SUSTAINABILITY LAB

CLIMATE CHANGE AI: SCUOLA ESTIVA VIRTUALE 2026

L’IA per gli edifici

Apprendimento automatico lungo il ciclo di vita dell’edificio: misurare, modellare, decidere, verificare

Nipun Batra · Sustainability Lab, IIT Gandhinagar
Modulo: IA per edifici e città · Parte 1

PARTE 1

Perché gli edifici?

Un terzo dell’energia mondiale, ed è già misurata

MISURARE MODELLAREDECIDERE VERIFICARE

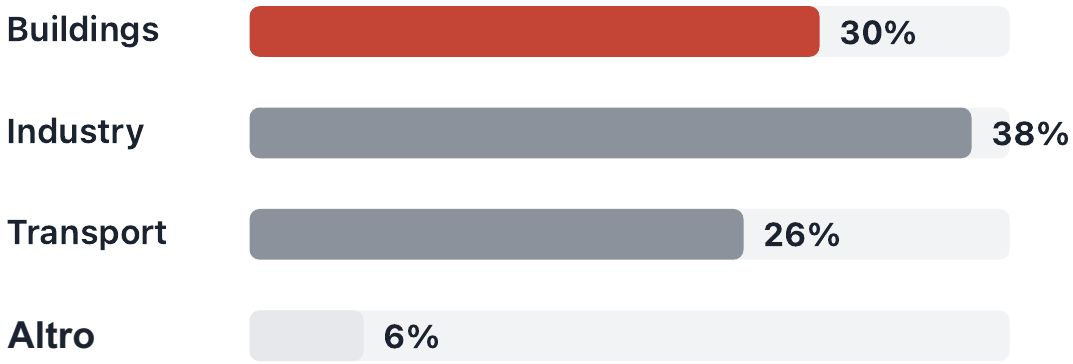
L’IA per gli edifici · Scuola estiva Climate Change AI 2026



LA POSTA IN GIOCO

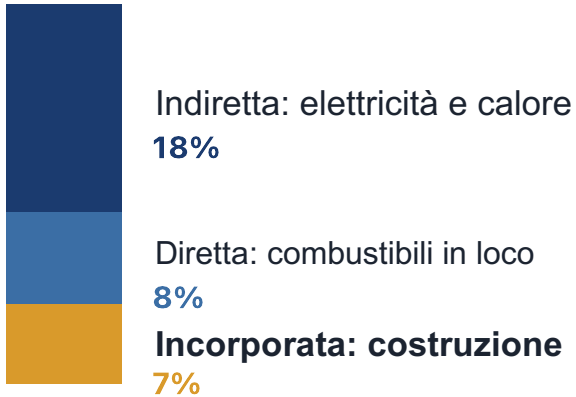
Gli edifici usano circa un terzo dell’energia mondiale

QUOTA DELL’ENERGIA FINALE MONDIALE



Edifici = 34% includendo i materiali da costruzione

CO_2 LEGATA ALL’ENERGIA DEGLI EDIFICI



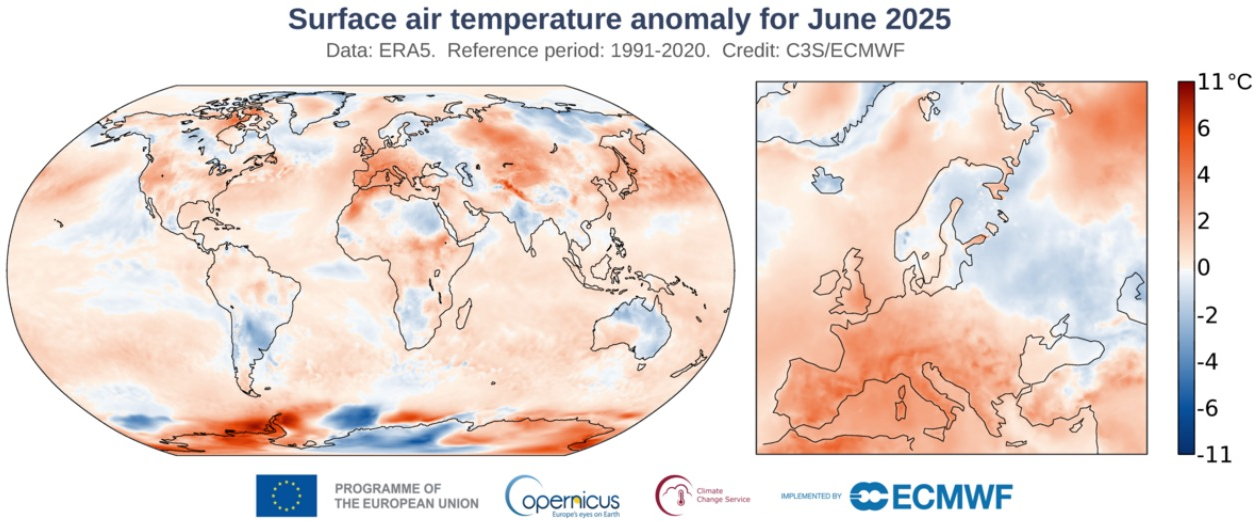
= un terzo della CO_2 legata all’energia IEA, dati 2022

IN SINTESI

Gli edifici rappresentano circa il 30% dell’energia finale mondiale e circa un terzo della CO_2 legata all’energia, costruzione inclusa.

PERCHÉ ADESSO

Il raffrescamento è l'uso di energia in più rapida crescita negli edifici



Giugno 2025: il giugno più caldo mai registrato nell'Europa occidentale. Credito: C3S/ECMWF

1.6→5.6B

condizionatori entro il 2050: il parco cresce di ~3,5 volte

+14%

della domanda giornaliera spagnola; i prezzi sono saliti del 108% in Francia e del 175% in Germania durante l'ondata di calore del 2025

~20%

delle case UE ha l'aria condizionata (contro ~90% negli USA): la domanda salirà in fretta

SONDAGGIO

Qual è il maggiore consumatore di elettricità a casa vostra: climatizzazione/riscaldamento, scaldabagno, frigorifero o altro?

RISPOSTA ALLA DOMANDA

Dipende dal clima, e da cosa si conta

19%
USA: quota della climatizzazione nell'elettricità domestica

62.5%
UE: quota del riscaldamento nell'energia finale domestica

~40%
India: quota di ventilatori, raffrescatori e condizionatori nell'elettricità delle famiglie intervistate

40–60%
Singapore: quota della climatizzazione nell'energia totale degli edifici

IN SINTESI

Leggete il denominatore prima della percentuale. Clima, combustibili, apparecchi e costruzione cambiano il carico dominante, e rendono il trasferimento geografico un problema di AA di primo piano.

Quattro fasi di un edificio, quattro decisioni diverse



Progetto: scegliere Volumetria, involucro, materiali, impianti

Quattro fasi di un edificio, quattro decisioni diverse



Progetto: scegliere Volumetria, involucro, materiali, impianti



Costruzione: controllare

Avanzamento, qualità, metadati, sequenze

Quattro fasi di un edificio, quattro decisioni diverse



Progetto: scegliere Volumetria, involucro, materiali, impianti



Costruzione: controllare

Avanzamento, qualità, metadati, sequenze



Esercizio: adattare Meteo, persone, prezzi, guasti

Quattro fasi di un edificio, quattro decisioni diverse



Progetto: scegliere Volumetria, involucro, materiali, impianti



Costruzione: controllare

Avanzamento, qualità, metadati, sequenze



Esercizio: adattare

Meteo, persone, prezzi, guasti

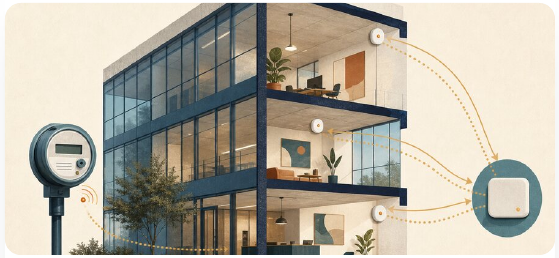


Riqualificazione: verificare Diagnosticare, dare priorità, misurare il cambiamento

IN SINTESI

Prima dell’esercizio, persone e prestazioni sono ipotesi. Durante l’esercizio diventano evidenze; la riqualificazione deve usarle per cambiare l’edificio.

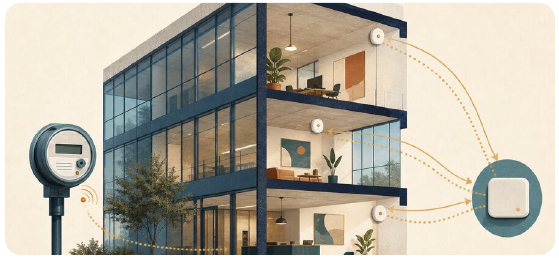
Il flusso: misurare » modellare » decidere » verificare



Misurare

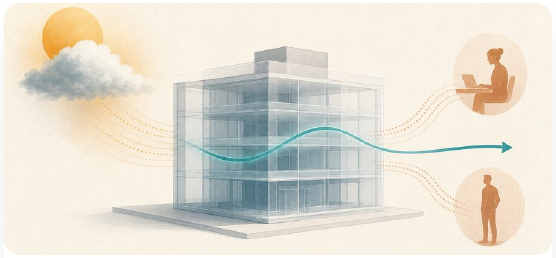
Che cosa succede?

Il flusso: misurare » modellare » decidere » verificare



Sense

Che cosa succede?



Modellare

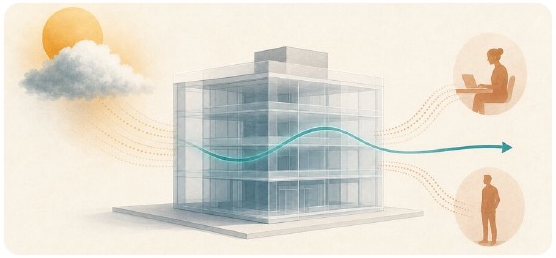
Che cosa succederà?

Il flusso: misurare » modellare » decidere » verificare



Misurare

Che cosa succede?



Modellare

Che cosa succederà?



Decidere

Quale azione rispetta i vincoli?

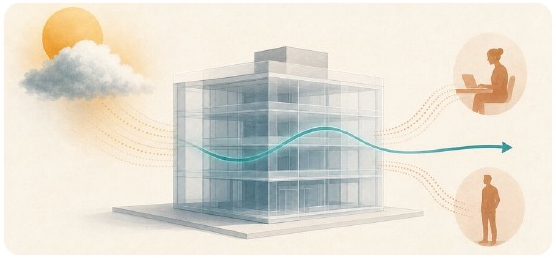
IL PIANO: 4 DI 4

Il flusso: misurare » modellare » decidere » verificare



Misurare

Che cosa succede?



Modellare

Che cosa succederà?



Decidere

Quale azione rispetta i vincoli?



Verificare Ha funzionato,
e per chi?

IN SINTESI

Percorreremo questo ciclo con quattro applicazioni. Una domanda costante: il risultato regge nel prossimo edificio, sulla rete reale e con le persone che ci stanno dentro?

APPLICAZIONE 1 · FASE: MISURARE

Disaggregazione energetica

Un contatore economico in ingresso, un riscontro dettagliato e utilizzabile in uscita

SENSE MODEL DECIDE VERIFY



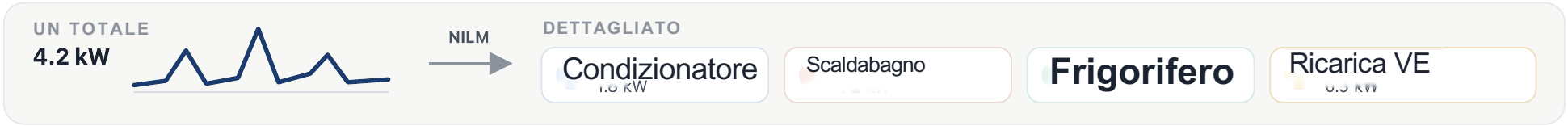
Lo scontrino del supermercato spiega perché il dettaglio conta



IN SINTESI

Un totale vi dice quanto; uno scontrino dettagliato vi dice dove è possibile decidere. Il NILM si chiede se un unico segnale elettrico dell’intera casa possa diventare l’equivalente di una bolletta dettagliata.

Che cosa permettono i dati per apparecchio



Riscontro personalizzato Oggi domina il condizionatore

Azione: provare +1 °C

Guasto e spreco Il frigo non si spegne mai

Azione: programmare la manutenzione

Riqualificazione mirata Il vecchio condizionatore crea il picco

Azione: dare priorità all'incentivo

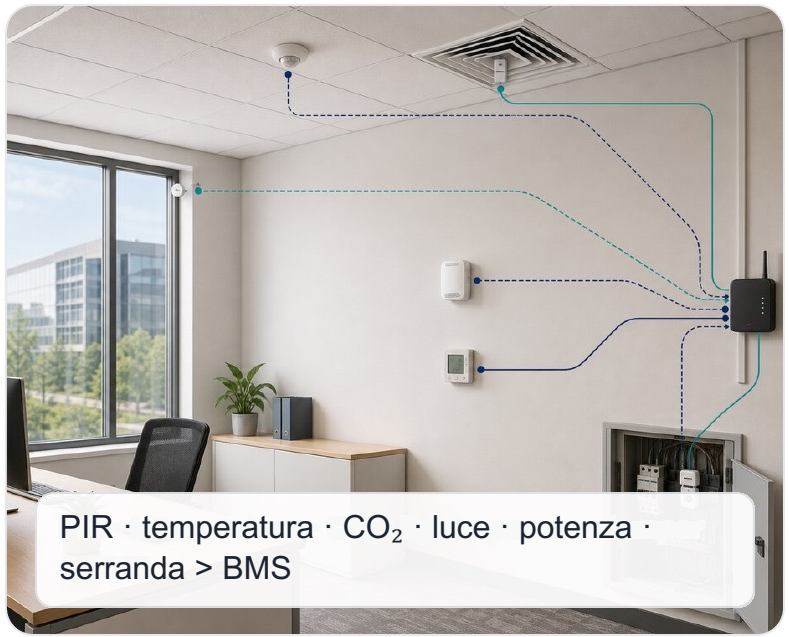
Carichi flessibili Il VE può aspettare tre ore

Azione: ricaricare dopo le 22:00

IN SINTESI

Il riscontro dettagliato spinge le famiglie a ridurre i consumi del 5-15%, e la stessa ripartizione alimenta il rilevamento dei guasti, la riqualificazione mirata e l'idoneità alla gestione della domanda. Per questo gran parte dell'AA per gli edifici insegue il segnale per apparecchio.

Che cosa si può misurare, e quanto costa



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 monitorato	potenza + temp. + CO_2 + occupazione	controllo, comfort, diagnosi dei guasti	highest effort

IN SINTESI

Partite dal basso: una sensoristica ricca può rispondere a quasi tutto, ma è costosa da installare, etichettare e mantenere su molti edifici.

Che cosa si può misurare, e quanto costa



Sottomisurazione: misura diretta per apparecchio o circuito

Utility bill	monthly · whole building	billing, benchmarking	nearly free
Smart meter	seconds–minutes · aggregate	NILM, forecasting, DR	wide reach
Sottomisurazione	circuito / apparecchio	verità a terra, audit	costo maggiore
Edificio monitorato	potenza + temp. + CO_2 + occupazione	controllo, comfort, diagnosi dei guasti	highest effort

IN SINTESI

I sottocontatori danno direttamente la risposta. Sono la verità a terra ideale, e proprio ciò che diventa difficile da sostenere e mantenere su larga scala.

Che cosa si può misurare, e quanto costa



Un’unica curva aggregata · milioni di edifici

Utility bill	monthly · whole building	billing, benchmarking	nearly free
Contatore intelligente	secondi-minuti · aggregato	NILM, previsione, gestione della domanda	ampia diffusione
Sottomisurazione	circuito / apparecchio	verità a terra, audit	higher cost
Edificio monitorato	potenza + temp. + CO_2 + occupazione	controllo, comfort, diagnosi dei guasti	highest effort

IN SINTESI

Il contatore intelligente è la via di mezzo interessante: economico e diffuso, ma misura solo la somma. Il NILM prova a dedurne il segnale più ricco degli apparecchi.

Che cosa si può misurare, e quanto costa



Quasi universale · troppo grossolana per agire sul singolo apparecchio

Bolletta	mensile · intero edificio	fatturazione, benchmarking	quasi gratis
Contatore intelligente	secondi-minuti · aggregato	NILM, previsione, gestione della domanda	wide reach
Sottomisurazione	circuito / apparecchio	verità a terra, audit	higher cost
Edificio monitorato	potenza + temp. + CO_2 + occupazione	controllo, comfort, diagnosi dei guasti	highest effort

IN SINTESI

Questo campo esiste perché diffusione e risoluzione vanno in direzioni opposte. L'AA per gli edifici spesso deduce un segnale costoso da uno economico.

Che cosa fanno le case reali ai vostri sensori



(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]

LEZIONI DA INSTALLAZIONI REALI

· **La manutenzione pesa più dell'installazione: i sensori si guastano,**

le etichette si degradano, gli occupanti cambiano. · Lo sforzo cresce in modo superlineare con case, nodi e mesi sul campo

· **Le ipotesi viaggiano male: che cosa si rompe quando**

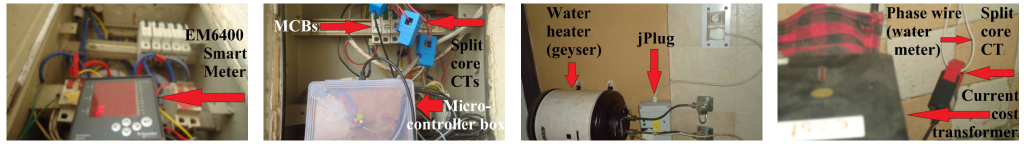
si installa fuori dalla rete del laboratorio? (slide successiva)

IN SINTESI

Gli articoli sulle installazioni sono utili quanto quelli sugli algoritmi, e molto più rari: ogni modello eredita questi problemi.

EVIDENZE REALI · BUILDSYS 2013

Delhi ci ha insegnato: misurate la tensione, non solo la corrente



73 giorni, 33 sensori, una casa a Delhi: contatore intelligente, TA per circuito, prese per apparecchio [12]

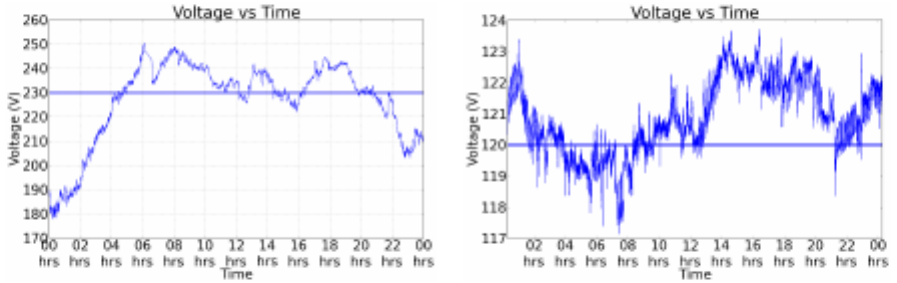


Fig. 5 · **Batra et al., BuildSys 2013** · doi:10.1145/2528282.2528293

IN SINTESI

La rete stessa varia: a Delhi la tensione è oscillata da ~180 a 250 V in un giorno (negli USA resta vicina a 120 V). I contatori a TA che registrano solo la corrente presuppongono una tensione fissa: qui l'ipotesi cade, quindi misurate V e I e normalizzate la tensione prima di qualsiasi NILM. [12]

PERCHÉ NON MISURARE TUTTO

Non si può mettere un sensore su ogni apparecchio

Due modi per sapere quanto consuma ogni apparecchio:

Misurare ogni apparecchio

- ✕ un sensore di presa per apparecchio: il costo si somma
- ✕ manodopera di installazione in ogni casa
- ✕ **i sensori si guastano, le etichette si degradano**
- ✕ invasivo: hardware in ogni presa

Usare il contatore di casa

- ✓ già presente in oltre 1 miliardo di case
- ✓ nessun hardware nuovo, nessuna installazione
- ✓ **niente da mantenere in più**
- → ma si vede solo la somma

NILM: dedurre la potenza per apparecchio dall'aggregato, senza nuovi sensori

IN SINTESI

Misurare tutto è preciso ma non scala; il contatore che avete già vede solo la somma. Il monitoraggio non intrusivo dei carichi (NILM) ricava le componenti da quella somma: il nostro primo approfondimento.

IL PROBLEMA

Un unico segnale aggregato è tutto ciò che si misura…

DATO	TROVARE	SOGGETTO A
contatore aggregato y(t)	potenza per apparecchio x(t)	nessun sensore per apparecchio



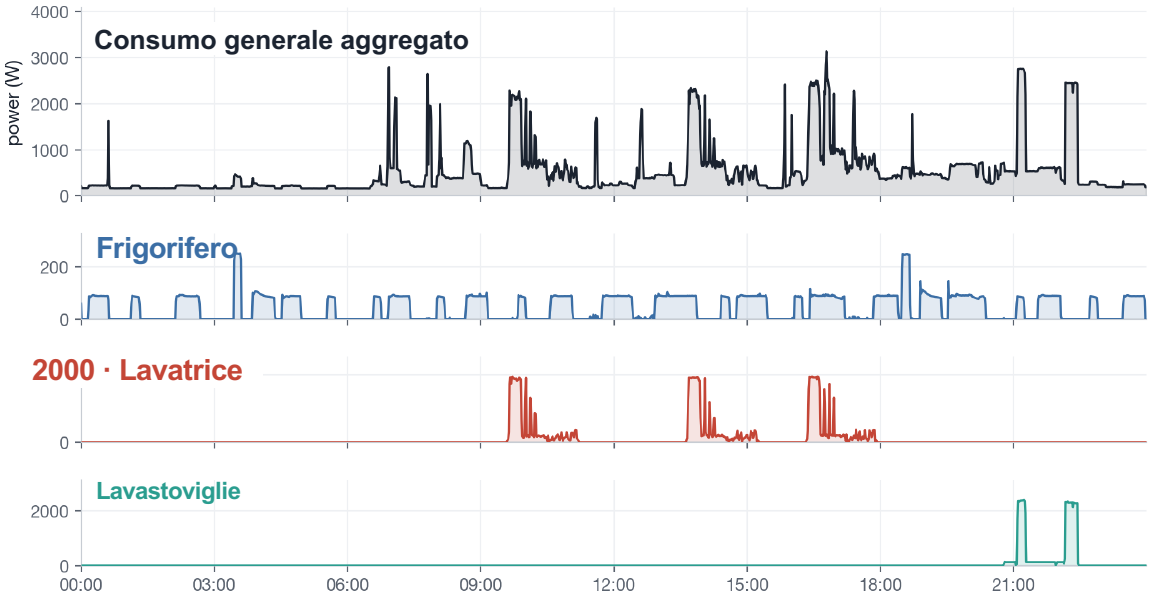
IN SINTESI

Al contatore si ottiene un’unica curva per tutta la casa: la somma di tutto ciò che è acceso. I pannelli per apparecchio sono sfumati perché non vengono mai misurati direttamente.

ESERCIZIO · 60 SECONDI

Disaggregate a occhio: quando funziona la lavatrice? Quanti cicli del frigo contate? Quali picchi sono del bollitore?

…estrarre ogni apparecchio dalla somma



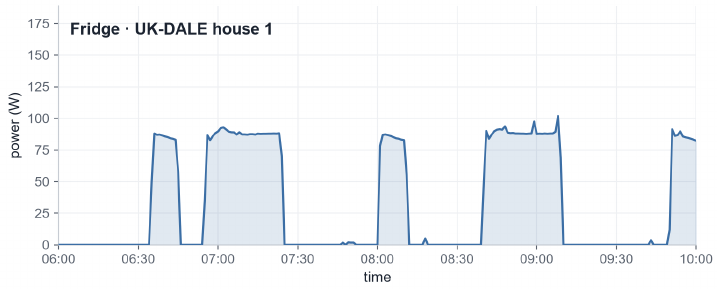
Dati reali · UK-DALE, casa 1

IN SINTESI

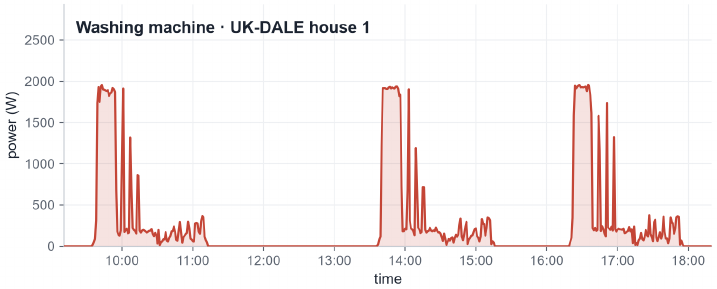
Stesso segnale, apparecchi rivelati, senza nuovi sensori. Formulato da Hart alla fine degli anni Ottanta come separazione cieca delle sorgenti con structure.[13]

PERCHÉ È DIFFICILE

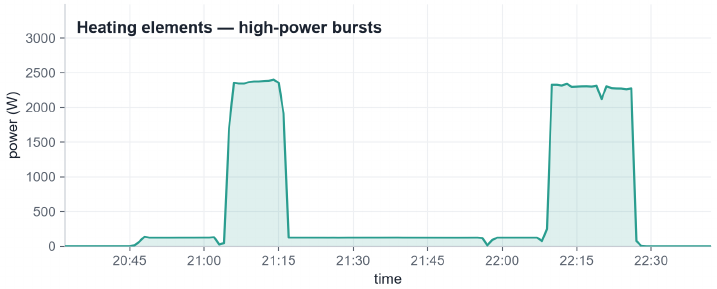
Le firme degli apparecchi dipendono dal tipo di carico



Frigorifero: periodico Cicli del compressore ~80-120 W; sempre acceso, facile da individuare.



Lavatrice: più fasi Riscaldare > agitare > centrifugare; lunga, variabile, molti sottostati.



Resistenze: picchi Gli impulsi di lavastoviglie e bollitore si somigliano: la confusione classica.

Riflettete: un bollitore, un frigo e un caricatore di telefono: quale è il più difficile da recuperare per il NILM, e perché?

LA RISPOSTA

I carichi piccoli e variabili sono i più difficili

I più difficili: piccoli carichi elettronici variabili, che muovono appena il contatore



gli alimentatori switching assorbono una corrente non lineare e variabile: nessun gradino pulito a cui agganciarsi

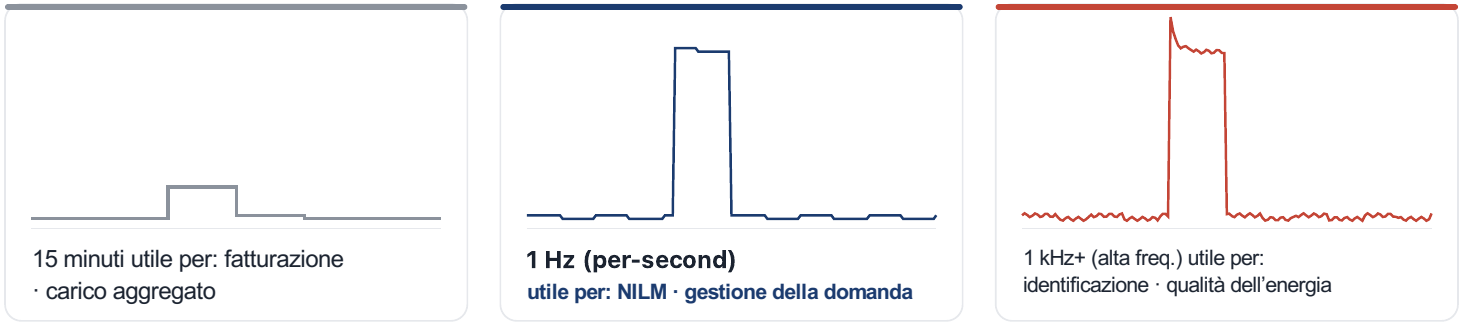
IN SINTESI

Il caricatore è il più difficile: i suoi pochi watt possono restare sotto la risoluzione del contatore o sparire sotto le variazioni di fondo e i carichi sovrapposti. Il bollitore è grande e netto; il frigo è periodico. A bassa frequenza, ampiezza e identificabilità contano più della sofisticazione dell’architettura.

UNA SCELTA PROGETTUALE

La frequenza di campionamento cambia il problema

La frequenza di campionamento decide che cosa si può vedere, e a che cosa serve



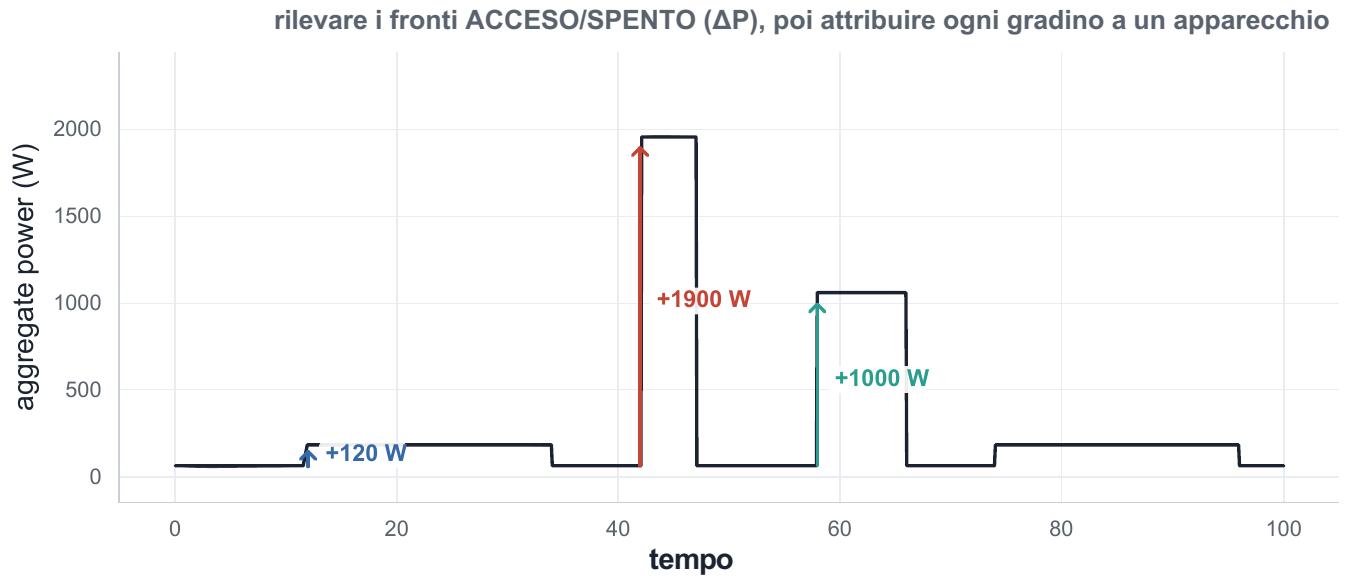
stessa finestra, tre frequenze: la grossolana cancella il bollitore, la fine ne rivela il transitorio di accensione

IN SINTESI

I dati a 15 minuti servono per fatturare ma cancellano gli eventi brevi; ~1 Hz è un'impostazione comune nella ricerca a bassa frequenza; il kHz+ rivela transitori e armoniche, a un costo di archiviazione e privacy. La frequenza utile dipende da apparecchio, contatore, variabili e uso finale.

STORICO · ANNI 1980-90

Prima idea: rilevare i fronti ACCESO/SPENTO

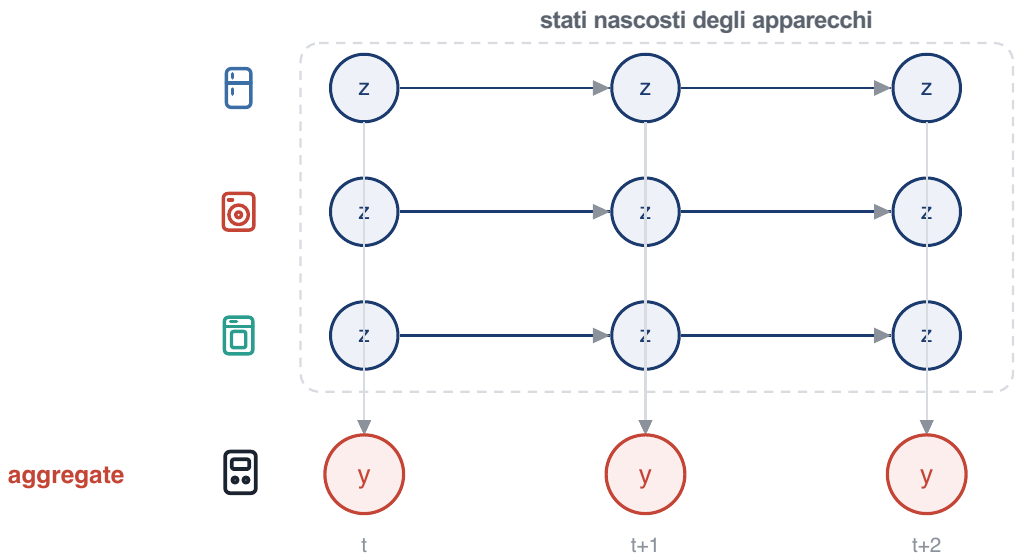


Gli apparecchi commutano a gradini ΔP stabili. Metodo di Hart: rilevare i fronti, raggrupparli per ampiezza e abbinare ogni ACCESO a uno later OFF.[13]

Fallisce quando gli apparecchi si sovrappongono o variano in continuo (dimmer, motori, inverter), e l'abbinamento degli stati è combinatorio.

STORICO · 2010-2012

Poi: ogni apparecchio come una macchina a stati nascosti

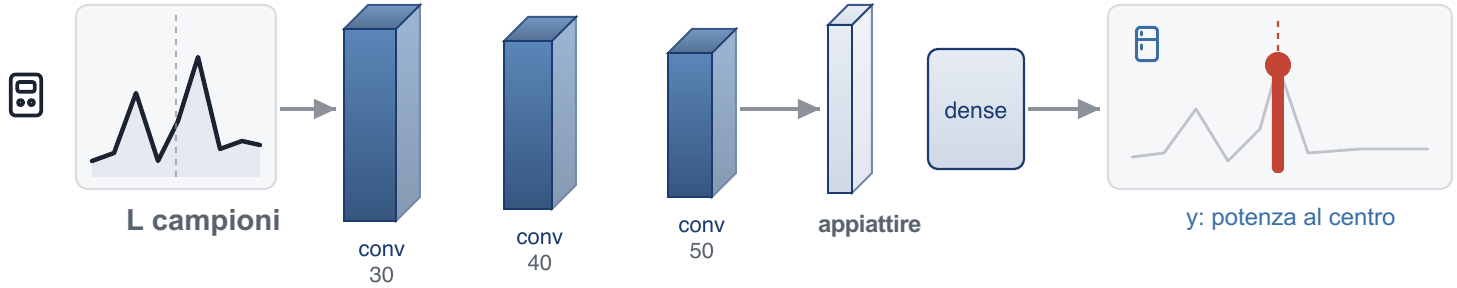


IN SINTESI

Modellare ogni apparecchio come un modello di Markov nascosto; il contatore ne osserva la somma. Un HMM fattoriale è rigoroso, ma richiede un modello per apparecchio e rende l'inferenza combinatoria.

Deep learning: associare la finestra di rete a un apparecchio

finestra aggregata (L): un apparecchio al centro



IN SINTESI

Il NILM neurale lo ha riformulato come regressione: una CNN associa una finestra di potenza aggregata alla potenza di un apparecchio al centro (seq2point). Impara le firme end-to-end, senza regole sui fronti scritte a mano.

Oggi: modelli sequenziali, attenzione e pre-addestramento



IN SINTESI

L'attenzione associa sequenza a sequenza e coglie un contesto lungo; la frontiera è pre-addestrare su molte case e trasferire a una mai vista: la versione NILM di un modello fondazionale.

CONFRONTARE I METODI

Il metodo vincente dipende dalla metrica

NILM OOD-first Leaderboard

Posizione	Modello	MAE (↓) T1 stessa casa,	MAE (↓) T2 nuova casa	MAE (↓) T3 nuovo dataset	F1 Score (↑) T1 stessa casa	F1 Score (↑) T2 nuova casa	F1 Score (↑) T3 nuovo dataset	Params (M)	FLOPs (G)
1	Modello 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	Modello C	23.9	36.2	49.5	0.821	0.722	0.560	9.7	18.9
4	Modello D	25.8	38.9	53.6	0.797	0.689	0.512	42.6	81.3
5	Modello E	27.1	41.0	56.8	0.781	0.653	0.489	6.3	12.7
6	Modello F	26.4	42.3	59.7	0.768	0.628	0.456	18.2	29.6

Classificati per generalizzazione tra dataset



IN SINTESI

Classificate per MAE o per F1 e i vincitori cambiano; valutate sulla stessa casa (T1) o su un nuovo dataset (T3) e si invertono di nuovo. Il modello più grande raramente è il più efficiente. Chiedete sempre: quale metrica, quale casa, vista o non vista? Modelli anonimizzati · NILMBench, il nostro benchmark (in revisione, 2026)

NILMTK ha reso i metodi confrontabili e riproducibili

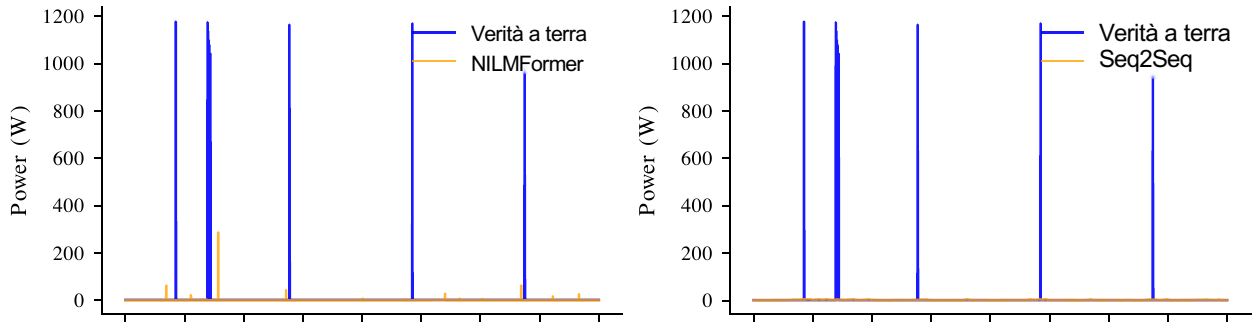
Prima di NILMTK ogni articolo usava dati, metriche e pre-elaborazione propri



IN SINTESI

Un modello di dati, una pipeline di pre-elaborazione, algoritmi e metriche condivisi hanno trasformato demo isolate in esperimenti confrontabili. La lezione più ampia: l’infrastruttura di benchmark è di per sé un contributo scientifico.

Accuratezza non significa impatto



Entrambi i modelli hanno una MAE bassa ma mancano quasi ogni evento del microonde · NILMBench, il nostro benchmark (in revisione, 2026)

IN SINTESI

Un errore medio basso può comunque mancare gli eventi che contano. Su 240 case, l'accuratezza del riscontro è rimasta bassa anche con un errore di disaggregazione basso: «misurare non significa necessariamente migliorare».

Il guadagno è un’azione specifica, non un numero

1 · Leggere la curva come tre stati Il livello di potenza identifica lo stato; il tempo nello stato determina l’energia.



Il livello dice che cosa funziona; la durata dice quanto.

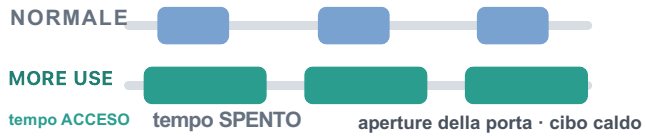
Il guadagno è un’azione specifica, non un numero

1 · Leggere la curva come tre stati Il livello di potenza identifica lo stato; il tempo nello stato determina l’energia.



Il livello dice che cosa funziona; la durata dice quanto.

2 · L’uso cambia il ciclo di lavoro Stessa potenza da acceso; tempi di accensione e spegnimento diversi.



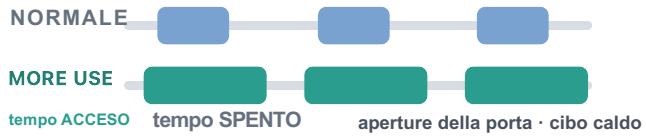
Il guadagno è un’azione specifica, non un numero

1 · Leggere la curva come tre stati Il livello di potenza identifica lo stato; il tempo nello stato determina l’energia.



Il livello dice che cosa funziona; la durata dice quanto.

2 · L’uso cambia il ciclo di lavoro Stessa potenza da acceso; tempi di accensione e spegnimento diversi.



3 · Schema > azione specifica

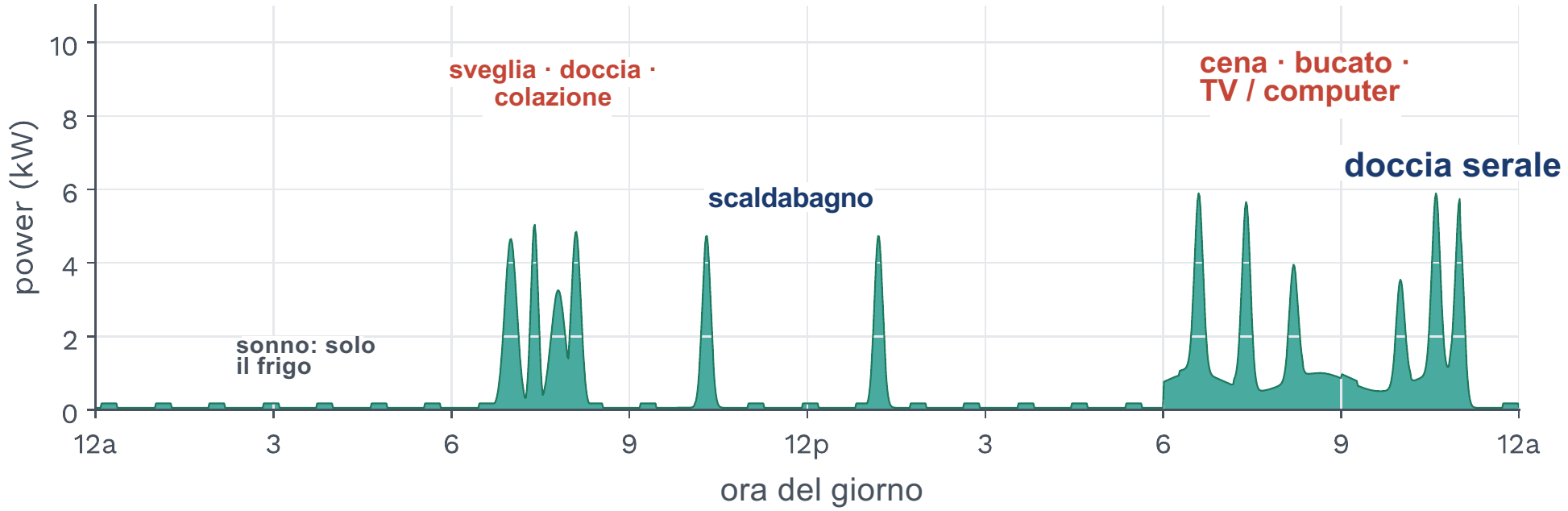
Base SPENTO alta > riparare / sostituire	–26%
Sbrinamento frequente / lungo > assistenza	**–25%**
ACCESO lungo + SPENTO breve > impostazioni	**–23%**

IN SINTESI

Distinguete compressore spento, compressore acceso e sbrinamento ad alta potenza. Un uso maggiore appare come accensioni più lunghe e spegnimenti più brevi, non come un livello più alto. Questi schemi rimandano a consigli di riparazione, assistenza o impostazione che valgono il 23-26% dell’energia del frigorifero.

Un contatore intelligente rivela tutta la vostra giornata

Ricreato da Molina-Markham et al., Private Memoirs of a Smart Meter, BuildSys 2010



IN SINTESI

Gli stessi segnali che riducono l'energia rivelano quando vi svegliate, mangiate e uscite. La privacy è un vincolo progettuale, e il motivo per cui la disaggregazione solleva preoccupazioni reali.

Tre cose che fanno ancora fallire il NILM sul campo

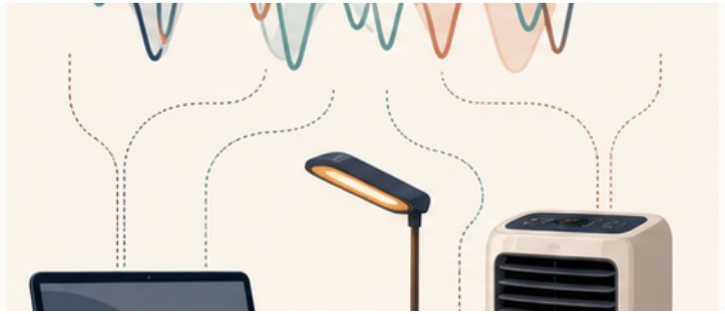


Identità Due frigoriferi possono sembrare uguali elettricamente; un’etichetta di classe non identifica l’unità guasta.

Tre cose che fanno ancora fallire il NILM sul campo



Identità Due frigoriferi possono sembrare uguali elettricamente; un’etichetta di classe non identifica l’unità guasta.

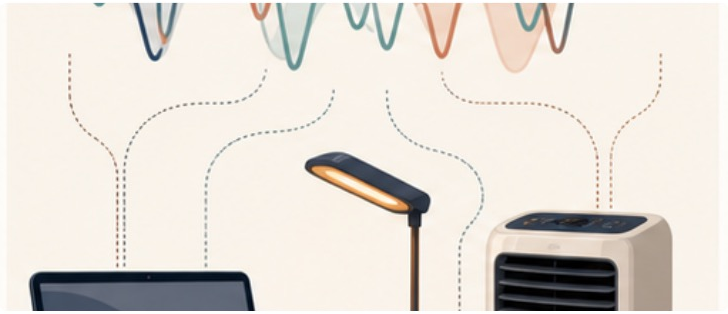


Sovrapposizione I piccoli apparecchi elettronici variabili spariscono gli uni sotto gli altri e sotto il carico di fondo.

Tre cose che fanno ancora fallire il NILM sul campo



Identità Due frigoriferi possono sembrare uguali elettricamente; un’etichetta di classe non identifica l’unità guasta.



Sovrapposizione

I piccoli apparecchi elettronici variabili spariscono gli uni sotto gli altri e sotto il carico di fondo.



Trasferimento Dal Regno Unito a Delhi cambiano tensione, apparecchi, abitudini e parco edilizio.

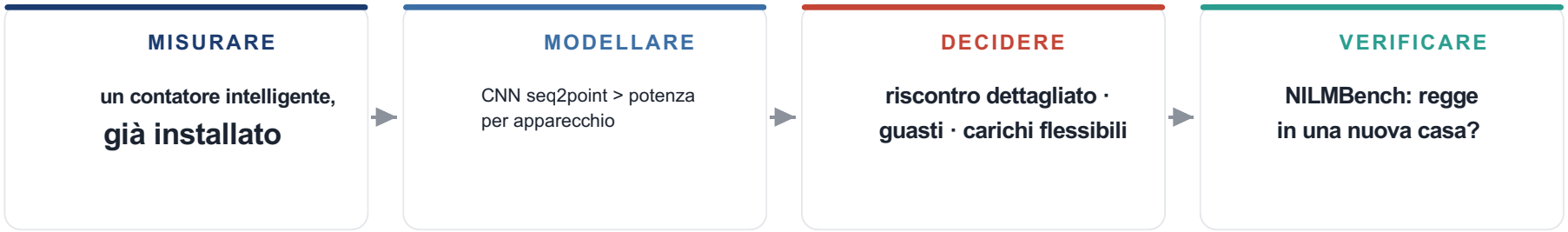
IN SINTESI

Un benchmark dovrebbe testare il prossimo apparecchio, la prossima casa e la prossima regione, non solo un’altra finestra dello stesso contatore.

STESSO CICLO: APPLICAZIONE 1

La disaggregazione end-to-end

Disaggregazione energetica: lo stesso ciclo, end-to-end



cambiate applicazione, tenete il ciclo: è la competenza trasferibile del settore

IN SINTESI

Un contatore diventa una stima per apparecchio, poi un'azione mirata, poi un risultato misurato. Questo ciclo misurare > modellare > decidere > verificare è il modello per il resto della lezione.

APPLICAZIONE 2 · FASE: MODELLARE

Spostare la domanda verso ore più pulite

Prevedere il vincolo, spostare il carico flessibile, proteggere il servizio

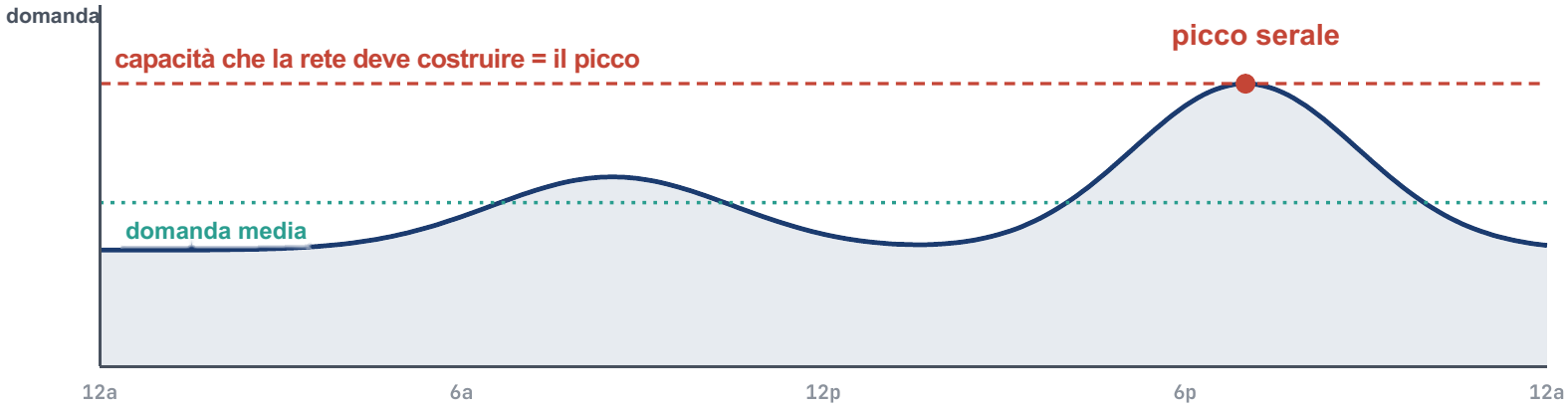
MISURARE | **MODELLARE** | DECIDERE | VERIFICARE



PRIMA L’APPLICAZIONE

Perché alla rete importa un’ora della vostra giornata

Un giorno di domanda su scala urbana: tutta la rete è costruita per un’ora serale



centrali, linee e trasformatori sono dimensionati sulla linea rossa, anche se viene toccata solo poche ore all’anno

IN SINTESI

Generazione, linee e trasformatori sono dimensionati sul picco di domanda, non solo sull’uso medio. Ridurre o spostare il picco può rinviare investimenti e ridurre i costi. L’effetto sul carbonio dipende da quali generatori rispondono nella nuova ora.

PERCHÉ QUELLE ORE PESANO

Il picco costa; il suo carbonio dipende dalla rete



Capacità

Un picco breve può dimensionare anni di generazione, linee e trasformatori.



Risorsa marginale Il prossimo kWh può venire da gas, idroelettrico, importazioni, accumulo o rinnovabili tagliate.

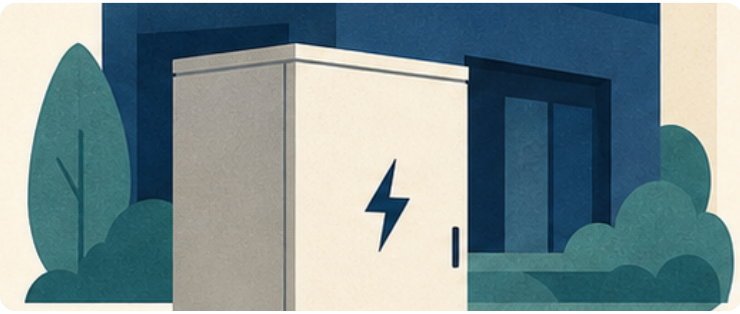


La bolletta La quota potenza fattura il kW più alto, non solo i kWh totali.

IN SINTESI

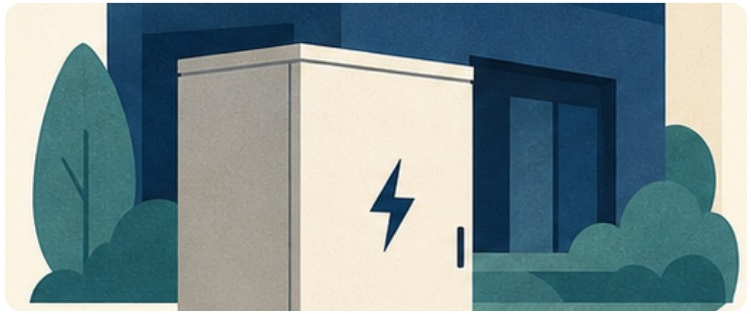
Un kWh alle 18 non equivale a un kWh alle 14: prezzo, congestione ed emissioni marginali possono essere diversi.

Accumulo, VE e termostati: una centrale elettrica virtuale



Batteria Caricare fuori picco; scaricare al picco.

Accumulo, VE e termostati: una centrale elettrica virtuale

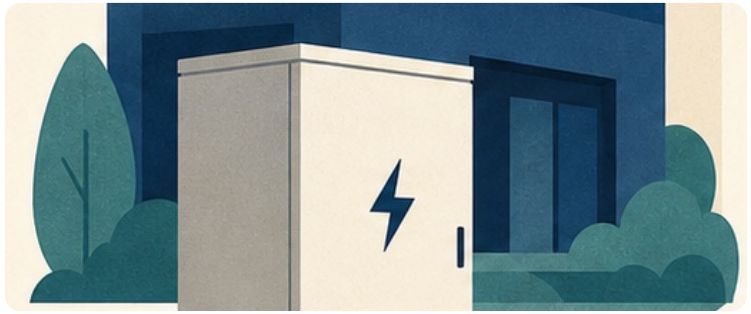


Batteria Caricare fuori picco; scaricare al picco.



Flotta di VE Condividere la capacità della linea; rispettare ogni partenza.

Accumulo, VE e termostati: una centrale elettrica virtuale



Batteria Caricare fuori picco; scaricare al picco.



Flotta di VE Condividere la capacità della linea; rispettare ogni partenza.



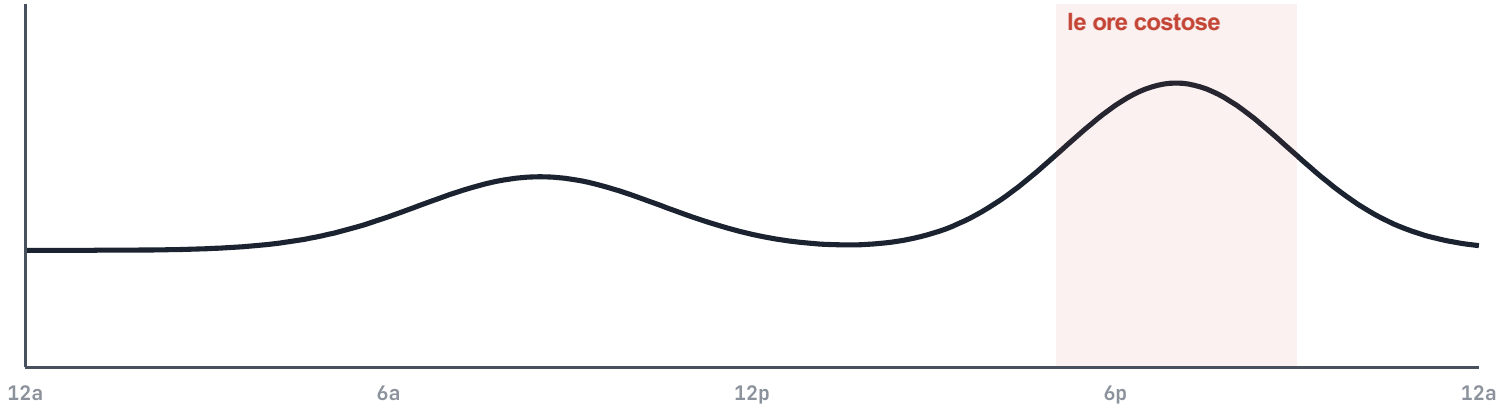
Carichi termici Spostare climatizzazione, acqua calda e refrigerazione senza degradare il servizio limits.[27]

IN SINTESI

Coordinate molti piccoli asset e la rete vede un’unica risorsa dispacciabile e consapevole dei vincoli: una centrale elettrica virtuale.

Spostare energia, ridurre il picco

La curva di stasera: il picco nasce da appuntamenti fissi (cena, condizionatori, VE che rientrano)

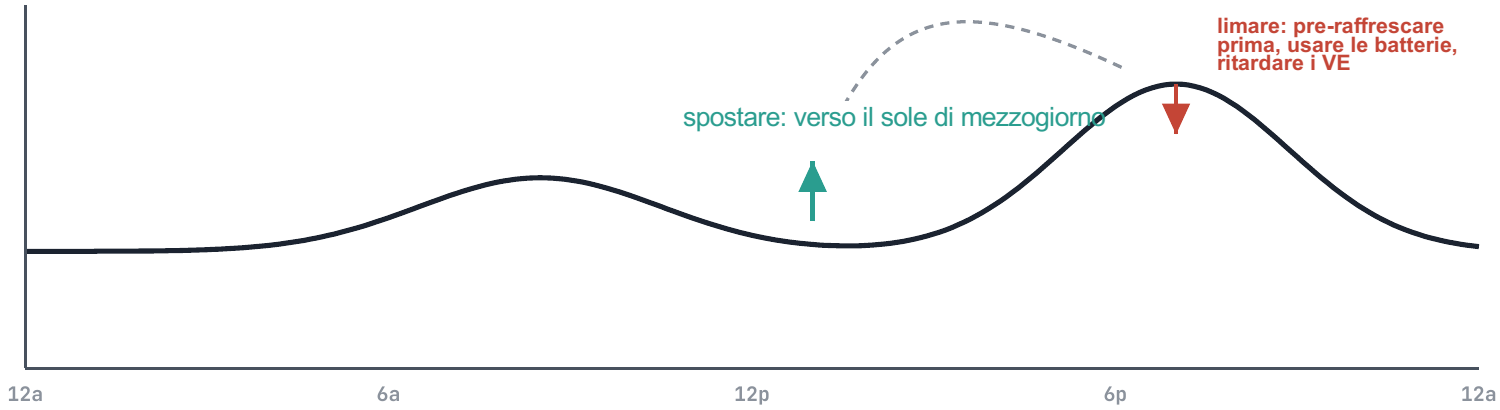


l’energia va fornita, ma deve esserlo PROPRIO in queste ore?

Prima in versione idealizzata: la cena si cucina comunque e i VE si ricaricano comunque. Ciò che può cambiare è quando si usa l’energia flessibile.

Spostare energia, ridurre il picco

Le leve: togliere energia dal picco, portarla nelle ore solari economiche



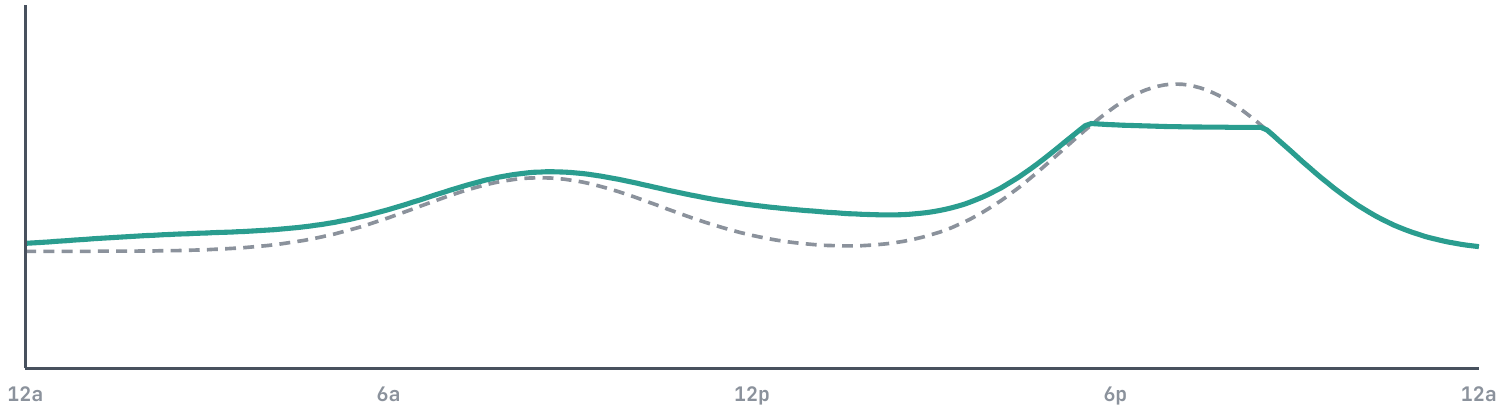
nessuna cambia quanta energia usa l’edificio, solo quando

IN SINTESI

Tre leve: spostare la domanda flessibile, eliminare quella non essenziale o accumulare energia. Pre-raffrescamento e batterie comportano perdite, quindi l’energia totale può restare simile, o salire leggermente, anche se il picco scende.

Spostare energia, ridurre il picco

Il risultato: stessa energia totale, niente picco



IN SINTESI

Picco e bolletta possono scendere. Il carbonio scende solo se la domanda passa a ore con emissioni marginali più basse. Ogni affermazione richiede quindi due verifiche: una previsione prima dell’evento e un controfattuale dopo.

Per agire ore prima, bisogna vedere ore prima

DATO	TROVARE	SERVE PER
meteo · calendario · carico passato	il carico dalla prossima ora alla prossima settimana	pre-raffrescamento · spostamento · pianificazione

Una previsione, molti orizzonti: ognuno alimenta una decisione diversa, ognuno è più incerto



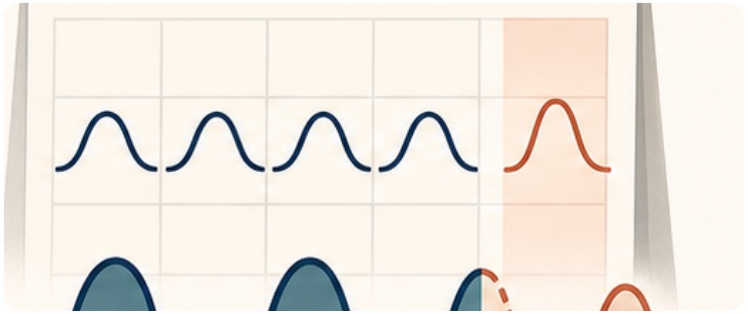
IN SINTESI

Il pre-raffrescamento richiede la curva del giorno dopo; il controllo in tempo reale, la prossima ora; gli acquisti, la prossima stagione, e l'errore cresce con la distanza. Questa previsione alimenta tutto ciò che segue.

Regressione e ARIMA, poi gradient boosting

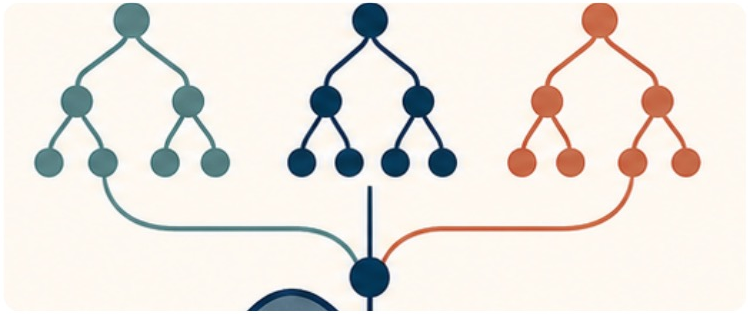


Regressione meteo Temperatura + calendario > una risposta di carico interpretabile response.



ARIMA / SARIMA

Prolungare l’autocorrelazione e il ritmo giornaliero/settimanale.



Gradient boosting Combinare variabili costruite con tanti piccoli alberi decisionali.

IN SINTESI

Partite dal riferimento che corrisponde alla struttura: meteo, stagionalità, poi interazioni. Il gradient boosting ha vinto ASHRAE GEP III (~3.600 squadre); il deep learning non è automaticamente migliore.

Il benchmark onesto: la persistenza è difficile da battere

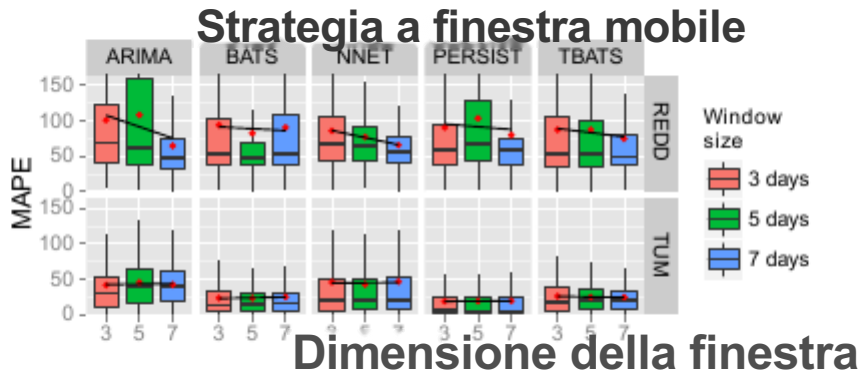


Fig. 1 · **Veit et al., e-Energy 2014** · doi:10.1145/2602044.2602082

IN SINTESI

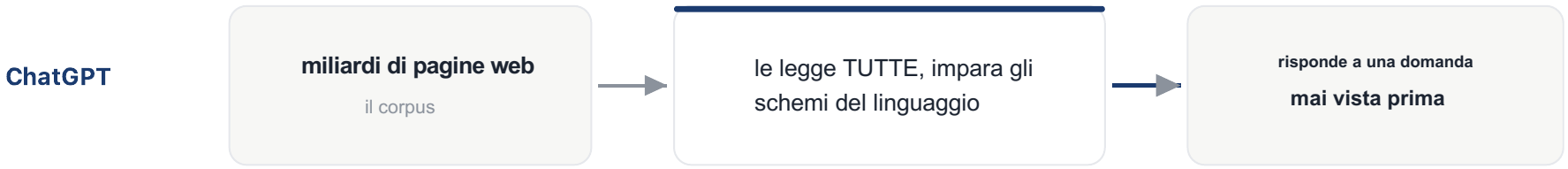
Al livello della singola famiglia, ARIMA, lisciamento esponenziale e reti neurali «battono raramente le corrispondenti previsioni di persistenza»: ripetere l'ultima osservazione dà un errore dello stesso ordine.

[31]

E in un vero edificio per uffici, un sensore di presenza ha spostato la MAPE solo da 1,24% a 1,22%, mentre rifare la previsione ogni ora ha ridotto la RMSE del 73%. La frequenza di aggiornamento ha battuto sia il sensore sia il tipo di modello.

Pre-addestrare su 900.000 edifici simulati

La stessa idea di pre-addestramento di ChatGPT, ma con curve di carico al posto del testo



Pre-addestrare su 900.000 edifici simulati

La stessa idea di pre-addestramento di ChatGPT, ma con curve di carico al posto del testo



stessa strategia, dati diversi: il pre-addestramento fornisce un a priori; il trasferimento va comunque testato su edifici reali

IN SINTESI

L'analogia con ChatGPT riguarda il pre-addestramento, non l'equivalenza. BuildingsBench apprende un a priori ampio da 900.000 edifici simulati, poi valuta il trasferimento su oltre 1.900 edifici reali. La prova: quell'a priori aiuta un nuovo edificio con poca storia locale?

APPLICAZIONE 3 · FASE: DECIDERE

Controllo dell’edificio attento al comfort

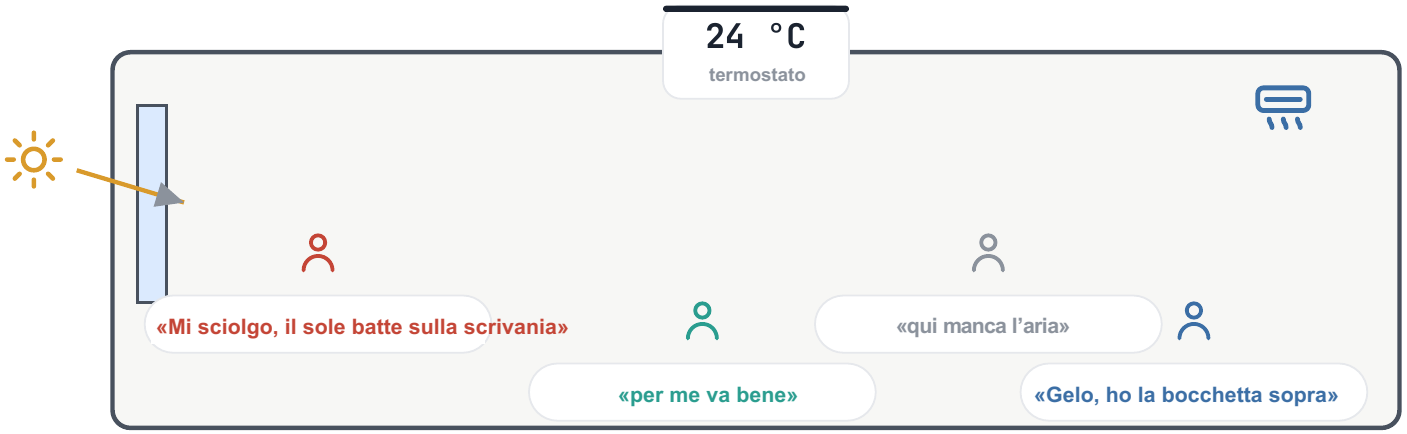
Occupanti nel ciclo: obiettivi sicuri in uscita, risultati misurati in ritorno

MISURARE MODELLARE **DECIDERE** VERIFICARE



La guerra del termostato: tutti conoscono questa stanza

Una sala riunioni, un termostato: quattro esperienze diverse



il termostato legge UN numero; quattro corpi, quattro microclimi, quattro verdetti il sole sulla scrivania, una bocchetta sopra, i vestiti, ciò che avete appena fatto: niente di tutto ciò arriva al termostato

SONDAGGIO

Alzi la mano chi ha litigato per il termostato in ufficio, o ha indossato una giacca al chiuso d'estate.

IN SINTESI

Il termostato legge un numero; la stanza contiene quattro microclimi e quattro corpi. Il comfort non è una temperatura: e allora che cos'è?

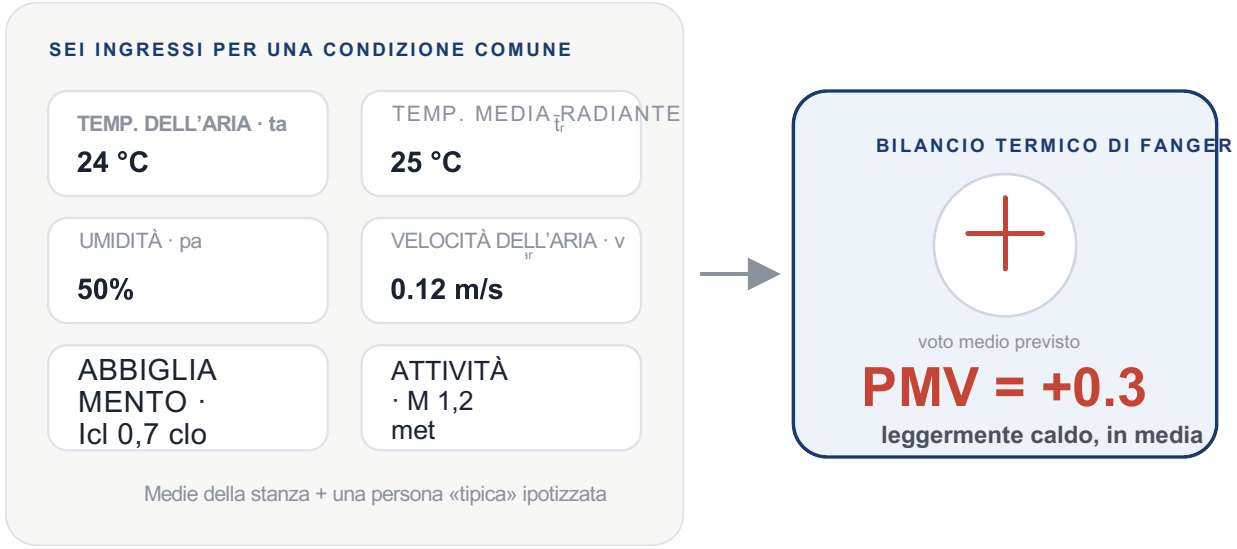
Il PMV è una stima di gruppo: una salvaguardia, non un verdetto

SEI INGRESSI PER UNA CONDIZIONE COMUNE

TEMP. DELL'ARIA · ta **24 °C**	TEMP. MEDIA RADIANTE · tr **25 °C**
UMIDITÀ · pa **50%**	VELOCITÀ DELL'ARIA · v **0.12 m/s**
CLOTHING · I_cl **0.7 clo**	ATTIVITÀ · M 1,2 met

Medie della stanza + una persona «tipica» ipotizzata

Il PMV è una stima di gruppo: una salvaguardia, non un verdetto



La scatola a sei ingressi nasconde un’equazione di bilancio termico non lineare

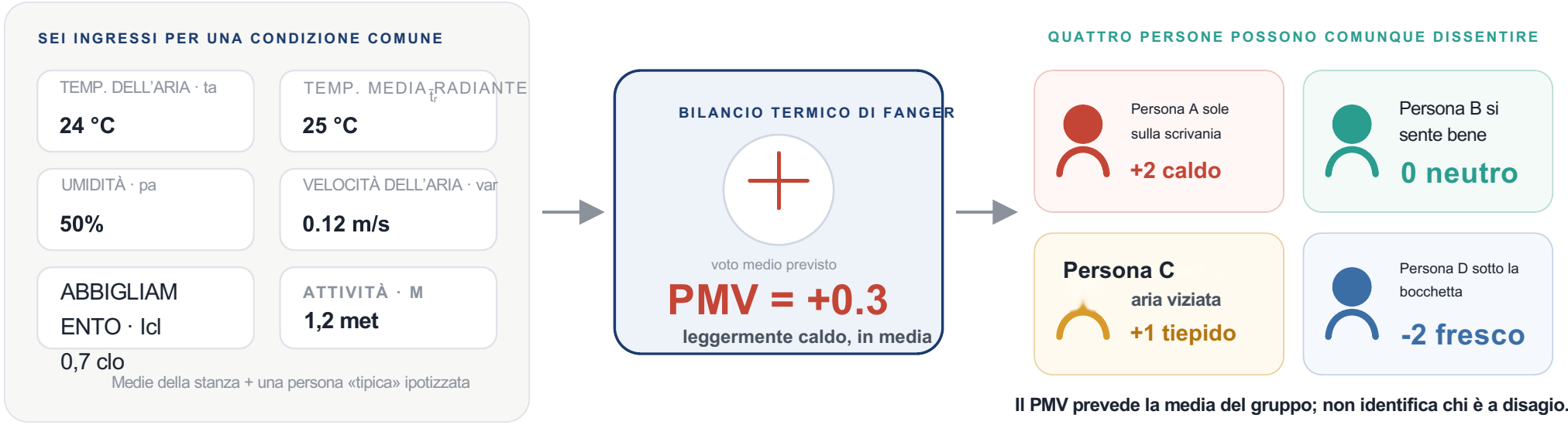
t_a	$\bar{t}_r$	p_a	v_{ar}	I_{cl}	M
temperatura dell’aria	temperatura media radiante	pressione di vapore da	velocità relativa dell’aria	isolamento dell’abbigliamento	metabolismo / attività

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

TAKEAWAY

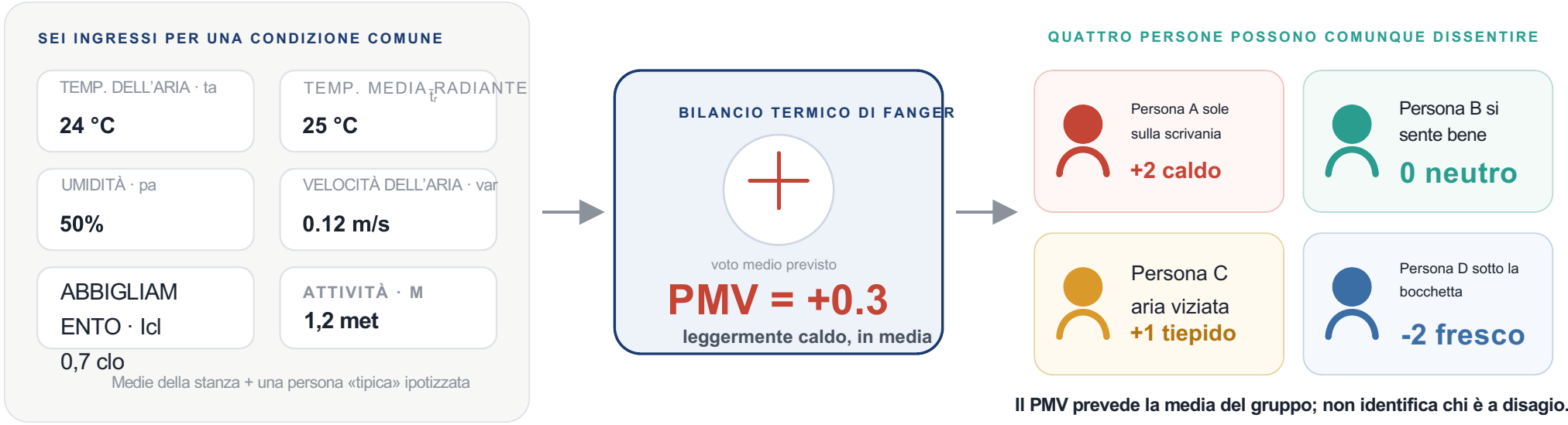
I sei ingressi sono solo l’inizio: il modello calcola anche la superficie vestita fcl, la convezione hc e la temperatura superficiale degli abiti tcl, quest’ultima in modo iterativo. Il PMV è un calcolo di bilancio termico, non una semplice lettura di temperatura.

Il PMV è una stima di gruppo: una salvaguardia, non un verdetto



Il PMV prevede la media del gruppo; non identifica chi è a disagio.

Il PMV è una stima di gruppo: una salvaguardia, non un verdetto



Il PMV prevede la media del gruppo; non identifica chi è a disagio.

IN SINTESI

E poi? Prevedere il PMV per i setpoint candidati, mantenere una fascia di comfort iniziale (per esempio -0,5 ≤ PMV ≤ +0,5) e scegliere il candidato con meno energia. Poi verificare con voti reali: il riscontro locale può prevalere sulla media del gruppo.

IL COMFORT SI IMPARA IN PARTE DAL CLIMA

In una settimana calda, 27 °C possono restare confortevoli



La fascia interna accettabile segue il meteo esterno recente; non è un setpoint fisso.

IN SINTESI

Negli edifici a ventilazione naturale, le persone cambiano abiti, usano finestre e ventilatori e adattano le aspettative. La fascia interna accettabile sale con la temperatura esterna recente; non è un setpoint fisso, né l'indicazione che ogni ufficio climatizzato debba stare a 27 °C.

LA SCENA · UNA STANZA, UN POMERIGGIO

Alle 14, una stanza diventa un problema di controllo



Che cosa arriva? 17:00: più caldo, sole forte, prezzo dell’elettricità alto, riunione di otto persone.

Che cosa è frammentato? Climatizzazione, tende e illuminazione hanno ciascuno i propri sensori e controllore locale.

Che cosa va coordinato?

Comfort, 300-500 lux senza abbagliamento, basso picco di kW e limiti di sicurezza degli impianti.

INGRESSI

stato della stanza · occupazione · meteo · prezzo/carbonio · luce naturale

USCITE OGNI 15 MIN

setpoint climatizzazione · posizione della tenda · livello di luce

IN SINTESI

Il problema di controllo: scegliere obiettivi coordinati che mantengano le persone a proprio agio e la stanza utilizzabile, riducendo energia, costi o carbonio. La previsione conta perché permette all’edificio di agire prima del picco.

TRE SISTEMI SEPARATI · UNA STANZA ACCOPPIATA

Climatizzazione, tende e luci non possono ottimizzarsi separatamente



Climatizzazione

Più calore solare > più raffrescamento.



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.

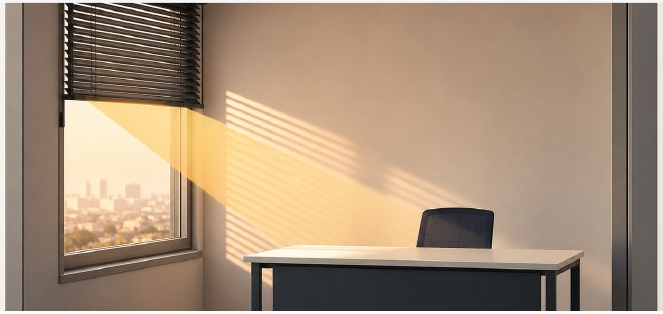
TRE SISTEMI SEPARATI · UNA STANZA ACCOPPIATA

Climatizzazione, tende e luci non possono ottimizzarsi separatamente



Climatizzazione

Più calore solare > più raffrescamento.



Tenda Si chiude contro l’abbagliamento >
si perde luce naturale.

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.

TRE SISTEMI SEPARATI · UNA STANZA ACCOPPIATA

Climatizzazione, tende e luci non possono ottimizzarsi separatamente



Climatizzazione

Più calore solare > più raffrescamento.



Tenda Si chiude contro l’abbagliamento > si perde luce naturale.



Luci Aumentano per sostituire la luce naturale > aggiungono calore.

IN SINTESI

La tenda si chiude, le luci aumentano e la climatizzazione rimuove il loro calore. Ogni sistema raggiunge il proprio obiettivo; la stanza spreca energia. Il coordinamento è utile proprio perché un’azione cambia più risultati.

Un sensore, tre nomi: ogni applicazione diventa su misura

Lo stesso sensore, una temperatura di zona, nella lingua di tre produttori

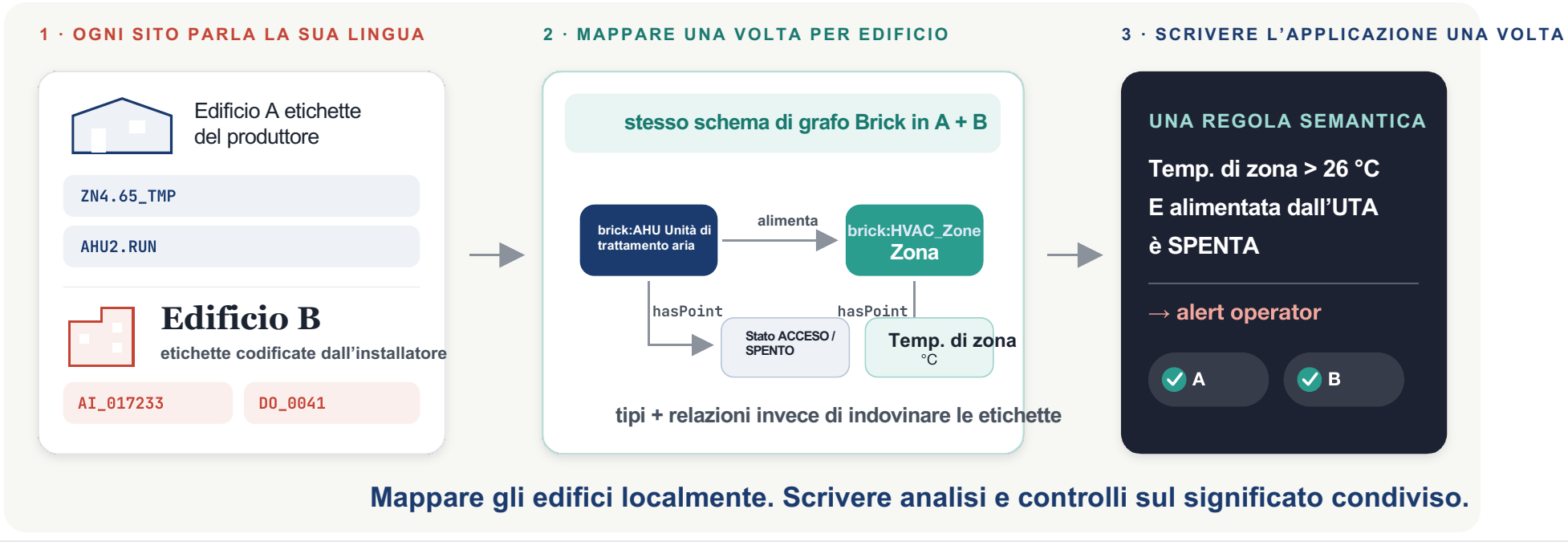


un grande edificio ha 1.500-2.500 punti di misura; le etichette sono digitate dagli installatori, progetto per progetto
un'app scritta per un edificio si rompe in silenzio sul successivo: ecco perché il software per gli edifici non scala

IN SINTESI

Aprite tre sistemi di gestione degli edifici e la stessa idea può comparire con tre nomi di punto opachi. I nomi variano per progetto, sono applicati in modo incoerente e talvolta nascosti dietro API proprietarie. L'analisi è riutilizzabile; l'integrazione no. Motivazione adattata dal webinar Brick Schema (05:03).

Brick separa il significato di un punto dal suo nome locale



IN SINTESI

Brick associa le etichette locali di ogni sito a tipi e relazioni condivisi. Il coordinatore chiede «la temperatura di zona e l'attuatore della tenda che servono questa stanza», non un'etichetta del produttore. Il controllo sceglie gli obiettivi; i metadati dicono al software dove leggere e scrivere **them.**[37]

Un controllore ripete quattro passi: osservare » scegliere » obiettivo » verificare

1 · OSSERVARE

Che cosa succede?

temperatura della stanza

occupazione

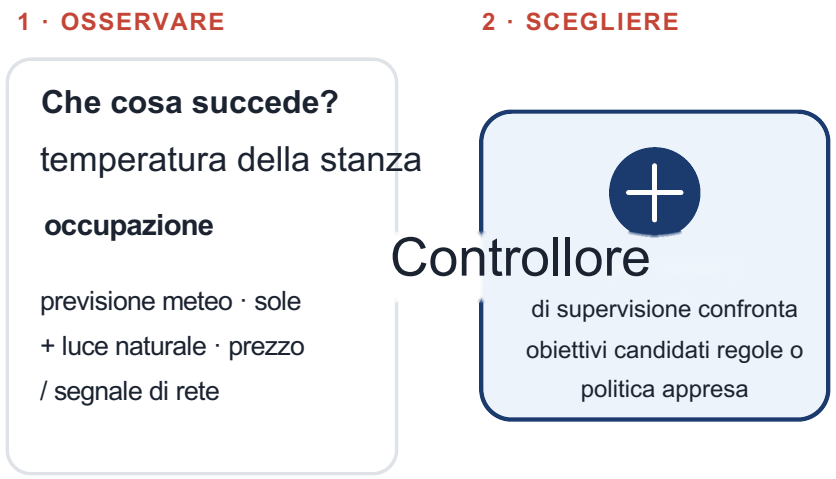
previsione meteo

sole + luce naturale ·
prezzo / segnale di rete

IN SINTESI

1 · Osservare. I sensori descrivono la stanza ora; previsioni e prezzi descrivono ciò che arriva. Nulla si muove ancora: sono semplicemente gli ingressi della decisione.

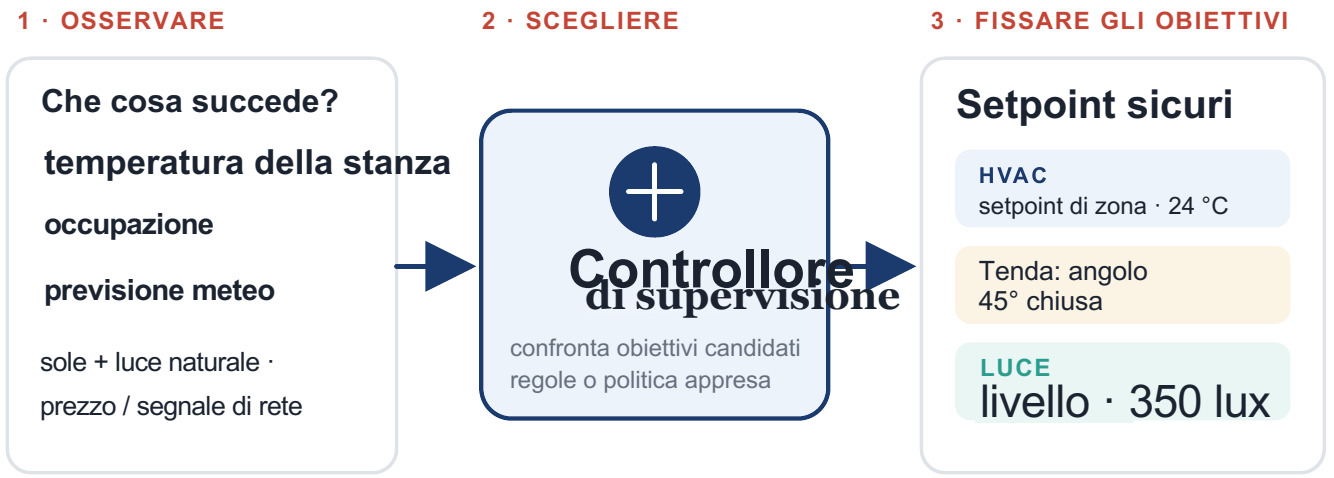
Un controllore ripete quattro passi: osservare » scegliere » obiettivo » verificare



IN SINTESI

2 · Scegliere. Il supervisore confronta combinazioni di obiettivi candidati rispetto a comfort, luce, energia e sicurezza. Una regola, un ottimizzatore o una politica appresa differiscono nel modo di scegliere, non in ciò che producono.

Un controllore ripete quattro passi: osservare » scegliere » obiettivo » verificare



IN SINTESI

3 · Fissare gli obiettivi. L'uscita sono normali setpoint, per esempio 24 °C, tenda a 45° e 350 lux. I controllori locali esistenti traducono questi obiettivi in movimenti di valvole, serrande, motori e dimmer.

Un controllore ripete quattro passi: osservare » scegliere » obiettivo » verificare



IN SINTESI

4 · Agire, misurare, ripetere. Gli anelli locali muovono l'hardware; i sensori riportano il risultato. Se comfort, luce o energia mancano l'obiettivo, il supervisore corregge gli obiettivi successivi.

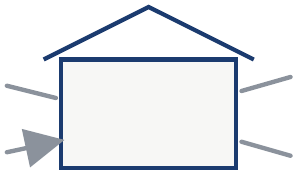
Scatola bianca, grigia o nera: che cosa succede dopo questo setpoint?

DATO stato della stanza + meteo + setpoint candidato

PREVEDERE temperatura della stanza + potenza della climatizzazione · 15-60 min dopo

SCATOLA BIANCA

simulare una fisica dettagliata



geometria, materiali, impianti, orari

`EnergyPlus / Modelica`

progetti + calibrazione

SCATOLA GRIGIA

adattare un piccolo modello fisico



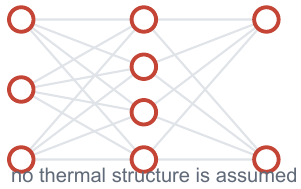
pochi stati termici adattati ai registri

apprendere R e C

alcuni dati + ipotesi fisiche

SCATOLA NERA

apprendere la relazione dai dati



alberi boosted / reti neurali

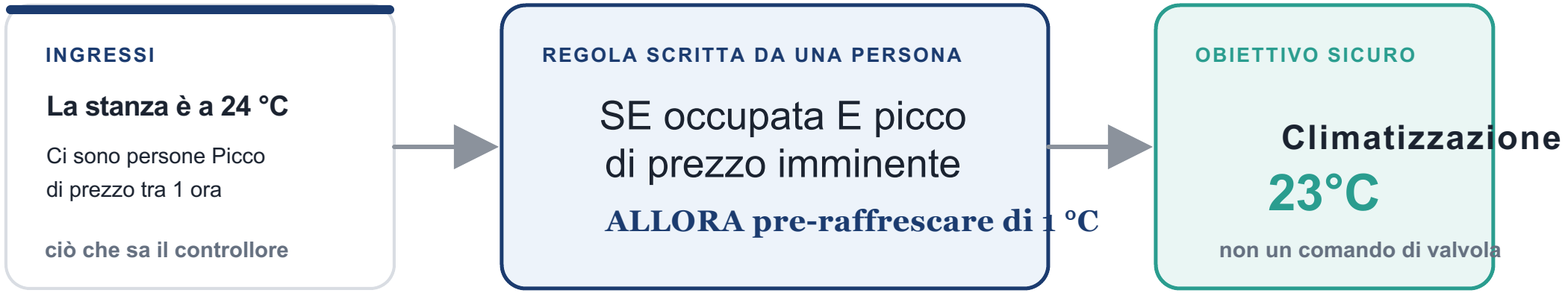
molti dati variati

più conoscenza fisica → più dati

IN SINTESI

Tutte e tre rispondono allo stesso controfattuale: «Se scelgo ora questo setpoint, che cosa succede dopo?». Il controllore confronta azioni candidate usando temperatura e potenza previste. Bianca, grigia e nera descrivono come si prevedono le conseguenze, non tipi diversi di controllore.

Regole: una persona scrive la logica decisionale



BUONA PRIMA SCELTA
chiara · spiegabile · facile da delimitare

LIMITE
le interazioni possono moltiplicare le regole

IN SINTESI
Partite da qui. Una regola codifica direttamente ciò che il gestore sa già. Resta utile finché meteo, occupazione, prezzi e più sistemi accoppiati non creano più casi di quanti se ne possano gestire.

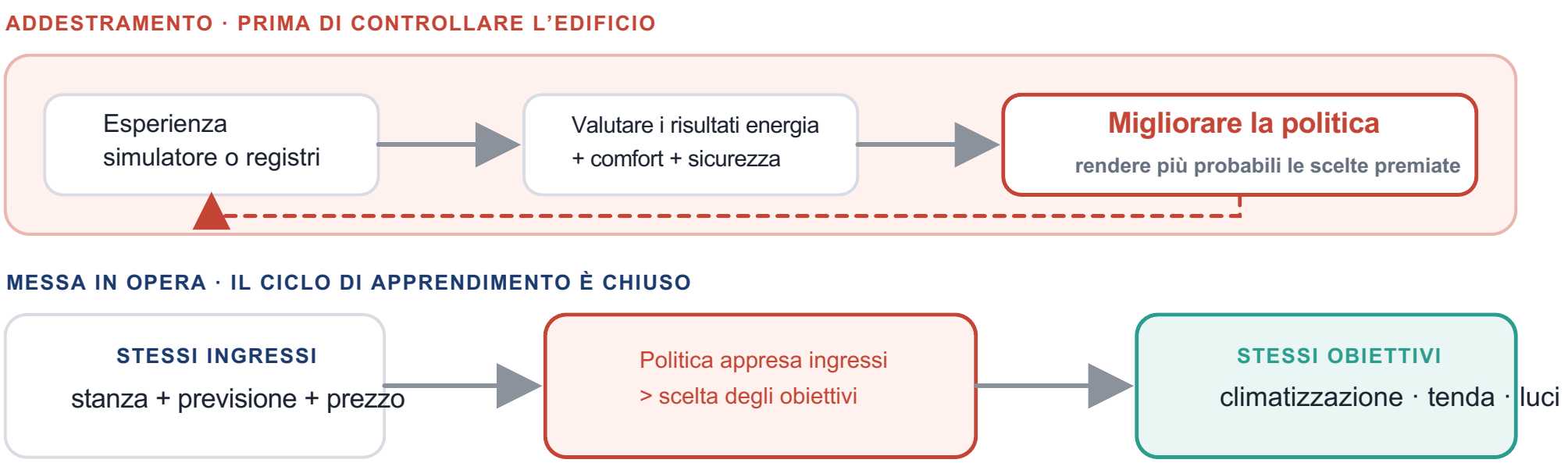
Un platform e un edificio usano lo stesso vocabolario dell’AR

VIDEOGIOCO PLATFORM		CONTROLLO DELL’EDIFICIO
imparare quale mossa fa avanzare il giocatore 		imparare quali obiettivi migliorano la ~~gestione~~ 
CIÒ CHE VEDE L’AGENTE **posizione del giocatore · ostacoli · tempo**	STATO	CIÒ CHE VEDE IL CONTROLLORE **temperatura · persone · previsione**
CIÒ CHE PUÒ SCEGLIERE **sinistra · destra · salto**	AZIONE	CIÒ CHE PUÒ SCEGLIERE obiettivi di climatizzazione · tenda · luce
COME SI VALUTA UNA MOSSA + progresso · perdere una vita	RICOMPENSA	COME SI VALUTA UN OBIETTIVO · **costo + comfort · violazioni**
LA STRATEGIA APPRESA **stato > mossa successiva**	POLITICA	LA STRATEGIA APPRESA **stato > obiettivi sicuri**
DOVE AVVIENE L’APPRENDIMENTO **tante partite su emulatore**	ESPERIENZA	DOVE AVVIENE L’APPRENDIMENTO **giorni simulati o registri**

IN SINTESI

La corrispondenza è esatta; la conseguenza dell’errore no. Un agente di gioco può perdere una vita mentre impara. Un agente di edificio deve imparare in simulazione o dai registri, poi essere messo in opera entro limiti rigidi di comfort e sicurezza.

AR: l’esperienza insegna la logica decisionale



L’AR non è automaticamente migliore: usatelo solo con addestramento sicuro, limiti rigidi e controllo di riserva.

IN SINTESI

Cambia solo la regola decisionale. L’AR apprende la corrispondenza tra ingressi e obiettivi prima della messa in opera; non impara sperimentando liberamente sugli occupanti. Usatelo solo quando le decisioni si ripetono, le interazioni contano e ci sono dati di addestramento credibili o

simulation exists.[40, 41]

APPLICAZIONE 4 · FASE DI PROGETTO

Esplorare lo spazio dei progetti a basse emissioni

Ogni simulazione è un punto; il surrogato aiuta a trovare la frontiera

MISURARE MODELLARE DECIDERE VERIFICARE



Lo stesso edificio, tre modi di spendere il suo budget di carbonio



Tenere costante

Superficie, uso, sicurezza e vita utile

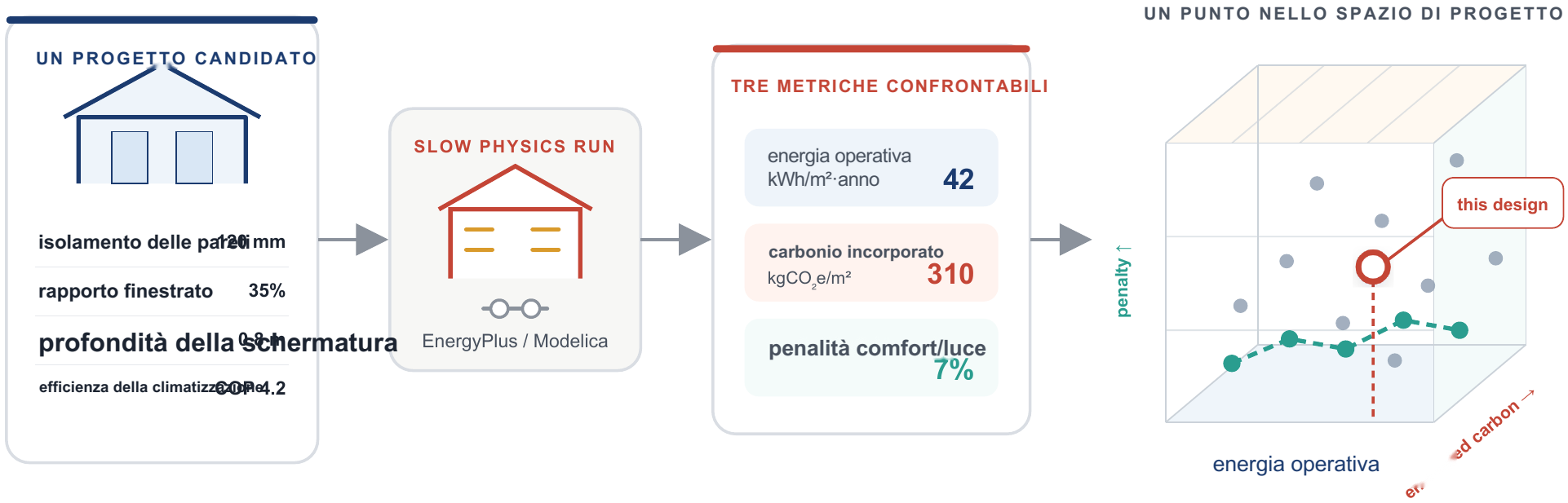
Cambiare Struttura, facciata, schermature e climatizzazione

Confrontare Carbonio iniziale + carbonio operativo sull’orizzonte scelto

IN SINTESI

La decisione non è «legno buono, calcestruzzo cattivo». Dichiarazioni di prodotto, approvvigionamento, durabilità, clima e la rete futura possono cambiare la classifica. Confrontate le opzioni sull’intero ciclo di vita finché le scelte progettuali sono ancora reversibili.

Ogni simulazione trasforma un progetto in un punto confrontabile



IN SINTESI

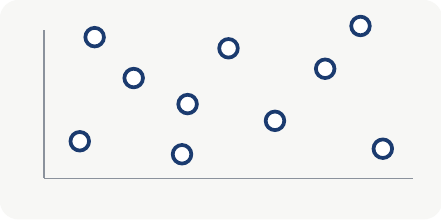
Raramente esiste un unico edificio migliore. L'insieme di Pareto è il piccolo gruppo che merita discussione: migliorare un obiettivo partendo da un qualsiasi progetto evidenziato ne peggiorerebbe almeno un altro.

Spendere il lento budget di simulazione su 30 progetti diversi

PASSO 1 · ACQUISTARE 30 ETICHETTE DI VALORE CON LA FISICA

A · COPRIRE LO SPAZIO DI PROGETTO

Non simulate 30 edifici quasi identici.



30 candidati diversi

B · ESEGUIRE IL SIMULATORE LENTO

Ogni esecuzione produce la risposta affidabile.



minuti-ore

run 19 of 30

C · TENERE INGRESSI + USCITE VERIFICATE

Questa piccola tabella è il set di addestramento del surrogato.

progetto	energia	carbonio	penalità
#01	42	310	7%
#02	51	244	5%
… #30	38	405	4%

30 esempi costosi e affidabili

Il simulatore è l'etichettatore. Spendete il suo budget limitato in copertura, non in ripetizione.

IN SINTESI

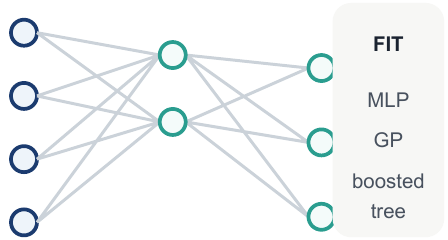
Il simulatore è l'etichettatore costoso. Campionate per coprire: combinazioni di involucro, vetrate, schermature e climatizzazione che abbraccino le scelte che potreste davvero fare.

Imparare la mappa, vagliare 10.000 candidati, verificarne cinque

PASSO 2 · IMPARARE LA MAPPA, VAGLIARE MIGLIAIA, POI VERIFICARNE CINQUE

A · ADATTARE UN SURROGATO VELOCE

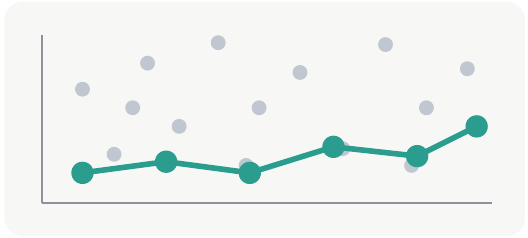
Apprendere variabili di progetto > tre metriche.



millisecondi per previsione

B · PREVEDERE 10.000 CANDIDATI

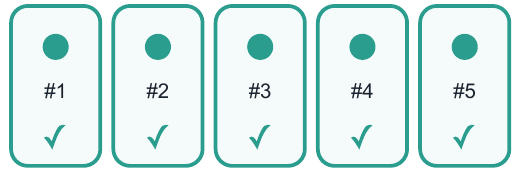
Tenere solo la frontiera non dominata.



secondi, non migliaia di simulazioni

C · VERIFICARE I CINQUE FINALISTI

Il surrogato propone; la fisica conferma.



5 calcoli fisici finali

prima di una vera decisione progettuale

L'accelerazione è utile solo se la rosa finale torna al simulatore affidabile.

IN SINTESI

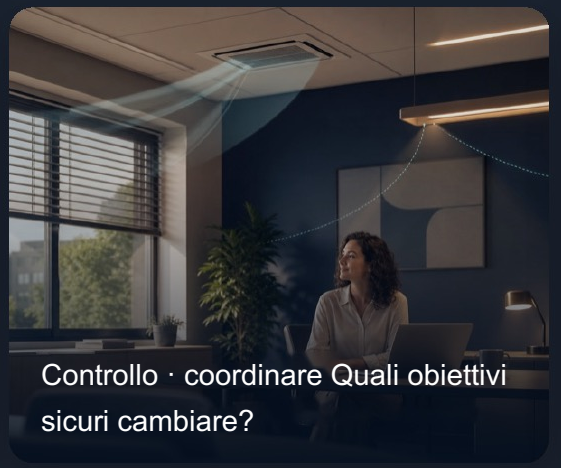
Per metriche scalari, partite da un MLP, un processo gaussiano o un albero boosted. Un operatore neurale è più naturale per previsioni campo > campo. Il surrogato propone; la fisica verifica i cinque finalisti.

IL MESSAGGIO CHIAVE

Il modello non è il traguardo. La decisione verificata sì.









MISURARE ciò che accade · MODELLARE ciò che accadrà · DECIDERE cosa fare · VERIFICARE che abbia funzionato

Grazie

Domande, collaborazioni e progetti di studenti sono benvenuti

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

L'IA per gli edifici · Scuola estiva Climate Change AI 2026

APPENDICE

Slide di riserva

Approfondimenti per le domande

L’IA per gli edifici · Scuola estiva Climate Change AI 2026

Un obiettivo compatto rende espliciti i compromessi

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

Ingressi Stato della zona, occupazione, meteo, irraggiamento, tariffa e previsioni di carbonio.

Decisioni Setpoint della climatizzazione, portata d’aria, angolo delle tende e livello di luce entro i limiti degli impianti.

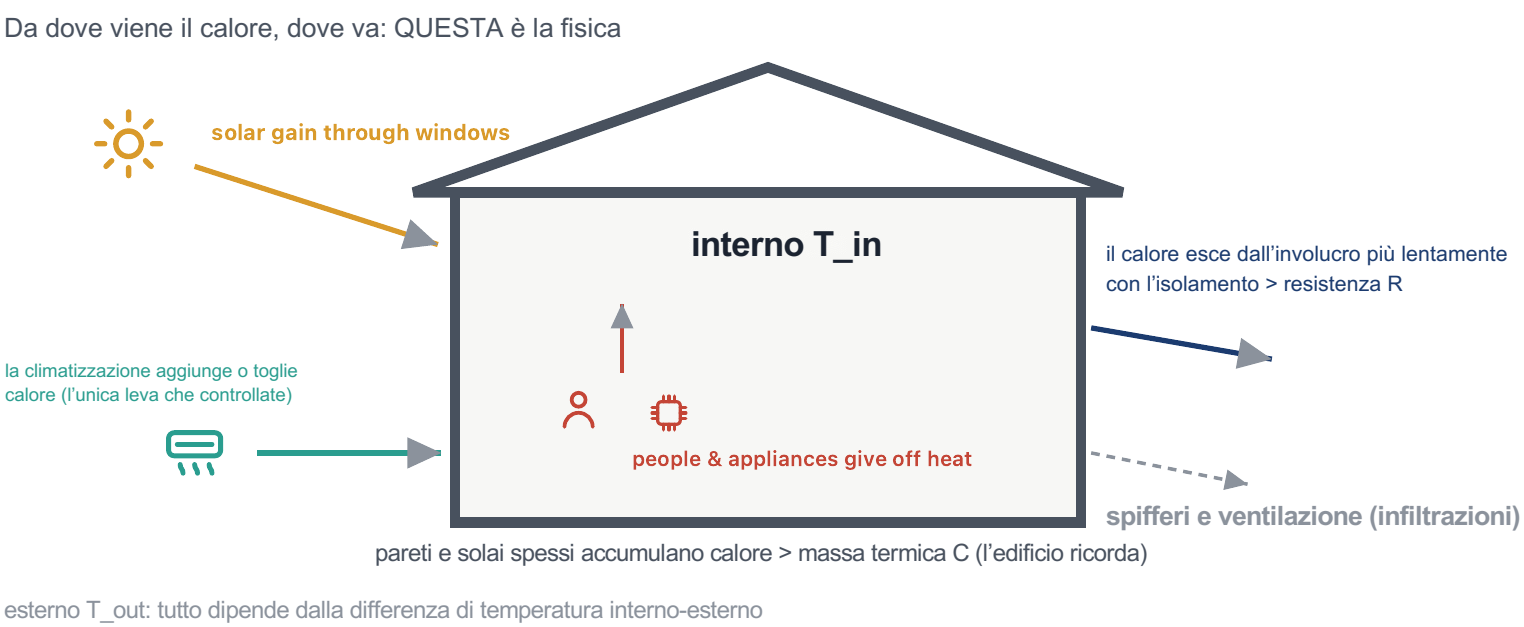
Risultati

Energia/costo/carbonio, discomfort termico e visivo e picco di domanda.

IN SINTESI

I pesi rivelano giudizi di valore; i vincoli rigidi proteggono la qualità dell’aria, gli impianti e il comfort minimo. La lezione principale usa la stessa struttura senza la notazione.

Un edificio è una scatola che disperde, illuminata dal sole e dotata di memoria



IN SINTESI

Il sole entra, il calore esce dall'involucro, gli spifferi attraversano le fessure, persone e apparecchi aggiungono calore, la climatizzazione compensa e la struttura accumula calore. Questo calore accumulato è il motivo per cui il pre-raffrescamento può spostare la domanda nel tempo.

Una regola di supervisione sceglie l’obiettivo; il PI/PID lo insegue

```
# supervisore: scegliere l’obiettivo di zona
T_sp = 24.0 if occupied else 28.0

# anello locale installato: muovere la valvola del freddo
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

Risponde all’errore attuale.

PI · comune nella climatizzazione

Elimina anche lo scostamento persistente.

PID

Reagisce anche alla pendenza; la derivata può amplificare il rumore.

IN SINTESI

L’anello locale reagisce in pochi secondi. Non sa che sta arrivando un picco di prezzo; il supervisore, più lento, cambia il suo obiettivo in anticipo.

Tre azioni plausibili, tre risposte diverse

A · TENERE 24 °C

ENERGIA TOTALE	15 kWh
BOLLETTA	₹186
PICCO DELL'EVENTO	5.0 kW
DISCOMFORT	0 min

Confortevole, ma con forte picco.

B · SPEGNERE

ENERGIA TOTALE	7 kWh
BOLLETTA	₹42
PICCO DELL'EVENTO	0 kW
DISCOMFORT	75 min

Il più economico perché pagano le persone.

C · PRE-RAFFRESCARE

ENERGIA TOTALE	16 kWh
BOLLETTA	₹132
PICCO DELL'EVENTO	2.5 kW
DISCOMFORT	0 min

1 kWh in più, spostato prima.

Calcolo illustrativo · tariffa 6 prima delle 17:00, 18 durante l'evento

IN SINTESI

Nessuna azione vince in tutte le colonne. Spegnere minimizza energia e costo ma viola il comfort. Il pre-raffrescamento usa 1 kWh in più del programma normale, ma dimezza il picco e abbassa la bolletta perché l'energia è stata usata prima. L'esempio è illustrativo.

L'MPC: un piano usa e getta e una retroazione permanente



Si apre una finestra? Cambia l'occupazione? Il ciclo successivo cambia il piano.

IN SINTESI

L'MPC prevede traiettorie candidate, sceglie il piano fattibile più economico, applica solo la prima azione, poi misura e ripianifica. La retroazione corregge il piano quando si apre una finestra o la previsione sbaglia.

L’AR apprende la stessa interfaccia stato » obiettivo » risultato



perché gli edifici reali sono difficili

sicurezza · efficienza campionaria · divario simulazione-realtà · non stazionarietà

ADDESTRAMENTO

ripetere in sicurezza nel simulatore o su dati registrati > migliorare la ricompensa a lungo termine

MESSA IN OPERA

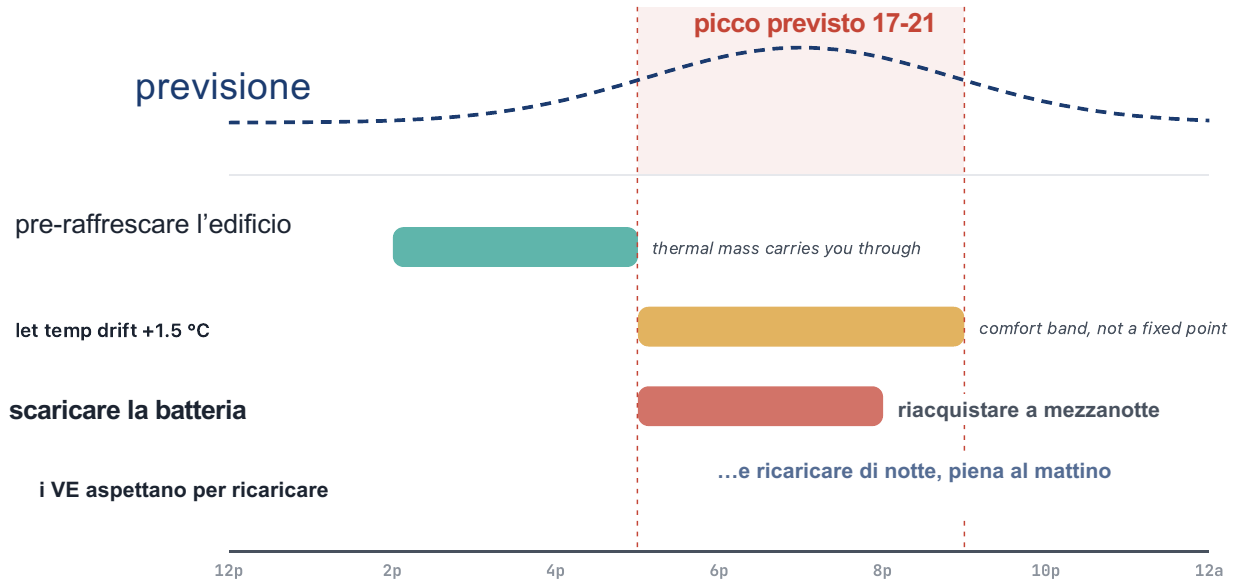
stato reale > politica appresa > setpoint sicuri; gli anelli locali li eseguono

IN SINTESI

Stato, azioni, ricompensa, riferimenti e ambiente di addestramento sicuro definiscono il problema prima dell’algoritmo. Mai imparare per tentativi ed errori rischiosi su occupanti o impianti.

Prevedere a mezzogiorno il picco 17-21 e agire prima che arrivi

Previsione di mezzogiorno > azioni fattibili prima, durante e dopo il picco



IN SINTESI

La previsione da sola non fa risparmiare nulla. Rende fattibile una sequenza: pre-raffrescare prima del picco, allentare la temperatura e scaricare una batteria durante, poi ricaricare i VE dopo.

Con lo stesso limite di 60 kW, la programmazione copre ogni giorno

60 kW

lo stesso limite di capacità di ricarica del Caltech in entrambi i casi

22%

dei giorni fattibili se ogni VE ricarica subito

100%

dei giorni fattibili con ricarica programmata

IN SINTESI

Il valore pratico della flessibilità è ospitare più VE sui cablaggi esistenti. Questi risultati usano oltre 30.000 sessioni reali sui luoghi di lavoro e rispettano il fabbisogno di energia e l'orario di partenza di ogni conducente.

La previsione della domanda dice quando; quella del carbonio quando agire

Prevedere

Stimare l’intensità di carbonio della rete nelle prossime 96 ore.

Scegliere

Trovare la finestra fattibile più pulita.

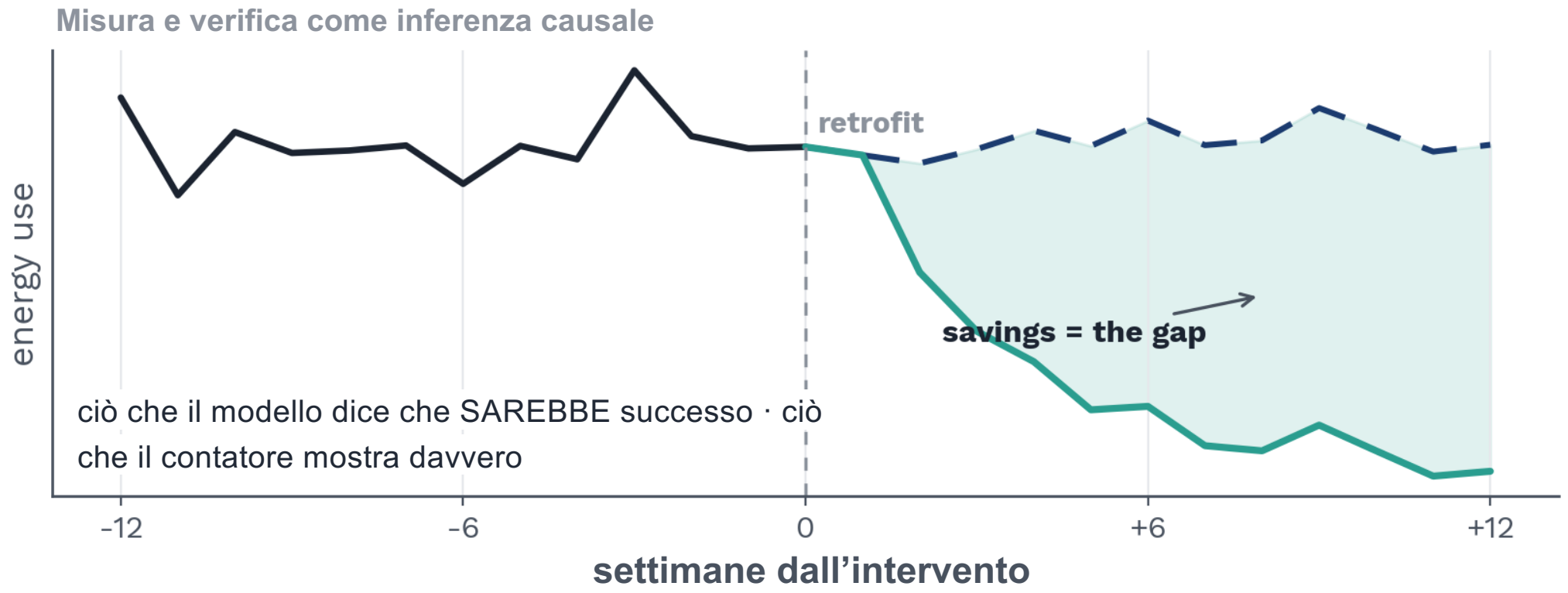
Agire

Spostare il carico di VE, termico, delle batterie o di calcolo.

IN SINTESI

Uno spostamento può ridurre il prezzo o il picco e aumentare comunque le emissioni. CarbonCast ha ottenuto una MAPE del 4,8-13,9% su sei reti di USA e UE a 96 hours.[47]

La previsione crea il contatore «senza riqualificazione» che manca



IN SINTESI

Decisione resa possibile: verificare il ritorno prima di estendere. Misurare l'uso reale, prevedere il controfattuale senza riqualificazione a parità di meteo e occupazione e chiamare la differenza risparmio realizzato.

Pagamento = baseline stimata – carico misurato

100 kW
baseline stimata senza evento

80 kW
carico misurato durante l’evento

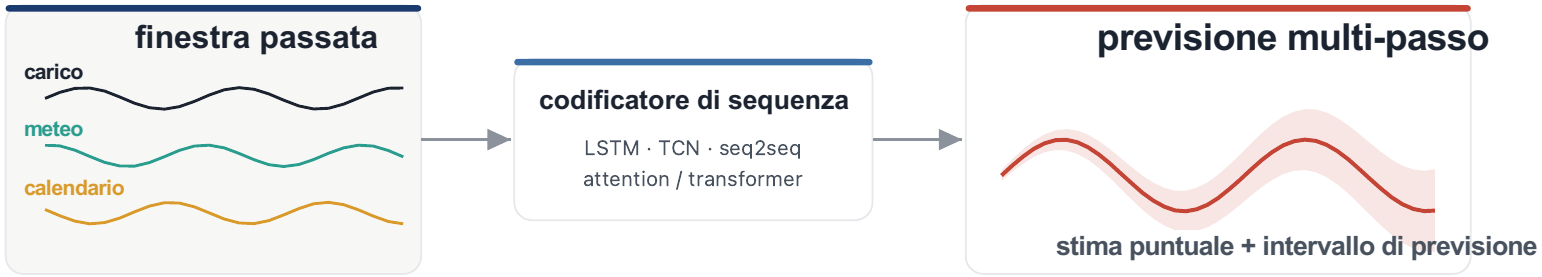
20 kW
riduzione usata per il regolamento

IN SINTESI

Se il vero carico senza evento era 90 kW, solo 10 kW erano reali: un errore di 10 kW sulla baseline ha raddoppiato il pagamento. Progettare la baseline è progettare il mercato.

Modelli sequenziali profondi: storia in ingresso, distribuzione in uscita

Modelli sequenziali profondi: una finestra di storia in ingresso, una curva probabilistica in uscita

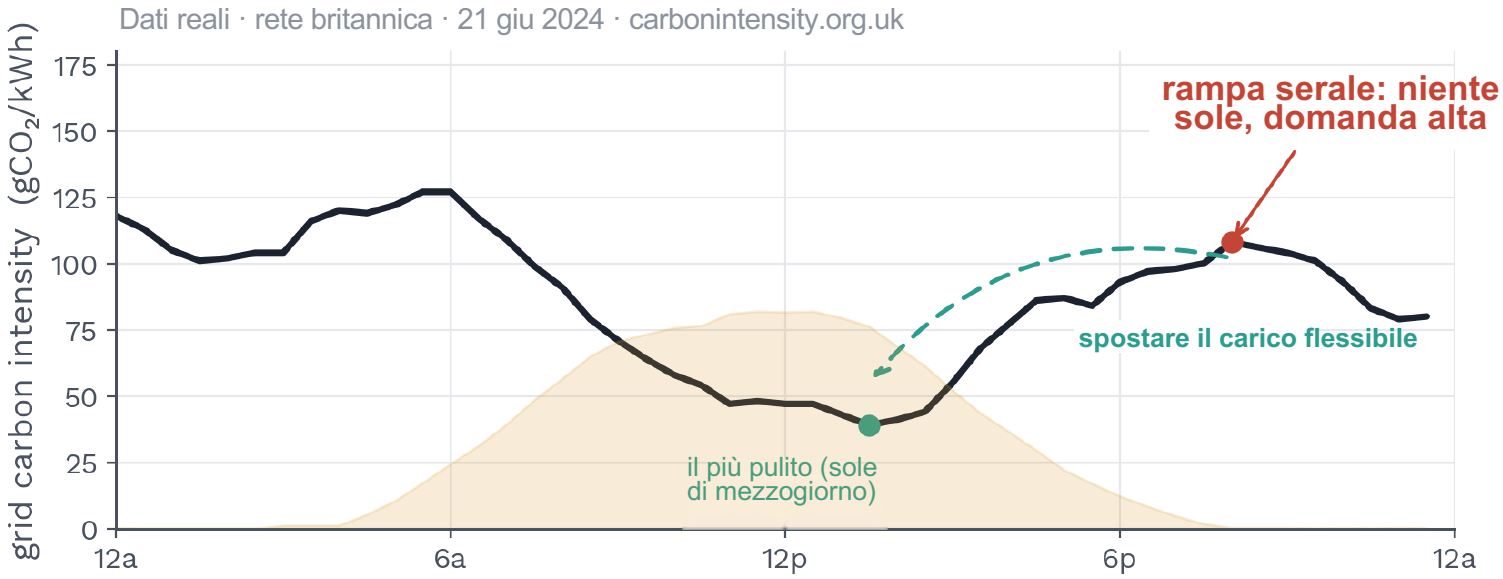


IN SINTESI

LSTM, convoluzioni temporali e attenzione ripagano quando ci sono molte serie correlate e una lunga storia, o servono intervalli calibrati invece di una stima puntuale. Sono affamati di dati, quindi vincono raramente su un singolo edificio con pochi dati.

Un kWh alle 18 non è un kWh alle 14

DATO	TROVARE	SOGGETTO A
segnale orario di prezzo / carbonio	quando spostare il carico flessibile	**comfort + risparmi verificabili**



IN SINTESI

Conoscete queste mosse dalla strategia del picco: qui sono valutate in carbonio, su dati reali di rete: il sole di mezzogiorno è ~2,6 volte più pulito della rampa serale. Stessa strategia, seconda valuta.

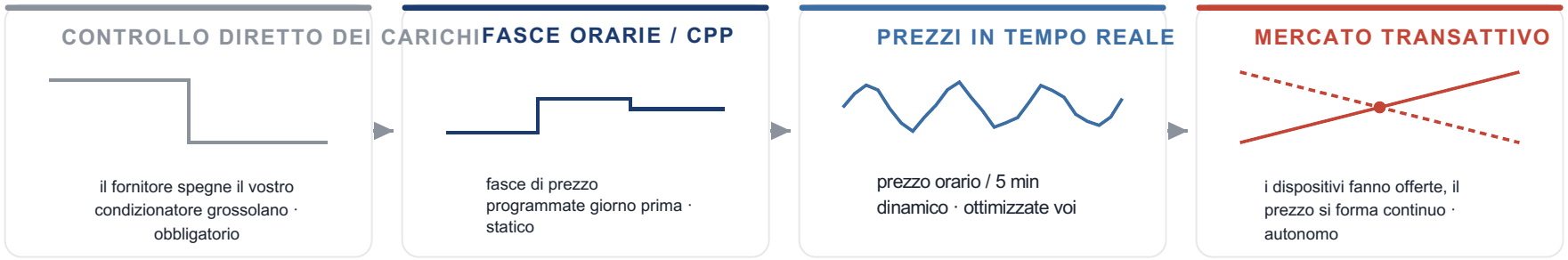
SONDAGGIO

Il vostro fornitore vi paga per alzare di 1 °C il condizionatore durante i picchi: aderite, solo con un pulsante di esclusione, o no?

COME SI PILOTA

Da un interruttore ai prezzi, fino a un mercato in tempo reale

Il segnale che pilota la flessibilità si è arricchito: da un interruttore a un mercato in tempo reale



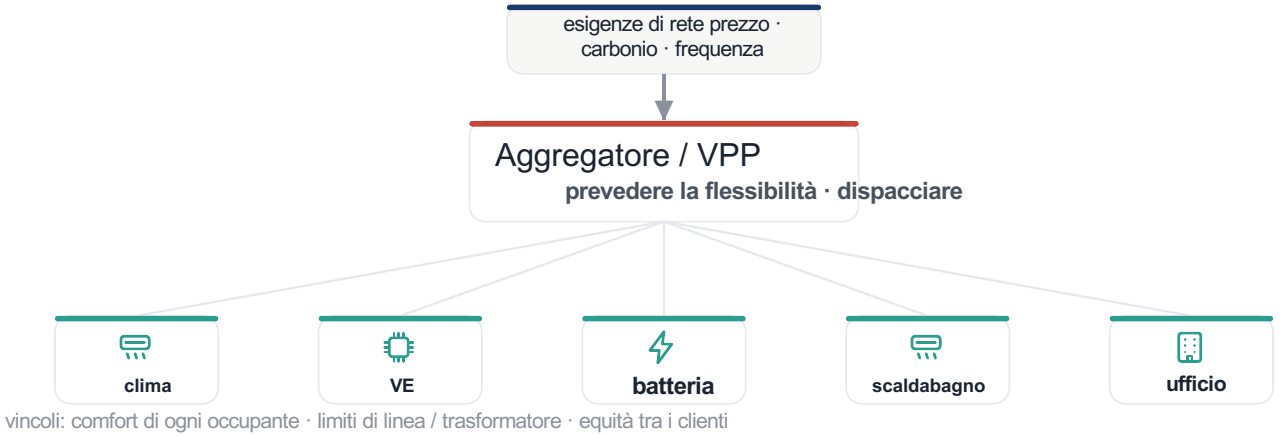
segnale più ricco > più autonomia per l'edificio, meno controllo centralizzato

IN SINTESI

Ogni passo verso destra dà più autonomia all'edificio e chiede di più al suo AA: un programma non richiede nulla, un mercato in tempo reale richiede previsione, offerte e controllo.

Coordinare una flotta senza sacrificare il comfort

Un aggregatore, migliaia di carichi: l’AA dispaccia la flessibilità entro limiti rigidi



IN SINTESI

Una popolazione di carichi a controllo termostatico si comporta come un accumulo su scala di rete: si può pilotare tramite setpoint per inseguimento del carico e regolazione. Il compito dell’AA: prevedere la flessibilità di ogni carico, poi dispacciarla su un segnale di rete rispettando comfort, limiti di linea ed equità, tramite AR a livello di dispositivo o

Nove edifici imparano ad appiattire un quartiere

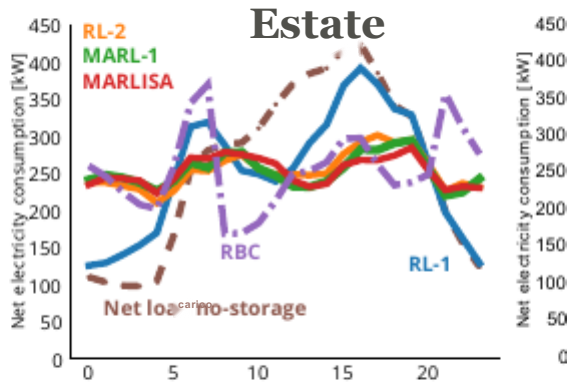


Fig. 7 (estate) · Vazquez-Canteli et al., BuildSys 2020 · doi:10.1145/3408308.3427604

IN SINTESI

MARLISA: nove agenti, ciascuno condividendo solo il consumo previsto al passo successivo con l'agente seguente, imparano in un anno simulato ad appiattire la curva del quartiere: 35% di rampe in meno e picchi giornalieri più bassi del 15% rispetto a un controllore a regole tarato a mano (che sposta solo il picco night).[54]

SPOT: controllare il comfort stesso, non la temperatura

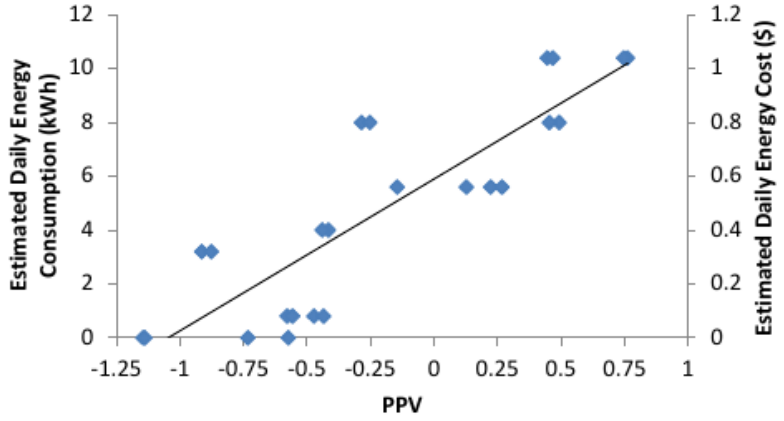


Fig. 10 · **Gao & Keshav, e-Energy 2013** · doi:10.1145/2487166.2487193

IN SINTESI

Misura in tempo reale i sei ingressi del PMV e mantiene un livello di comfort personalizzato (il «PPV» di SPOT), non una temperatura: allentare l'obiettivo di 0,25 unità di comfort fa risparmiare ~1,5 kWh su un totale di ~6 kWh/giorno.

Il comfort diventa una variabile di controllo con un prezzo: la versione quantificata di «ogni grado conta».

IL PROBLEMA

Un sensore, tre nomi: la vostra app si rompe

Lo stesso sensore, una temperatura di zona, nella lingua di tre produttori



un grande edificio ha 1.500-2.500 punti di misura; le etichette sono digitate dagli installatori, progetto per progetto
un'app scritta per un edificio si rompe in silenzio sul successivo: ecco perché il software per gli edifici non scala

IN SINTESI

Le etichette dei punti sono digitate dagli installatori, per progetto e per produttore. Testato su tre edifici reali, il miglior schema esistente poteva esprimere solo il 54% delle etichette effettivamente usate dai produttori.

Brick: descrivere le relazioni, non i nomi dei produttori

La soluzione: descrivere l’edificio come un grafo di tipi e relazioni (Brick)



LA STESSA REGOLA, SCRITTA UNA VOLTA SUL GRAFO

per ogni Zona: temp = il suo punto di tipo Zone_Temperature stato = il punto di stato dell’UTA che la alimenta (seguire isFedBy) SE temp > 26 °C E stato = SPENTO > allarme

nessun nome specifico dell’edificio: solo tipi e relazioni, quindi funziona su qualsiasi edificio Brick

Mortar permette poi di eseguire queste query su oltre 100 edifici reali strumentati

IN SINTESI

Brick sostituisce i nomi con tipi e relazioni: la regola chiede «l’UTA che alimenta questa zona», quindi può funzionare su tutti gli edifici descritti con Brick. Mortar ospita oltre 100 di questi edifici per i test.

Il risultato BuildSys più citato è un sensore di presenza

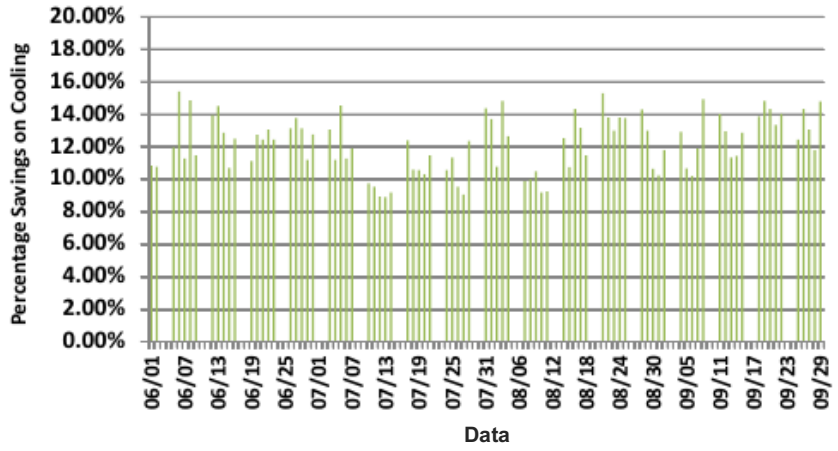


Fig. 6 · **Agarwal et al., BuildSys 2010** · doi:10.1145/1878431.1878433

IN SINTESI

Un'estate di risparmi quotidiani grazie all'attenuazione guidata dall'occupazione nel modello dell'edificio CSE dell'UCSD: 10-15% ogni singolo giorno. Con oltre 400 kW di carico di climatizzazione, 15% = 480 kWh per giornata di 8 ore.

Termostati con sensore di presenza nelle case: ~28% di risparmio sulla climatizzazione con ~25 $ di sensori.

IL PUNTO DI PARTENZA

Per decenni: programmi orari, termostati, PID

Controllo convenzionale: reagire all’errore tra temperatura misurata e obiettivo



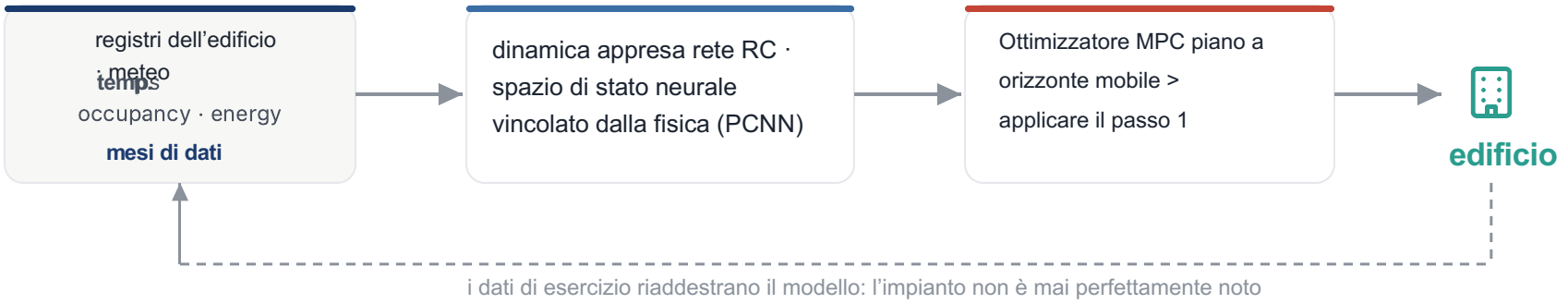
Agisce solo sull’errore attuale: niente previsione meteo, niente anticipo, niente segnale di prezzo.

IN SINTESI

Semplice, robusto e presente in quasi ogni edificio. Ma reagisce solo all’errore attuale: non può pre-raffrescare prima di un’ondata di calore prevista né spostare carico fuori da un picco di prezzo. Aggiungere il rilevamento di presenza a un programma fisso è stato il primo successo basato sui dati.

Apprendere la dinamica, poi pianificare

Apprendere dai dati il modello che serve all'MPC, invece di calibrare la fisica a mano



IN SINTESI

Sostituire la fisica costruita a mano con un modello appreso dai registri (una rete RC o una rete neurale vincolata dalla fisica, stabile e interpretabile), poi eseguire l'MPC sopra. Una variante più economica addestra una rete a imitare un MPC lento e gira in millisecondi. Entrambe affrontano il costo di calibrazione che frena l'MPC

QUALE SCATOLA PER QUALE COMPITO?

Abbinare il modello al compito, o combinarli

Bianca > progetto L’edificio non esiste ancora, quindi solo la fisica può rispondere, ma è lenta e va calibrata dopo la costruzione.

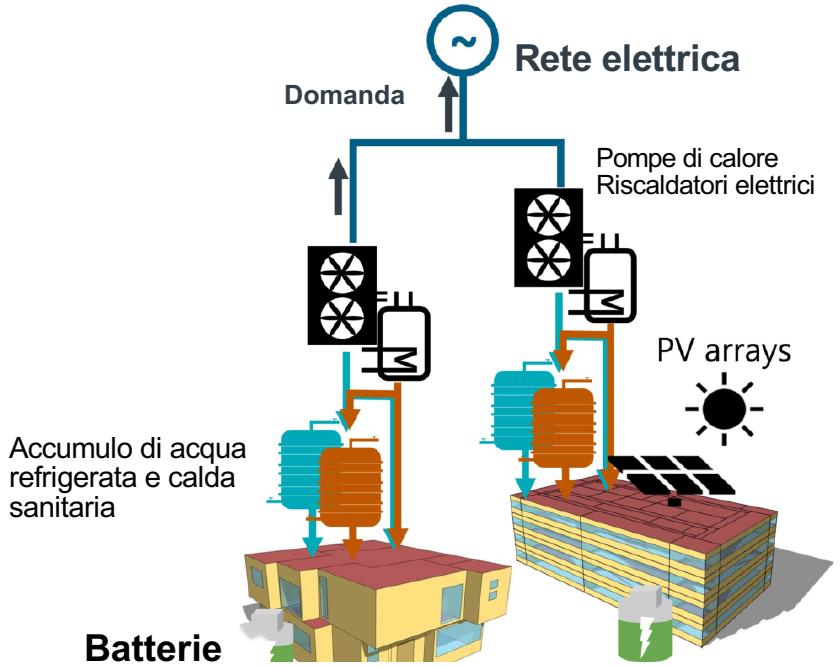
Grigia > controllo L’MPC si risolve ogni 15 minuti; un circuito a 2 parametri è veloce, stabile e interpretabile.

Nera > previsione Con anni di storia del contatore, lasciate parlare i dati, come nella parte sulla previsione appena vista.

IN SINTESI

E la frontiera li combina: mettere la fisica dentro la rete, con AA informato dalla fisica (PIML) e reti vincolate dalla fisica (PCNN) > ~15% di errore in meno, orizzonti più lunghi, meno dati, senza prevedere l’impossibile fisico.

Benchmark per il controllo degli edifici



Che cosa simula CityLearn: un edificio interattivo con la rete (FV, accumulo, pompe di calore)

CityLearn Ambiente Gym per la gestione della domanda multi-edificio; sfida annuale.

BOPTEST

Emulatori Modelica + indicatori; MPC contro AR.

Sinergym EnergyPlus incapsulato come ambiente Gym.

IN SINTESI

Come NILMTK per la disaggregazione, ambienti condivisi permettono di confrontare i controllori ad armi pari.

Gnu-RL: competente dal primo giorno, senza simulatore

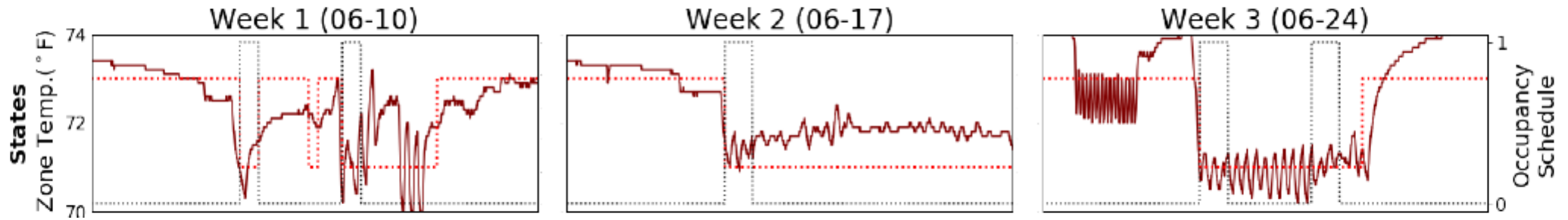


Fig. 8 (temperatura di zona, settimane 1-3) · Chen et al., BuildSys 2019 · doi:10.1145/3360322.3360849

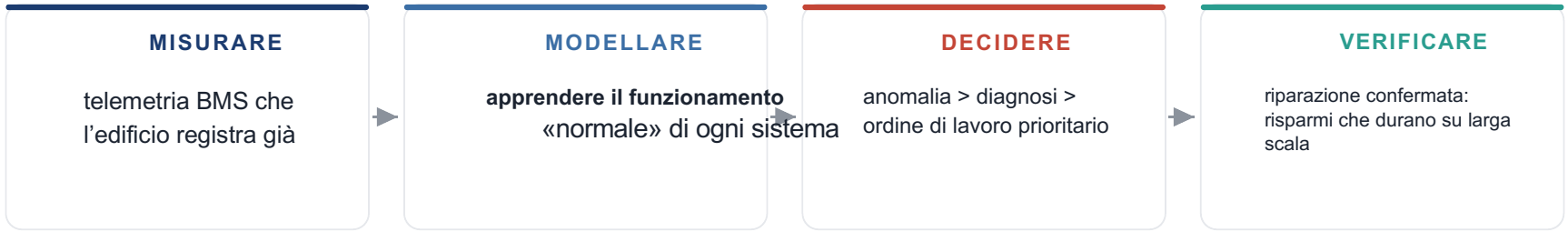
IN SINTESI

La politica è un MPC differenziabile, pre-addestrato imitando i registri del controllore esistente, poi migliorato online con PPO. In una vera sala conferenze della CMU ha ridotto la domanda di raffrescamento del 16,7% in tre settimane inseguendo molto meglio il setpoint (RMSE 1,02 °F contro 2,4 °F), senza che fosse mai costruito un simulatore.

RISERVA · ESERCIZIO

Rilevamento dei guasti end-to-end

Rilevamento dei guasti: lo stesso ciclo, end-to-end



cambiate applicazione, tenete il ciclo: è la competenza trasferibile del settore

IN SINTESI

Quarto passaggio: nessun nuovo sensore, nessuna autorità di controllo, eppure il maggiore potenziale di risparmi verificati negli edifici terziari. Il ciclo è la costante; l'applicazione è la variabile.

SULLE SPALLE DEI GIGANTI

Lavori fondamentali su cui si basa il settore

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

Dataset, benchmark e sistemi aperti, in gran parte da BuildSys ed e-Energy.

SE LEGGETE CINQUE COSE

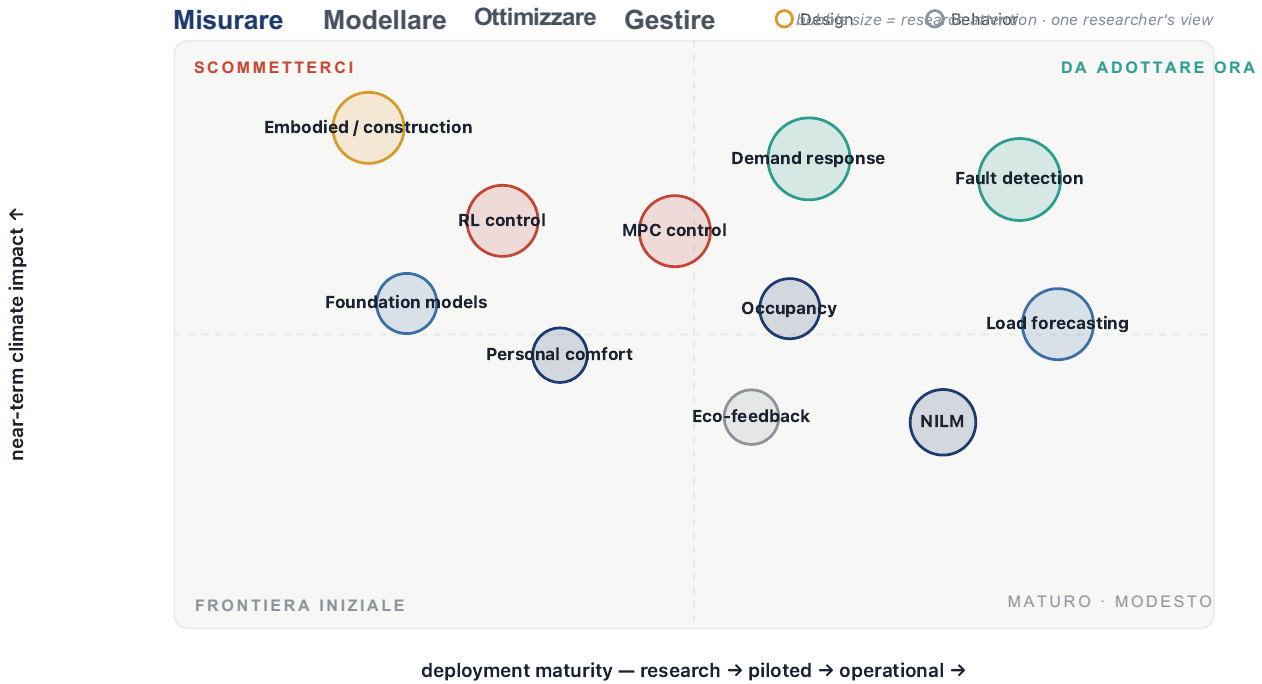
Rassegne da leggere

- **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]

Pratica: notebook didattici di CCAI (CityLearn, BOPTEST, previsione del carico, analisi dei contatori intelligenti): github.com/climatechange-ai-tutorials

VISIONE D’INSIEME

Quali problemi contano di più



IN SINTESI

Rilevamento dei guasti, controllo e gestione della domanda si possono adottare ora e fanno risparmiare energia reale. Il carbonio incorporato ha un alto potenziale ma è meno maturo. Disaggregazione ed eco-feedback sono ben studiati ma mostrano risparmi misurati minori.

Riferimenti (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

Riferimenti (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

Riferimenti (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

Riferimenti (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

Riferimenti (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

Riferimenti (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