SUSTAINABILITY LAB

CLIMATE CHANGE AI: ESCOLA DE VERÃO VIRTUAL 2026

IA para edifícios

Aprendizado de máquina ao longo do ciclo de vida do edifício: medir, modelar, decidir, verificar

Nipun Batra · Sustainability Lab, IIT Gandhinagar
Módulo: IA para edifícios e cidades · Parte 1

PARTE 1

Por que edifícios?

Um terço da energia mundial, e ela já é medida

MEDIR MODELAR DECIDIR VERIFICAR

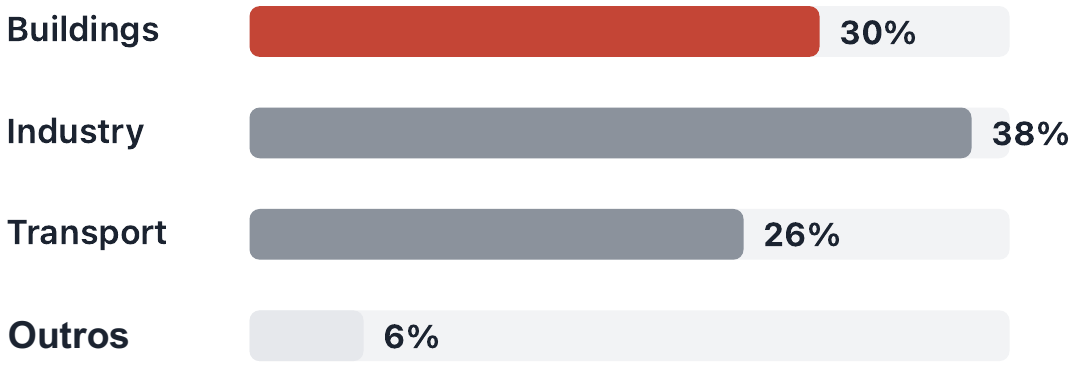
IA para edifícios · Escola de verão Climate Change AI 2026



O QUE ESTÁ EM JOGO

Os edifícios usam cerca de um terço da energia mundial

PARCELA DA ENERGIA FINAL MUNDIAL



Edifícios = 34% incluindo os materiais de construção

CO_2 LIGADO À ENERGIA DOS EDIFÍCIOS



Indireto: eletricidade e calor
18%

Direto: combustível no local
8%

Incorporado: construção
7%

= um terço do CO_2 ligado à energia

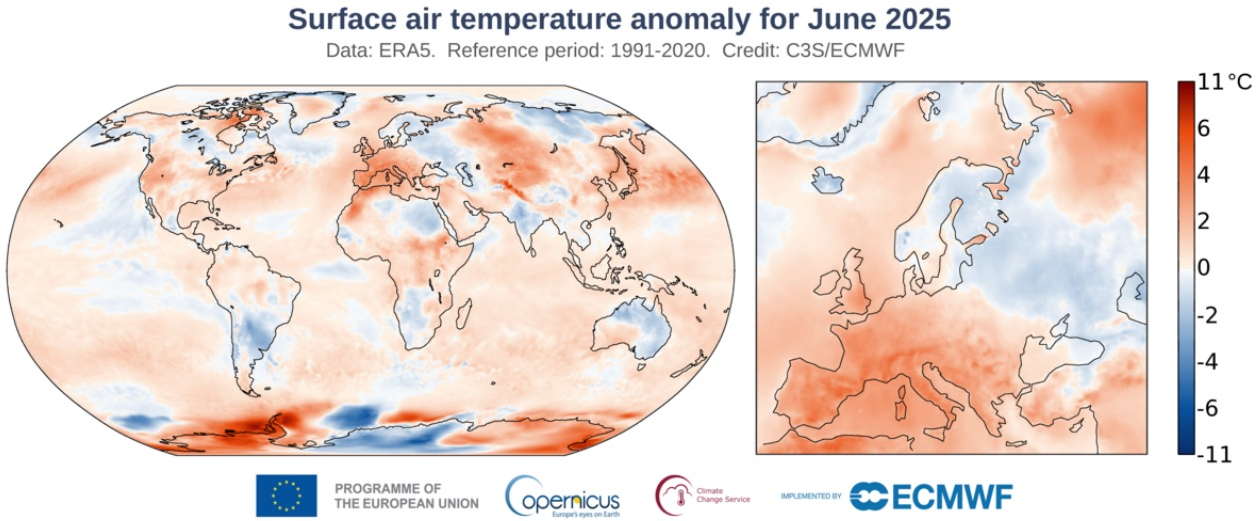
IEA, dados de 2022

CONCLUSÃO

Os edifícios respondem por cerca de 30% da energia final mundial e aproximadamente um terço do CO_2 ligado à energia, incluindo a construção.

POR QUE AGORA

A refrigeração é o uso de energia que mais cresce nos edifícios



Junho de 2025: o junho mais quente já registrado na Europa ocidental. Crédito: C3S/ECMWF

1.6→5.6B

aparelhos de ar-condicionado até 2050: o estoque cresce ~3,5 vezes

+14%

da demanda diária da Espanha; os preços subiram 108% na França e 175% na Alemanha na onda de calor de 2025

~20%

dos lares da UE têm ar-condicionado (contra ~90% nos EUA): a demanda vai subir rápido

ENQUETE

Qual é o maior consumidor de eletricidade na sua casa: ar-condicionado/aquecimento, aquecedor de água, geladeira ou outra coisa?

RESPOSTA À PERGUNTA

Depende do clima, e do que se conta

19%
EUA: parcela do ar-condicionado na eletricidade residencial

62.5%
UE: parcela do aquecimento na energia final residencial

~40%
Índia: parcela de ventiladores, climatizadores e ar-condicionado na eletricidade dos lares pesquisados

40–60%
Singapura: parcela do ar-condicionado na energia total dos edifícios

CONCLUSÃO

Leia o denominador antes da porcentagem. Clima, combustíveis, aparelhos e construção mudam a carga dominante, e fazem da transferência geográfica um problema de AM de primeira ordem.

Quatro fases de um edifício, quatro decisões diferentes



Projeto: escolher Volumetria, envoltória, materiais, sistemas

Quatro fases de um edifício, quatro decisões diferentes



Projeto: escolher Volumetria, envoltória, materiais, sistemas



Obra: verificar

Avanço, qualidade, metadados, sequências

Quatro fases de um edifício, quatro decisões diferentes



Projeto: escolher Volumetria, envoltória, materiais, sistemas



Obra: verificar

Avanço, qualidade, metadados, sequências



Operação: adaptar Clima, pessoas, preços, falhas

Quatro fases de um edifício, quatro decisões diferentes



Projeto: escolher Volumetria, envoltória, materiais, sistemas



Obra: verificar

Avanço, qualidade, metadados, sequências



Operação: adaptar

Clima, pessoas, preços, falhas

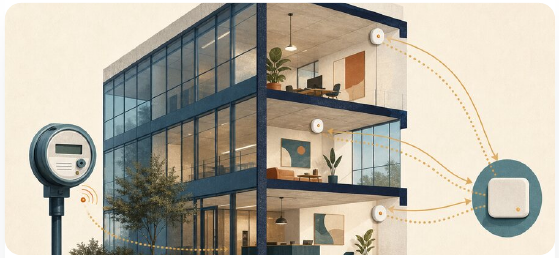


Retrofit: comprovar Diagnosticar, priorizar, medir a mudança

CONCLUSÃO

Antes da operação, pessoas e desempenho são suposições. Durante a operação viram evidências; o retrofit deve usar essas evidências para mudar o edifício.

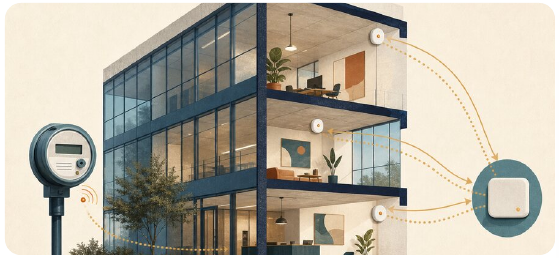
O fluxo: medir » modelar » decidir » verificar



Medir

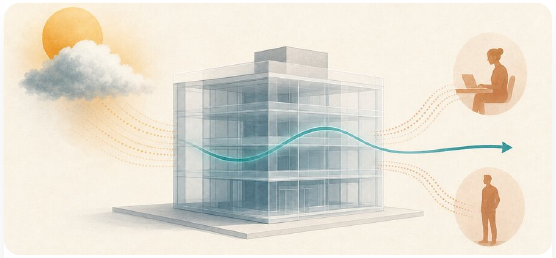
O que está acontecendo?

O fluxo: medir » modelar » decidir » verificar



Sense

O que está acontecendo?



Modelar

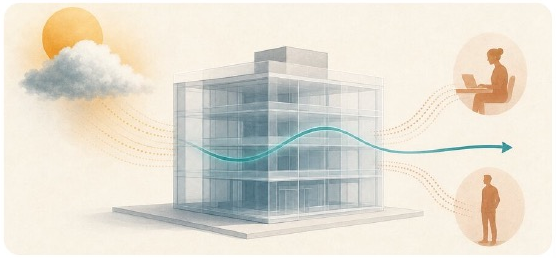
O que vai acontecer?

O fluxo: medir » modelar » decidir » verificar



Medir

O que está acontecendo?



Modelar

O que vai acontecer?



Decidir

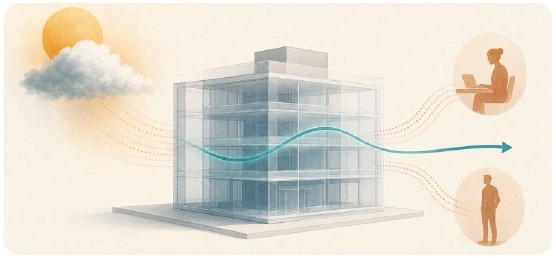
Que ação atende às restrições?

O fluxo: medir » modelar » decidir » verificar



Medir

O que está acontecendo?



Modelar

O que vai acontecer?



Decidir

Que ação atende às restrições?



Verificar Funcionou, e para quem?

CONCLUSÃO

Vamos percorrer este ciclo em quatro aplicações. Uma pergunta o tempo todo: o resultado resiste ao próximo edifício, à rede real e às pessoas que estão dentro?

APLICAÇÃO 1 · ETAPA: MEDIR

Desagregação de energia

Um medidor barato na entrada, informação detalhada e acionável na saída

SENSE | MODEL | DECIDE | VERIFY



IA para edifícios · Escola de verão Climate Change AI 2026

A nota do supermercado explica por que o detalhamento importa

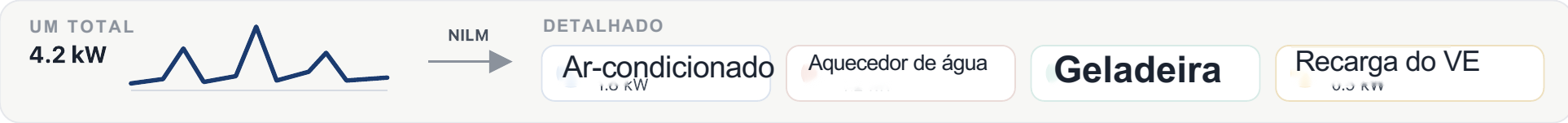


CONCLUSÃO

Um total diz quanto; uma nota detalhada diz onde é possível decidir. O NILM pergunta se um único sinal elétrico da casa inteira pode virar o equivalente de uma conta de energia detalhada.

POR QUE ENERGIA POR APARELHO

O que os dados por aparelho permitem



Retorno personalizado Hoje
o ar-condicionado domina

Ação: testar +1 °C

Falha e desperdício A
geladeira nunca desliga

Ação: agendar manutenção

Retrofit direcionado O ar-condicionado antigo cria o pico

Ação: priorizar o incentivo

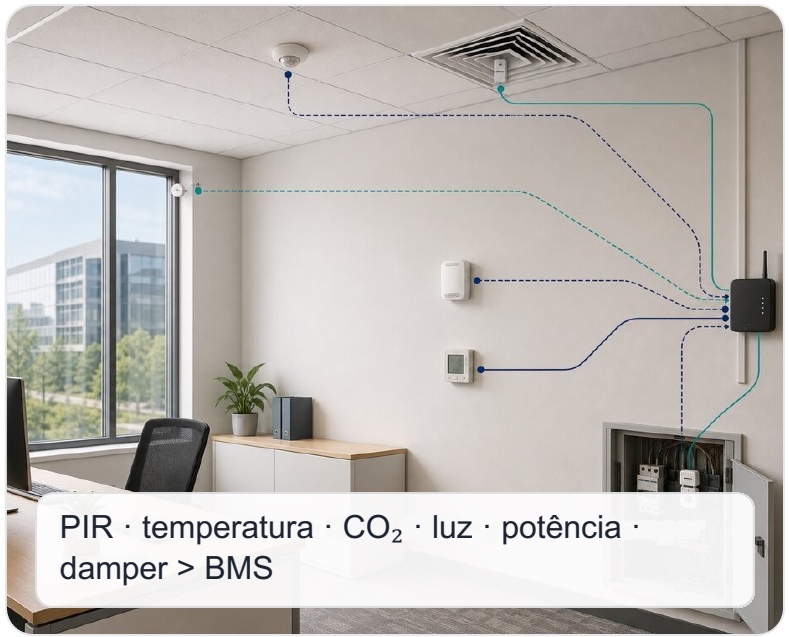
Cargas flexíveis O VE
pode esperar três horas

Ação: carregar depois das 22h

CONCLUSÃO

O retorno detalhado leva as famílias a reduzir o consumo de 5% a 15%, e o mesmo detalhamento alimenta a detecção de falhas, o direcionamento de retrofits e a elegibilidade para resposta da demanda. Por isso grande parte do AM para edifícios busca o sinal por aparelho.

O que dá para medir, e quanto custa



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
Edifício equipado	potência + temp. + CO_2 + ocupação	controle, conforto, diagnóstico de falhas	highest effort

CONCLUSÃO

Comece por baixo: uma instrumentação rica responde quase tudo, mas é cara de instalar, rotular e manter em muitos edifícios.

O que dá para medir, e quanto custa



Submedição: medida direta por aparelho ou circuito

Utility bill	monthly · whole building	billing, benchmarking	nearly free
Smart meter	seconds–minutes · aggregate	NILM, forecasting, DR	wide reach
Submedição	circuito / aparelho	verdade de campo, auditorias	custo maior
Edifício equipado	potência + temp. + CO_2 + ocupação	controle, conforto, diagnóstico de falhas	highest effort

CONCLUSÃO

Os submedidores dão a resposta diretamente. São a verdade de campo ideal, e exatamente o que fica difícil de bancar e manter em escala.

O que dá para medir, e quanto custa



Uma única curva agregada · milhões de edifícios

Utility bill	monthly · whole building	billing, benchmarking	nearly free
Medidor inteligente	segundos-minutos · agregado	NILM, previsão, resposta da demanda	amplo alcance
Submedição	circuito / aparelho	verdade de campo, auditorias	higher cost
Edifício equipado	potência + temp. + CO_2 + ocupação	controle, conforto, diagnóstico de falhas	highest effort

CONCLUSÃO

O medidor inteligente é o meio-termo interessante: barato e difundido, mas mede só a soma. O NILM tenta inferir dele o sinal mais rico dos aparelhos.

O que dá para medir, e quanto custa



Quase universal · grossa demais para agir por aparelho

Conta de luz	mensal · edifício inteiro	faturamento, comparação	quase grátis
Medidor inteligente	segundos-minutos · agregado	NILM, previsão, resposta da demanda	wide reach
Submedição	circuito / aparelho	verdade de campo, auditorias	higher cost
Edifício equipado	potência + temp. + CO_2 + ocupação	controle, conforto, diagnóstico de falhas	highest effort

CONCLUSÃO

Esta área existe porque alcance e resolução andam em direções opostas. O AM para edifícios muitas vezes infere um sinal caro a partir de um barato.

IMPLANTAÇÕES REAIS

O que as casas reais fazem com seus 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]

LIÇÕES DE IMPLANTAÇÕES REAIS

· **A manutenção pesa mais que a instalação: os sensores falham,**

os rótulos se perdem, os moradores mudam. · O esforço cresce de forma superlinear com casas, nós e meses em campo

· **As suposições viajam mal: o que quebra quando**

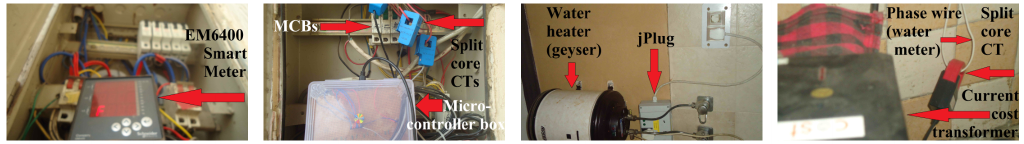
se implanta fora da rede do laboratório? (próximo slide)

CONCLUSÃO

Artigos sobre implantação são tão úteis quanto artigos sobre algoritmos, e bem mais raros: todo modelo herda esses problemas.

EVIDÊNCIA REAL · BUILDSYS 2013

Délhi nos ensinou: meça a tensão, não só a corrente



73 dias, 33 sensores, uma casa em Délhi: medidor inteligente, TCs por circuito, tomadas por aparelho [12]

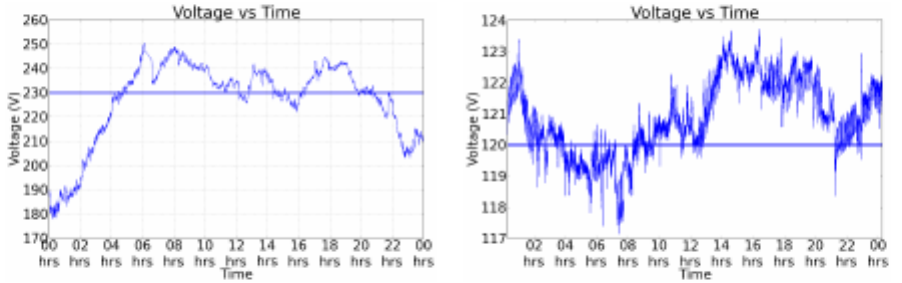


Fig. 5 · **Batra et al., BuildSys 2013** · doi:10.1145/2528282.2528293

CONCLUSÃO

A própria rede varia: em Délhi a tensão oscilou de ~180 a 250 V em um dia (nos EUA fica perto de 120 V). Medidores com TC que registram só a corrente supõem tensão fixa: aqui essa suposição falha, então meça V e I, e normalize a tensão antes de qualquer NILM. [12]

POR QUE NÃO MEDIR TUDO

Não dá para pôr um sensor em cada aparelho

Duas formas de saber o que cada aparelho consome:

Medir cada aparelho

- ✕ um sensor de tomada por aparelho: o custo se acumula
- ✕ mão de obra de instalação em cada casa
- ✕ **os sensores falham, os rótulos se perdem**
- ✕ intrusivo: hardware em cada tomada

Usar o medidor da casa

- ✓ já presente em mais de 1 bilhão de casas
- ✓ sem hardware novo, sem instalação
- ✓ **nada a mais para manter**
- → mas só se vê a soma

NILM: inferir a potência por aparelho a partir do agregado, sem sensores novos

CONCLUSÃO

Medir tudo é preciso, mas não escala; o medidor que você já tem só vê a soma. O monitoramento não intrusivo de cargas (NILM) recupera as partes a partir dessa soma: nosso primeiro aprofundamento.

O PROBLEMA

Um único sinal agregado é tudo o que se mede...

DADO	ENCONTRAR	SUJEITO A
medidor agregado y(t)	potência por aparelho x(t)	sem sensores por aparelho



CONCLUSÃO

No medidor, obtém-se uma única curva da casa inteira: a soma de tudo o que está ligado. Os painéis por aparelho aparecem esmaecidos porque nunca são medidos diretamente.

EXERCÍCIO · 60 SEGUNDOS

Desagregue a olho: quando a máquina de lavar funciona? Quantos ciclos da geladeira você conta? Quais picos são da chaleira?

...tirar cada aparelho de dentro da soma



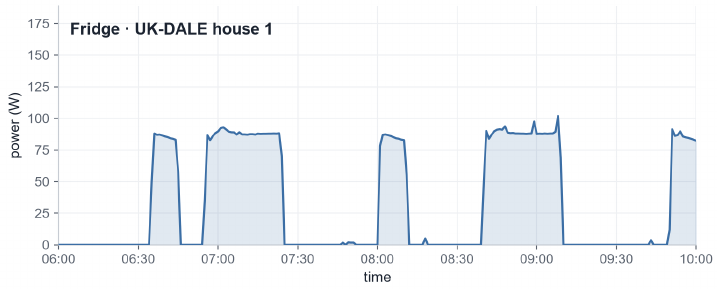
Dados reais · UK-DALE, casa 1

CONCLUSÃO

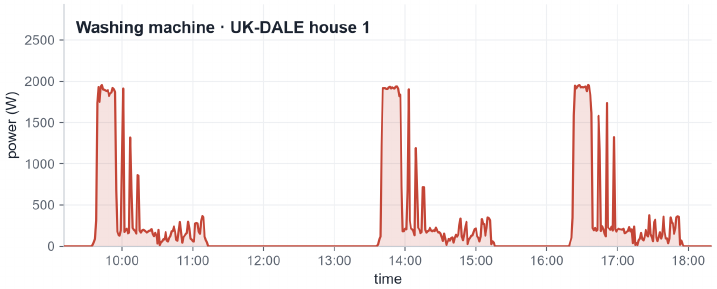
O mesmo sinal, aparelhos revelados, sem sensores novos. Formulado por Hart no fim dos anos 1980 como separação cega de fontes com structure.[13]

POR QUE É DIFÍCIL

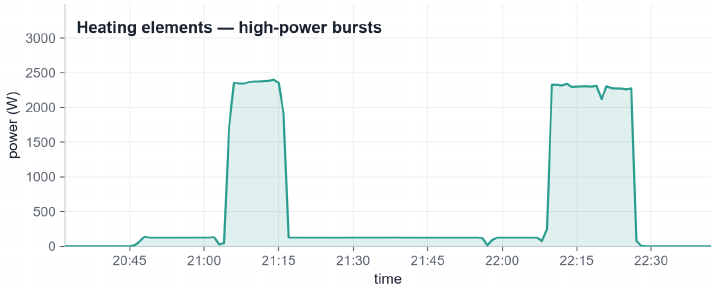
As assinaturas dos aparelhos dependem do tipo de carga



Geladeira: periódica Ciclos do compressor ~80-120 W; sempre ligada, fácil de identificar.



Máquina de lavar: várias etapas Aquecer > agitar > centrifugar; longa, variável, muitos subestados.



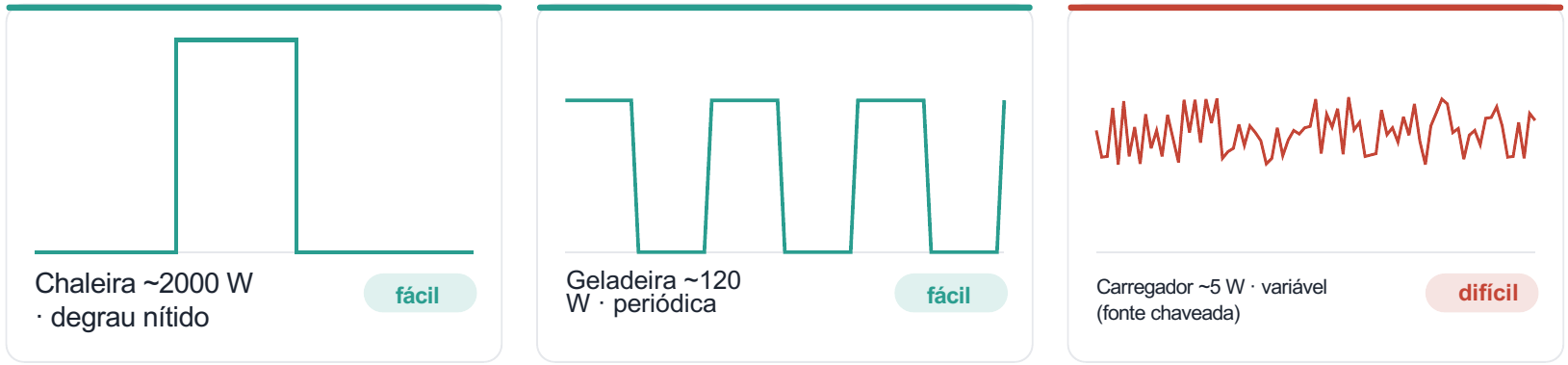
Resistências: picos Os pulsos da lava-louças e da chaleira se parecem: a confusão clássica.

Pense: uma chaleira, uma geladeira e um carregador de celular: qual é o mais difícil para o NILM recuperar, e por quê?

A RESPOSTA

Cargas pequenas e variáveis são as difíceis

As mais difíceis: cargas eletrônicas pequenas e variáveis, que mal mexem no medidor



fontes chaveadas puxam corrente não linear e variável: não há degrau limpo em que se apoiar

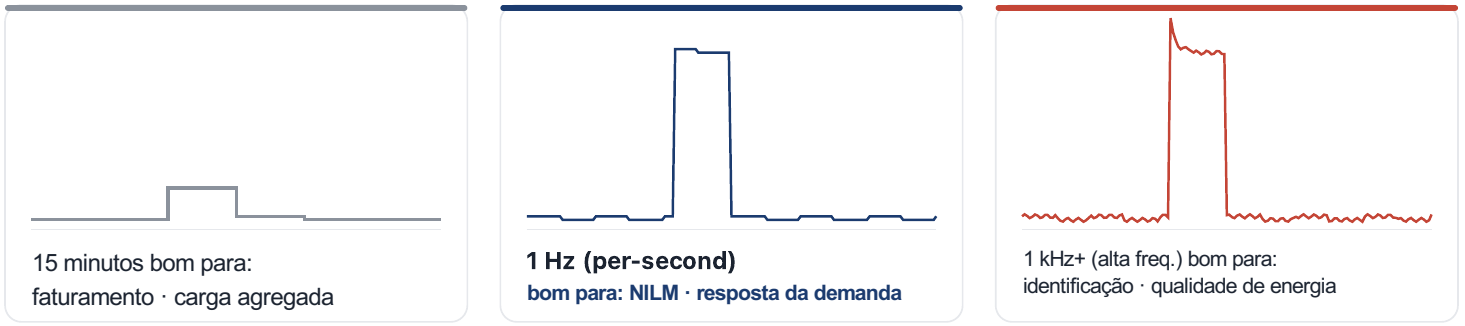
CONCLUSÃO

O carregador é o mais difícil: seus poucos watts podem ficar abaixo da resolução do medidor ou sumir sob a variação de fundo e as cargas sobrepostas. A chaleira é grande e nítida; a geladeira, periódica. Em baixa frequência, amplitude e identificabilidade importam mais que a sofisticação da arquitetura.

UMA ESCOLHA DE PROJETO

A taxa de amostragem muda o problema

A taxa de amostragem decide o que dá para ver, e para que serve

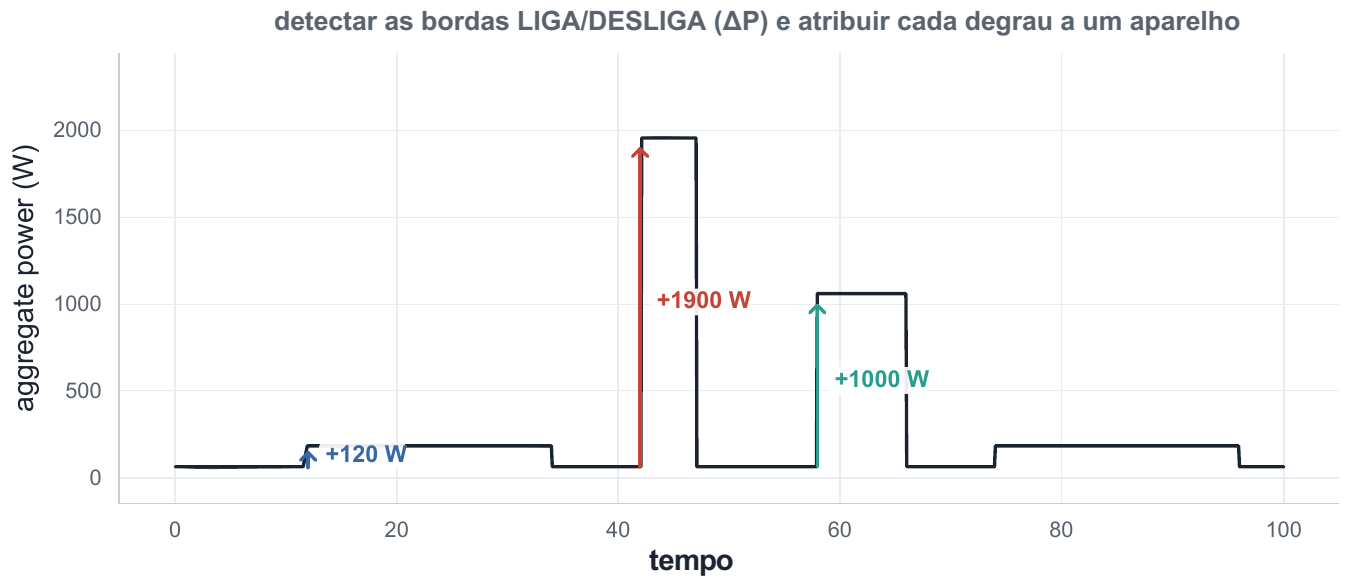


mesma janela, três taxas: a grossa apaga a chaleira, a fina revela seu transitório de partida

CONCLUSÃO

Dados a cada 15 minutos servem para faturar, mas apagam eventos curtos; ~1 Hz é um ajuste comum na pesquisa de baixa frequência; kHz+ revela transitórios e harmônicos, ao custo de armazenamento e privacidade. A taxa útil depende do aparelho, do medidor, das variáveis e do uso final.

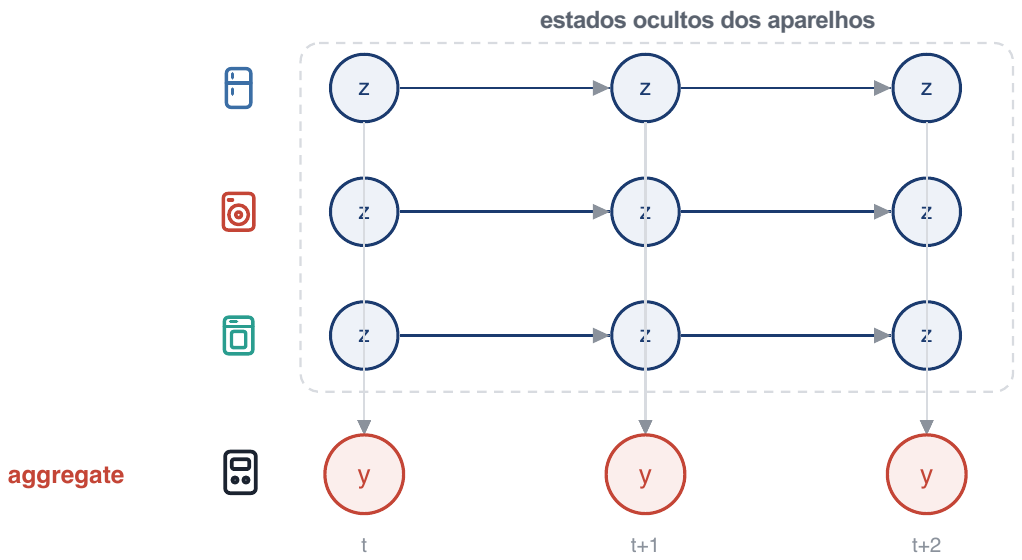
Primeira ideia: detectar as bordas LIGA/DESLIGA



Os aparelhos comutam em degraus ΔP estáveis. Método de Hart: detectar bordas, agrupá-las por tamanho e casar cada LIGA com um later OFF.[13]

Falha quando os aparelhos se sobrepõem ou variam continuamente (dimmers, motores, inversores), e o pareamento de estados é combinatório.

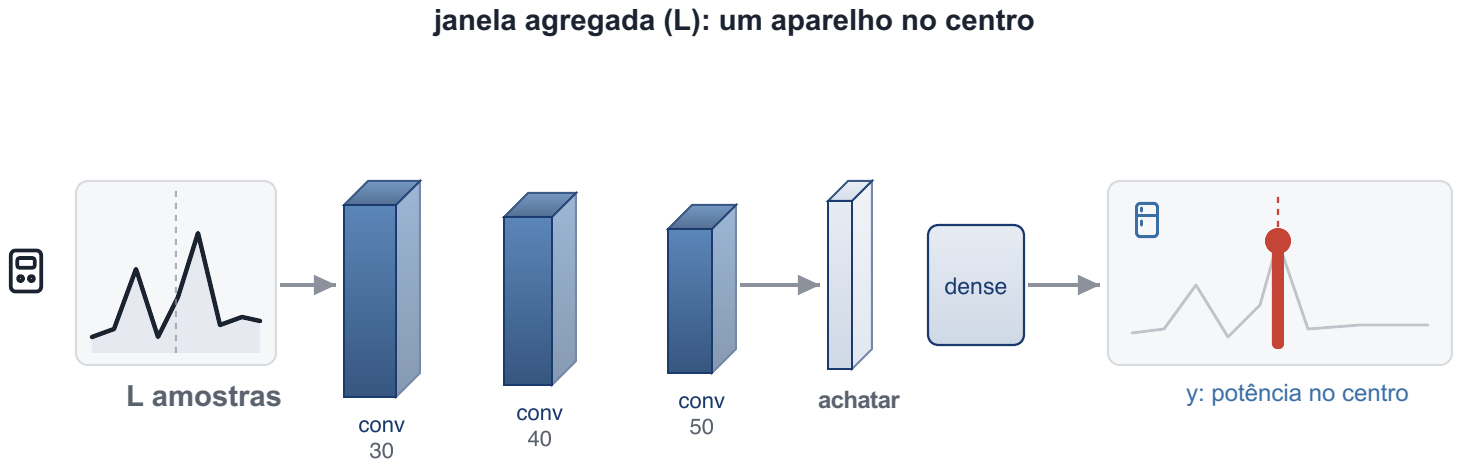
Depois: cada aparelho como uma máquina de estados ocultos



CONCLUSÃO

Modelar cada aparelho como um modelo oculto de Markov; o medidor observa a soma. Um HMM fatorial é rigoroso, mas exige um modelo por aparelho e torna a inferência combinatória.

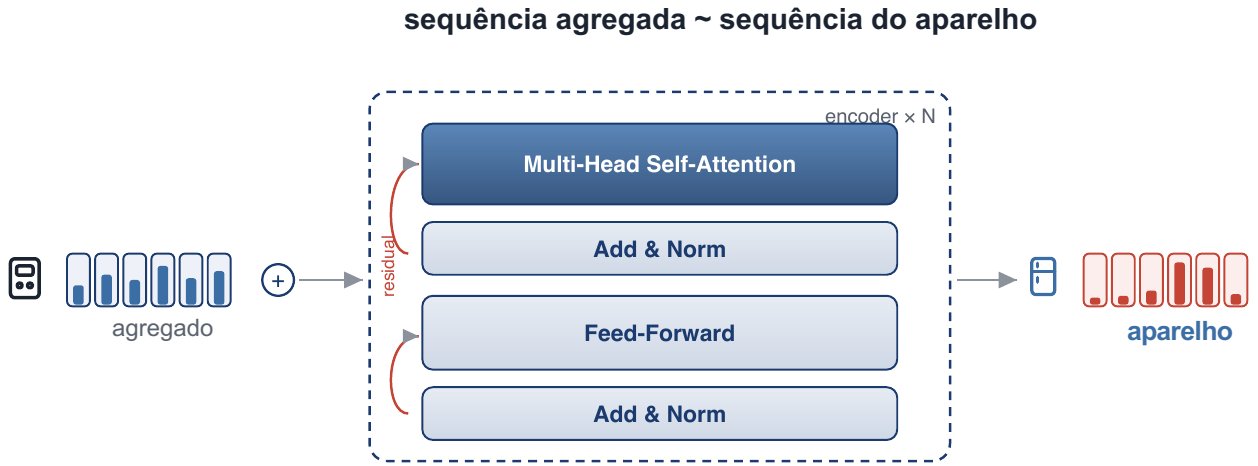
Aprendizado profundo: mapear a janela da rede para um aparelho



CONCLUSÃO

O NILM neural o reformulou como regressão: uma CNN mapeia uma janela de potência agregada para a potência de um aparelho no centro (seq2point). Ela aprende as assinaturas de ponta a ponta, sem regras de bordas feitas à mão.

Hoje: modelos de sequência, atenção e pré-treinamento



CONCLUSÃO

A atenção mapeia sequência em sequência e captura contexto longo; a fronteira é pré-treinar em muitas casas e transferir para uma nunca vista: a versão NILM de um modelo de base.

COMPARANDO MÉTODOS

O método vencedor depende da métrica

NILM OOD-first Leaderboard

Posição	Modelo	MAE (↓) T1 mesma casa,	MAE (↓) T2 casa nova	MAE (↓) T3 novo conjunto	F1 Score (↑) T1 mesma casa	F1 Score (↑) T2 casa nova	F1 Score (↑) T3 novo conjunto	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

Classificado pela generalização entre conjuntos de dados



CONCLUSÃO

Classifique por MAE ou por F1 e os vencedores mudam; avalie na mesma casa (T1) ou em um novo conjunto (T3) e eles se invertem de novo. O maior modelo raramente é o mais eficiente. Pergunte sempre: qual métrica, qual casa, vista ou não vista? Modelos anonimizados · NILMBench, nosso benchmark (submetido, 2026)

O NILMTK tornou os métodos comparáveis e reprodutíveis

Antes do NILMTK, cada artigo usava seus próprios dados, métricas e pré-processamento

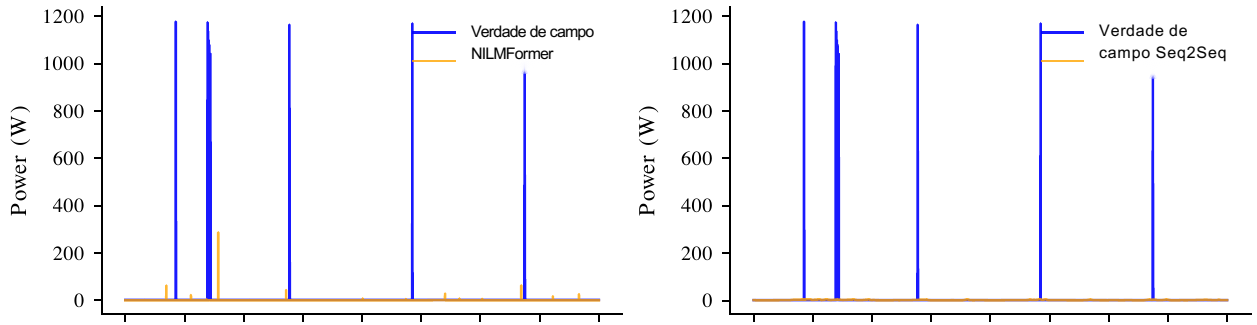


CONCLUSÃO

Um modelo de dados, um pipeline de pré-processamento, algoritmos e métricas compartilhados transformaram demonstrações isoladas em experimentos comparáveis. A lição maior: a infraestrutura de benchmarking é em si uma contribuição científica.

BALANÇO HONESTO

Acurácia não é o mesmo que impacto



Os dois modelos têm MAE baixo, mas perdem quase todo evento do micro-ondas · NILMBench, nosso benchmark (submetido, 2026)

CONCLUSÃO

Um erro médio baixo ainda pode perder os eventos que importam. Em 240 casas, a acurácia do retorno continuou baixa mesmo com erro de desagregação baixo: “medir não significa necessariamente melhorar”.

O ganho é uma ação específica, não um número

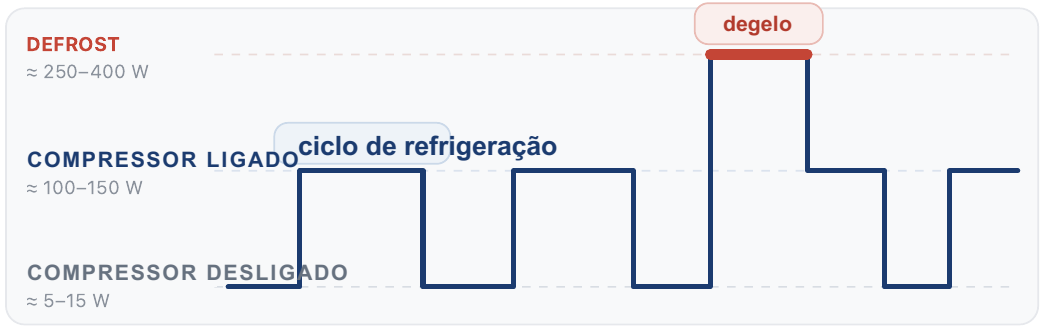
1 · Ler a curva como três estados O nível de potência identifica o estado; o tempo nele determina a energia.



O nível diz o que está funcionando; a duração diz quanto.

O ganho é uma ação específica, não um número

1 · Ler a curva como três estados O nível de potência identifica o estado; o tempo nele determina a energia.



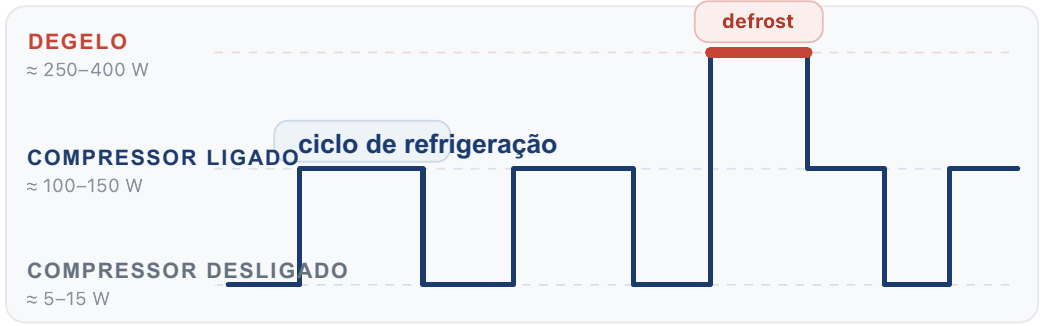
O nível diz o que está funcionando; a duração diz quanto.

2 · O uso muda o ciclo de trabalho Mesma potência ligada; tempos ligado e desligado diferentes.



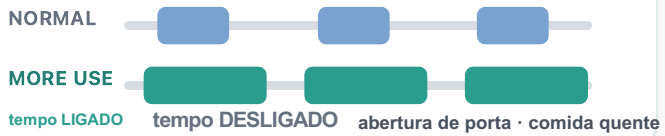
O ganho é uma ação específica, não um número

1 · Ler a curva como três estados O nível de potência identifica o estado; o tempo nele determina a energia.



O nível diz o que está funcionando; a duração diz quanto.

2 · O uso muda o ciclo de trabalho Mesma potência ligada; tempos ligado e desligado diferentes.



3 · Padrão > ação específica

Base DESLIGADO alta > consertar / trocar	–26%
Degelo frequente / longo > revisar o aparelho	**–25%**
LIGADO longo + DESLIGADO curto > ajustes	**–23%**

CONCLUSÃO

Separe compressor desligado, compressor ligado e degelo de alta potência. Mais uso aparece como mais tempo ligado e menos tempo desligado, não como um nível maior. Esses padrões levam a recomendações de conserto, manutenção ou ajuste que valem de 23% a 26% da energia da geladeira.

O CUSTO DA MEDIÇÃO PARA A PRIVACIDADE

Um medidor inteligente revela o seu dia inteiro

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



CONCLUSÃO

Os mesmos sinais que reduzem a energia revelam quando você acorda, come e sai. A privacidade é uma restrição de projeto, e o motivo pelo qual a desagregação levanta preocupações reais.

Três coisas que ainda fazem o NILM falhar na prática

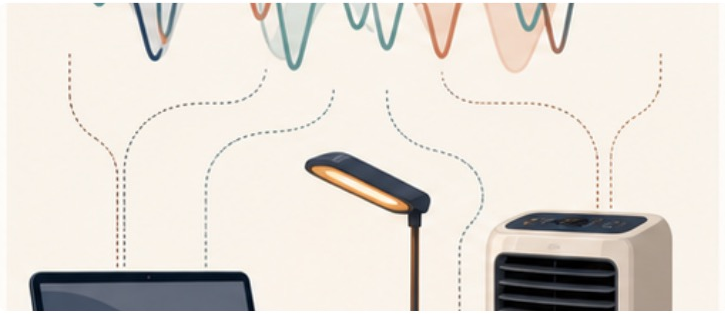


Identidade Duas geladeiras podem parecer iguais eletricamente; um rótulo de classe não identifica a unidade com defeito.

Três coisas que ainda fazem o NILM falhar na prática



Identidade Duas geladeiras podem parecer iguais eletricamente; um rótulo de classe não identifica a unidade com defeito.

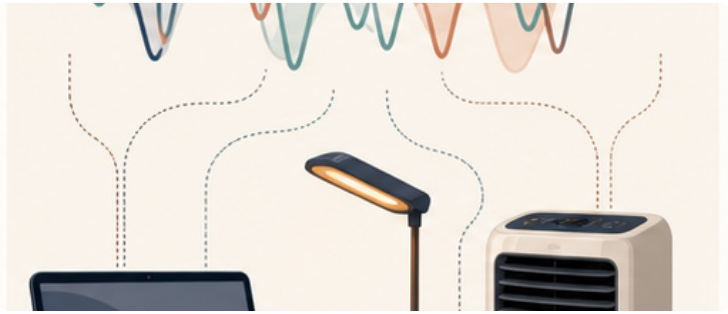


Sobreposição Eletrônicos pequenos e variáveis somem uns sob os outros e sob a carga de fundo.

Três coisas que ainda fazem o NILM falhar na prática



Identidade Duas geladeiras podem parecer iguais eletricamente; um rótulo de classe não identifica a unidade com defeito.



Sobreposição

Eletrônicos pequenos e variáveis somem uns sob os outros e sob a carga de fundo.



Transferência Do Reino Unido para Délhi mudam a tensão, os aparelhos, os hábitos e o parque de edifícios.

CONCLUSÃO

Um benchmark deve testar o próximo aparelho, a próxima casa e a próxima região, e não apenas outra janela do mesmo medidor.

Desagregação de ponta a ponta

Desagregação de energia: o mesmo ciclo, de ponta a ponta



troque a aplicação, mantenha o ciclo: esta é a competência transferível da área

CONCLUSÃO

Um medidor vira uma estimativa por aparelho, depois uma ação direcionada, depois um resultado medido. Este ciclo medir > modelar > decidir > verificar é o modelo para o resto da palestra.

APLICAÇÃO 2 · ETAPA: MODELAR

Deslocar a demanda para horas mais limpas

Prever a restrição, mover a carga flexível, proteger o serviço

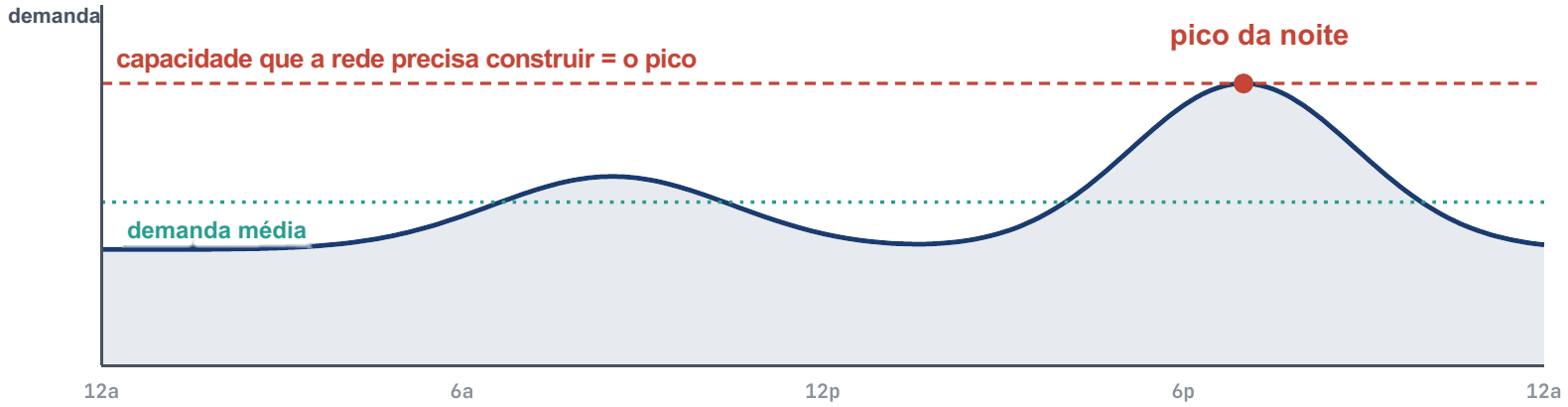
MEDIR | MODELAR | DECIDIR | VERIFICAR



PRIMEIRO A APLICAÇÃO

Por que a rede se importa com uma hora do seu dia

Um dia de demanda em escala de cidade: toda a rede é construída para uma hora da noite



usinas, linhas e transformadores são dimensionados pela linha vermelha, mesmo que ela seja atingida só algumas horas por ano

CONCLUSÃO

Geração, linhas e transformadores são dimensionados pelo pico de demanda, não só pelo uso médio. Reduzir ou deslocar esse pico pode adiar investimentos e reduzir custos. O efeito no carbono depende de quais geradores respondem no novo horário.

POR QUE ESSAS HORAS PESAM

O pico é caro; o carbono dele depende da rede



Capacidade

Um pico curto pode dimensionar anos de geração, linhas e transformadores.



Recurso marginal O próximo kWh pode vir de gás, hidrelétrica, importação, armazenamento ou renováveis cortadas.

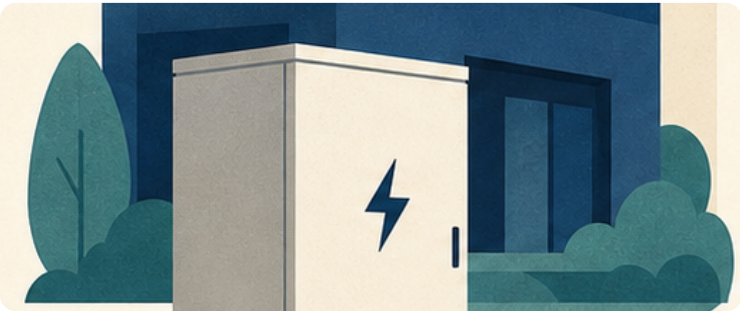


A conta A tarifa de demanda cobra o maior kW, não só o total de kWh.

CONCLUSÃO

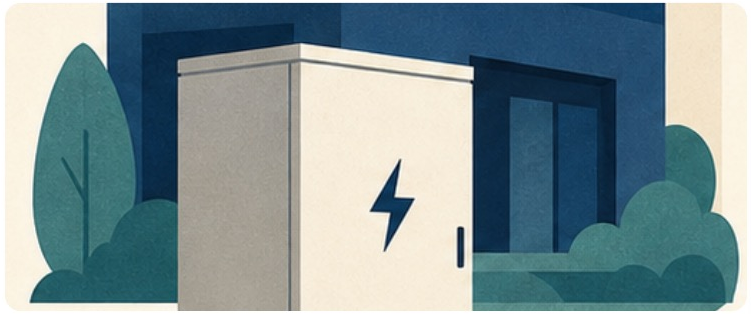
Um kWh às 18h não equivale a um kWh às 14h: preço, congestionamento e emissões marginais podem ser diferentes.

Armazenamento, VEs e termostatos: uma usina virtual



Bateria Carregar fora do pico; descarregar no pico.

Armazenamento, VEs e termostatos: uma usina virtual

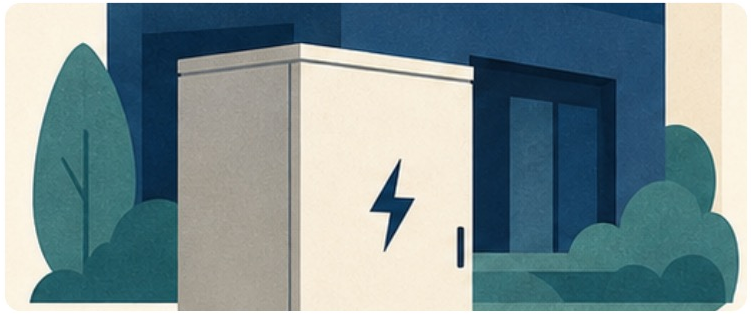


Bateria Carregar fora do pico; descarregar no pico.



Frota de VEs Compartilhar a capacidade do alimentador; atender cada saída.

Armazenamento, VEs e termostatos: uma usina virtual



Bateria Carregar fora do pico; descarregar no pico.



Frota de VEs Compartilhar a capacidade do alimentador; atender cada saída.



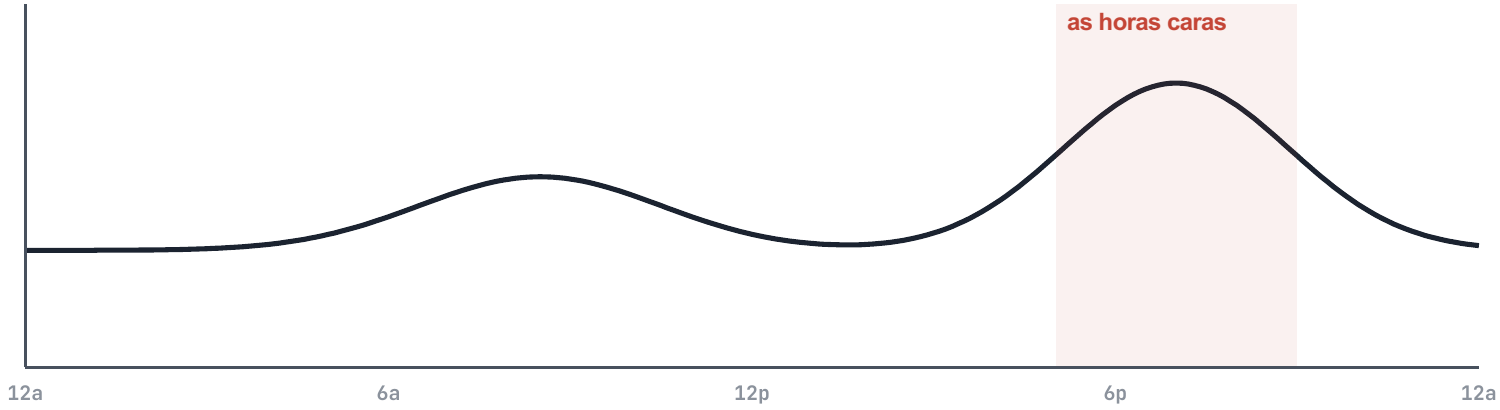
Cargas térmicas Deslocar ar-condicionado, água quente e refrigeração sem prejudicar o serviço limits.[27]

CONCLUSÃO

Coordene muitos pequenos ativos e a rede enxerga um único recurso despachável e consciente das restrições: uma usina virtual.

Deslocar energia, reduzir o pico

A curva desta noite: o pico vem de compromissos fixos (jantar, ar-condicionado, VEs chegando em casa)

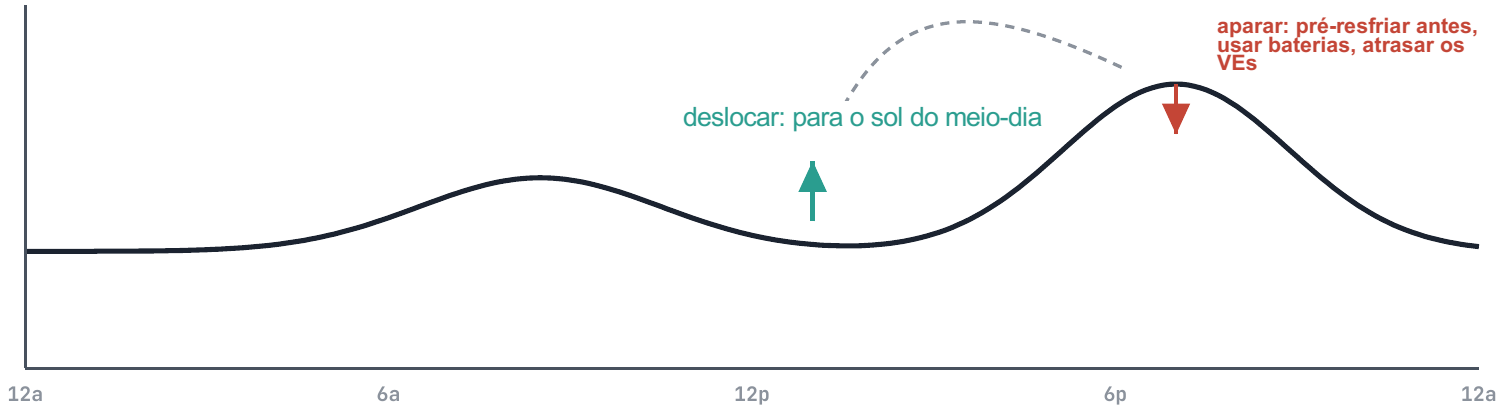


a energia precisa ser fornecida, mas precisa ser NESTAS horas?

Primeiro, idealizado: o jantar continua sendo feito e os VEs continuam sendo carregados. O que pode mudar é quando a energia flexível é usada.

Deslocar energia, reduzir o pico

As alavancas: tirar energia do pico, levar para as horas solares baratas

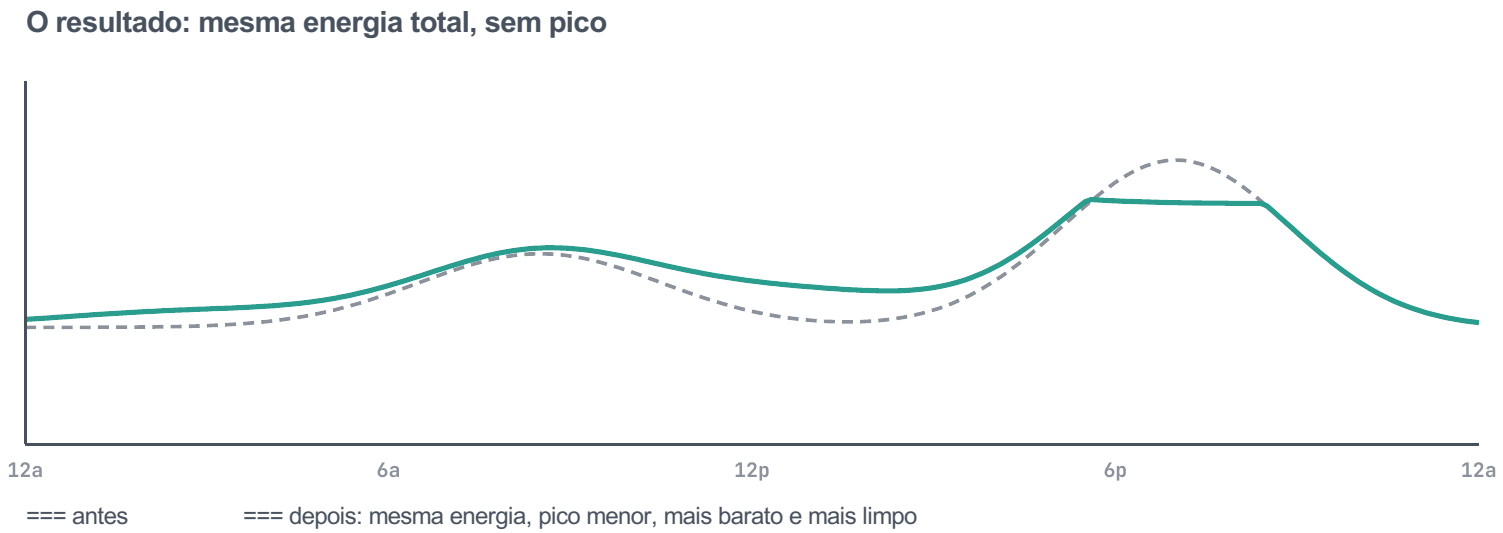


nenhuma muda quanta energia o edifício usa, só quando

CONCLUSÃO

Três alavancas: deslocar a demanda flexível, cortar a não essencial ou armazenar energia. Pré-resfriamento e baterias têm perdas, então a energia total pode ficar parecida, ou subir um pouco, mesmo com o pico caindo.

Deslocar energia, reduzir o pico



CONCLUSÃO

O pico e a conta podem cair. O carbono só cai se a demanda for para horas com emissões marginais menores. Por isso toda afirmação precisa de duas checagens: uma previsão antes do evento e um contrafactual depois.

Para agir horas antes, é preciso enxergar horas antes

DADO	ENCONTRAR	USADO PARA
clima · calendário · carga passada	a carga da próxima hora até a próxima semana	pré-resfriamento · deslocamento · planejamento

Uma previsão, vários horizontes: cada um alimenta uma decisão diferente, cada um é mais incerto



CONCLUSÃO

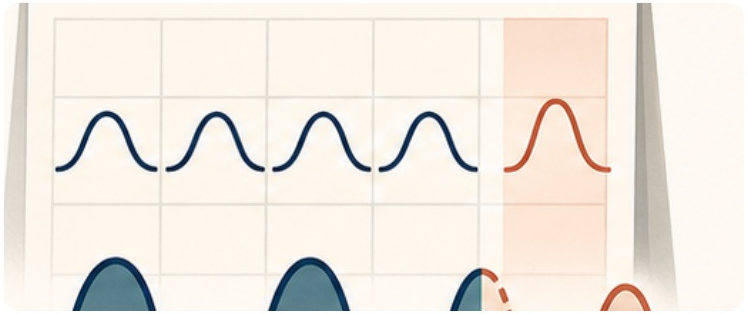
O pré-resfriamento precisa da curva do dia seguinte; o controle em tempo real, da próxima hora; as compras, da próxima estação, e o erro cresce com a distância. Essa previsão alimenta tudo o que vem depois.

AS REFERÊNCIAS DE LONGA DATA

Regressão e ARIMA, depois gradient boosting

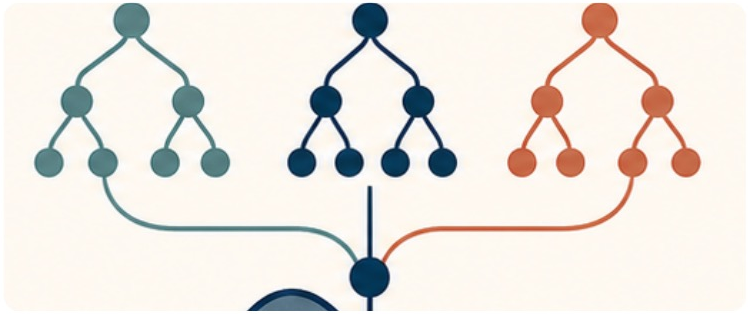


Regressão climática Temperatura + calendário > uma resposta de carga interpretável response.



ARIMA / SARIMA

Prolongar a autocorrelação e o ritmo diário/semanal.



Gradient boosting Combinar variáveis construídas com muitas pequenas árvores de decisão.

CONCLUSÃO

Comece pela referência que combina com a estrutura: clima, sazonalidade e depois interações. O gradient boosting venceu o ASHRAE GEP III (~3.600 equipes); aprendizado profundo não é automaticamente melhor.

O benchmark honesto: a persistência é difícil de bater

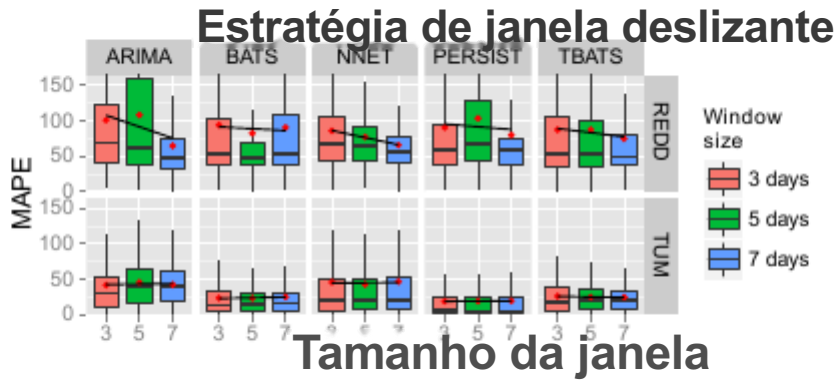


Fig. 1 · **Veit et al., e-Energy 2014** · doi:10.1145/2602044.2602082

CONCLUSÃO

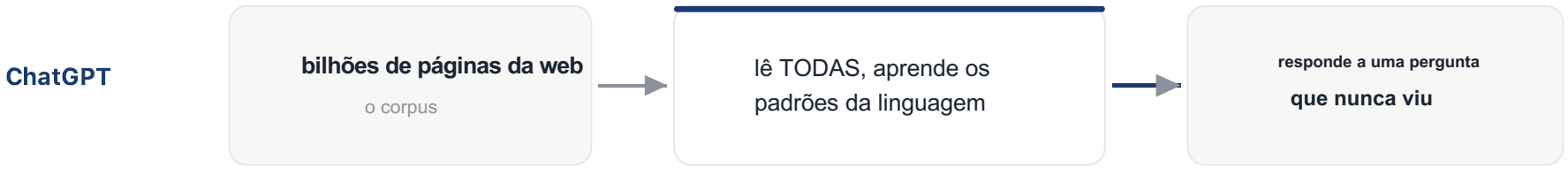
No nível de uma única residência, ARIMA, suavização exponencial e redes neurais “raramente superam as previsões de persistência correspondentes”: repetir a última observação fica na mesma faixa de erro.

[31]

E em um edifício de escritórios real, um sensor de ocupação moveu o MAPE só de 1,24% para 1,22%, enquanto refazer a previsão a cada hora reduziu o RMSE em 73%. A frequência de atualização superou tanto o sensor quanto o tipo de modelo.

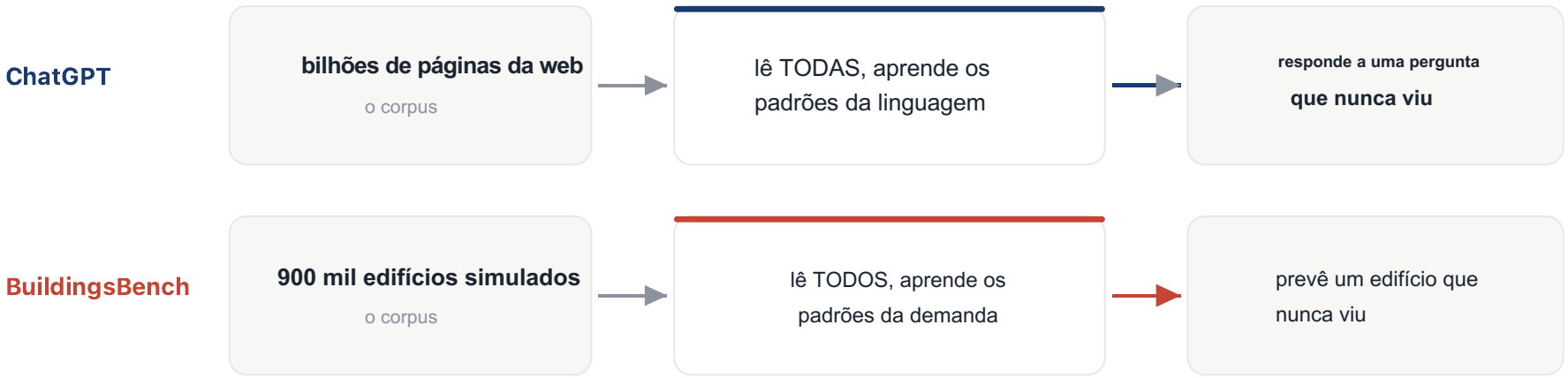
Pré-treinar em 900 mil edifícios simulados

A mesma ideia de pré-treinamento do ChatGPT, mas com curvas de carga no lugar de texto



Pré-treinar em 900 mil edifícios simulados

A mesma ideia de pré-treinamento do ChatGPT, mas com curvas de carga no lugar de texto



mesma estratégia, outros dados: o pré-treinamento fornece um prior; a transferência ainda precisa ser testada em edifícios reais

CONCLUSÃO

A analogia com o ChatGPT é sobre pré-treinamento, não equivalência. O BuildingsBench aprende um prior amplo a partir de 900 mil edifícios simulados e avalia a transferência em mais de 1.900 edifícios reais. O teste: esse prior ajuda um edifício novo com pouco histórico local?

APLICAÇÃO 3 · ETAPA: DECIDIR

Controle predial que considera o conforto

Ocupantes no ciclo: metas seguras na saída, resultados medidos de volta

MEDIR MODELAR **DECIDIR** VERIFICAR



IA para edifícios · Escola de verão Climate Change AI 2026

A guerra do termostato: todo mundo conhece esta sala

Uma sala de reunião, um termostato: quatro experiências diferentes



o termostato lê UM número; quatro corpos, quatro microclimas, quatro veredictos o sol na mesa, uma saída de ar em cima, a roupa, o que você acabou de fazer: nada disso o termostato mede

ENQUETE

Mãos para cima: quem já brigou pelo termostato do escritório, ou usou casaco dentro de casa no verão?

CONCLUSÃO

O termostato lê um número; a sala tem quatro microclimas e quatro corpos. Conforto não é uma temperatura: então o que é?

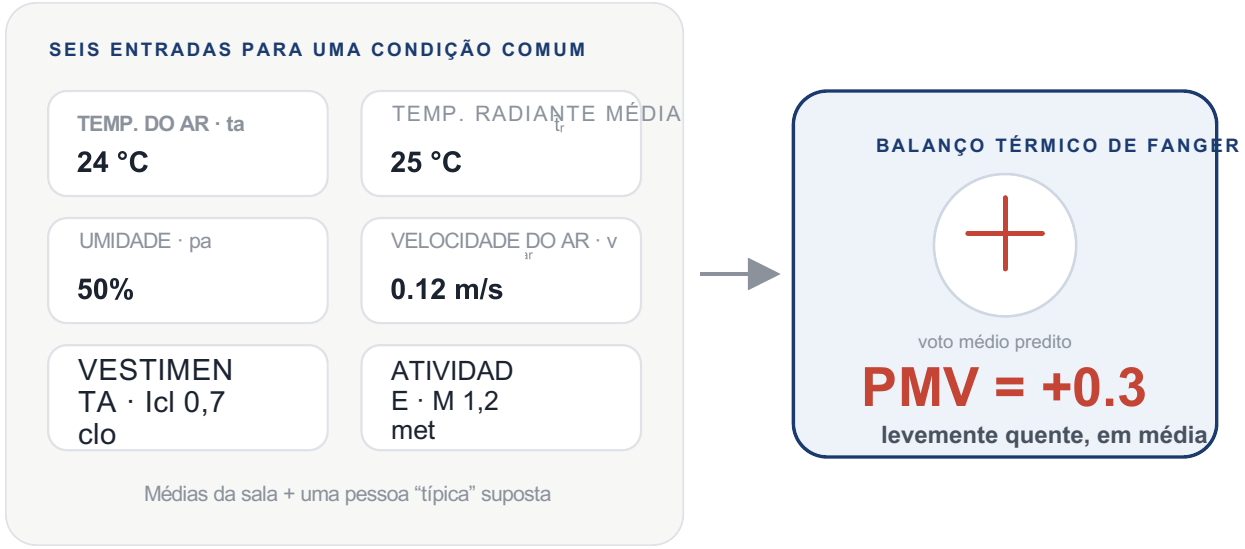
O PMV é uma estimativa de grupo: uma salvaguarda, não um veredicto

SEIS ENTRADAS PARA UMA CONDIÇÃO COMUM

TEMP. DO AR · ta **24 °C**	TEMP. RADIANTE MÉDIA · t_r **25 °C**
UMIDADE · pa **50%**	VELOCIDADE DO AR · v_{ar} **0.12 m/s**
CLOTHING · I_cl **0.7 clo**	ATIVIDADE · M 1,2 met

Médias da sala + uma pessoa “típica” suposta

O PMV é uma estimativa de grupo: uma salvaguarda, não um veredicto



A caixa de seis entradas esconde uma equação de balanço térmico não linear

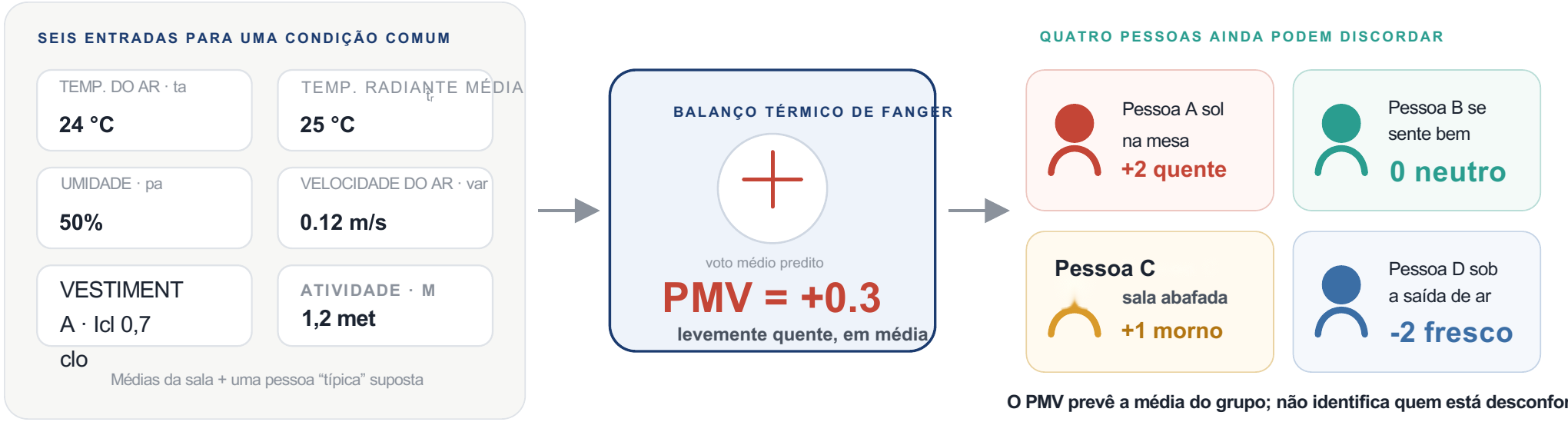
t_a **temperatura do ar**	$\bar{t}_r$ temperatura radiante média	p_a pressão de vapor a partir de	v_{ar} velocidade relativa do ar	I_{cl} isolamento da vestimenta	M taxa metabólica / atividade

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

TAKEAWAY

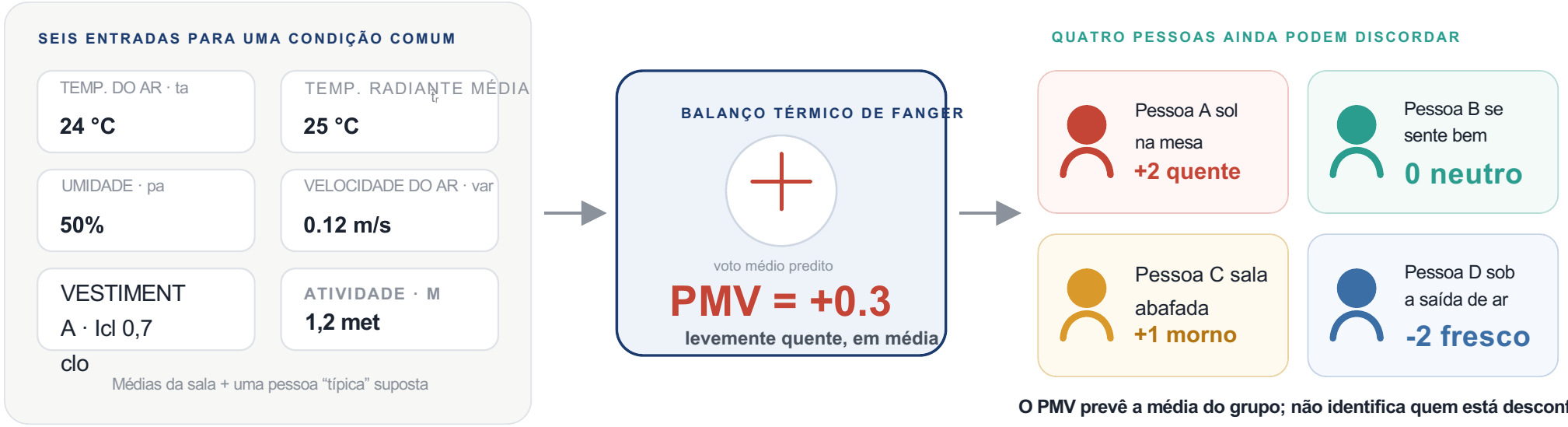
As seis entradas são só o começo: o modelo também calcula a área vestida fcl, a convecção hc e a temperatura da superfície da roupa tcl, esta última de forma iterativa. O PMV é um cálculo de balanço térmico, não uma consulta de temperatura.

O PMV é uma estimativa de grupo: uma salvaguarda, não um veredicto



O PMV prevê a média do grupo; não identifica quem está desconfortável.

O PMV é uma estimativa de grupo: uma salvaguarda, não um veredicto



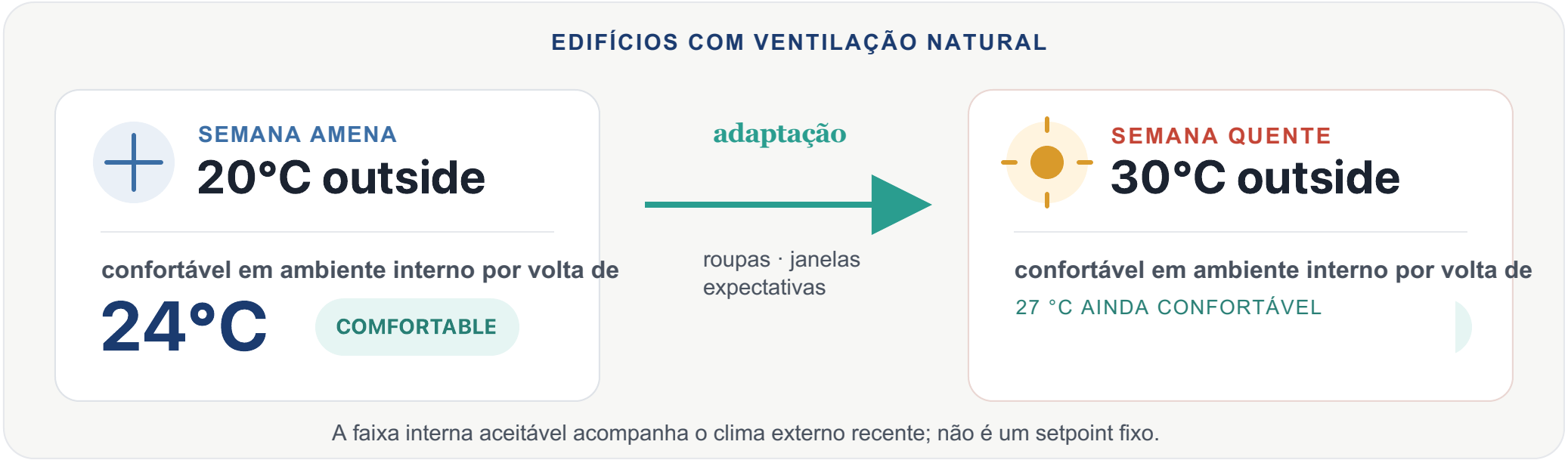
O PMV prevê a média do grupo; não identifica quem está desconfortável.

CONCLUSÃO

E depois? Prever o PMV para setpoints candidatos, manter uma faixa de conforto inicial (por exemplo, -0,5 ≤ PMV ≤ +0,5) e escolher o candidato de menor energia. Depois, verificar com votos reais: o retorno local pode prevalecer sobre a média do grupo.

O CONFORTO É EM PARTE APRENDIDO COM O CLIMA

Numa semana quente, 27 °C ainda pode ser confortável



A faixa interna aceitável acompanha o clima externo recente; não é um setpoint fixo.

CONCLUSÃO

Em edifícios com ventilação natural, as pessoas mudam de roupa, usam janelas e ventiladores e ajustam as expectativas. A faixa interna aceitável sobe com a temperatura externa recente; não é um setpoint fixo, nem uma afirmação de que todo escritório climatizado deva ficar a 27 °C.

A CENA · UMA SALA, UMA TARDE

Às 14h, uma sala vira um problema de controle



O que vem por aí? 17h: mais calor, sol forte, preço de energia alto, reunião de oito pessoas.

O que está fragmentado? AVAC, persianas e iluminação têm cada um seus sensores e controlador local.

O que precisa ser coordenado?

Conforto, 300-500 lux sem ofuscamento, pico baixo de kW e limites seguros dos equipamentos.

ENTRADAS

estado da sala · ocupação · clima · preço/carbono · luz natural

SAÍDAS A CADA 15 MIN

setpoint de AVAC · posição da persiana · nível de luz

CONCLUSÃO

O problema de controle: escolher metas coordenadas que mantenham as pessoas confortáveis e a sala utilizável, reduzindo energia, custo ou carbono. A previsão importa porque permite ao edifício agir antes do pico.

TRÊS SISTEMAS ISOLADOS · UMA SALA ACOPLADA

AVAC, persianas e luzes não podem otimizar de forma independente



AVAC

Mais calor solar > mais refrigeração.



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.

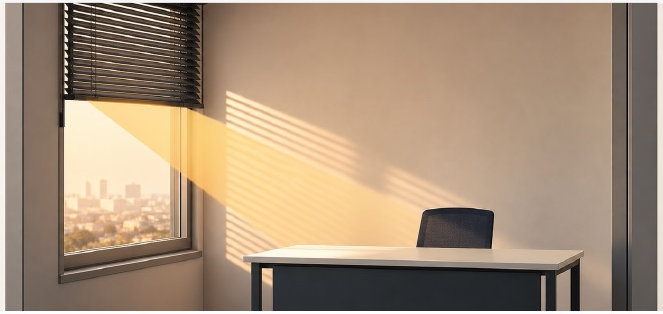
TRÊS SISTEMAS ISOLADOS · UMA SALA ACOPLADA

AVAC, persianas e luzes não podem otimizar de forma independente



AVAC

Mais calor solar > mais refrigeração.



Persiana Fecha contra o ofuscamento > perde 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.

TRÊS SISTEMAS ISOLADOS · UMA SALA ACOPLADA

AVAC, persianas e luzes não podem otimizar de forma independente



AVAC

Mais calor solar > mais refrigeração.



Persiana Fecha contra o ofuscamento > perde luz natural.



Luzes Aumentam para substituir a luz natural > adicionam calor.

CONCLUSÃO

A persiana fecha, as luzes aumentam e o AVAC remove o calor das lâmpadas. Cada sistema isolado cumpre sua própria meta; a sala desperdiça energia. A coordenação é útil justamente porque uma ação muda vários resultados.

Um sensor, três nomes: cada aplicação vira sob medida

O mesmo sensor, uma temperatura de zona, na língua de três fabricantes

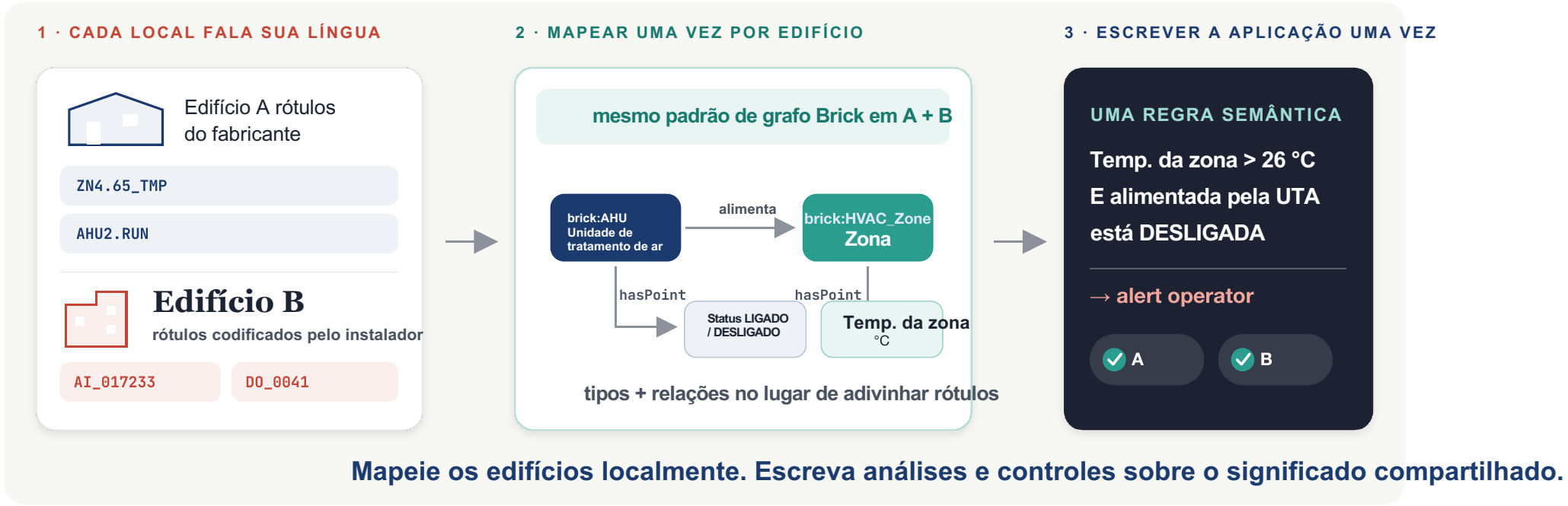


um edifício grande tem de 1.500 a 2.500 pontos de sensor; os rótulos são digitados pelos instaladores, projeto a projeto um app escrito para um edifício quebra em silêncio no seguinte: por isso o software predial não escala

CONCLUSÃO

Abra três sistemas de gestão predial e a mesma ideia pode aparecer com três nomes de ponto opacos. Os nomes variam por projeto, são aplicados de forma inconsistente e às vezes ficam escondidos atrás de APIs proprietárias. A análise é reutilizável; a integração, não. Motivação adaptada do webinar do Brick Schema (05:03).

O Brick separa o significado de um ponto do seu nome local



Mapeie os edifícios localmente. Escreva análises e controles sobre o significado compartilhado.

CONCLUSÃO

O Brick associa os rótulos locais de cada local a tipos e relações compartilhados. O coordenador pede “a temperatura da zona e o atuador de persiana que atendem a esta sala”, não um rótulo de fabricante. O controle escolhe as metas; os metadados dizem ao software onde ler e escrever **them.**[37]

Um controlador repete quatro passos: observar » escolher » meta » checar

1 · OBSERVAR

O que está acontecendo?

temperatura da sala

ocupação

previsão do tempo

sol + luz natural ·

preço / sinal da rede

CONCLUSÃO

1 · Observar. Os sensores descrevem a sala agora; previsões e preços descrevem o que vem. Nada se move ainda: são só as entradas da decisão.

Um controlador repete quatro passos: observar » escolher » meta » checar

1 · OBSERVAR

O que está acontecendo?

temperatura da sala

ocupação

previsão do tempo ·
sol + luz natural ·
preço / sinal da rede

2 · ESCOLHER

Controlador

supervisor compara metas candidatas regras ou política aprendida

CONCLUSÃO

2 · Escolher. O supervisor compara combinações de metas candidatas quanto a conforto, luz, energia e segurança. Uma regra, um otimizador ou uma política aprendida diferem em como escolhem, não no que produzem.

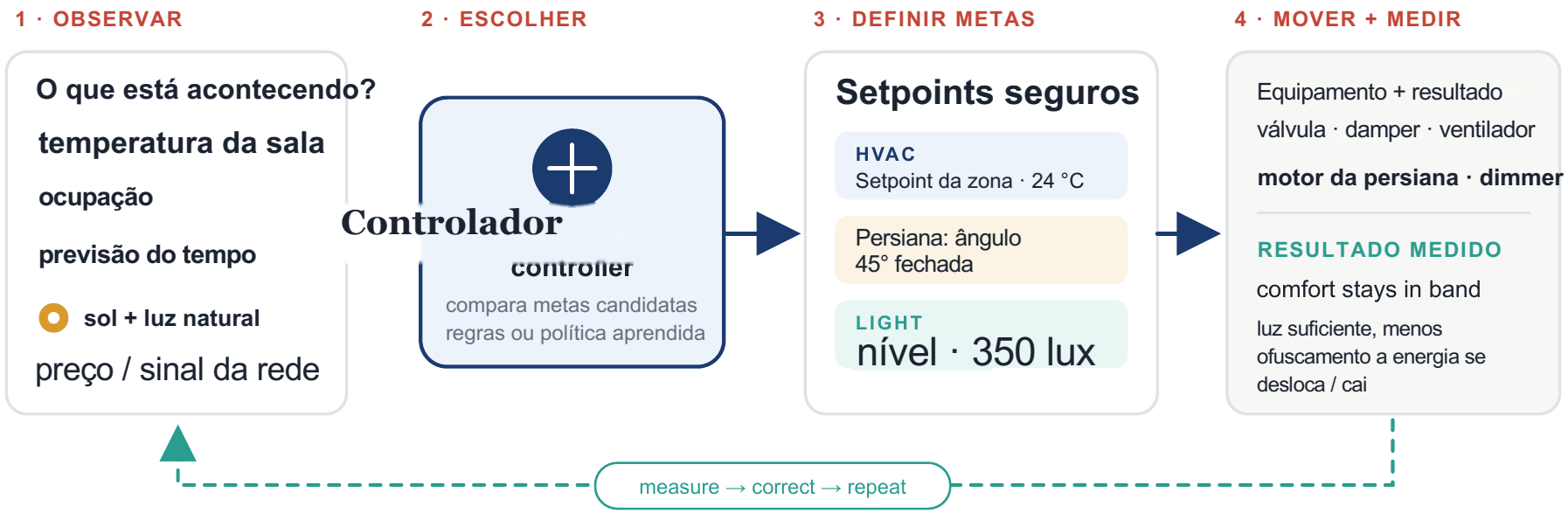
Um controlador repete quatro passos: observar » escolher » meta » checar



CONCLUSÃO

3 · Definir metas. A saída são setpoints comuns, por exemplo 24 °C, persiana a 45° e 350 lux. Os controladores locais existentes traduzem essas metas em movimentos de válvulas, dampers, motores e dimmers.

Um controlador repete quatro passos: observar » escolher » meta » checar



CONCLUSÃO

4 · Mover, medir, repetir. As malhas locais movem o hardware; os sensores informam o resultado. Se conforto, luz ou energia não atingirem a meta, o supervisor corrige as próximas metas.

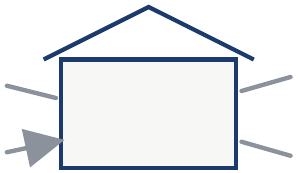
Caixa branca, cinza ou preta: o que acontece depois deste setpoint?

DADO estado da sala + clima + setpoint candidato

PREVER temperatura da sala + potência do AVAC · 15-60 min depois

CAIXA BRANCA

simular física detalhada



geometria, materiais, equipamentos, horários

`EnergyPlus / Modelica`

plantas + calibração

CAIXA CINZA

ajustar um pequeno modelo físico



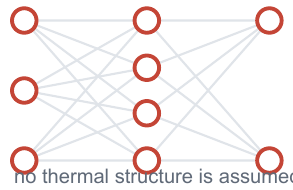
poucos estados térmicos ajustados a registros

aprender R e C

alguns dados + hipóteses físicas

CAIXA PRETA

aprender o mapeamento a partir dos dados



árvores impulsionadas / redes neurais

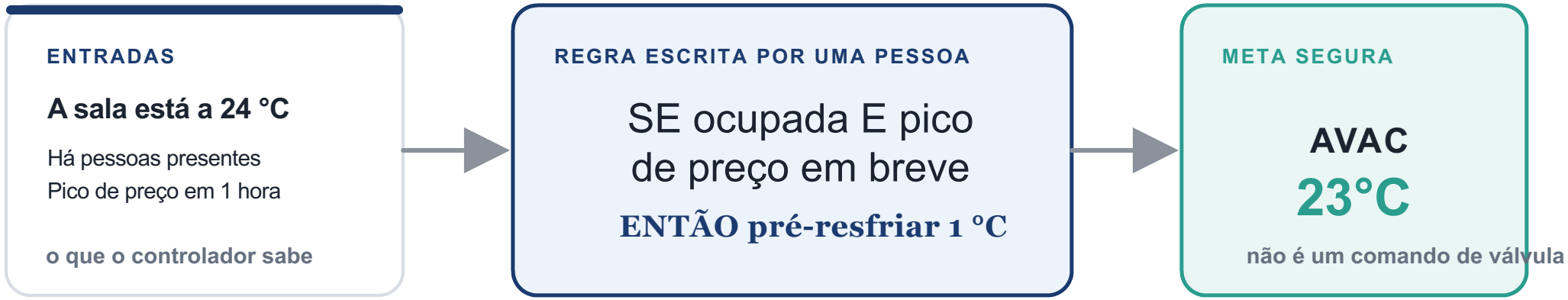
muitos dados variados

mais conhecimento físico → mais dados

CONCLUSÃO

As três respondem ao mesmo contrafactual: “Se eu escolher este setpoint agora, o que acontece depois?”. O controlador compara ações candidatas usando a temperatura e a potência previstas. Branca, cinza e preta descrevem como essas consequências são previstas, não tipos diferentes de controlador.

Regras: uma pessoa escreve a lógica de decisão



BOA PRIMEIRA ESCOLHA
clara · explicável · fácil de limitar

LIMITE
as interações podem multiplicar as regras

CONCLUSÃO
Comece por aqui. Uma regra codifica diretamente o que o operador já sabe. Ela continua útil até que clima, ocupação, preços e vários sistemas acoplados criem mais casos do que as pessoas conseguem manter.

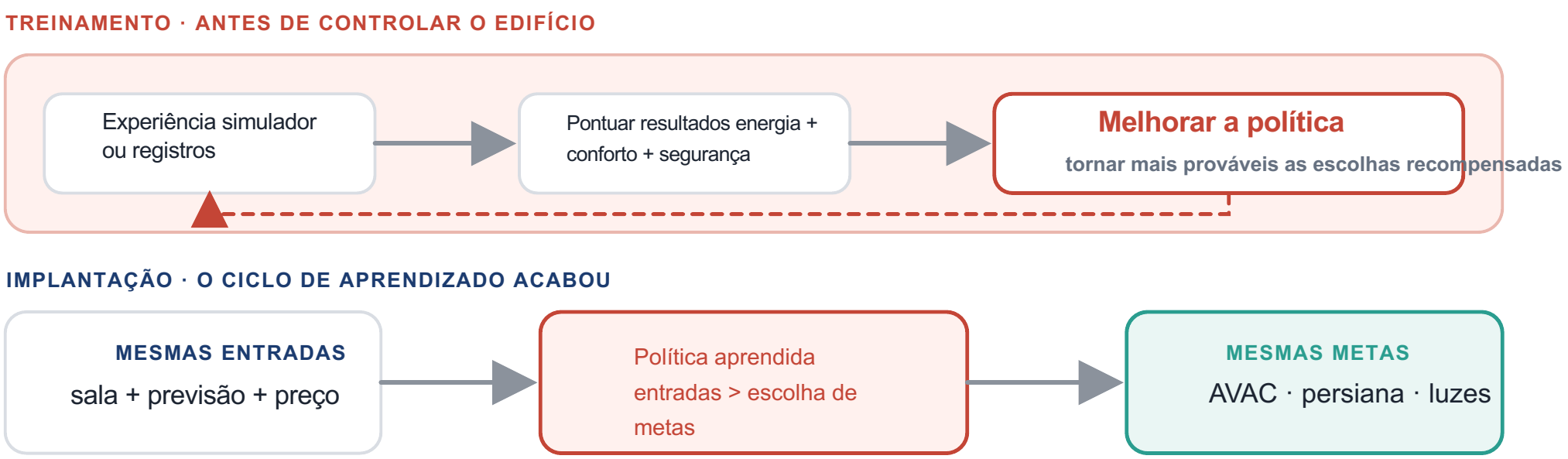
Um jogo de plataforma e um edifício usam o mesmo vocabulário de AR

	JOGO DE PLATAFORMA		CONTROLE PREDIAL
	aprender que movimento faz o jogador avançar 		aprender que metas melhoram a operação 
ESTADO	O QUE O AGENTE VÊ **posição do jogador · obstáculos · tempo**	ESTADO	O QUE O CONTROLADOR VÊ **temperatura · pessoas · previsão**
AÇÃO	O QUE PODE ESCOLHER **esquerda · direita · pular**	AÇÃO	O QUE PODE ESCOLHER metas de AVAC · persiana · luz
RECOMPENSA	COMO UM MOVIMENTO É PONTUADO + progresso · perder uma vida	RECOMPENSA	COMO UMA META É PONTUADA · **custo + conforto · violações**
POLÍTICA	A ESTRATÉGIA APRENDIDA **estado > próximo movimento**	POLÍTICA	A ESTRATÉGIA APRENDIDA **estado > metas seguras**
EXPERIÊNCIA	ONDE O APRENDIZADO ACONTECE **muitas partidas no emulador**	EXPERIÊNCIA	ONDE O APRENDIZADO ACONTECE **dias simulados ou registros**

CONCLUSÃO

O mapeamento é exato; a consequência da falha, não. Um agente de jogo pode perder uma vida enquanto aprende. Um agente predial deve aprender em simulação ou com registros e depois ser implantado dentro de limites rígidos de conforto e segurança.

AR: a experiência ensina a lógica de decisão



O AR não é automaticamente melhor: use-o só com treinamento seguro, limites rígidos e controle de reserva.

CONCLUSÃO

Só muda a regra de decisão. O AR aprende o mapeamento de entradas para metas antes da implantação; não aprende experimentando livremente com os ocupantes. Use-o só quando as decisões se repetem, as interações importam e há dados de treinamento confiáveis ou simulation exists.[40, 41]

APLICAÇÃO 4 · FASE DE PROJETO

Explorar o espaço de projetos de baixo carbono

Cada simulação é um ponto; o substituto ajuda a achar a fronteira

MEDIR | MODELAR | DECIDIR | VERIFICAR



O mesmo edifício, três formas de gastar seu orçamento de carbono



Manter constante

Área, uso, segurança e vida útil

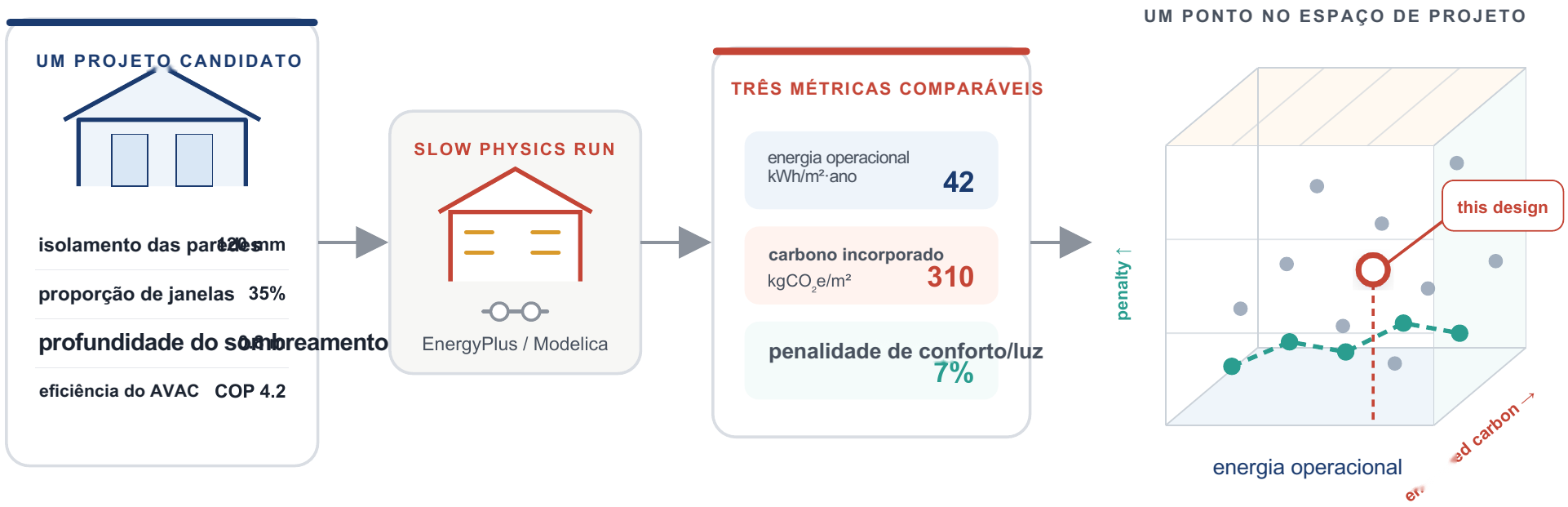
Variar Estrutura, fachada, sombreamento e AVAC

Comparar Carbono inicial + carbono operacional no horizonte escolhido

CONCLUSÃO

A decisão não é “madeira boa, concreto ruim”. Declarações de produto, origem, durabilidade, clima e a rede futura podem mudar a classificação. Compare opções de ciclo de vida completo enquanto as escolhas de projeto ainda são reversíveis.

Cada simulação transforma um projeto em um ponto comparável



CONCLUSÃO

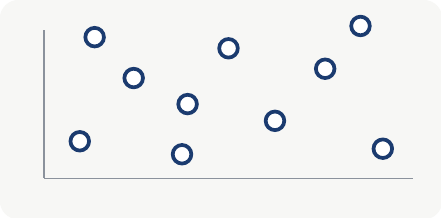
Raramente existe um único melhor edifício. O conjunto de Pareto é o pequeno grupo que vale discutir: melhorar um objetivo a partir de qualquer projeto destacado pioraria pelo menos outro.

Gastar o lento orçamento de simulação em 30 projetos variados

PASSO 1 · COMPRAR 30 RÓTULOS VALIOSOS COM A FÍSICA

A · COBRIR O ESPAÇO DE PROJETO

Não simule 30 edifícios quase idênticos.



30 candidatos variados

B · RODAR O SIMULADOR LENTO

Cada execução produz a resposta confiável.



minutos a horas

run 19 of 30

C · GUARDAR ENTRADAS + SAÍDAS VERIFICADAS

Esta pequena tabela é o conjunto de treinamento do substituto.

projeto	energia	carbono	penalidade
#01	42	310	7%
#02	51	244	5%
… #30	38	405	4%

30 exemplos caros e confiáveis

O simulador é o rotulador. Gaste seu orçamento limitado em cobertura, não em repetição.

CONCLUSÃO

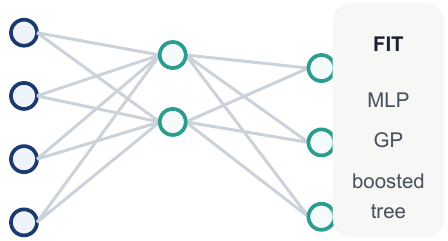
O simulador é o rotulador caro. Amostre para cobrir: combinações de envoltória, vidros, sombreamento e AVAC que abranjam as escolhas que você realmente poderia fazer.

Aprender o mapa, triar 10.000 candidatos, verificar cinco

PASSO 2 · APRENDER O MAPA, TRIAR MILHARES, DEPOIS VERIFICAR CINCO

A · AJUSTAR UM SUBSTITUTO RÁPIDO

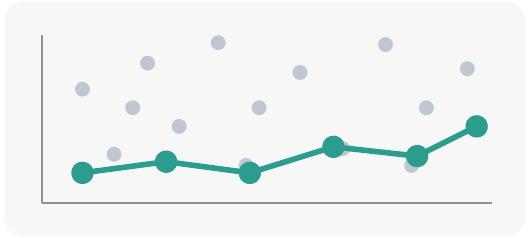
Aprender variáveis de projeto > três métricas.



milissegundos por previsão

B · PREVER 10.000 CANDIDATOS

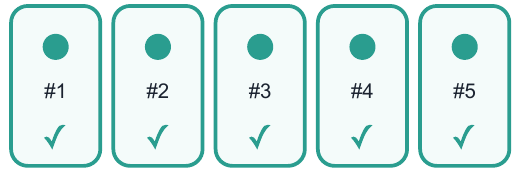
Manter só a fronteira não dominada.



segundos, não milhares de simulações

C · VERIFICAR OS CINCO FINALISTAS

O substituto propõe; a física confirma.



5 rodadas físicas finais

antes de uma decisão de projeto real

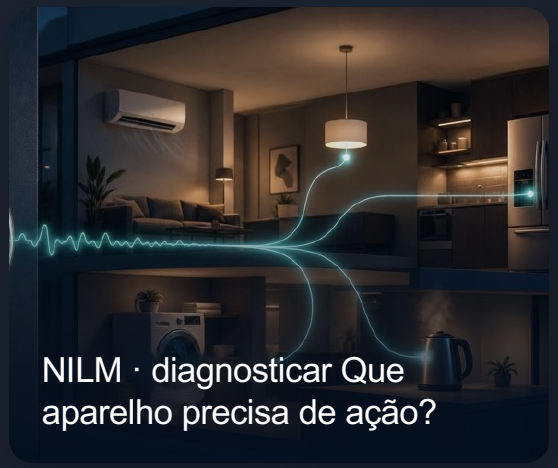
O ganho de velocidade só é útil se a lista final voltar ao simulador confiável.

CONCLUSÃO

Para métricas escalares, comece com um MLP, um processo gaussiano ou uma árvore impulsionada. Um operador neural é mais natural para previsões campo > campo. O substituto propõe; a física verifica os cinco finalistas.

A MENSAGEM PRINCIPAL

O modelo não é o fim. A decisão verificada, sim.









MEDIR o que acontece · MODELAR o que vem · DECIDIR o que fazer · VERIFICAR que funcionou

Obrigado

Perguntas, colaborações e projetos de estudantes são bem-vindos

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

IA para edifícios · Escola de verão Climate Change AI 2026

APÊNDICE

Slides de reserva

Aprofundamento para perguntas e respostas

IA para edifícios · Escola de verão Climate Change AI 2026

RESERVA · OBJETIVO DE CONTROLE FORMAL

Um objetivo compacto deixa os trade-offs explícitos

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

Entradas Estado da zona, ocupação, clima, radiação solar, tarifa e previsões de carbono.

Decisões Setpoint de AVAC, vazão de ar, ângulo da persiana e nível de luz dentro dos limites dos equipamentos.

Resultados

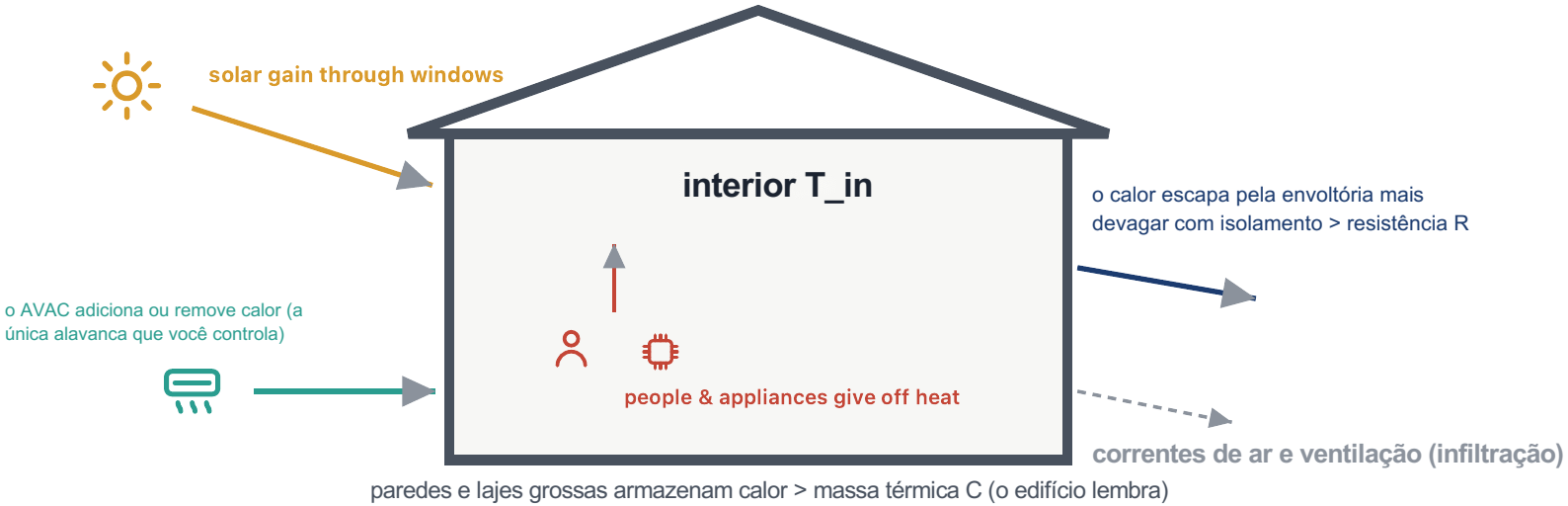
Energia/custo/carbono, desconforto térmico e visual e pico de demanda.

CONCLUSÃO

Os pesos revelam juízos de valor; restrições rígidas protegem a qualidade do ar, os equipamentos e o conforto mínimo. A palestra principal usa a mesma estrutura sem a notação.

Um edifício é uma caixa com vazamentos, iluminada pelo sol e com memória

De onde vem o calor e para onde vai: ISSO é a física



exterior T_out: tudo é movido pela diferença de temperatura interior-exterior

CONCLUSÃO

O sol entra, o calor escapa pela envoltória, as correntes cruzam as frestas, pessoas e aparelhos adicionam calor, o AVAC compensa e a estrutura armazena calor. Esse calor armazenado é o motivo pelo qual o pré-resfriamento pode deslocar a demanda no tempo.

RESERVA · REALIMENTAÇÃO LOCAL

Uma regra de supervisão escolhe a meta; o PI/PID a segue

```
# supervisor: escolher a meta da zona
T_sp = 24.0 if occupied else 28.0

# malha local instalada: mover a válvula de resfriamento
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 ao erro atual.

PI · comum em AVAC

Também elimina o desvio persistente.

PID

Também reage à inclinação; a derivada pode amplificar o ruído.

CONCLUSÃO

A malha local reage em segundos. Ela não sabe que um pico de preço está chegando; o supervisor, mais lento, muda sua meta com antecedência.

Três ações plausíveis, três respostas diferentes

A · MANTER 24 °C

ENERGIA TOTAL	15 kWh
CONTA	₹186
PICO NO EVENTO	5.0 kW
DESCONFORTO	0 min

Confortável, mas com pico alto.

B · DESLIGAR

ENERGIA TOTAL	7 kWh
CONTA	₹42
PICO NO EVENTO	0 kW
DESCONFORTO	75 min

Mais barato porque as pessoas pagam.

C · PRÉ-RESFRIAR

ENERGIA TOTAL	16 kWh
CONTA	₹132
PICO NO EVENTO	2.5 kW
DESCONFORTO	0 min

1 kWh a mais, deslocado mais cedo.

Cálculo ilustrativo · tarifa 6 antes das 17h, 18 durante o evento

CONCLUSÃO

Nenhuma ação vence em todas as colunas. Desligar minimiza energia e custo, mas viola o conforto. O pré-resfriamento usa 1 kWh a mais que a programação normal, mas reduz o pico do evento pela metade e baixa a conta, porque a energia foi usada mais cedo. O exemplo é ilustrativo.

O MPC é um plano descartável com realimentação permanente

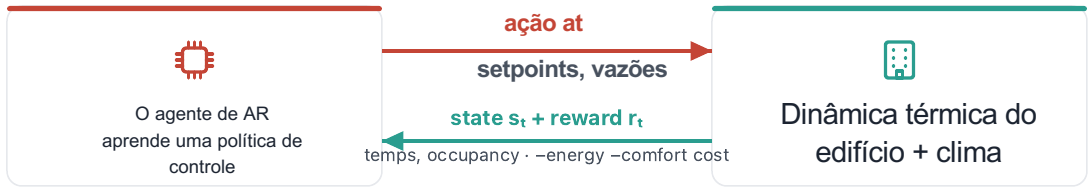


Janela aberta? Ocupação mudou? O próximo ciclo muda o plano.

CONCLUSÃO

O MPC prevê trajetórias candidatas, escolhe o plano viável mais barato, aplica só a primeira ação, depois mede e replaneja. A realimentação corrige o plano quando uma janela se abre ou a previsão erra.

O AR aprende a mesma interface estado » meta » resultado



por que edifícios reais são difíceis

segurança · eficiência amostral · lacuna simulação-realidade · não estacionariedade

TREINAMENTO

repetir com segurança no simulador ou em dados registrados > melhorar a recompensa de longo prazo

IMPLANTAÇÃO

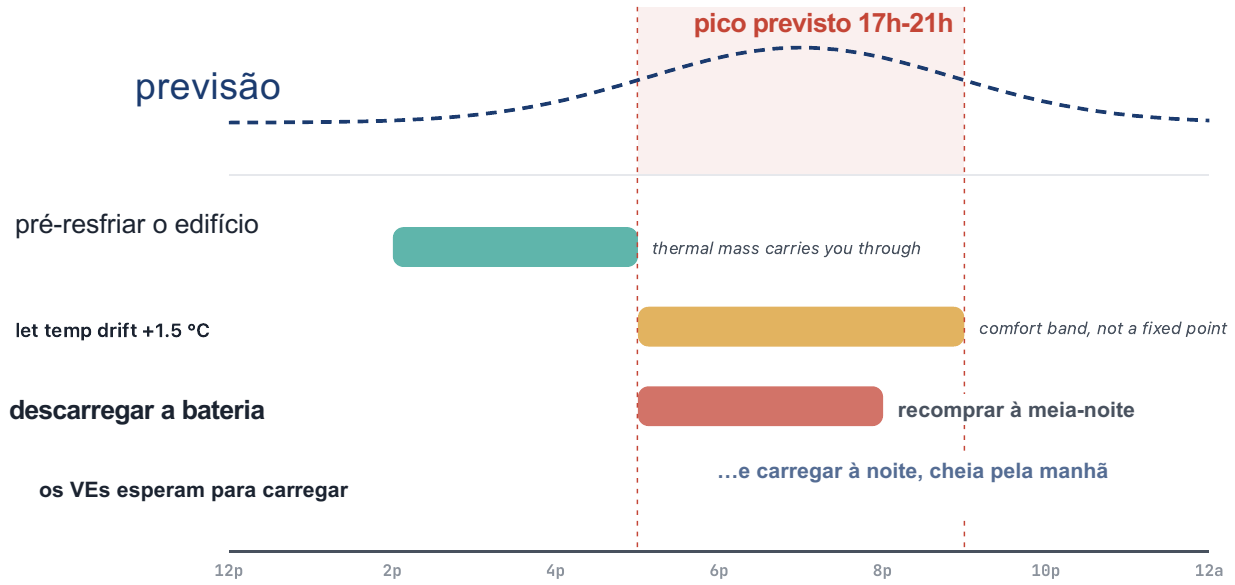
estado real > política aprendida > setpoints seguros; as malhas locais os executam

CONCLUSÃO

O estado, as ações, a recompensa, as referências e o ambiente de treinamento seguro definem o problema antes do algoritmo. Nunca aprenda por tentativa e erro inseguros com ocupantes ou equipamentos.

Prever ao meio-dia o pico das 17h às 21h e agir antes dele

Previsão do meio-dia > ações viáveis antes, durante e depois do pico



CONCLUSÃO

A previsão sozinha não economiza nada. Ela torna viável uma sequência: pré-resfriar antes do pico, relaxar a temperatura e descarregar uma bateria durante ele e carregar os VEs depois.

RESERVA · FLEXIBILIDADE MEDIDA DOS VEs

Com o mesmo limite de 60 kW, a programação atende todos os dias

60 kW

o mesmo limite de capacidade de recarga da Caltech nos dois casos

22%

dos dias viáveis se cada VE carregar imediatamente

100%

dos dias viáveis com recarga programada

CONCLUSÃO

O valor prático da flexibilidade é acomodar mais VEs na fiação existente. Estes resultados usam mais de 30.000 sessões reais em locais de trabalho e respeitam a necessidade de energia e o horário de saída de cada motorista.

A previsão de demanda diz quando; a de carbono, quando agir

Prever

Estimar a intensidade de carbono da rede nas próximas 96 horas.

Escolher

Encontrar a janela viável mais limpa.

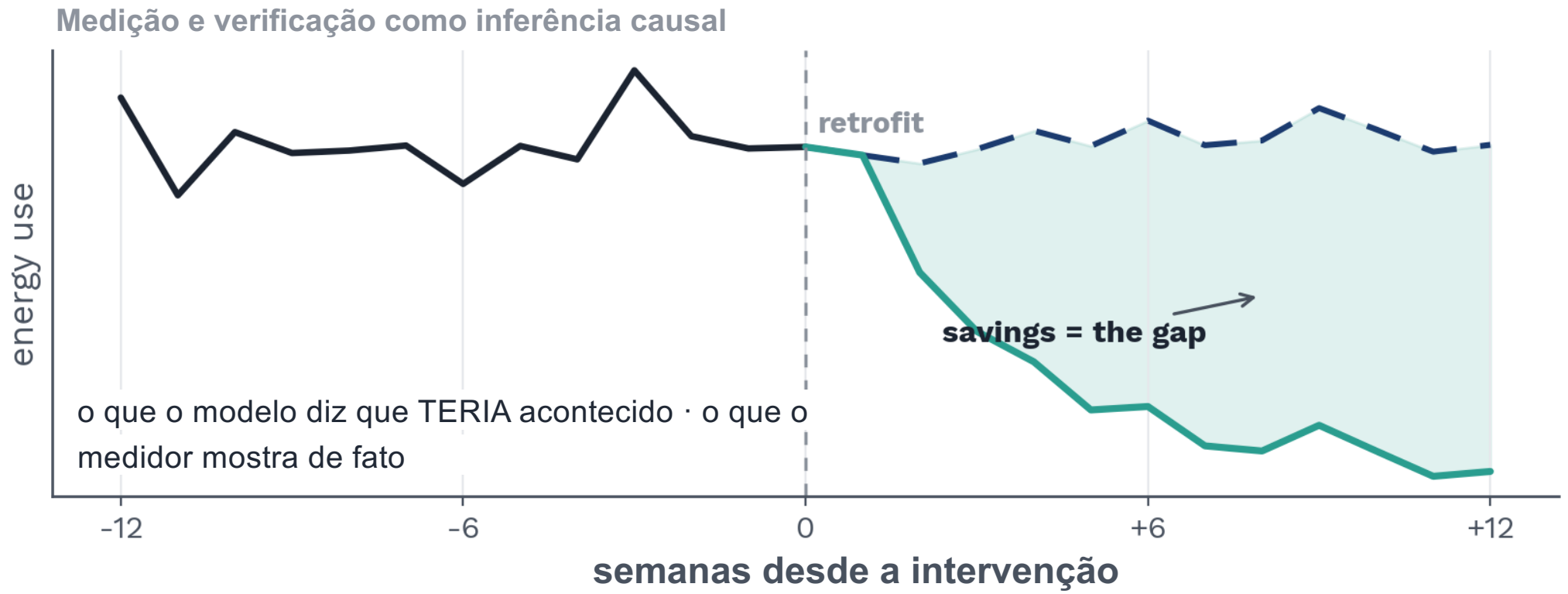
Agir

Deslocar a carga de VEs, térmica, de baterias ou de computação.

CONCLUSÃO

Um deslocamento pode reduzir o preço ou o pico e mesmo assim aumentar as emissões. O CarbonCast alcançou MAPE de 4,8% a 13,9% em seis redes dos EUA e da UE a 96 hours.[47]

A previsão cria o medidor “sem retrofit” que falta



CONCLUSÃO

Decisão viabilizada: verificar o retorno antes de escalar. Medir o uso real, prever o contrafactual sem retrofit com clima e ocupação comparáveis e chamar a diferença de economia realizada.

RESERVA · LIQUIDAÇÃO DA RESPOSTA DA DEMANDA

Pagamento = linha de base estimada – carga medida

100 kW
linha de base estimada sem evento

80 kW
carga medida no evento

20 kW
redução usada na liquidação

CONCLUSÃO

Se a carga real sem evento era de 90 kW, só 10 kW foram reais: um erro de 10 kW na linha de base dobrou o pagamento. Projetar a linha de base é projetar o mercado.

Modelos de sequência profundos: histórico na entrada, distribuição na saída

Modelos de sequência profundos: uma janela de histórico na entrada, uma curva probabilística na saída

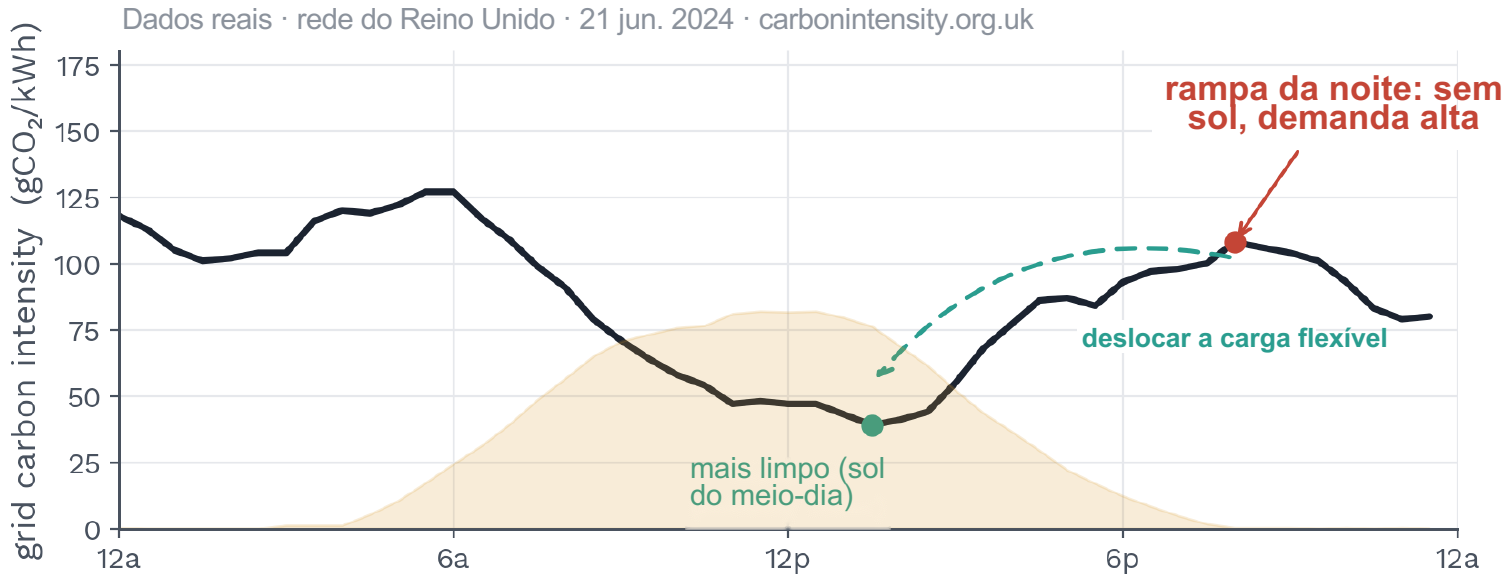


CONCLUSÃO

LSTMs, convoluções temporais e atenção compensam quando há muitas séries correlacionadas e longo histórico, ou quando são necessários intervalos calibrados em vez de uma estimativa pontual. Eles exigem muitos dados, então raramente vencem em um único edifício com poucos dados.

Um kWh às 18h não é um kWh às 14h

DADO sinal horário de preço / carbono · **ENCONTRAR** quando deslocar a carga flexível · **SUJEITO A** **conforto + economia verificável**



CONCLUSÃO

Você conhece estas jogadas da estratégia do pico: aqui elas são precificadas em carbono, com dados reais da rede: o sol do meio-dia é ~2,6 vezes mais limpo que a rampa da noite. Mesma estratégia, segunda moeda.

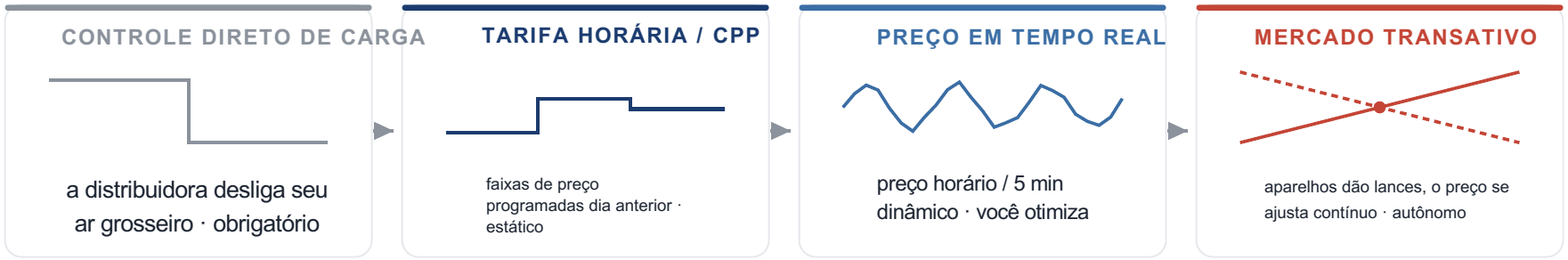
ENQUETE

Sua distribuidora paga para você ajustar o ar-condicionado em 1 °C nos picos: você adere, só com um botão de anulação, ou não?

COMO ACIONAR

De um interruptor aos preços e a um mercado em tempo real

O sinal que aciona a flexibilidade ficou mais rico: de um interruptor a um mercado em tempo real



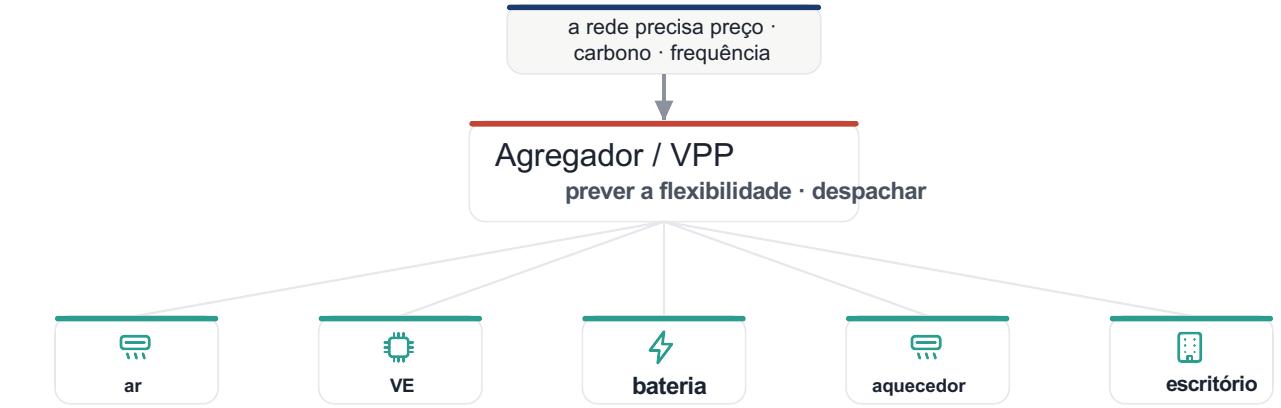
sinal mais rico > mais autonomia para o edifício, menos controle centralizado

CONCLUSÃO

Cada passo para a direita dá mais autonomia ao edifício e exige mais do seu AM: uma programação não exige nada; um mercado em tempo real exige previsão, lances e controle.

Coordenar uma frota sem sacrificar o conforto

Um agregador, milhares de cargas: o AM despacha a flexibilidade dentro de limites rígidos



CONCLUSÃO

Uma população de cargas termostáticas se comporta como armazenamento em escala de rede: pode ser controlada por setpoint para acompanhamento de carga e regulação. A tarefa do AM: prever a flexibilidade de cada carga e despachá-la para um sinal da rede respeitando conforto, limites do alimentador e equidade, via AR por dispositivo ou

Nove edifícios aprendem a achatar um bairro

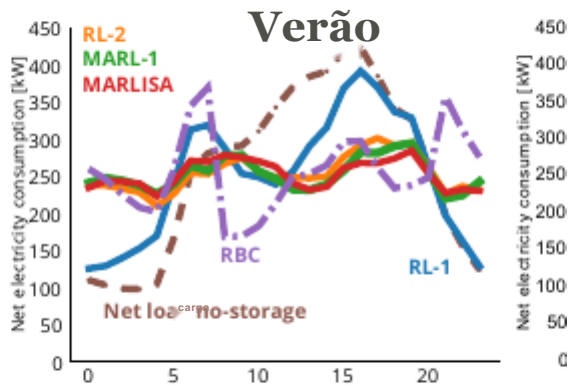


Fig. 7 (verão) · Vazquez-Canteli et al., BuildSys 2020 · doi:10.1145/3408308.3427604

CONCLUSÃO

MARLISA: nove agentes, cada um compartilhando só o consumo previsto do próximo passo com o agente seguinte, aprendem em um ano simulado a achatar a curva do bairro: 35% menos rampas e picos diários 15% menores que um controlador por regras ajustado à mão (que só desloca o pico night).[54]

EVIDÊNCIA REAL · E-ENERGY 2013

SPOT: controlar o próprio conforto, não a temperatura

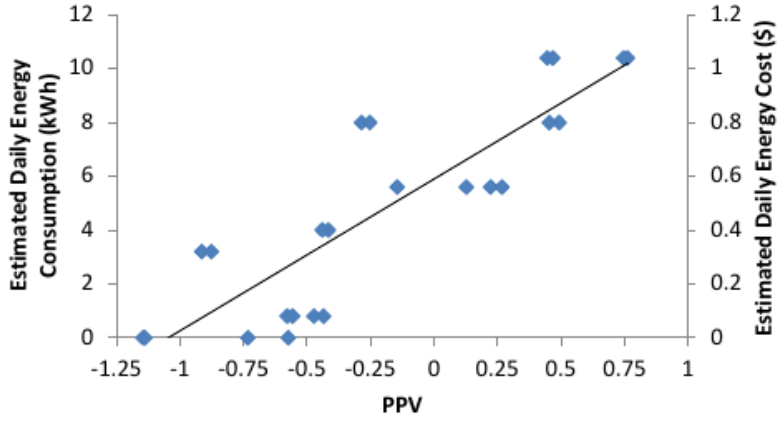


Fig. 10 · **Gao & Keshav, e-Energy 2013** · doi:10.1145/2487166.2487193

CONCLUSÃO

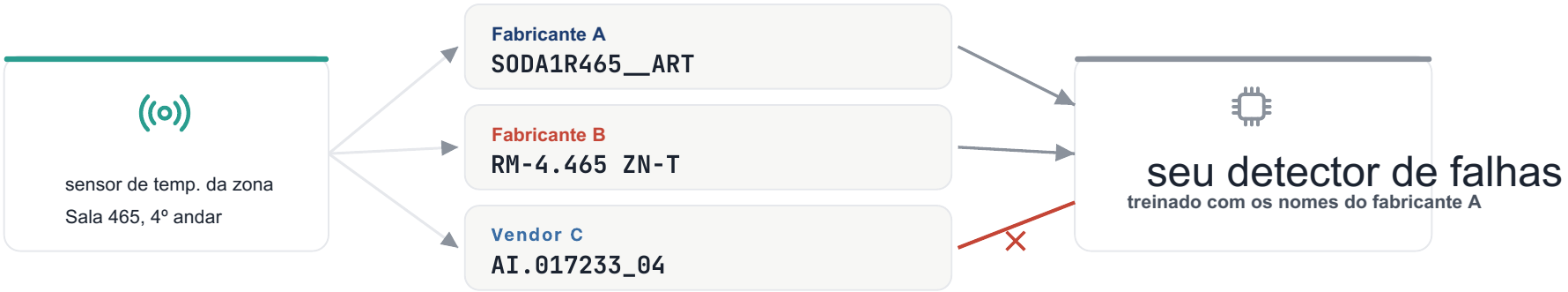
Mede ao vivo as seis entradas do PMV e mantém um nível de conforto personalizado (o “PPV” do SPOT), não uma temperatura: relaxar a meta em 0,25 unidade de conforto economiza ~1,5 kWh de um total de ~6 kWh/dia.

O conforto vira uma variável de controle com preço: a versão quantificada de “cada grau conta”.

O PROBLEMA

Um sensor, três nomes: seu app quebra

O mesmo sensor, uma temperatura de zona, na língua de três fabricantes



um edifício grande tem de 1.500 a 2.500 pontos de sensor; os rótulos são digitados pelos instaladores, projeto a projeto um app escrito para um edifício quebra em silêncio no seguinte: por isso o software predial não escala

CONCLUSÃO

Os rótulos dos pontos são digitados pelos instaladores, por projeto e por fabricante. Testado em três edifícios reais, o melhor esquema existente só conseguia expressar 54% dos rótulos que os fabricantes realmente usam.

Brick: descrever relações, não nomes de fabricantes

A solução: descrever o edifício como um grafo de tipos e relações (Brick)



A MESMA REGRA, ESCRITA UMA VEZ SOBRE O GRAFO

para cada Zona: temp = seu ponto do tipo Zone_Temperature status = o ponto de status da UTA que a alimenta (seguir isFedBy) SE temp > 26 °C E status = DESLIGADO > alerta

sem nomes específicos do edifício: só tipos e relações, então roda em qualquer edifício Brick

O Mortar permite rodar essas consultas em mais de 100 edifícios reais instrumentados

CONCLUSÃO

O Brick substitui nomes por tipos e relações: a regra pede “a UTA que alimenta esta zona”, então pode rodar em edifícios descritos com Brick. O Mortar hospeda mais de 100 desses edifícios para testes.

EVIDÊNCIA REAL · BUILDSYS 2010

O resultado mais citado do BuildSys é um sensor de ocupação

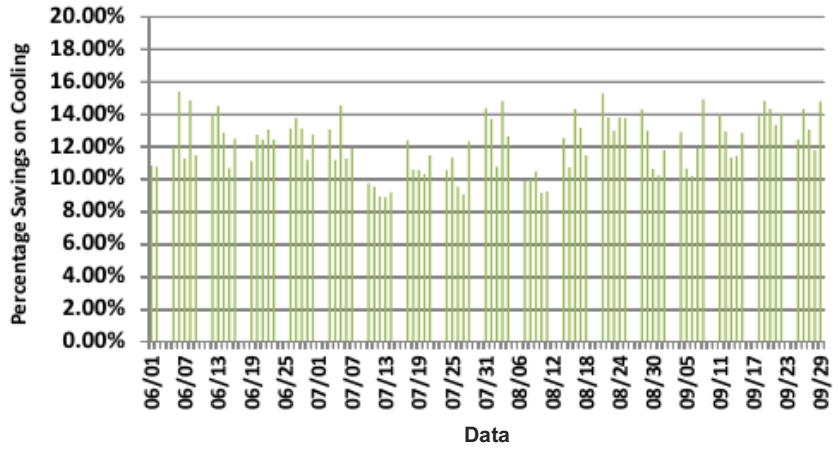


Fig. 6 · **Agarwal et al., BuildSys 2010** · doi:10.1145/1878431.1878433

CONCLUSÃO

Um verão de economias diárias com recuo de setpoint por ocupação no modelo do edifício CSE da UCSD: de 10% a 15% todos os dias. Com mais de 400 kW de carga de AVAC, 15% = 480 kWh por dia de 8 horas.

Termostatos com sensor de ocupação em residências: ~28% de economia de AVAC com ~US$ 25 em sensores.

Por décadas: programações, termostatos, PID

Controle convencional: reagir ao erro entre a temperatura medida e a meta



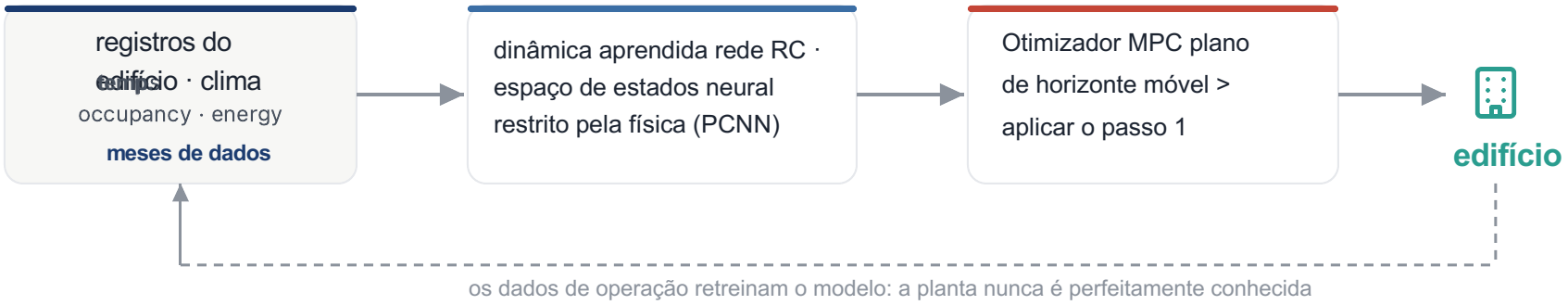
Age só sobre o erro atual: sem previsão do tempo, sem antecipação, sem sinal de preço.

CONCLUSÃO

Simples, robusto e presente em quase todo edifício. Mas reage só ao erro atual: não consegue pré-resfriar antes de uma onda de calor prevista nem tirar carga de um pico de preço. Adicionar sensor de ocupação a uma programação fixa foi a primeira vitória baseada em dados.

Aprender a dinâmica e depois planejar

Aprender a partir dos dados o modelo de que o MPC precisa, em vez de calibrar a física à mão



CONCLUSÃO

Substituir a física feita à mão por um modelo aprendido nos registros (uma rede RC ou uma rede neural restrita pela física, que se mantém estável e interpretável) e rodar o MPC por cima. Uma variante mais barata treina uma rede para imitar um MPC lento e roda em milissegundos. Ambas atacam o custo de calibração que segura o MPC

QUE CAIXA PARA QUE TAREFA?

Combine o modelo com a tarefa, ou misture-os

Branca > projeto O edifício ainda não existe, então só a física pode responder, mas ela é lenta e precisa de calibração depois da obra.

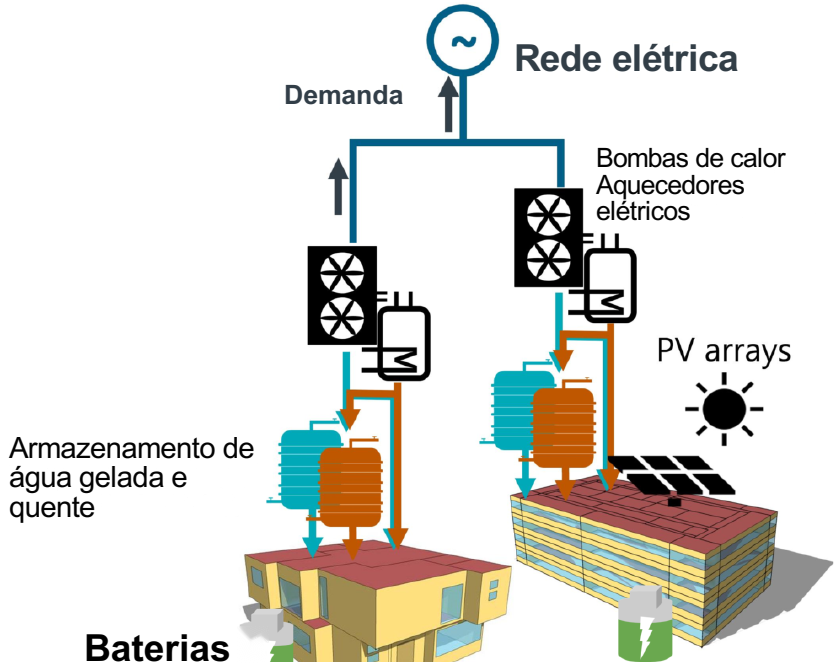
Cinza > controle O MPC é resolvido a cada 15 minutos; um circuito de 2 parâmetros é rápido, estável e interpretável.

Preta > previsão Com anos de histórico do medidor, deixe os dados falarem, como na parte de previsão que acabamos de ver.

CONCLUSÃO

E a fronteira as mistura: pôr a física dentro da rede, com AM informado pela física (PIML) e redes restritas pela física (PCNN) > ~15% menos erro, horizontes maiores, menos dados, sem prever o fisicamente impossível.

Benchmarks para controle predial



O que o CityLearn simula: um edifício interativo com a rede (FV, armazenamento, bombas de calor)

CityLearn Ambiente Gym para resposta da demanda com vários edifícios; desafio anual.

BOPTEST

Emuladores Modelica + indicadores; MPC versus AR.

Sinergym EnergyPlus encapsulado como ambiente Gym.

CONCLUSÃO

Assim como o NILMTK fez para a desagregação, ambientes compartilhados permitem comparar controladores em pé de igualdade.

EVIDÊNCIA REAL · BUILDSYS 2019

Gnu-RL: competente desde o primeiro dia, sem simulador

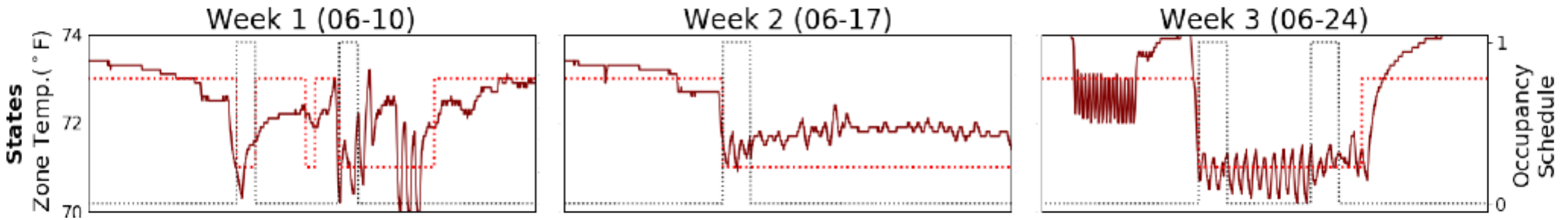


Fig. 8 (temperatura da zona, semanas 1-3) · Chen et al., BuildSys 2019 · doi:10.1145/3360322.3360849

CONCLUSÃO

A política é um MPC diferenciável, pré-treinado imitando os registros do controlador existente e depois melhorado online com PPO. Em uma sala de conferências real da CMU, reduziu a demanda de refrigeração em 16,7% em três semanas, acompanhando muito melhor o setpoint (RMSE de 1,02 °F contra 2,4 °F), sem que nenhum simulador fosse construído.

RESERVA · OPERAÇÃO

Detecção de falhas de ponta a ponta

Detecção de falhas: o mesmo ciclo, de ponta a ponta



troque a aplicação, mantenha o ciclo: esta é a competência transferível da área

CONCLUSÃO

Quarta volta: sem sensores novos, sem autoridade de controle, e ainda assim o maior potencial de economia verificada em edifícios comerciais. O ciclo é a constante; a aplicação, a variável.

SOBRE OMBROS DE GIGANTES

Trabalhos marcantes sobre os quais a área foi construída

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 dados, benchmarks e sistemas abertos, em grande parte do BuildSys e do e-Energy.

SE VOCÊ FOR LER CINCO COISAS

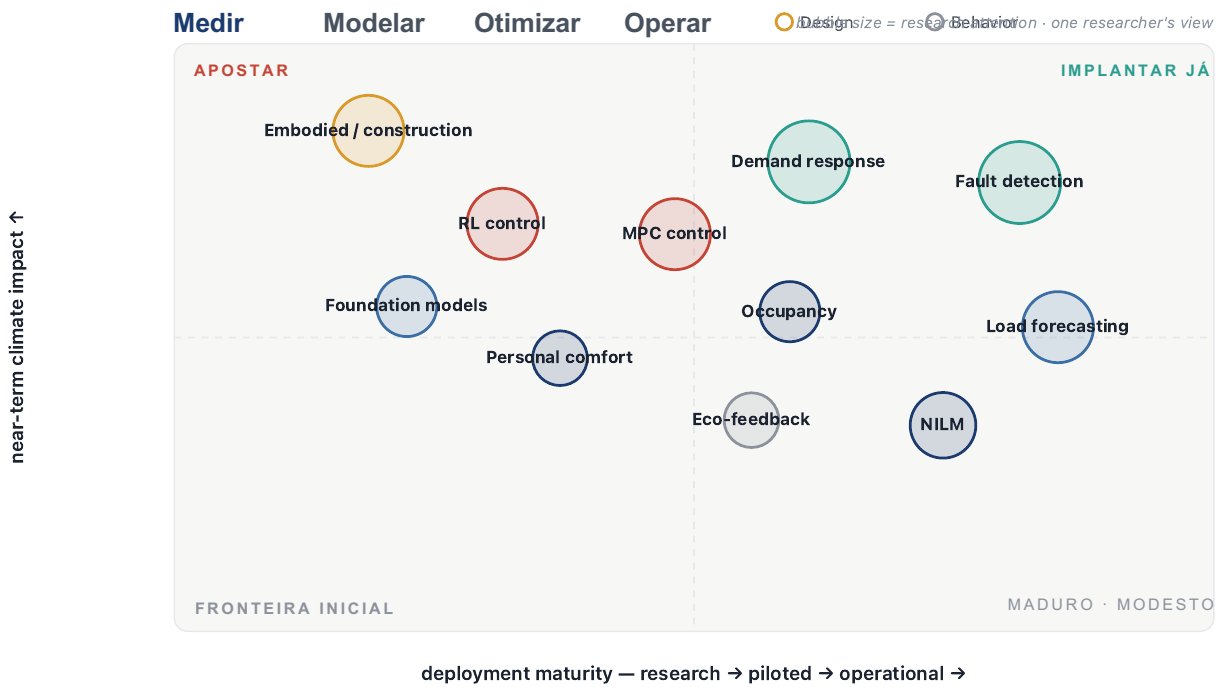
Revisões que valem a leitura

- **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]

Prática: notebooks didáticos da CCAI (CityLearn, BOPTEST, previsão de carga, análise de medidores inteligentes): github.com/climatechange-ai-tutorials

VISÃO GERAL

Quais problemas importam mais



CONCLUSÃO

Detecção de falhas, controle e resposta da demanda podem ser implantados agora e economizam energia real. O carbono incorporado tem alto potencial, mas é menos maduro. A desagregação e o eco-feedback são bem estudados, mas mostram economias medidas menores.

Referências (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

Referências (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

Referências (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

Referências (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

Referências (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

Referências (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