

B · APAGAR

ENERGÍA TOTAL	7 kWh
FACTURA	₹42
PICO DEL EVENTO	0 kW
INCOMODIDAD	75 min

Lo más barato porque pagan las personas.

C · PREENFRIAR

ENERGÍA TOTAL	16 kWh
FACTURA	₹132
PICO DEL EVENTO	2.5 kW
INCOMODIDAD	0 min

1 kWh más, desplazado antes.

Cálculo ilustrativo · tarifa 6 antes de las 17:00, 18 durante el evento

CONCLUSIÓN

Ninguna acción gana en todas las columnas. Apagar minimiza la energía y el coste pero sacrifica el confort. El preenfriamiento consume 1 kWh más que el horario habitual, pero reduce a la mitad el pico y la factura baja porque la energía se consumió antes. El ejemplo es ilustrativo.

El MPC: un plan desechable y una retroalimentación permanente



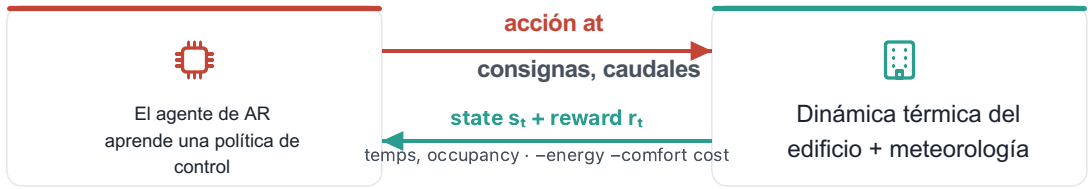
¿Se abre una ventana? ¿Cambia la ocupación? El siguiente ciclo cambia el plan.

CONCLUSIÓN

El MPC predice trayectorias candidatas, elige el plan factible más barato, aplica solo su primera acción y luego mide y replanifica. La retroalimentación corrige el plan cuando se abre una ventana o la previsión falla.

RESERVA · MECÁNICA DEL AR

El AR aprende la misma interfaz estado » consigna » resultado



por qué los edificios reales son difíciles

seguridad · eficiencia muestral · brecha simulación-realidad · no estacionariedad

ENTRENAMIENTO

repetir con seguridad en simulador o con datos registrados > mejorar la recompensa a largo plazo

DESPLIEGUE

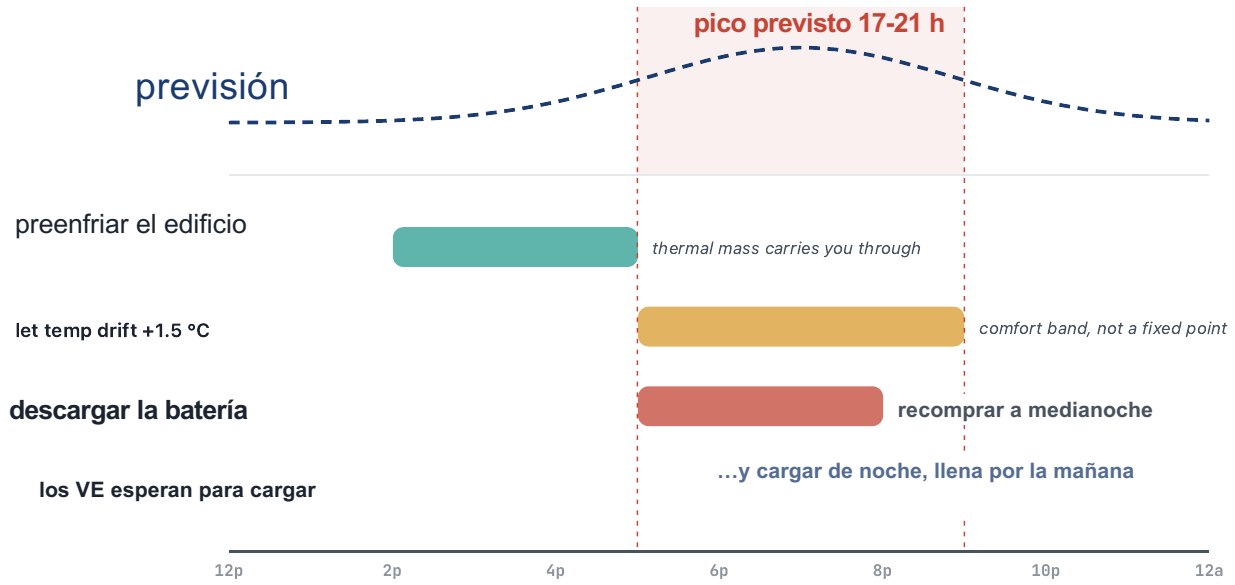
estado real > política aprendida > consignas seguras; los lazos locales las ejecutan

CONCLUSIÓN

El estado, las acciones, la recompensa, las referencias y el entorno de entrenamiento seguro definen el problema antes que el algoritmo. Nunca aprendas por ensayo y error inseguro con los ocupantes o los equipos.

Prever a mediodía el pico de 17 a 21 h y actuar antes de que llegue

Previsión de mediodía > acciones factibles antes, durante y después del pico



CONCLUSIÓN

La previsión no ahorra nada por sí sola. Hace factible una secuencia: preenfriar antes del pico, relajar la temperatura y descargar una batería durante él, y cargar los VE después.

RESERVA · FLEXIBILIDAD MEDIDA DE LOS VE

Con el mismo límite de 60 kW, la programación cubre todos los días

60 kW

el mismo límite de capacidad de carga de Caltech en ambos casos

22%

de días factibles si cada VE carga de inmediato

100%

de días factibles cuando la carga se programa

CONCLUSIÓN

El valor práctico de la flexibilidad es acoger más VE con el cableado existente. Estos resultados usan más de 30 000 sesiones reales en lugares de trabajo y respetan la necesidad de energía y la hora de salida de cada conductor.

La previsión de demanda dice cuándo; la de carbono, cuándo actuar

Prever

Estimar la intensidad de carbono de la red en las próximas 96 horas.

Elegir

Encontrar la ventana factible más limpia.

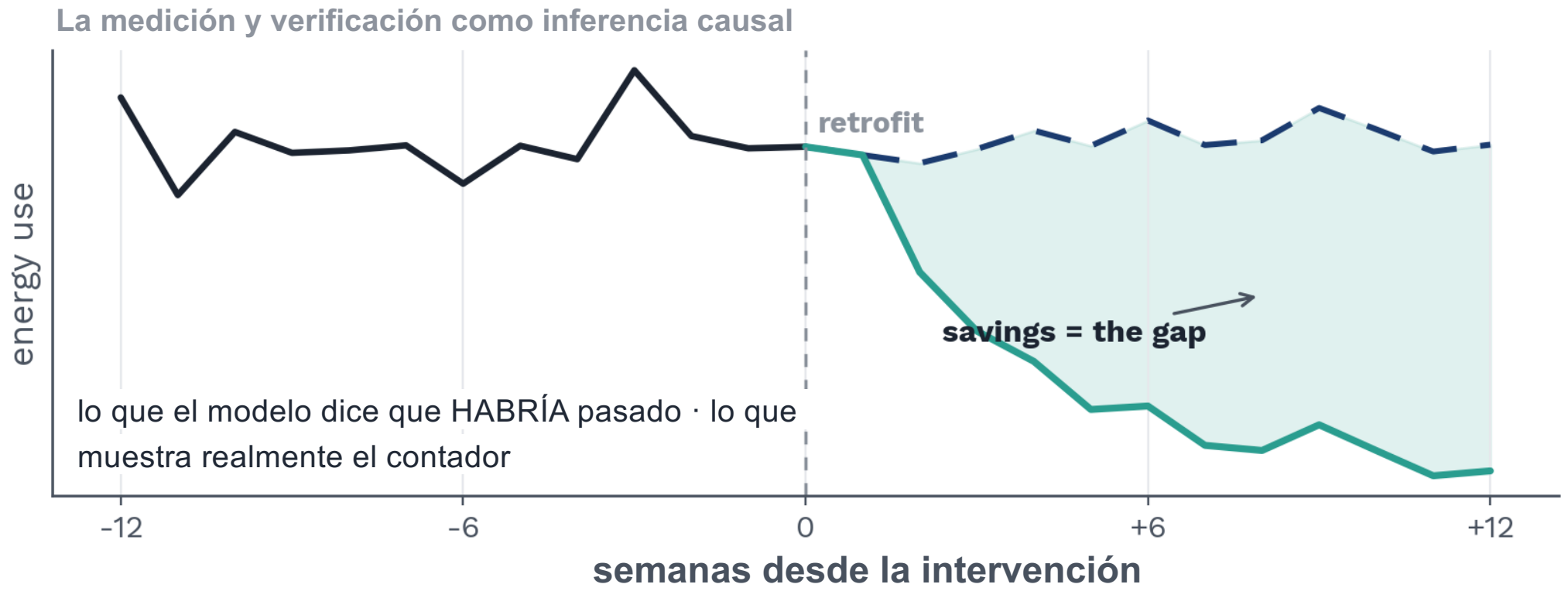
Actuar

Desplazar la carga de VE, térmica, de baterías o de cálculo.

CONCLUSIÓN

Un desplazamiento puede reducir el precio o el pico y aumentar las emisiones. CarbonCast logró un MAPE del 4,8 al 13,9 % en seis redes de EE. UU. y la UE a 96 hours.[47]

La previsión crea el contador «sin rehabilitación» que falta



CONCLUSIÓN

Decisión posible: verificar el retorno de la inversión antes de escalar. Medir el uso real, predecir el contrafactual sin rehabilitación con meteorología y ocupación comparables, y llamar a la diferencia ahorro realizado.

Pago por respuesta a la demanda = línea base estimada – carga medida

100 kW
línea base estimada sin evento

80 kW
carga medida durante el evento

20 kW
reducción usada para la liquidación

CONCLUSIÓN

Si la carga real sin evento era de 90 kW, solo 10 kW fueron reales: un error de 10 kW en la línea base duplicó el pago. Diseñar la línea base es diseñar el mercado.

Modelos de secuencia profundos: historial de entrada, distribución de salida

Modelos de secuencia profundos: una ventana de historial de entrada, una curva probabilística de salida



CONCLUSIÓN

Los LSTM, las convoluciones temporales y la atención compensan cuando hay muchas series correlacionadas y un largo historial, o cuando se necesitan intervalos calibrados en lugar de una estimación puntual. Necesitan muchos datos, así que rara vez ganan en un solo edificio con pocos datos.

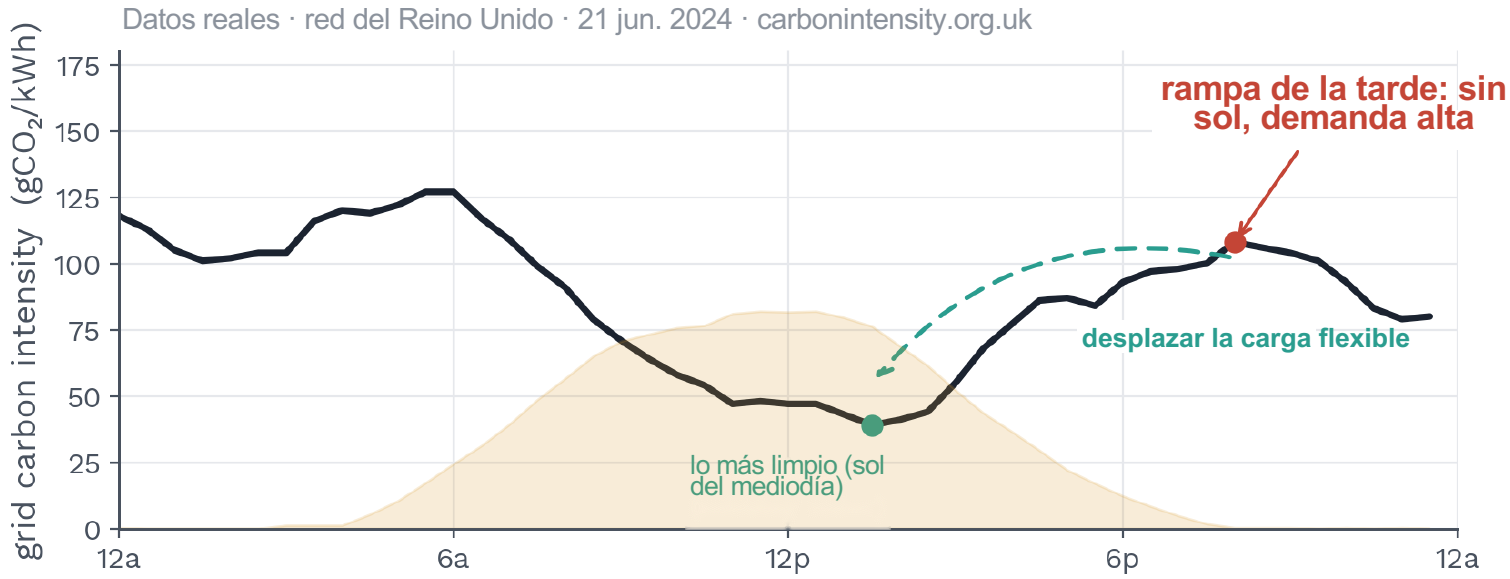
OTRA VEZ EL PICO, AHORA EN CARBONO

Un kWh a las 18:00 no es un kWh a las 14:00

DADO
señal horaria de precio / carbono · cuándo desplazar la carga flexible

ENCONTRAR

SUJETO A
confort + ahorro verificable



CONCLUSIÓN

Ya conoces estas jugadas por la estrategia del pico: aquí se valoran en carbono, con datos reales de la red: el sol del mediodía es ~2,6 veces más limpio que la rampa de la tarde. La misma estrategia, una segunda moneda.

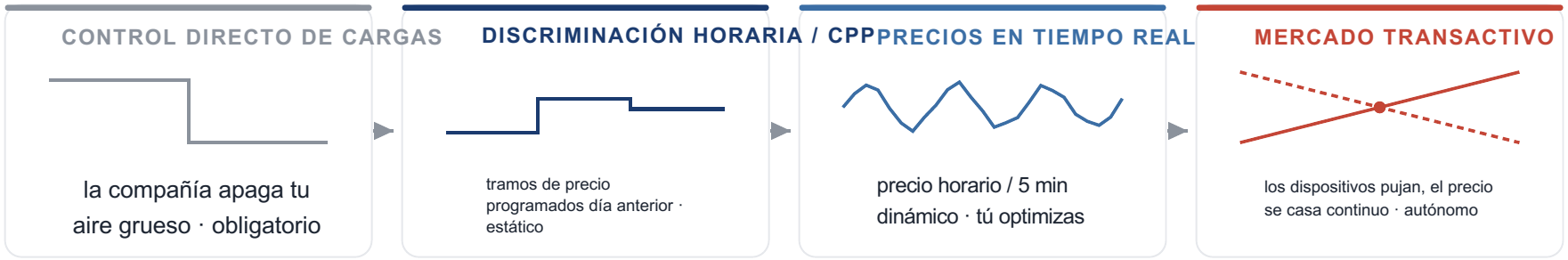
ENCUESTA

Tu compañía te paga por ajustar 1 °C tu aire acondicionado en los picos: ¿te apuntas, solo con un botón de anulación, o no?

CÓMO SE ACCIONA

De un interruptor a los precios y a un mercado en tiempo real

La señal que impulsa la flexibilidad se ha enriquecido: de un interruptor a un mercado en tiempo real



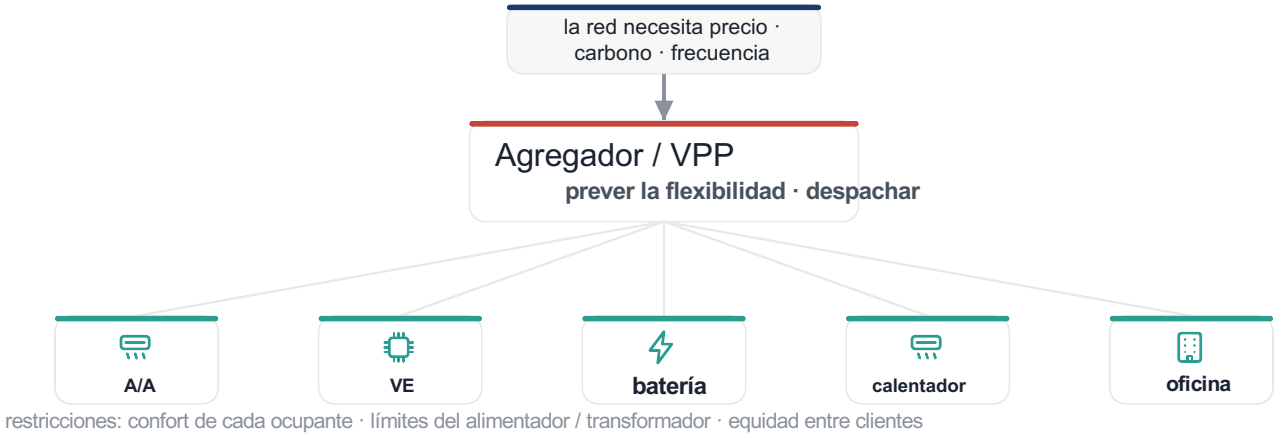
señal más rica > más autonomía para el edificio, menos control centralizado

CONCLUSIÓN

Cada paso a la derecha da más autonomía al edificio y exige más a su AA: un horario no necesita nada; un mercado en tiempo real necesita previsión, pujas y control.

Coordinar una flota sin sacrificar el confort

Un agregador, miles de cargas: el AA despacha la flexibilidad dentro de límites estrictos



CONCLUSIÓN

Una población de cargas controladas por termostato se comporta como un almacenamiento a escala de red: se puede controlar por consigna para seguimiento de carga y regulación. La tarea del AA: prever la flexibilidad de cada carga y despacharla según una señal de red respetando el confort, los límites del alimentador y la equidad, mediante AR a nivel de dispositivo o

Nueve edificios aprenden a aplanar un distrito

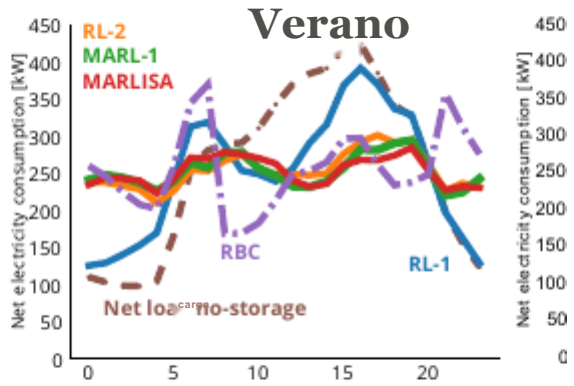


Fig. 7 (verano) · Vazquez-Canteli et al., BuildSys 2020 · doi:10.1145/3408308.3427604

CONCLUSIÓN

MARLISA: nueve agentes, cada uno compartiendo solo su consumo previsto del siguiente paso con el siguiente agente, aprenden en un año simulado a aplanar la curva del distrito: un 35 % menos de rampas y un 15 % menos de picos diarios que un controlador basado en reglas ajustado a mano (que solo desplaza el pico

night).[54]

EVIDENCIA REAL · E-ENERGY 2013

SPOT: controlar el confort, no la temperatura

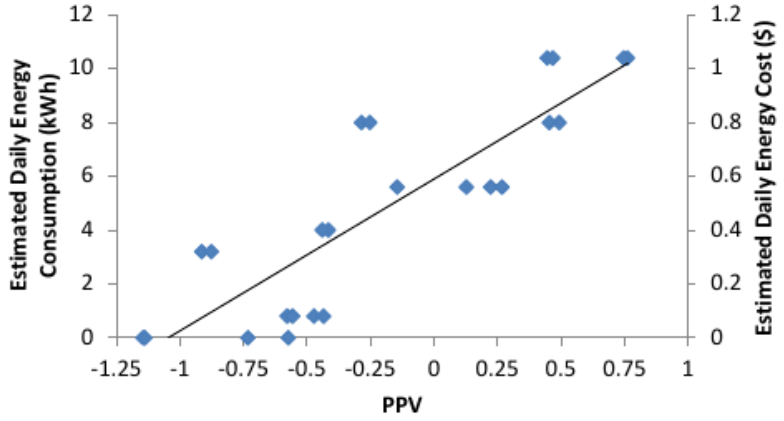


Fig. 10 · **Gao & Keshav, e-Energy 2013** · doi:10.1145/2487166.2487193

CONCLUSIÓN

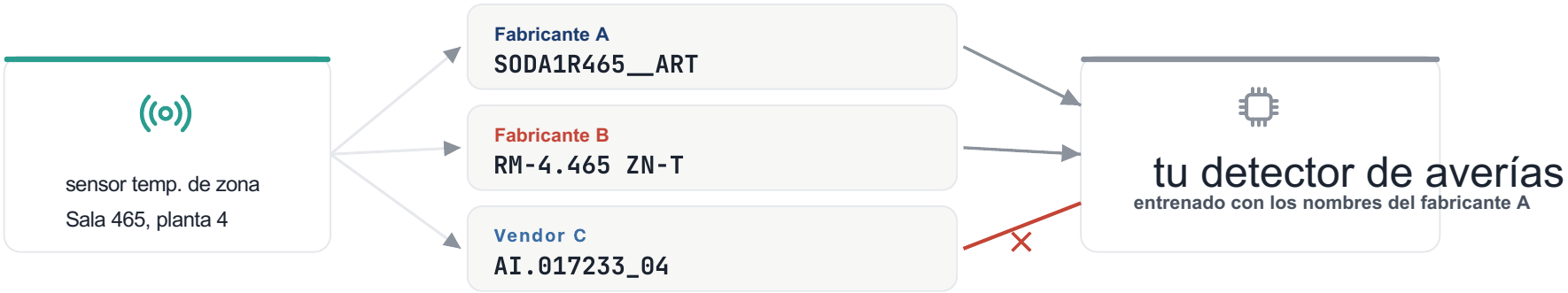
Mide en directo las seis entradas del PMV y mantiene un nivel de confort personalizado (el «PPV» de SPOT), no una temperatura: relajar el objetivo 0,25 unidades de confort ahorra ~1,5 kWh de un total de ~6 kWh/día.

El confort se convierte en una variable de control con precio: la versión cuantificada de «cada grado cuenta».

EL PROBLEMA

Un sensor, tres nombres: tu aplicación falla

El mismo sensor, una temperatura de zona, en el idioma de tres fabricantes



un edificio grande tiene entre 1500 y 2500 puntos de sensor; las etiquetas las escriben los instaladores, proyecto a proyecto una aplicación escrita para un edificio falla en silencio en el siguiente: por eso el software de edificios no escala

CONCLUSIÓN

Las etiquetas de los puntos las escriben los instaladores, por proyecto y por fabricante. Probado en tres edificios reales, el mejor esquema existente solo podía expresar el 54 % de las etiquetas que usan realmente los fabricantes.

Brick: describir relaciones, no nombres de fabricantes

La solución: describir el edificio como un grafo de tipos y relaciones (Brick)



LA MISMA REGLA, ESCRITA UNA VEZ SOBRE EL GRAFO

para cada Zona: temp = su punto de tipo Zone_Temperature estado = el punto de estado de la UTA que la alimenta (seguir isFedBy) SI temp > 26 °C Y estado = APAGADO > alerta

sin nombres propios del edificio: solo tipos y relaciones, así que funciona en cualquier edificio Brick

Mortar permite ejecutar esas consultas en más de 100 edificios reales instrumentados

CONCLUSIÓN

Brick sustituye los nombres por tipos y relaciones: la regla pide «la UTA que alimenta esta zona», así que puede funcionar en todos los edificios descritos con Brick. Mortar aloja más de 100 de estos edificios para pruebas.

EVIDENCIA REAL · BUILDSYS 2010

El resultado más citado de BuildSys es un sensor de ocupación

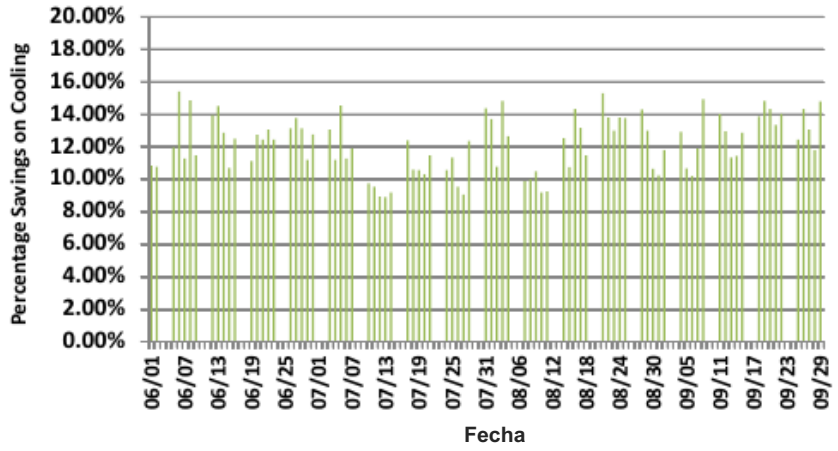


Fig. 6 · **Agarwal et al., BuildSys 2010** · doi:10.1145/1878431.1878433

CONCLUSIÓN

Un verano de ahorros diarios gracias al retroceso de consigna según la ocupación en el modelo del edificio CSE de la UCSD: del 10 al 15 % cada día. Con más de 400 kW de carga de climatización, el 15 % = 480 kWh por jornada de 8 horas.

Termostatos con detección de ocupación en viviendas: ~28 % de ahorro en climatización con ~25 $ en sensores.

EL PUNTO DE PARTIDA

Durante décadas: horarios, termostatos, PID

Control convencional: reaccionar al error entre la temperatura medida y la consigna



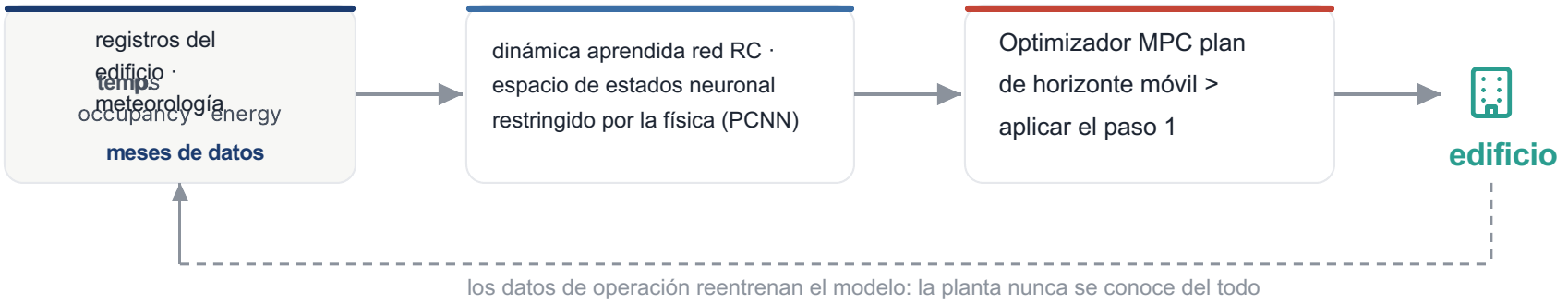
Actúa solo sobre el error actual: sin previsión meteorológica, sin anticipación, sin señal de precio.

CONCLUSIÓN

Sencillo, robusto y presente en casi todos los edificios. Pero solo reacciona al error actual: no puede preenfriar ante una ola de calor prevista ni sacar carga de un pico de precio. Añadir detección de ocupación a un horario fijo fue el primer éxito basado en datos.

Aprender la dinámica y luego planificar

Aprender a partir de datos el modelo que necesita el MPC, en lugar de calibrar la física a mano



CONCLUSIÓN

Sustituir la física construida a mano por un modelo aprendido de los registros (una red RC o una red neuronal restringida por la física, que se mantiene estable e interpretable) y ejecutar el MPC encima. Una variante más barata entrena una red para imitar un MPC lento y se ejecuta en milisegundos. Ambas atacan el coste de calibración que frena el MPC

¿QUÉ CAJA PARA QUÉ TAREA?

Ajustar el modelo a la tarea, o combinarlos

Blanca > diseño El edificio aún no existe, así que solo la física puede responder, pero es lenta y requiere calibración una vez construido.

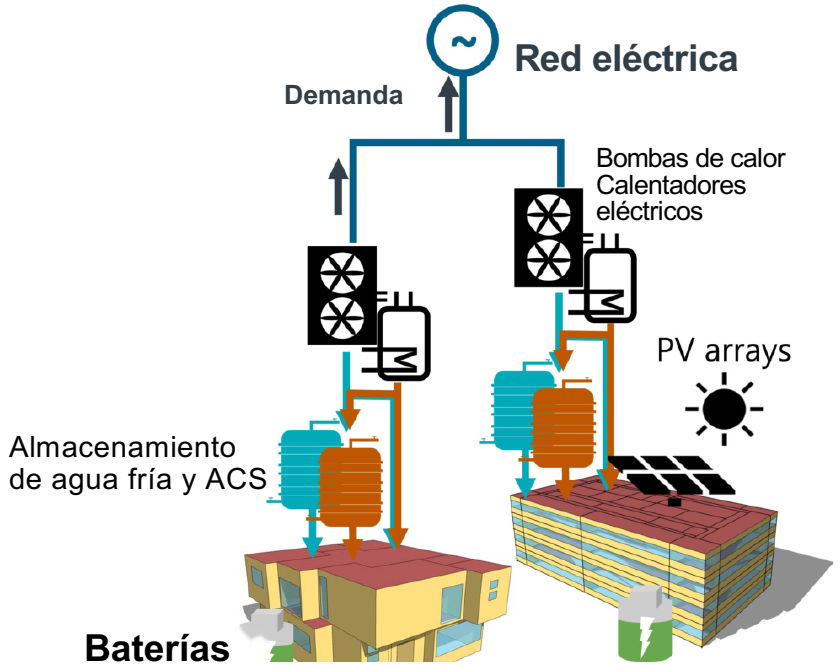
Gris > control El MPC se resuelve cada 15 minutos; un circuito de 2 parámetros es rápido, estable e interpretable.

Negra > previsión Con años de historial del contador, deja hablar a los datos, como en la parte de previsión que acabamos de ver.

CONCLUSIÓN

Y la frontera los combina: meter la física dentro de la red, con AA informado por la física (PIML) y redes restringidas por la física (PCNN) > ~15 % menos de error, horizontes más largos, menos datos, y sin predecir lo físicamente imposible.

Bancos de pruebas para el control de edificios



Lo que simula CityLearn: un edificio interactivo con la red (FV, almacenamiento, bombas de calor)

CityLearn Entorno Gym para respuesta a la demanda multiedificio; desafío anual.

BOPTEST

Emuladores Modelica + indicadores; MPC frente a AR.

Sinergym EnergyPlus integrado como entorno Gym.

CONCLUSIÓN

Como hizo NILMTK con la desagregación, los entornos compartidos permiten comparar controladores en igualdad de condiciones.

Gnu-RL: competente desde el primer día, sin simulador

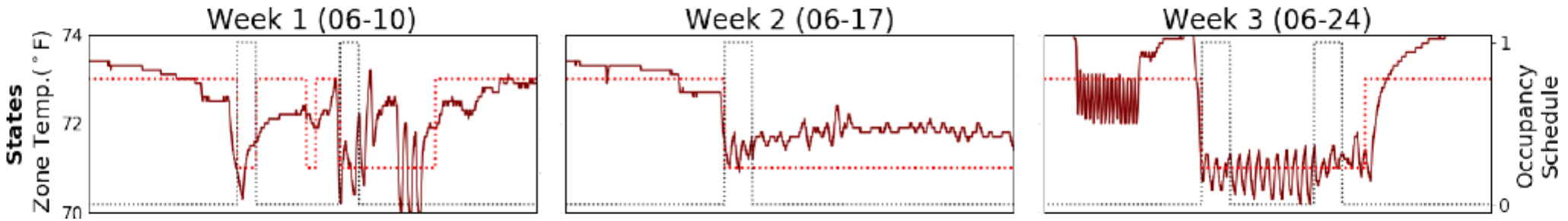


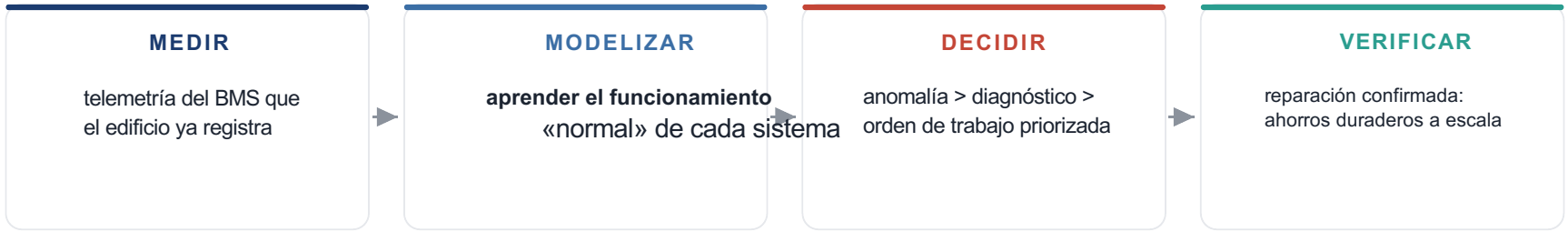
Fig. 8 (temperatura de zona, semanas 1-3) · Chen et al., BuildSys 2019 · doi:10.1145/3360322.3360849

CONCLUSIÓN

La política es un MPC diferenciable, preentrenado imitando los registros del controlador existente y mejorado en línea con PPO. En una sala de conferencias real de la CMU redujo la demanda de refrigeración un 16,7 % en tres semanas siguiendo mucho mejor la consigna (RMSE de 1,02 °F frente a 2,4 °F), sin que se construyera nunca un simulador.

Detección de averías de extremo a extremo

Detección de averías: el mismo ciclo, de extremo a extremo



cambia la aplicación, mantén el ciclo: esta es la competencia transferible del campo

CONCLUSIÓN

Cuarta vuelta: sin sensores nuevos, sin autoridad de control, y aun así la mayor fuente de ahorros verificados en edificios terciarios. El ciclo es la constante; la aplicación, la variable.

A HOMBROS DE GIGANTES

Trabajos fundamentales sobre los que se construye el campo

NILMTK — e-Energy Test-of-Time '25
open NILM benchmarking
Batra+ '14

SmartCharge — e-Energy Test-of-Time '24
home storage cuts the bill
Mishra, Shenoy+ '12

Synergy occupancy
the most-cited BuildSys paper
Agarwal, Gupta+ '10

Brick
a unified building metadata schema
Balaji, Srivastava+ '16

Neural NILM
deep nets for disaggregation
Kelly & Knottenbelt '15

Private Memoirs
what a smart meter reveals
Molina-Markham, Shenoy+ '10

Smart Thermostat
occupancy-driven HVAC, ~28% saved
Lu, Whitehouse+ '10

sMAP → BOSS → Mortar
portable building software
Culler, Fierro+ '10–'18

Gnu-RL
RL that controls a real room, day one
Chen, Bergés+ '19

REDD · UK-DALE · ACN · BDG2
the datasets the field runs on
2011–2020

TAKEAWAY

Conjuntos de datos, bancos de pruebas y sistemas abiertos, en gran parte de BuildSys y e-Energy.

SI LEES CINCO COSAS

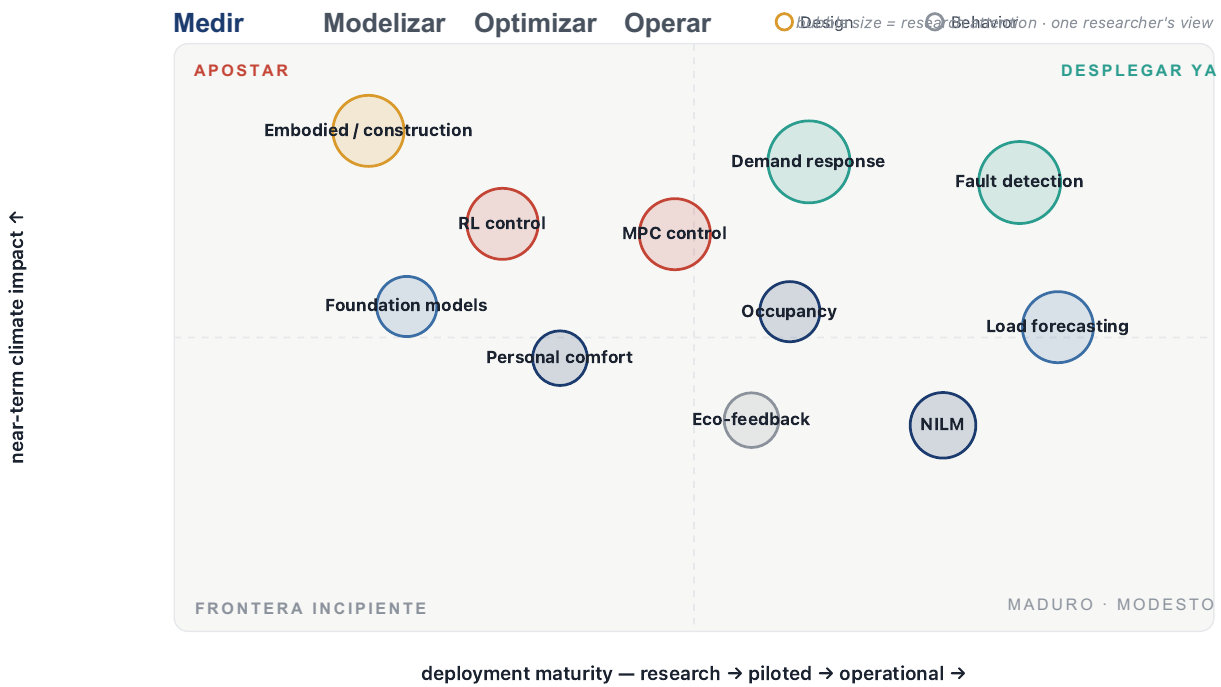
Revisiones que vale la pena leer

- **The field in one paper** — Tackling Climate Change with ML, Buildings & Cities[68]; end-to-end ML-for-buildings survey[69]
- **Control** — RL reviews[40, 70], why RL isn't deployed yet[41], the MPC tutorial-review[39]
- **NILM** — deep-learning review[17], evaluation pitfalls[18]
- **Data scarcity** — transfer learning for smart buildings[71]
- **Operations** — AI for fault detection[72]

Práctica: cuadernos didácticos de CCAI (CityLearn, BOPTEST, previsión de carga, análisis de contadores inteligentes): github.com/climatechange-ai-tutorials

VISIÓN DE CONJUNTO

Qué problemas importan más



CONCLUSIÓN

La detección de averías, el control y la respuesta a la demanda pueden desplegarse ya y ahorran energía real. El carbono incorporado tiene un gran potencial pero está menos maduro. La desagregación y la ecoinformación están bien estudiadas pero muestran ahorros medidos menores.

Referencias (1/6)

[1] International Energy Agency. **Buildings — energy system overview**. IEA, Paris, 2024. link

[2] Copernicus Climate Change Service (C3S/ECMWF). **Surface air temperature anomaly, June 2025**. Copernicus C3S, 2025. link

[3] International Energy Agency. **The Future of Cooling: Opportunities for energy-efficient air conditioning**. IEA, Paris, 2018. link

[4] Ember. **Heat and power: impacts of the 2025 heatwave in Europe**. Ember, 2025. link

[5] U.S. Energy Information Administration. **Use of energy in homes (RECS 2020)**. EIA, 2020. link

[6] Eurostat. **Energy use in EU households down second year in a row**. Eurostat, 2025. link

[7] G. o. I. Bureau of Energy Efficiency. **Residential Energy Consumption Patterns and Appliance Ownership in India: Insights from a 2024 Household Survey**. 2025. link

[8] S. National Climate Change Secretariat. **Buildings: Singapore's Climate Action**. 2026. link

[9] K. C. Armel, A. Gupta, G. Shrimali, A. Albert. **Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity**. Energy Policy, 2013. doi:10.1016/j.enpol.2012.08.062

[10] S. Darby. **The effectiveness of feedback on energy consumption**. 2006. link

[11] T. W. Hnat et al. **The hitchhiker's guide to successful residential sensing deployments**. ACM SenSys, 2011. doi:10.1145/2070942.2070966

[12] N. Batra, M. Gulati, A. Singh, M. B. Srivastava. **It's different: Insights into home energy consumption in India**. ACM BuildSys, 2013. doi:10.1145/2528282.2528293

Referencias (2/6)

[13] G. W. Hart. **Nonintrusive appliance load monitoring**. Proceedings of the IEEE, 1992. doi:10.1109/5.192069

[14] J. Z. Kolter, T. Jaakkola. **Approximate inference in additive factorial HMMs with application to energy disaggregation**. AISTATS, 2012.

[15] J. Kelly, W. Knottenbelt. **Neural NILM: Deep neural networks applied to energy disaggregation**. ACM BuildSys, 2015. doi:10.1145/2821650.2821672

[16] C. Zhang et al. **Sequence-to-point learning with neural networks for non-intrusive load monitoring**. AAAI, 2018. doi:10.1609/aaai.v32i1.11873

[17] P. Huber, A. Calatroni, A. Rumsch, A. Paice. **Review on deep neural networks applied to low-frequency NILM**. Energies, 2021. doi:10.3390/en14092390

[18] L. Pereira, N. Nunes. **Performance evaluation in non-intrusive load monitoring: Datasets, metrics, and tools — a review**. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 2018. doi:10.1002/widm.1265

[19] N. Batra et al. **NILMTK: An open source toolkit for non-intrusive load monitoring**. ACM e-Energy, 2014. doi:10.1145/2602044.2602051

[20] N. Batra et al. **Towards reproducible state-of-the-art energy disaggregation**. ACM BuildSys, 2019. doi:10.1145/3360322.3360844

[21] N. Batra, A. Singh, K. Whitehouse. **If you measure it, can you improve it? Exploring the value of energy disaggregation**. ACM BuildSys, 2015. doi:10.1145/2821650.2821660

[22] A. Molina-Markham et al. **Private memoirs of a smart meter**. ACM BuildSys, 2010. doi:10.1145/1878431.1878446

[23] P. Palensky, D. Dietrich. **Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads**. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2011. doi:10.1109/TII.2011.2158841

[24] M. Fleschutz et al. **The effect of price-based demand response on carbon emissions in European electricity markets: The importance of adequate carbon prices**. Applied Energy, 2021. doi:10.1016/j.apenergy.2021.117040

Referencias (3/6)

[25] A. Mishra et al. **SmartCharge: Cutting the electricity bill in smart homes with energy storage**. ACM e-Energy, 2012. doi:10.1145/2208828.2208857

[26] O. Ardakanian, C. Rosenberg, S. Keshav. **Distributed control of electric vehicle charging**. ACM e-Energy, 2013. doi:10.1145/2487166.2487178

[27] E. C. Kara et al. **Quantifying flexibility of residential thermostatically controlled loads for demand response**. ACM BuildSys, 2014. doi:10.1145/2674061.2674082

[28] U.S. Department of Energy. **DOE's National Roadmap for Grid-Interactive Efficient Buildings**. U.S. Department of Energy, 2021. link

[29] K. Amasyali, N. M. El-Gohary. **A review of data-driven building energy consumption prediction studies**. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018. doi:10.1016/j.rser.2017.04.095

[30] C. Miller et al. **The ASHRAE Great Energy Predictor III competition: Overview and results**. Science and Technology for the Built Environment, 2020. doi:10.1080/23744731.2020.1795514

[31] Andreas Veit et al. **Household electricity demand forecasting: benchmarking state-of-the-art methods**. ACM e-Energy, 2014. doi:10.1145/2602044.2602082

[32] Guy R. Newsham, Benjamin J. Birt. **Building-level occupancy data to improve ARIMA-based electricity use forecasts**. ACM BuildSys, 2010. doi:10.1145/1878431.1878435

[33] P. Emami, A. Sahu, P. Graf. **BuildingsBench: A large-scale dataset of 900K buildings and benchmark for short-term load forecasting**. NeurIPS Datasets and Benchmarks, 2023. link

[34] P. O. Fanger. **Thermal Comfort: Analysis and Applications in Environmental Engineering**. 1970.

[35] T. Cheung et al. **Analysis of the accuracy on PMV–PPD model using the ASHRAE Global Thermal Comfort Database II**. Building and Environment, 2019. doi:10.1016/j.buildenv.2019.01.055

[36] R. J. de Dear, G. S. Brager. **Thermal comfort in naturally ventilated buildings: Revisions to ASHRAE Standard 55**. Energy and Buildings, 2002. doi:10.1016/S0378-7788(02)00005-1

Referencias (4/6)

[37] B. Balaji et al. **Brick: Towards a unified metadata schema for buildings**. ACM BuildSys, 2016. doi:10.1145/2993422.2993577

[38] P. Bacher, H. Madsen. **Identifying suitable models for the heat dynamics of buildings**. Energy and Buildings, 2011. doi:10.1016/j.enbuild.2011.02.005

[39] J. Drgoňa et al. **All you need to know about model predictive control for buildings**. Annual Reviews in Control, 2020. doi:10.1016/j.arcontrol.2020.09.001

[40] J. R. Vázquez-Canteli, Z. Nagy. **Reinforcement learning for demand response: A review of algorithms and modeling techniques**. Applied Energy, 2019. doi:10.1016/j.apenergy.2018.11.002

[41] Z. Nagy et al. **Ten questions concerning reinforcement learning for building energy management**. Building and Environment, 2023. doi:10.1016/j.buildenv.2023.110435

[42] M. Röck et al. **Embodied GHG emissions of buildings — The hidden challenge for effective climate change mitigation**. Applied Energy, 2020. doi:10.1016/j.apenergy.2019.114107

[43] P. Westermann, R. Evins. **Surrogate modelling for sustainable building design — A review**. Energy and Buildings, 2019. doi:10.1016/j.enbuild.2019.05.057

[44] B. Ekici, C. Cubukcuoglu, M. Turrin, I. S. Sariyildiz. **Performative computational architecture using swarm and evolutionary optimisation: A review**. Building and Environment, 2019. doi:10.1016/j.buildenv.2018.10.023

[45] A. Pertzborn, D. A. Veronica. **Baseline Control Systems in the Intelligent Building Agents Laboratory**. 2021. doi:10.6028/NIST.TN.2178

[46] Zachary J. Lee, Tongxin Li, Steven H. Low. **ACN-Data: Analysis and Applications of an Open EV Charging Dataset**. ACM e-Energy, 2019. doi:10.1145/3307772.3328313

[47] Diptyaroop Maji, Prashant J. Shenoy, Ramesh K. Sitaraman. **CarbonCast: multi-day forecasting of grid carbon intensity**. ACM BuildSys, 2022. doi:10.1145/3563357.3564079

[48] F. Burlig et al. **Machine learning from schools about energy efficiency**. Journal of the Association of Environmental and Resource Economists, 2020. doi:10.1086/710606

Referencias (5/6)

[49] H. Chao. **Demand response in wholesale electricity markets: the choice of customer baseline**. Journal of Regulatory Economics, 2011. doi:10.1007/s11149-010-9135-y

[50] K. Kok, S. Widergren. **A society of devices: Integrating intelligent distributed resources with transactive energy**. IEEE Power and Energy Magazine, 2016. doi:10.1109/MPE.2016.2524962

[51] D. S. Callaway. **Tapping the energy storage potential in electric loads to deliver load following and regulation, with application to wind energy**. Energy Conversion and Management, 2009. doi:10.1016/j.enconman.2008.12.012

[52] Z. Wen, D. O'Neill, H. Maei. **Optimal demand response using device-based reinforcement learning**. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015. doi:10.1109/TSG.2015.2396993

[53] J. R. Vázquez-Canteli, J. Kämpf, G. Henze, Z. Nagy. **CityLearn v1.0: An OpenAI Gym environment for demand response with deep reinforcement learning**. ACM BuildSys, 2019. doi:10.1145/3360322.3360998

[54] José R. Vázquez-Canteli, Gregor Henze, Zoltán Nagy. **MARLISA: Multi-Agent Reinforcement Learning with Iterative Sequential Action Selection for Load Shaping of Grid-Interactive Connected Buildings**. ACM BuildSys, 2020. doi:10.1145/3408308.3427604

[55] Peter Xiang Gao, Srinivasan Keshav. **SPOT: a smart personalized office thermal control system**. ACM e-Energy, 2013. doi:10.1145/2487166.2487193

[56] A. Bhattacharya, J. Ploennigs, D. Culler. **Short Paper: Analyzing Metadata Schemas for Buildings: The Good, the Bad, and the Ugly**. ACM BuildSys, 2015. doi:10.1145/2821650.2821669

[57] G. Fierro et al. **Mortar: An open testbed for portable building analytics**. ACM BuildSys, 2018. doi:10.1145/3276774.3276793

[58] Yuvraj Agarwal et al. **Occupancy-driven energy management for smart building automation**. ACM BuildSys, 2010. doi:10.1145/1878431.1878433

[59] J. Lu et al. **The smart thermostat: Using occupancy sensors to save energy in homes**. ACM SenSys, 2010. doi:10.1145/1869983.1870005

[60] Z. Chen, C. Jiang, L. Xie. **Building occupancy estimation and detection: A review**. Energy and Buildings, 2018. doi:10.1016/j.enbuild.2018.03.084

Referencias (6/6)

[61] L. Di Natale, B. Svetozarevic, P. Heer, C. N. Jones. **Physically consistent neural networks for building thermal modeling: Theory and analysis**. Applied Energy, 2022. doi:10.1016/j.apenergy.2022.119806

[62] J. Drgoňa, A. R. Tuor, V. Chandan, D. L. Vrabie. **Physics-constrained deep learning of multi-zone building thermal dynamics**. Energy and Buildings, 2021. doi:10.1016/j.enbuild.2021.110992

[63] J. Drgoňa, D. Picard, M. Kvasnica, L. Helsen. **Approximate model predictive building control via machine learning**. Applied Energy, 2018. doi:10.1016/j.apenergy.2018.02.156

[64] M. C. Kennedy, A. O'Hagan. **Bayesian calibration of computer models**. Journal of the Royal Statistical Society: Series B, 2001. doi:10.1111/1467-9868.00294

[65] D. Blum et al. **Building optimization testing framework (BOPTEST) for simulation-based benchmarking of control strategies in buildings**. Journal of Building Performance Simulation, 2021. doi:10.1080/19401493.2021.1986574

[66] J. Jiménez-Raboso et al. **Sinergym: A building simulation and control framework for training reinforcement learning agents**. ACM BuildSys, 2021. doi:10.1145/3486611.3488729

[67] Bingqing Chen, Zicheng Cai, Mario Bergés. **Gnu-RL: A Precocial Reinforcement Learning Solution for Building HVAC Control Using a Differentiable MPC Policy**. ACM BuildSys, 2019. doi:10.1145/3360322.3360849

[68] D. Rolnick et al. **Tackling climate change with machine learning**. ACM Computing Surveys, 2022. doi:10.1145/3485128

[69] H. P. Das et al. **Machine learning for smart and energy-efficient buildings**. Environmental Data Science, 2024. doi:10.1017/eds.2023.43

[70] Z. Wang, T. Hong. **Reinforcement learning for building controls: The opportunities and challenges**. Applied Energy, 2020. doi:10.1016/j.apenergy.2020.115036

[71] G. Pinto et al. **Transfer learning for smart buildings: A critical review of algorithms, applications, and future perspectives**. Advances in Applied Energy, 2022. doi:10.1016/j.adapen.2022.100084

[72] Y. Zhao, T. Li, X. Zhang, C. Zhang. **Artificial intelligence-based fault detection and diagnosis methods for building energy systems: Advantages, challenges and the future**. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019. doi:10.1016/j.rser.2019.04.021