

Lakóterek termikus dinamikájának feltárása ritka regressziós modellekkel és azok alkalmazása az energiahatékony vezérlésben

Exploring the thermal dynamics of residential spaces using sparse regression models and their application in energy-efficient control

MURVAI Ervin Szabolcs, Dr. HRICZÓ Krisztián, Dr. VARGA Attila Károly

Miskolci Egyetem,

3513 Miskolci Egyetemváros, Egyetem út 1.

ervin.szabolcs.murvai@student.uni-miskolc.hu; attila.varga@uni-miskolc.hu; krisztian.hriczo@uni-miskolc.hu

Abstract

In this study, we present a methodological framework for the thermodynamic modeling of a residential space and propose an automation and control strategy built upon this description. In addition, based on the collected measurement data, we discuss the results obtained at each stage of the implementation process. The core of our research is a specialized, algorithm-based dynamic system identification method used to model the complex thermodynamic behavior of residential environments, with particular emphasis on the thermal inertia of walls and interior furnishings. In response to rising energy costs, we complement the physical constraints of the system with a financial constraint, and these considerations together form the basis of our proposed optimization strategy.

Keywords: SINDy, thermodynamic systems, IoT sensor, digital twin, MPC

Kivonat

Ebben a tanulmányban egy lakótér termodinamikai leírását és az erre alapuló automatizálási, vezérlési megoldásra mutatunk be egy megoldási tervet. Illetve az elvégzett mérési eredmények alapján a megvalósítás lépéseinek eredményeit is ismertetjük. A kutatás középpontjában egy speciális, algoritmus-alapú dinamika-felismerési módszer áll, amellyel a lakóterek összetett termodinamikai folyamatait modellezzük, kiemelt figyelmet fordítva a falak és a berendezés hőtehetetlenségére. A növekedő energiaára miatt a fizikai kényszerekhez egy finansiális kényszert is bevezetünk és ezek alapján alakítjuk ki az optimalizációs megoldásunkat.

Kulcsszavak: SINDy, termodinamikai rendszer, IoT szenzorok, digitális ikerpár, MPC

1. BEVEZETÉS

A legfontosabb kérdés, ami a vizsgálatunk fókuszában van, az az a felismerés, hogy a jól bevált és alkalmazott fűtési módszerek, vezérlések milyen mértékben finomíthatóak egy korszerű, informatikailag támogatott rendszer esetén. A termodinamikai rendszer működését biztosító változók identifikációja, a rendszert leíró fizikai egyenletek mérnöki megközelítésben jól ismertek. Ugyanakkor nem adnak teljes mértékben választ olyan esetekben, amikor nem várt hatások, nem várt paraméterek változása történik. Nem utolsósorban a rendszer optimális működésére és a rendszer prediktív működésére nem szolgálnak információval. Ezzel lehetőségünk adódik, eddig figyelmen kívül hagyott külső-belső paraméterek megismerésére, illetve azok beépítésére a termodinamikai rendszerünket leíró egyenletekbe.

A korszerű informatikai megoldások, a mért paraméterek feldolgozását különböző módon végezhetjük. Jelenleg nagy hangsúlyt kapnak a mesterséges intelligenciával támogatott megoldások alkalmazása. Ezek túlnyomó többsége statisztikai megközelítéseket használnak. Az általunk választott megoldás egy matematikai alapon működő eljárás, melynek eredményét „fizikus szemmel” validálhatjuk. Maga a módszer és annak validációja jelen esetben egy termodinamikai példán, kísérleten keresztül kerül bemutatásra. De a későbbiekben kiterjeszhető, alkalmazható más dinamikai rendszerre is.

2. FIZIKAI MEGVALÓSÍTÁS

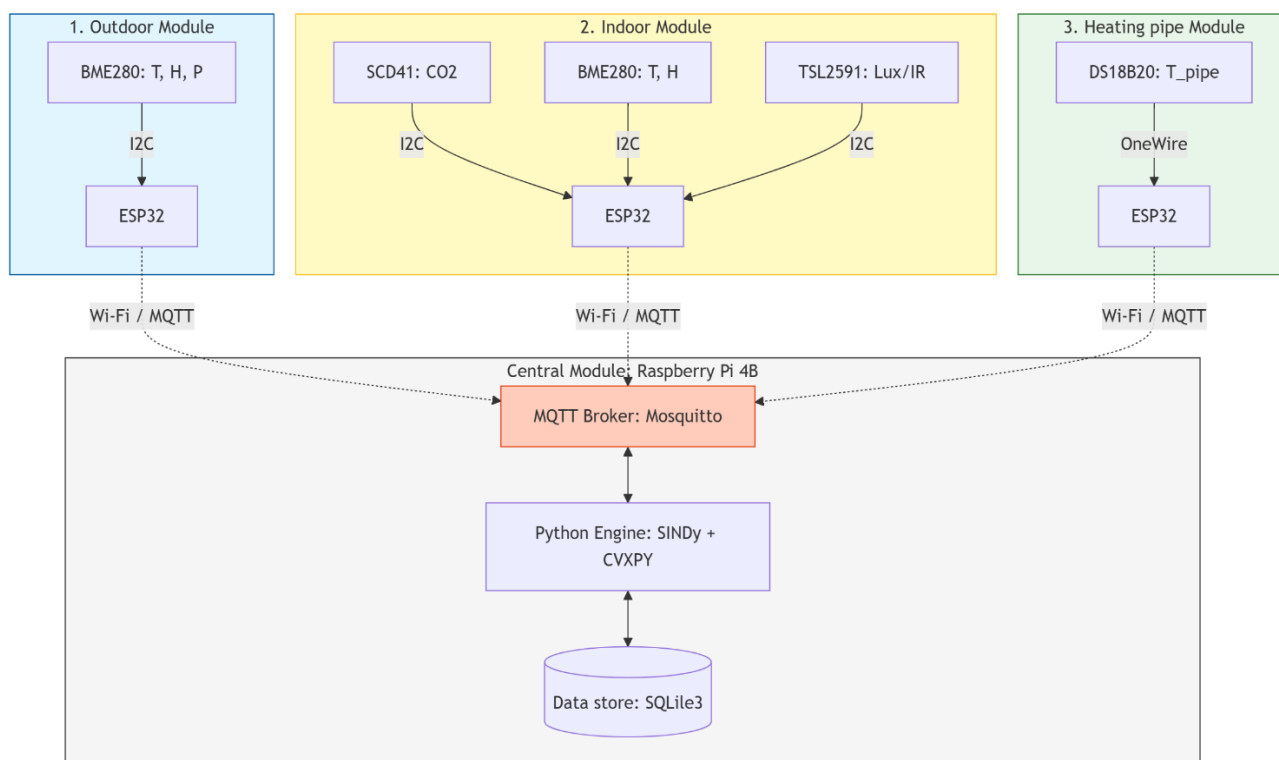
Egy lakótér vizsgálata esetén, három mérési modult használtunk, külső, belső és a fűtés csövön elhelyezett modul. A belső mérő modul felépítésében az alábbi érzékelőket tartalmaztuk: hőmérséklet, páratartalom, légnyomás, széndioxid és fénymérő érzékelők. Ez utóbbival a látható és az infra tartományt is tudjuk mérni.

A széndioxid szintjének mérésével, első sorban a lakótérben tartózkodó személyek számának változására próbálunk következtetni. A külső modul: hőmérséklet, páratartalom és légnyomás mérését végzi. Míg a fűtés csövön elhelyezett érzékelő, annak hőmérsékletét méri.

Az érzékelő modulok egy központi egységgel kommunikálnak MQTT protokollon keresztül. A rendszer felépítését az 1. ábra szemlélteti.

Minden alkalmazott modul egy ESP32 WROOM D2 mikrokontrollerrel van ellátva. Erre azért esett a választásunk, mert ez egy kétmagos processzort tartalmaz, így a mérést és a kommunikációt egymástól függetlenül tudjuk végezni. Ez fontos, a konzisztens adatok és megbízható kommunikáció miatt is.

A mérések során az egyes adatok zajossága, a rendszer pontatlansága miatt a következőkben a BME280-as érzékelő mellett egy SHT40 érzékelőt is tervezünk használni. Mivel a most alkalmazott érzékelő mért hőmérsékleti adatai zajosaknak bizonyultak. Annak ellenére is, hogy az I²C buszon a megfelelő lezárással láttuk el, illetve figyeltünk arra, hogy a modulok egymásra gyakorolt melegedése, hatása minél kevésbé befolyásolja a mért értékeket.



1. ábra. A mérés összeállítása

3. ADATFELDOLGOZÁS, MODELLÉPÍTÉS

A vizsgált helyiség ebben a mérésben alkalmazott fűtése padlófűtés volt. Ebben az esetben jelentős hőtehetetlenséggel kell számolni, ami egyben azt is jelenti, hogy a mért adatok közötti korreláció megállapítása lehetetlen lenne, ha nem használtunk volna egy időeltolást. Annak megkeresésére, hogy mennyi idővel kell számolnunk, külön eljárást kellett alkalmaznunk, mivel ez kulcsfontosságú a modellezéshez, a termodinamikai egyenlet megállapításához. Hőtani rendszerekben a 0.6 feletti korrelációs érték már egyértelmű „ok-okozati” kapcsolatra utal. Hogy ez az érték távol van a várt 0.9, vagy feletti értéktől, annak az az oka, hogy nem lineáris a hőátadás, a nagy tehetetlensége miatt a környezeti változók, egyéb paraméterek időközben jelentősen változnak. Ugyanakkor a hat napon keresztül történt mérésünket,

melyet 5 másodpercenként regisztráltunk, leszűkítettük egy két napos időszakra. Ami egy jellemző és tisztább adatsort szolgáltatott. Előzetesen már az adatok tisztítására, szűrésére egy korábbi vizsgálat során végeztünk számításokat [7]. Ebben az esetben azonban egy lineáris regressziós alapú dinamikai modellt készítettünk, amivel a zajosságot kisimítottuk.

A belső hőmérséklet változását leíró egyenlet előállítására a SINDy[2] (Spare Identification of Nonlinear Dynamics) módszert alkalmaztuk. Ez a módszer egy adatvezérelt rendszerazonosítási módszer, amely mérési adatok alapján határozza meg a rendszer dinamikáját leíró differenciálegyenleteket.

Általában egy vizsgált rendszer viselkedése nagyszámú lehetséges matematikai tagból felépített függvénykönyvtárral leírható. Azonban ezek közül a valóságban csak néhány domináns tag szükséges a dinamika pontos leírásához. A SINDy ezt a minimális taghalmazt ritka regresszió segítségével választja ki.

A rendszer általános alakja:

$$\dot{x} = f(x, u)$$

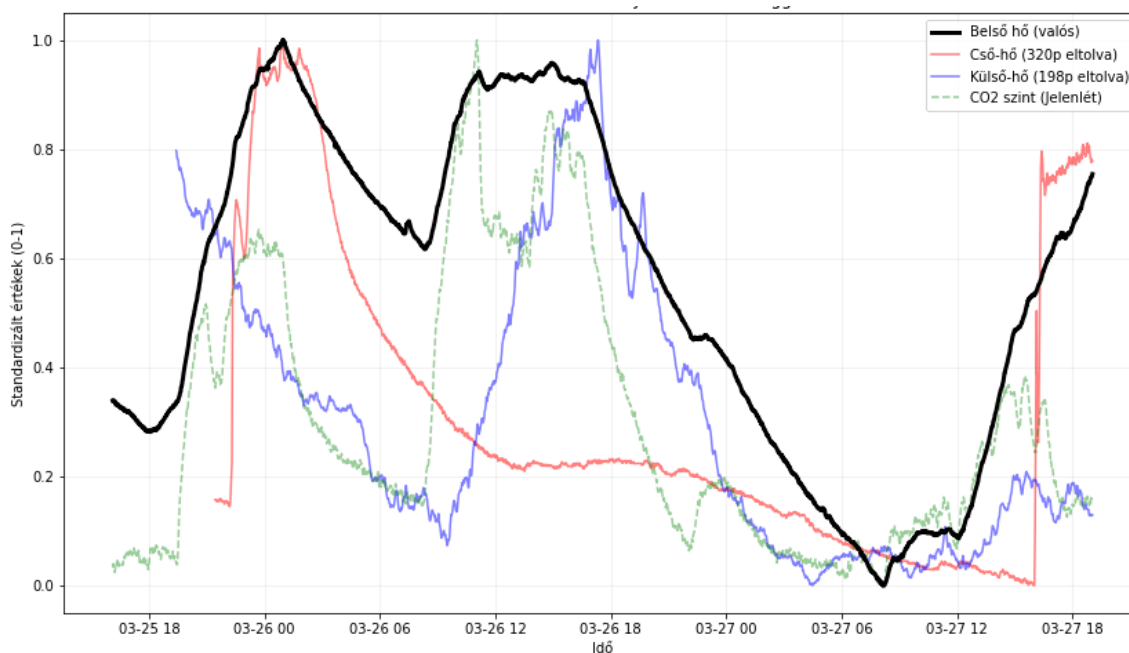
ahol: x az állapotvektor, u a bemeneti változó. A SINDy ezt a következő formában közelíti:

$$\dot{x} = \Theta(x, u)\Xi$$

ahol: $\Theta(x, u)$ a lehetséges függvényeket tartalmazó könyvtár, Ξ pedig az együtthatómátrix.

Azaz pusztán matematikai úton keressük a rendszerünk dinamikáját leíró egyenletet, mivel fizikai rendszerről van szó, ezért egy fizikai validálásra is szükség lehet. Mivel nem minden esetben tudja tükrözni a rendszer fizikáját.

A mért állapotváltozók közül a CO₂ mérés erős korrelációt (0.8014) mutat a belső tér hőmérsékletével. Ami egyben a helyiségben tartózkodók számát is jelzi.



2. ábra. A mért értékek alakulása, időbeli eltolással

Az eredmény, a rendszerünk fizikai hődinamikai egyenlete:

$$\frac{dT_{in}}{dt} = -0.000043(T_{pipe,delayed} - T_{in}) - 0.000491(T_{out,delayed} - T_{in}) + 0.008327 CO_2 - 0.012464$$

Illetve a statikus egyenlet:

$$T_{in} = 0.0718T_{pipe,delayed} + 0.0494T_{out,delayed} + 1.5655CO_2 + 22.8431$$

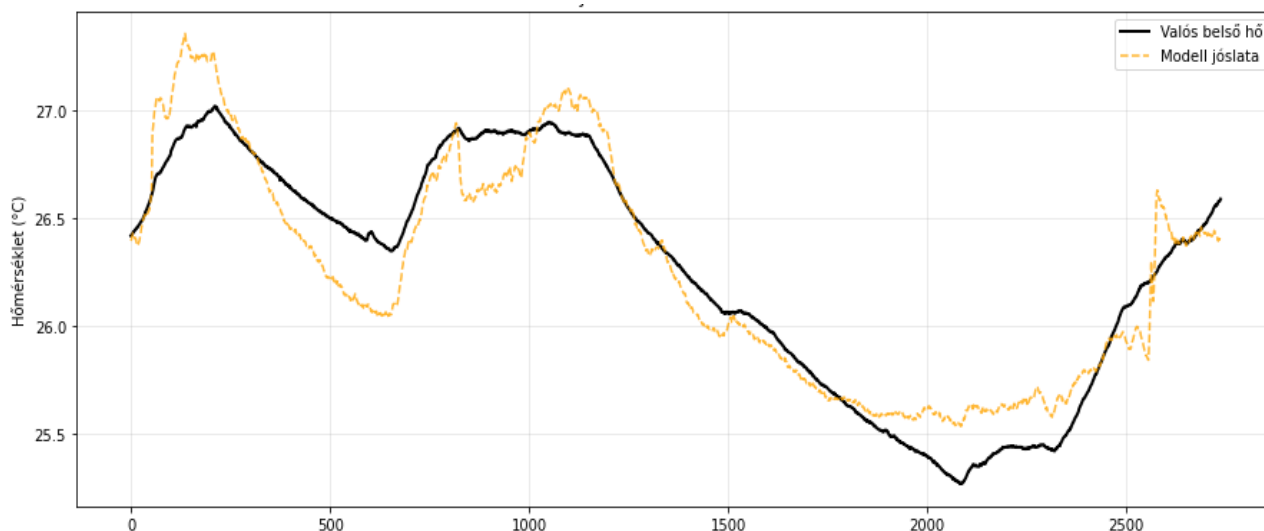
A dinamikai egyenletünk fizikai értelemben hibás, mivel a fűtőcső hőmérséklete negatív előjelű, azaz annak hőmérséklet csökkenése a helyiség hőmérsékletének növekedéséhez vezetne. De ez ellentmond a hőtan alapelveinek, mivel a hőáram iránya a magasabb hőmérséklet felől az alacsonyabb felé mutat[5]. Ez azt jelenti, hogy a SINDy módszer hibás leíró egyenletet adott, ezért fontos a fizikai validáció!

Ezért a rendszer fizikai leírására RC áramköri [6] (Lumped Element Model, hőtechnikai lumped model) modellezést alkalmaztunk. Amiben a kapacitást a hőtároló tömeg (falak, levegő, stb.), az ellenállásokat a hőátadási ellenállás, a hőszigetelés, míg a feszültséget a hőmérséklet, az áramforrást a fűtés képezi. Erre alkalmazzuk az áramköri csomóponti egyenletet, Kirchhoff egyenletét:

$$C \frac{dT_{in}}{dt} = \frac{T_{pipe} - T_{in}}{R_{pipe}} + \frac{T_{out} - T_{in}}{R_{out}} + P_{internal}$$

Ami alapján megkapjuk a korrigált SINDy egyenletünket:

$$\frac{dT_{in}}{dt} = 0.000224(T_{pipe} - T_{in}) + 0.000154(T_{out} - T_{in}) + 0.0005$$



3. ábra. A belső hőmérséklet SINDy által előállított modell és a mért értékek időbeli alakulása

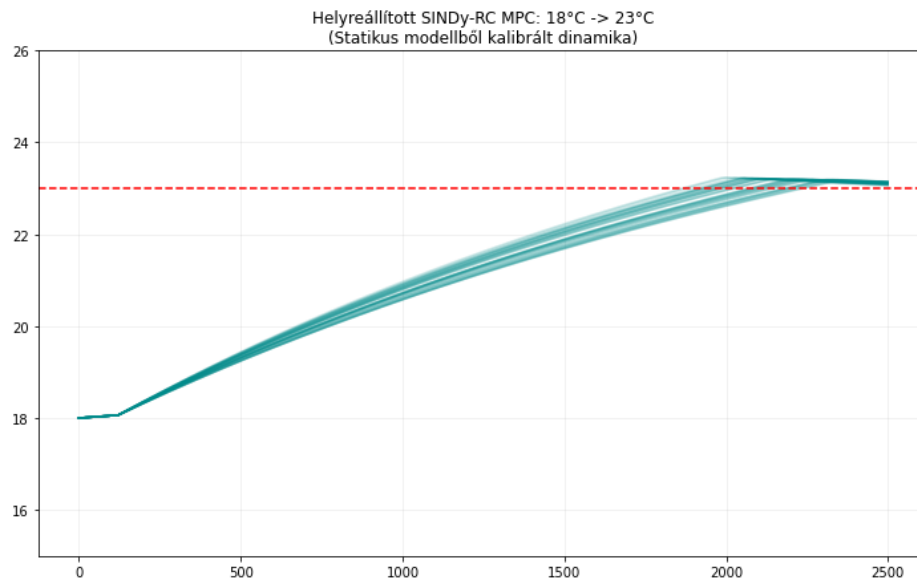
4. PREDIKTÍV SZABÁLYOZÁS

A SINDy-RC modellezéssel valójában a vizsgált lakóter digitális ikerpárját hoztuk létre. Azaz a fizikai leképezését egy RC-analógián keresztül kerültek leködölni.

Az elkészült modellre építettünk egy MPC-t (Model Predictive Control), ami egy modell alapú prediktív szabályozás. Ami matematikai modell segítségével tekint a jövőbe. Azaz ismeri a rendszer modelljét, szabályai és képes egy optimális lépéssorozat felállítására. Több paraméter optimalizálását, korlátok kezelésére képes.

A modell stacionárius validációja a modell $R^2=0.89$ -es magyarázóereje igazolja. A rendszer dinamikus validációját Monte Carlo szimulációval végeztük. A szimuláció azt bizonyította, hogy a modell viselkedése szisztematikusan követi a valóságban mért fizikai folyamatokat.

Elmondható, hogy a digitális iker nagy pontossággal reprezentálja az épület hőtani tehetetlenségét, veszteségeit, lehetővé téve egy prediktív szabályozást. Így akár egy valós idejű MPC szabályozást is megvalósíthatunk vele.



4. ábra. Monte Carlo szimuláció eredménye

IRODALMI HIVATKOZÁSOK

- [1] C. D. Boor. Spline basics. Handbook of Computer Aided Geometric Design, 2002.
- [2] Steven L. Brunton, Joshua L. Proctor, and J. Nathan Kutz. Discovering governing equations from data by sparse identification of nonlinear dynamical systems. Proceedings of the National Academy of Sciences, 113(15):3932–3937, 2016.
- [3] NB Gallagher. Savitzky-golay smoothing and differentiation filter. Eigen-vector Research Incorporated, 2020.
- [4] Pauli Virtanen, R. Gommers, and SciPy. Contributors. Scipy 1.0-fundamental algorithms for scientific computing in python. arXiv.org, 2019. (Utolsó letöltés: 2025.05.07).
- [5] Budó Ágoston. Kísérleti fizika I. – Mechanika, hangtan, hőtan. Tankönyvkiadó Vállalat, Budapest, 1979. Egyetemi tankönyv.
- [6] A Comparative Study of Distributed Feedback Optimizing Control Architectures Risvan Dirza arXiv:2411.04676v1 [math.OC] 7 Nov 2024 (Utolsó letöltés: 2025.05.07).
- [7] 16th International Symposium on Exploitation of Renewable Energy Sources and Efficiency, Murvai E., Varga A.K, Hriczó K. Modelling thermal dynamics using sparse regression for digital twin-based building 75-81o.