

**WHITE-BOX MODELING AND
ARTIFICIAL INTELLIGENCE-
BASED OPTIMIZATION OF
GROUND SOURCE HEAT
PUMP SYSTEMS****TALAJSZONDÁS HŐSZIVATTYÚS
RENDSZEREK FEHÉRDOBOZ
MODELLEZÉSE ÉS MESTERSÉGES
INTELLIGENCIA ALAPÚ
OPTIMALIZÁLÁSA**ZÓNAI Viktor¹ – KOLLÁR Csaba² – SÁNTA Róbert³**Abstract**

Artificial intelligence offers new opportunities to improve the efficiency of building services systems, particularly in optimizing the performance of heat pump systems. In our research, we present the theoretical and practical design of heat pump systems using a systems theory-based modeling approach. By applying machine learning, we refined the input–output models of heat pumps, thereby enhancing system control under varying load conditions. We describe the multiple degrees of freedom in heat pump systems that can be optimized using AI-based predictive models to increase the coefficient of performance (COP). Our study highlights the potential of AI-driven optimization in the design and operation of heat pump systems, contributing to more efficient decision-making and sustainable energy management.

Keywords

ground source heat pump, white-box modeling, artificial intelligence, input–output model, system optimization

Absztrakt

A mesterséges intelligencia új lehetőségeket kínál az épületgépészeti rendszerek hatékonyságának növelésére, különösen a hőszivattyús rendszerek teljesítményének optimalizálásában. Kutatásunkban bemutatjuk a hőszivattyús rendszerek elméleti és gyakorlati tervezését rendszerelméleti modellezés alkalmazásával. A gépi tanulás segítségével pontosítottuk a hőszivattyúk input-output modelljeit, ezáltal javítva a rendszer szabályozását változó terhelési körülmények között. Ismertetjük a hőszivattyús rendszer több szabadságfokát, amelyek mesterséges intelligencia alapú prediktív modellekkel optimalizálhatók a COP növelése érdekében. Tanulmányunk rávilágít az AI-alapú optimalizáció lehetőségére a hőszivattyús rendszerek tervezésében és üzemeltetésében, hozzájárulva a hatékonyabb döntéshozatalhoz és a fenntartható energiagazdálkodáshoz.

Kulcsszavak

talajszondás hőszivattyú, fehérdoboz modellezés, mesterséges intelligencia, input–output modell, rendszeroptimalizálás

¹ zonai.viktor@uni-obuda.hu | ORCID: 0009-0008-5415-8096 | PhD candidate, Doctoral School on Safety and Security Sciences, Óbuda University | PhD hallgató, Biztonságtudományi Doktori Iskola, Óbudai Egyetem

² kollar.csaba@uni-obuda.hu | ORCID: 0000-0002-0981-2385 | senior research fellow, Bánki Donát Faculty of Mechanical and Safety Engineering, Óbuda University | tudományos főmunkatárs, Bánki Donát Gépész és Biztonságtechnikai Mérnöki Kar, Óbudai Egyetem

³ santar@uniduna.hu | ORCID: 0000-0001-7559-2758 | associate professor, Department of Mechanical Engineering and Material Sciences, Institute of Engineering Sciences, University of Dunaújváros | egyetemi docens, Műszaki Intézet, Dunaújvárosi Egyetem

BEVEZETÉS

A megújuló energiaforrások közül a geotermikus energia kiemelkedő helyen áll a fűtési-hűtési szektor dekarbonizációjában, mert hozzájárul a fosszilis tüzelőanyagoktól való függés csökkentéséhez [1]. A talajszondás hőszivattyús rendszerek a geotermikus energia hasznosításának hatékony módját kínálják, mivel a földkéreg állandó hőmérsékletét hasznosítva ezek a rendszerek a leghatékonyabb fűtési-hűtési technológiák közé tartoznak [2]. Mivel a geotermikus hőszivattyúk a talajból nyerik a fűtési-hűtési energiát, működésük minimális közvetlen károsanyag-kibocsátással jár [3].

A geotermikus hőszivattyús rendszerek maximális kihasználásához nemcsak a megfelelő tervezés, hanem a hatékony üzemeltetés és szabályozás is fontos. A komplex rendszer optimális vezérlése azonban számos tényező együttes figyelembevételét igényli (pl. külső hőmérséklet, épület hőigénye, talajhőmérséklet dinamikája), ami hagyományos, statikus szabályozással nehezen valósítható meg teljeskörűen [4]. Ebben nyújtanak új lehetőségeket a mesterséges intelligencia (AI) alapú megoldások, különösen a gépi tanulás és a neurális hálózatok alkalmazása. Az AI-alapú vezérlő algoritmusok képesek megtanulni az optimális működést anélkül, hogy minden lehetséges szituációt előre explicit módon programozni kellene, mivel rengeteg paraméter összefüggéseit tudják felismerni és kezelésükre megtanított modellt alkotni [5]. Ennek köszönhetően a hőszivattyú vezérlése adaptívvá válik, azaz a rendszer valós időben alkalmazkodhat a változó környezeti feltételekhez és terhelési viszonyokhoz [6]. Ilyen intelligens vezérléssel növelhető a rendszer hatékonysága. Különböző kutatási eredmények szerint a neurális hálózatokra épülő, öntanuló szabályozás elkerüli a nem megfelelő beállításokat és folyamatosan optimalizálja a hőszivattyú működését, ami mérhető energiamegtakarítást és jobb hőkomfortot eredményez [7]. Az AI tehát új távlatokat nyit a hőszivattyús rendszerek irányításában – a hagyományos fix szabályozási görbék helyett intelligens, önfejlesztő algoritmusok veszik át az irányítást, amelyek a rendszer teljesítményét folyamatosan optimalizálják a változó igényekhez igazodva.

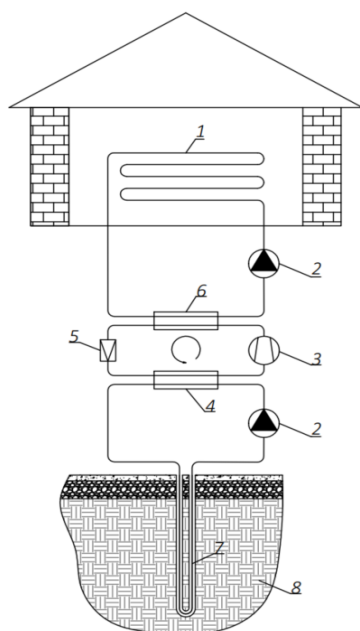
A meglévő rendszerek gyakran nem képesek hatékonyan reagálni a dinamikus környezeti és terhelési változásokra, mivel a hagyományos szabályozási megoldások csak korlátozottan adaptálhatók, és nem képesek előre jelezni a rendszer viselkedését. Az ilyen rendszerek érzékenyek lehetnek a nemlineáris hatásokra, valamint a külső és belső zavarokra, ez a működési hatékonyság csökkenéséhez vezethet és nőhet az energiafogyasztás. Mindezek alapján sürgető szükség mutatkozik olyan újfajta modellezési és vezérlési módszerekre, amelyek képesek a rendszer komplexitásának figyelembevételével dinamikusan alkalmazkodni a változó működési körülményekhez.

Jelen kutatás célja egy üzemelő talajszondás hőszivattyús rendszer input–output alapú fehér doboz modelljének felállítása, amely kiterjed a primer, hűtőközeg és szekunder oldalak termodinamikai jellemzésére. A modell célja, hogy pontosan leírja a rendszer energiaáramlási folyamatait és hatásfokát meghatározó összefüggéseket, valamint, hogy alapot biztosítson mesterséges intelligencia alapú optimalizáló algoritmusok integrálásához. A kutatás során a fizikai modellezést kiegészítve bemutatjuk, hogyan illeszthetők be AI-alapú szabályozási logikák a rendszer működésébe annak érdekében, hogy valós időben alkalmazkodni tudjon a változó környezeti feltételekhez és fogyasztói igényekhez.

HŐSZIVATTYÚS RENDSZEREK RENDSZERELMÉLETI MODELLEZÉSE

A hőszivattyúk működési elve

A kompresszoros hőszivattyúk a modern energiahatékony technológiák egyik kiemelkedő példáját jelentik. Ezen rendszerek képesek alacsony hőmérsékletű forrásokból, például a talajból, a külső levegőből, a felszíni és talajvízből, valamint geotermikus vizekből hőt kinyerni, majd azt magasabb hőmérsékleti szintre emelve hasznosítani. A működési elv alapja egy zárt körfolyamat, amely során egy speciális hűtőközeg közvetítésével zajlik a hőátadás [8]. Az elpárolgató és a kondenzátor meghatározó elemei a folyamatban, biztosítva a hőenergia felvételét és leadását. A talajszondás rendszerek esetében a hőcserélők a talajba telepített szondákon keresztül működnek, és attól függően, hogy a rendszer fűtési vagy hűtési üzemmódban működik, hőelvonást vagy hőleadást végeznek [2].



Jelmagyarázat:

- 1 – Fűtőkör
- 2 – Keringető szivattyú
- 3 – Kompresszor
- 4 – Elpárolgató
- 5 – Fojtószelep
- 6 – Kondenzátor
- 7 – Talajszonda
- 8 – Talaj

1. ábra: Talajszondás hőszivattyúk általános körfolyamata

A földkéreg belső hőmérséklete, amely a radioaktív bomlás révén folyamatos hőáramlást biztosít, az egyik legmegbízhatóbb energiaforrása ezeknek a rendszereknek [9]. A kezdeti rendszerek még kísérleti fázisban voltak, és hatékonyságuk korlátozott maradt. A technológia fejlődését jelentősen elősegítette a kompresszorok továbbfejlesztése, amely lehetővé tette a nagyobb hőmérséklet-különbségek áthidalását, ezáltal javítva a rendszer hatásfokát és szélesebb körű alkalmazhatóságát. Az energiaválság hatására az 1970-es és 1980-as években egyre nagyobb figyelem irányult a megújuló energiaforrásokra, így a geotermikus energiát hasznosító rendszerek fejlesztésére is [10]. Ebben az időszakban jelentős technológiai előrelépések történtek, többek között az energiaátadás hatékonyságának növekedése és az energiafogyasztás csökkentése terén. A hőszivattyús rendszerek további fejlődése során a modern kompresszorok megjelenése új mérföldkövet jelentett, mivel ezek lehetővé tették a hőszivattyúk számára, hogy hatékonyabban használják ki a talaj stabil hőmérsékleti

adottságait [11]. Ezzel párhuzamosan az innovatív hőcserélő technológiák, a precíz szabályozási rendszerek és a fejlettebb hűtőközegek tovább növelték az energiahatékonyságot, így a talajszondás hőszivattyúk egyre szélesebb körben elterjedtek az épületenergetikai alkalmazásokban [12].

Magyarország földtani adottságai különösen kedvezőek a geotermikus energia hasznosítására, azonban a talajszondás hőszivattyúk elterjedése csak a 2000-es évek elején kezdett gyorsulni [13]. A technológia iránti növekvő érdeklődést az energiahatékonysági követelmények szigorodása, valamint az alternatív és megújuló energiaforrások iránti növekvő kereslet ösztönözte. A kormányzat által biztosított támogatások, az egyre szigorúbb energiatakarékossági előírások, valamint a fenntarthatóság melletti társadalmi elköteleződés szintén hozzájárultak a technológia térnyeréséhez [14]. A 2000-es évektől kezdve az energiaárak emelkedése és Magyarország Európai Unióhoz való csatlakozása, amely további ösztönzőt jelentett a hőszivattyús rendszerek elterjedésére. Az új épületek tervezésénél, illetve a meglévő épületek korszerűsítésénél egyre többen választják ezt a technológiát, mivel költséghatékony és környezetbarát alternatívát jelent a hagyományos fűtési és hűtési rendszerekkel szemben [15].

A talajszondás hőszivattyús rendszer input-output modellje

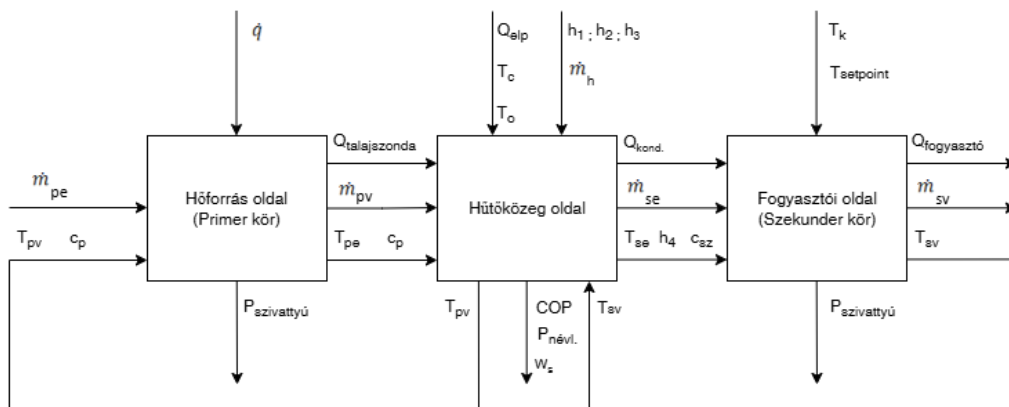
A hőszivattyús rendszerek működése egymással szoros kapcsolatban álló termodinamikai folyamatokon alapul. Ezek a folyamatok a hőforrásból történő hőkinyeréstől a hűtőközeg energiaátalakítási ciklusán át a fogyasztói oldalon megvalósuló hőleadásig terjednek. A hőszivattyús rendszerek három fő áramlási körből állnak, amelyek egyaránt meghatározzák az energiaáramlás folyamatát:

- Hőforrás oldal (Primer kör): Ez az áramlási kör biztosítja a hőenergiát hőszivattyú számára. A hőforrás lehet maga a talaj, víz, levegő, de akár bármilyen technológiai folyamatokból felszabadult hő.
- Hűtőközeg ciklus (Hőszivattyú kör): A hőszivattyús rendszer központi része, amelyet a kompresszor, az elpárologtató, a kondenzátor és a fojtószelep komponensek alkotnak. A zárt áramlási kör munkaközege a hűtőközeg, amely halmazállapotváltozások során felveszi a hőt a hőforrásból majd pedig leadja azt a fogyasztónak mechanikai energiafelhasználás mellett.
- Fogyasztói oldal (Szekunder kör): A rendszer által leadott hőenergia elosztása a fűtési vagy hűtési rendszerben, amely közvetlenül befolyásolja a felhasználói komfortot és az energiahatékonyságot. A fogyasztói oldal kialakítása lehet, padló-, fal- vagy mennyezet fűtés, de akár radiátor vagy fan-coil kialakítású is.

A hőszivattyús rendszerek matematikai modellezése és annak optimalizálása a rendszer fizikai modelljének a leképezése. A matematikai modellalkotásunk lényegében a rendszert leíró egyenletek (beleértve a kezdeti feltételeket, peremfeltételeket és adatrendszert) felállítását. Az általunk bemutatott modell koncentrált paraméterű, azaz a rendszer paramétereinek térbeli eloszlását állandónak tekintjük. Ez azt jelenti, hogy az egyes paraméterek csak egy adott, konkrét értékkel szerepelnek.

A matematikai modellek előállítására a white-box (fizikai alapú), black-box (adatvezérelt) és a grey-box (vegyes modell alkalmazása) módszerek alkalmazhatók. A matematikai modellünk előállítására a fizikai alapú elméleti megközelítési módszert alkalmaztuk. Az input-output modellezés rendszerszintű alapjait és a kapcsolódó terminológiát többek

között Zadeh és Polak [16] is tárgyalja. A white-box modellek a hőszivattyús rendszer fizikai törvényein alapulnak, és a hő- és tömegáramlási egyenletek és termodinamikai törvények segítségével írják le a rendszer működését, tehát az előzetes információkra támaszkodva, fizikai megfontolások alapján történik. Kutatásunkban a hőszivattyús rendszer anyag- és energiaáramainak összefüggéseit egy fehér doboz modell alkalmazásával elemezzük egy meglévő talajszondás hőszivattyús rendszer esetében. A modell nem terjed ki a tervezési szakaszra, mivel a vizsgálat középpontjában az üzemeltetés optimalizálása áll, amely során mesterséges intelligencia alapú szabályozási logikák is alkalmazásra kerülnek. Mindezen vizsgálatok alapjául a komponensenként meghatározott transzformációs egyenletek szolgálnak, amelyek a különböző bemeneti és kimeneti változók közötti kapcsolatokat írják le. A transzformációs egyenleteket meghatározzák a bemeneti és kimeneti változók közötti kapcsolatot a döntési változó függvényében. Ezek az összefüggések teszik lehetővé a rendszer viselkedésének elemzését és optimalizálását különböző paraméterek változásának függvényében. Meglévő rendszerek esetén a talajszonda jellemzői és a telepítés feltételei előre meghatározottak, míg új telepítés esetén a különböző telepítési paraméterek a talajszondás modell döntési változóiként kezelhetők. A 2. ábra bemutatja egy üzemelő talajszondás rendszer fehérdoboz modelljét a hőforrástól a fogyasztóig.



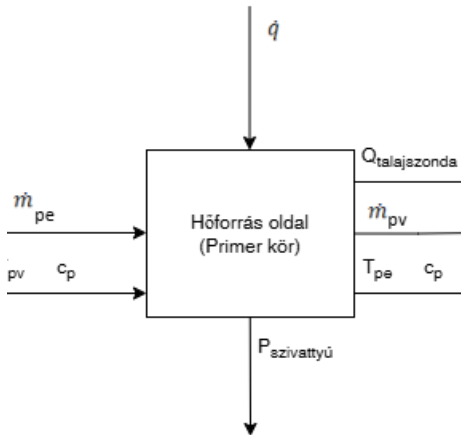
2. ábra: Üzemben lévő talajszondás hőszivattyú bemeneti-kimeneti modellje

A talajszondás hőszivattyús hőforrás oldali input-output modellje

A primer kör feladata a hőenergia szállítása egy hőhordozó közeg (például víz, glikol-víz keverék) segítségével, amelyet egy keringető szivattyú mozgat a rendszerben. A folyamat során a közeg a hőforrásból hőt vesz fel, majd azt a hőszivattyú elpárolgatójához továbbítja, ahol a hűtőközeg elpárolgása révén a rendszer számára hasznosíthatóvá válik.

A hőforrás oldal bemeneti-kimeneti modellje, amely a 3. ábrán látható, azt a folyamatot írja le, amely során a talajból nyert hőenergia a hőszivattyú primer körébe kerül átadásra. A hőforrás oldal maga a talajszonda, amelynek hőfelvétele csak a talajból származó q hőáramból eredhet. A modell bemeneti oldalán szereplő legfontosabb változók a primer kör tömegárama, a visszatérő hőhordozó közeg hőmérséklete, a hőáramsűrűség a talajszonda mentén, valamint a közeg fajhőkapacitása. Ezek az adatok a talajhő kinyerési folyamat alapját alkotják, és egy adott mélység (H) mentén történő hőcsere jellemzésére szolgálnak. A modell kimeneti oldalán megjelenő főbb paraméterek, a primer oldali előremenő

hőmérséklet, a teljes szondán keresztül átvett hőteljesítmény (a hőáramsűrűség integrálásával számítva), a keringető szivattyú villamos teljesítményigénye. Ezek a kimenetek lehetővé teszik a talajkör energetikai értékelését és a hőszivattyúval való illesztés optimalizálását. A transzformációs egyenletek közül az első a talajszonda menti hőáramsűrűség meghatározására szolgál, amely a szondán belüli és a környező talaj hőmérséklet-különbsége, valamint az adott mélységhez tartozó termikus ellenállás alapján számítható. A teljes hőteljesítmény az adott mélység menti hőáram sűrűség integrálásával nyerhető, vagy egy egyszerűsített formában a tömegáram, fajhő és hőmérséklet-különbség szorzataként is meghatározható. A keringető szivattyú teljesítményigénye a tömegáram és a nyomáskülönbség szorzatán alapul, figyelembe véve a hidraulikus és mechanikai hatásfokokat.



3. ábra: Talajszondás hőszivattyús rendszer hőforrás oldali input-output modellje üzemelési állapotban

A talajszondás hőforrás bemeneti és kimeneti paramétereit, illetve transzformációs egyenleteit az 1.táblázat foglalja össze:

Bemeneti paraméterek	Kimeneti paraméterek	Transzformációs egyenletek
$\dot{m}_p, T_{pv}, \dot{q}, c_p$	$c_p, \dot{m}_p, T_{pe}, Q_{talajszonda}, P_{szivattyú}$	$\dot{q}(H) = \frac{T_{talaj}(H) - T_{pv}(H)}{R_{eredő}(H)}$ $Q_{talajszonda} = \int_0^H \dot{q}(H) dH$ $Q_{talajszonda} = \dot{m}_p c_p (T_{pe} - T_{pv})$ $P_{szivattyú} = \dot{m}_p W \frac{1}{\eta_i} \frac{1}{\eta_m}$

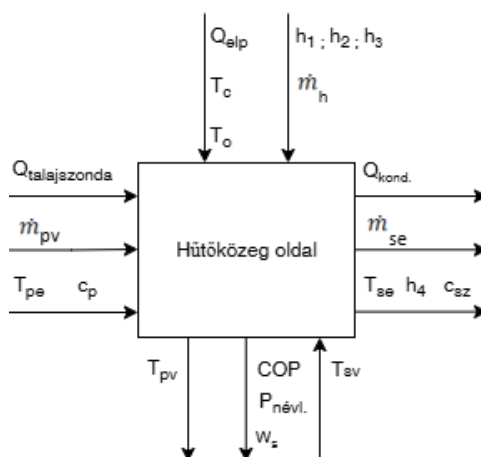
1. Táblázat: Hőforrás oldali input-output paraméterek

A talajszondás hőszivattyús hűtőközeg oldali input-output modellje

A hőforrás közvetlenül a hűtőközeg ciklushoz kapcsolódik és az elpárologtatónak adja át a talajból kinyert hőt. A hűtőközeg kör működése négy fő lépésből áll. Elsőként az

elpárologtatóban a hűtőközeg folyadék formában lép be és a primer oldalról felvett hőenergia hatására elpárolog, miközben belső energiája megnő. Ezután a kompresszorban a hűtőközeg gőz halmazállapotban lép be, és a sűrítési folyamat során megnövekedik a nyomása és hőmérséklete, miközben térfogata csökken. Ezt követően a magas hőmérsékletű és nyomású gőz a kondenzátorba kerül, ahol a szekunder kör számára leadja a hőenergiát, és közben ismét folyékony halmazállapotba kerül. A folyadék hűtőközeg végül áthalad az expanziós szelepen, ahol nyomása és hőmérséklete lecsökken, majd újra az elpárologtatóba jut, ahol a ciklus újrakezdődik.

A hűtőközeg oldal bemeneti–kimeneti modellje, amelyet a 4.ábrán mutatunk be a hőszivattyú azon részfolyamatait írja le, amelyek során a hő a primer körből a szekunder kör felé történő szállításához szükséges munkavégzés és hőcserélés zajlik le. A modell bemeneti oldalán a primer körhöz kapcsolódó fizikai jellemzők szerepelnek, mint a tömegáram, az előremenő hőmérséklet, valamint a hőhordozó közeg fajhője. Ezen túlmenően a modell figyelembe veszi a talajszondán keresztül felvett hőteljesítményt, valamint a szekunder oldal visszatérő hőmérsékletét, amely a hőleadás oldali állapotot reprezentálja. A rendszer kimeneti oldalán olyan jellemzők találhatók, amelyek a hűtőközeg körfolyamat eredményeként alakulnak ki, ideértve a primer oldal visszatérő hőmérsékletét, a szekunder kör tömegáramát, a kondenzátor hőteljesítményét, az előremenő hőmérsékletet, valamint a hűtőközeg entalpiaértékeinek (pl. h_4) számított értékeit. Ezek alapján számítható a kompresszor által végzett fajlagos munka, valamint a rendszer teljesítménytényezője (COP), amely a leadott hőteljesítmény és a bevitt elektromos teljesítmény hányadosaként értelmezhető. A hűtőközeg körfolyamat szerves része az elpárologtató és az egyes entalpiaváltozások, ezek részletesen nem jelennek meg a modellben, mivel ezek a belső termodinamikai cikluson belül zajlanak le, amelyet ebben az esetben feketedobozként kezelünk. A transzformációs egyenletek a hőméreg- és energiamérleg összefüggéseken alapulnak. A kondenzációs hőteljesítmény a hűtőközeg tömegárama és entalpiakülönbsége alapján számítható, míg a teljesítménytényező a kondenzátor hőteljesítményének és a névleges villamos teljesítménynek a hányadosaként adódik. A névleges teljesítmény a kompresszor villamos munkája, amelyet a mechanikai és elektromos hatásfok figyelembevételével határozzunk meg. A fajlagos munka a belépő és kilépő entalpiaértékek különbségéből származtatható.



4. ábra: Talajszondás hőszivattyús rendszer hűtőközeg oldali input-output modellje üzemenlési állapotban

A hűtőközeg kör bemeneti és kimeneti paramétereit, illetve transzformációs egyenleteit a 2. táblázat foglalja magába:

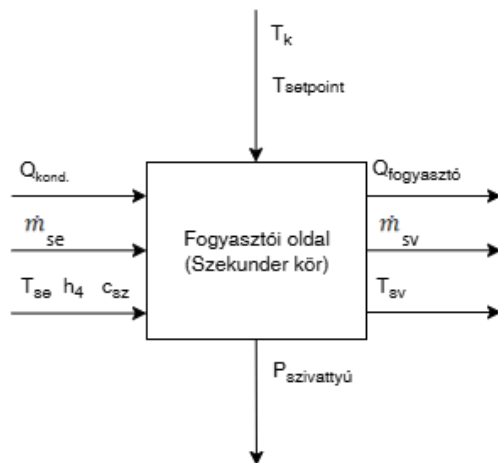
Bemeneti adatok	Kimeneti adatok	Transzformációs egyenletek
$\dot{m}_p, T_{pe}, c_p, Q_{talajszonda}, T_{sv}$	$T_{pv}, \dot{m}_s, Q_{kond.}, T_{se}, c_s, h_4, P_{névleges}, COP, W_s$	$Q_{kond} = \dot{m}_h(h_2 - h_3)$ $Q_{talajszonda} = \dot{m}_p c_p (T_{pe} - T_{pv})$ $COP = \frac{Q_{kond}}{P_{névl.}}$ $P_{névleges} = \dot{m}_h W \frac{1}{\eta_i} \frac{1}{\eta_m}$ $h_2 = f(T_c, T_o)$ $h_4 = h_2 - \frac{Q_{kond.}}{\dot{m}_h}$ $W_s = h_2 - h_1$

2. Táblázat: Hűtőközeg oldali input-output paraméterek

A talajszondás hőszivattyús fogyasztó oldali input-output modellje

A rendszer fogyasztói oldala (szekunder kör) az a rendszerezység, amelyen keresztül a hőszivattyú által előállított hőenergia eljut a végfelhasználóhoz. Ez a szakasz biztosítja a hőenergia elosztását az épület fűtési rendszerébe. A fogyasztói oldal tehát a hőszivattyús rendszer azon része, amely közvetlen kapcsolatban áll a komfortigények teljesítésével.

A fogyasztói oldal bemeneti-kimeneti modelljében, 5. ábra, a rendszer azon szakaszát vizsgáljuk, ahol a hőszivattyú által előállított hőenergia átadásra kerül a végfelhasználó felé. A modell bemeneti paraméterei közé tartozik a szekunder oldali tömegáram, a kondenzátor hőteljesítménye, az előremenő hőmérséklet, a hőhordozó közeg fajhője, valamint a hűtőközeg entalpiaértéke a kondenzátor után. További fontos bemeneti adat a külső hőmérséklet, valamint a kívánt előremenő hőmérséklet, azaz a beállított érték ($T_{setpoint}$), amely meghatározza a komfortigény szerinti hőellátást. A modell kimeneti oldalán a rendszer által ténylegesen leadott hőteljesítmény, a szekunder oldal visszatérő hőmérséklete, valamint a szekunder szivattyú villamos teljesítményigénye jelenik meg. Ezek az értékek jellemzik a fogyasztói oldal energiaátadási hatékonyságát és villamosenergia-felhasználását. A transzformációs egyenletek alapján a fogyasztói hőteljesítmény kiszámítása a szekunder tömegáram, a hőhordozó közeg fajhője és az előremenő-visszatérő hőmérséklet különbsége alapján történik. A szivattyú villamos teljesítményfelvételét a szekunder tömegáram, a kompresszor teljesítménye, valamint az elektromos és mechanikai hatásfok figyelembevételével számítjuk.



5. ábra: Talajszondás hőszivattyús rendszer fogyasztói oldali input-output modellje üzemelési állapotban

A fogyasztói oldal bemeneti és kimeneti paramétereit, valamint a kapcsolódó transzformációs egyenleteket a 3. táblázat tartalmazza:

Bemeneti adatok	Kimeneti adatok	Transzformációs egyenletek
$\dot{m}_s, Q_{kond.}, T_{se}, c_s, h_4, T_k, T_{setpoint}$	$\dot{m}_s, Q_{fogyasztó}, T_{sv}, P_{szivattyú}$	$Q_{fogyasztó} = \dot{m}_p c_p (T_{se} - T_{sv})$ $P_{szivattyú} = \dot{m}_s W \frac{1}{\eta_i} \frac{1}{\eta_m}$

3. Táblázat: Fogyasztói oldali input-output paraméterek

A fehérdoboz modellen alapuló leírás részletes és pontos képet ad a rendszer termodinamikai viselkedéséről, az ilyen modellek korlátozottan képesek alkalmazkodni a valós működés során fellépő gyorsan változó körülményekhez, illetve a nemlineáris vagy nem jól modellezhető viselkedésekhez. Ennek kezelésére a következő fejezetben bemutatjuk, hogyan egészíthető ki a fizikai modell mesterséges intelligencia alapú optimalizáló és vezérlési réteggel, amely képes valós idejű döntéseket hozni a rendszer hatékonyabb működése érdekében.

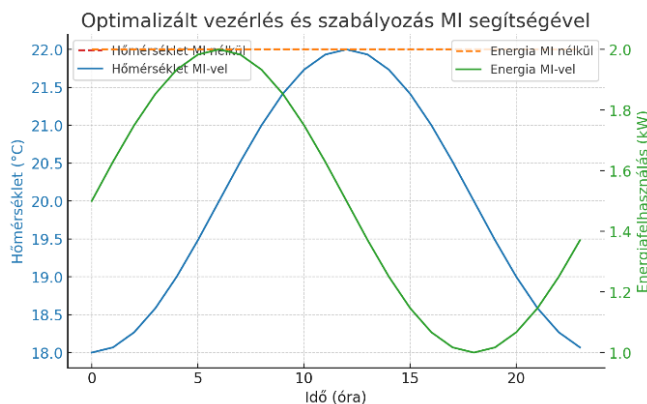
MESTERSÉGES INTELLIGENCIA ALAPÚ OPTIMALIZÁLÁS ALKALMAZÁSA

A mesterséges intelligencia alkalmazása jelentős mértékben javíthatja a hőszivattyús rendszerek hatékonyságát, élettartamát, valamint a felhasználói komfortot. Az alábbiakban összefoglaljuk az AI főbb alkalmazási területeit a hőszivattyúk működésében:

Optimalizált vezérlés és szabályozás:

- Az AI valós idejű adatok alapján folyamatosan elemzi a hőszivattyú működési paramétereit, valamint a külső és belső hőmérsékleti viszonyokat és aktuális energiaárakat, majd ezek alapján optimalizálja a rendszer működését. Ennek konkrét példái:

- Tanuló algoritmusok: Az AI-alapú rendszerek képesek tanulni az épület energiaigényeiből és a felhasználók szokásaiból, így intelligens és testreszabott vezérlést biztosítanak.
- Előrejelzés-alapú működtetés: Időjárási adatok és előrejelzések alapján az AI előzetesen szabályozza a fűtési vagy hűtési teljesítményt, ezzel csökkentve a szükséges telen energiafelhasználást.
- Intelligens leolvasztási folyamat: Fagyási viszonyok esetén az AI képes minimalizálni a leolvasztási ciklusok gyakoriságát és időtartamát, mérsékelve ezzel a rendszer energiapazarlását és optimalizálva annak teljesítményét.



6. ábra: Optimalizált vezérlés és szabályozás AI segítségével

A 6. ábra az AI-alapú optimalizált vezérlés és szabályozás hatását mutatja be. A kék folytonos vonal jelzi az AI-alapú dinamikus hőmérséklet-szabályozást, amely folyamatosan alkalmazkodik a környezeti feltételekhez, növelve a komfortérzetet és az energiahatékony-ságot. Ezzel szemben a piros szaggatott vonal az AI nélküli, statikus hőmérséklet-beállítást reprezentálja, amely nem képes reagálni a változó külső körülményekre. A zöld vonal az AI-alapú rendszer energiafelhasználás-csökkentő hatását szemlélteti, amely a fűtési és hűtési igények függvényében optimalizálja az energiafogyasztást. A narancssárga szaggatott vonal az AI nélküli rendszer kevésbé hatékony, állandó energiafogyasztását jelzi. Az AI-alapú optimalizált szabályozás legfontosabb előnyei:

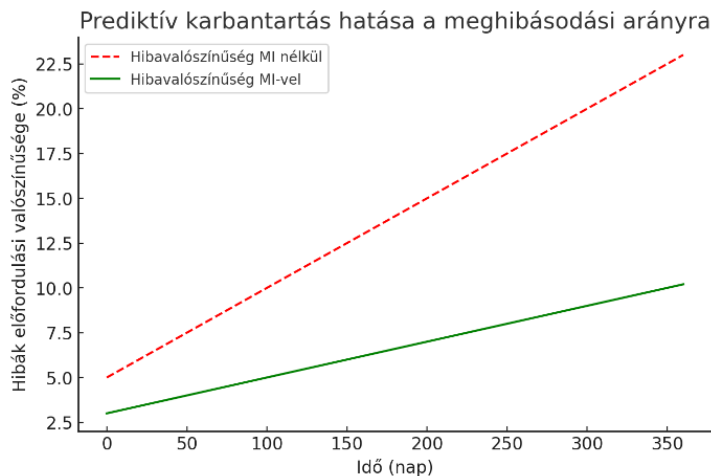
Energiahatékonyság növelés:

- Dinamikus teljesítményszabályozás: Az AI folyamatosan elemzi a terhelési viszonyokat és a hőforrás állapotát, optimalizálva a kompresszor és a szivattyúk működését.
- Hálózati integráció: A rendszer képes együttműködni az elektromos hálózat változó tarifáival és a megújuló energiaforrásokkal (pl. napelemek), ezáltal gazdaságosabb energiafelhasználást biztosítva.

Prediktív karbantartás:

- Hibák előrejelzése: Az AI rendszeresen monitorozza a főbb komponenseket (pl. kompresszor, szivattyúk, hőcserélők), így a potenciális meghibásodások előre jelezhetővé válnak, lehetővé téve az időben végrehajtott karbantartást.

- Anomália-detekció: Az AI képes a normálistól eltérő működési viszonyokat (pl. szivárgások, túlzott energiafogyasztás) felismerni, és szükség esetén automatikusan értesíteni a felhasználót vagy a karbantartó személyzetet.



7. ábra: Prediktív karbantartás hatása a meghibásodási arányra

A 7. ábra szemlélteti a prediktív karbantartás hatását a hőszivattyús rendszer meghibásodási valószínűségére. Az ábrán a piros szaggatott vonal az AI-alapú prediktív karbantartás nélküli állapotot mutatja, ahol a meghibásodás valószínűsége az idő előrehaladtával folyamatosan növekszik. Ezzel szemben a zöld folytonos vonal az AI-alapú prediktív karbantartással ellátott rendszert reprezentálja, amely esetében a meghibásodások bekövetkezésének valószínűsége lassabb ütemben emelkedik. Ennek oka, hogy az intelligens rendszer előre jelzi a potenciális meghibásodásokat, lehetővé teszi az időben történő beavatkozásokat.

Felhasználói komfort növelés:

- Az AI-alapú rendszer automatikusan alkalmazkodik a lakók jelenlétéhez és szokásaihoz, ezáltal optimális hőmérséklet-szabályozást biztosít.
- Az intelligens rendszerek integrálhatók hangvezérelt asszisztensekkel (például Alexa vagy Google Assistant), így egyszerűbbé és kényelmesebbé válik a hőszivattyú működésének szabályozása.

Az AI-integráció célja és rendszerszintű szerepe

A rendszer optimalizálásának egyik lehetséges megközelítése a hagyományos, fizikai törvényeken alapuló (white-box) modellezés kiegészítése mesterséges intelligencián (AI) alapuló döntéstámogatási és vezérlési módszerekkel. Az AI integrálása lehetővé teszi a hőszivattyús rendszer működésének valós idejű monitorozását és dinamikus optimalizálását, különösen a fogyasztói igényekhez való alkalmazkodásra, az energiahatékonyság növelésére, valamint az üzemeltetési biztonság fokozására. Az AI-alapú megközelítés lényege, hogy az egyes alrendszerekhez tartozó input-output paraméterek, valamint a mérhető és számított állapotjelzők elemzése révén olyan szabályozási változók kerülnek meghatározásra, amelyek a rendszer viselkedését energiahatékonysági vagy komfortkritériumok

mentén optimalizálják. A mesterséges intelligencia tehát nem önálló fizikai modellként jelenik meg, hanem egy, a mért adatokból tanuló, prediktív képességekkel rendelkező vezérlési struktúráként, amely képes a rendszer valós viselkedéséhez illeszkedő működési stratégiákat kialakítani. A 4. táblázat az AI-alapú rendszer bemeneti és kimeneti paramétereit, valamint az alkalmazott algoritmikus logikákat foglalja össze, összhangban az input–output alapú szemlélettel, amely a hőszivattyús rendszer szabályozási lehetőségeinek értelmezéséhez szükséges.

Bemeneti adatok	Kimeneti adatok	AI működési logikák
$\dot{m}_p, \dot{m}_s, c_p, c_s, T_{pv}, T_{pe}, T_{sv}, T_{se}, Q_{talajszonda}, Q_{kond.}, Q_{fogyasztó}, COP, W_s, P_{szivattyú}, h_1, h_2, h_3, h_4, T_k, T_{setpoint}$	$\dot{m}_p^{AI}, \dot{m}_s^{AI}, T_{setpoint}^{AI}, W_s^{AI}, COP^{AI}, P_{szivattyú}^{AI}$	$Min(P_{elektromos}), ha Q_{fogyasztó} \geq Q_{igény}$ $W_s + \sum P_{szivattyú} \rightarrow min!$ $COP = \frac{Q}{P} \rightarrow max!$ $COP = f(T_p, T_s, \dot{m}_p, Q_{kond.}, \dots)$ $COP < 3 \text{ és } T_{sv} > T_{setpoint} + 2 \rightarrow \dot{m}_s \downarrow$ $Y_{\{t+1\}} = f(X_t, X_{\{t-1\}}, \dots, X_{\{t-n\}})$

4. Táblázat: Mesterséges intelligencia alapú szabályozás input-output modellje

Az AI-alapú modell bemenetét a rendszer valós idejű és számított üzemi jellemzői képezik, ideértve többek között a tömegáramokat, a primer és szekunder kör hőmérsékleteit, a hőtéljesítményeket, a COP értéket, valamint a szivattyúk és a kompresszor villamos teljesítményfelvételét. A modell kimenete olyan szabályozási javaslatokat fogalmaz meg, amelyek célja az energiahatékonyság növelése és a fogyasztói igények kiszolgálása minimális villamosenergia-felhasználás mellett. Ezek a predikciók a primer és szekunder kör optimalizált tömegáramaira, a setpoint hőmérséklet módosítására, valamint a kompresszor és szivattyúk célteljesítményére vonatkoznak. A mesterséges intelligencia működése különféle logikai struktúrákon alapul, amelyek közül kiemelkedik az energiafelhasználás minimalizálását célzó optimalizálás, a COP érték maximalizálása, valamint az előrejelző modellek alkalmazása. A rendszer például képes arra, hogy ha a COP értéke 3 alá csökken, miközben a visszatérő hőmérséklet meghaladja a kívánt értéket, akkor automatikusan csökkentse a szekunder oldali tömegáramot. A modell prediktív komponensei idősoros gépi tanulási technikákra épülnek, amelyek a korábbi időpillanatok jellemzőinek figyelembevételével becsülik meg a rendszer következő állapotát.

Szabályozási modellek összehasonlítása

A hagyományos épületgépészeti szabályozás jellemzően PID (proporcionális-integrális-derivált) vezérlést alkalmaz, amely egy adott referenciaérték elérésére törekszik. Ezzel szemben az AI-alapú szabályozás képes folyamatosan tanulni a rendszer működéséből, és optimalizálni a vezérlési paramétereket valós időben. Az 5. táblázat bemutatja a hagyományos PID és AI alapú szabályozások közötti előnyöket és hátrányokat.

Szabályozási típus	Működés	Előnyök	Hátrányok
PID szabályozás	Előre meghatározott referenciáérték alapján működik	Egyszerű, könnyen implementálható	Nem adaptív, nem képes tanulni
AI-alapú szabályozás	Valós idejű adatokat elemez és optimalizál	Folyamatos alkalmazkodás, magasabb hatékonyság	Nagy számítási kapacitást igényel

5. Táblázat: PID és AI alapú szabályozások összehasonlítása

A PID szabályozás három komponensből áll. A proporcionális rész a hiba nagyságával arányos jelet generál, az integrális komponens az időben felhalmozott hibát veszi figyelembe, míg a derivált tag a hiba változási sebességére reagál. Ez a szabályozásforma jól működik lineáris, kiszámítható rendszerek esetében, azonban nem képes adaptívan követni a változó körülményeket vagy előre jelezni a rendszer válaszait. A PID szabályozó beállítása tapasztalati úton történik, és nem minden esetben garantálja az optimális energiafelhasználást. Chai és társai [17], Luo és társai [18], Badescu és társai [19] kutatásaikban szintén PID szabályozással foglalkoznak. Kutatásaik rávilágítanak arra, hogy bár a PID szabályozás egyszerűsége miatt sok esetben előnyös, nem képes tanulni a rendszer viselkedéséből, és korlátozott az alkalmazkodóképessége.

Az AI-alapú szabályozás különböző intelligens algoritmusokat alkalmazhat, amelyeket a következő fejezetben részletesen tárgyalunk. Ezek a szabályozási módszerek képesek a rendszer működési mintáiból tanulni, előrejelzéseket készíteni, és optimalizálni a szabályozási paramétereket valós időben. Az utóbbi években egyre több kutatás foglalkozik a mesterséges intelligencián alapuló szabályozási módszerek alkalmazásával a hőszivattyús rendszerekben. Wang és társai [20] egy gépi tanuláson alapuló szabályozási modellt alkalmaztak egy hőszivattyús rendszer energiafelhasználásának csökkentésére. Eredményeik szerint az AI-alapú vezérlés akár 10–15%-os energiamegtakarítást is eredményezhetett a hagyományos PID-hez képest. Zhao és társai [21] egy mélytanulásra épülő előrejelző modellt alkalmaztak, amely a hőmérséklet-ingadozásokra reagálva szabályozta a rendszer teljesítményét. A kutatás szerint a modell nemcsak pontosabban tudta kiszolgálni a komfortigényt, hanem csökkentette a berendezés ki- és bekapcsolási ciklusainak számát is, ezzel növelve az élettartamot. Sun és társai [22] erősítéses tanulási módszert alkalmaztak, amely képes volt önállóan tanulni a rendszer működéséből anélkül, hogy előre definiált szabályokat kellett volna beállítani. A modell az idő előrehaladtával egyre jobb teljesítményt ért el, és folyamatosan adaptálta magát a környezeti változásokhoz.

Alkalmazott AI-módszerek

Az AI-technológiák különböző formái eltérő előnyökkel és korlátokkal rendelkeznek. Az alkalmazott mesterséges intelligencia módszerek alapvetően négy fő megközelítés szerint csoportosíthatók, amelyek közé tartozik a felügyelt tanulás, nem felügyelt tanulás, megerősítéses tanulás és szabályalapú rendszerek. A módszerek kiválasztása függ az elér-

hető adatok mennyiségétől, a rendszer komplexitásától, valamint a kívánt szabályozási céltól. Az alábbi 6. táblázatban bemutatjuk a leggyakrabban alkalmazott módszereket és azok szerepét a hőszivattyús rendszerekben.

Megnevezés	Előnyök	Hátrányok	Alkalmazási területek
Mélytanulási modellek (Deep Learning - DL)	Kiváló mintafelismerési képesség. Nagy mennyiségű adat esetén pontosabb eredmények. Alkalmazható komplex, nemlineáris rendszerekben.	Magas számítási igény (GPU szükséges lehet) Nagy mennyiségű tanulóadatot igényel.	Hőmérsékleti és terhelési előrejelzések készítése. Optimalizált vezérlés a felhasználói komfort növelése érdekében. Időbeli dinamikus rendszerek szabályozása (pl. RNN és LSTM modellek segítségével).
Gépi tanulás (Machine Learning - ML)	Jó általánosítási képesség. Kis adathalmazokon is működik.	Kevésbé hatékony komplex rendszerekben. Jellemzően kézi paraméterhangolást igényel.	Energiafogyasztás modellezése és előrejelzése. Komfortérzet-alapú szabályozás.
Fuzzy logika alapú szabályozás (Fuzzy Logic Control - FLC)	Nem igényel nagyméretű tanulóadatot. Könnyen értelmezhető szabályrendszer.	Nem alkalmas összetett rendszerek pontos modellezésére.	Adaptív fűtés-hűtési szabályozás.
Erősítéssel tanulás (Reinforcement Learning - RL, DRL)	Automatikusan alkalmazkodik a változó körülményekhez.	Hosszú tanulási idő szükséges.	Öntanuló vezérlés a fogyasztási minták alapján.

6. Táblázat: Leggyakrabban alkalmazott AI módszerek a hőszivattyús rendszerekben

A táblázatban szereplő módszerek mindegyike más előnyöket kínál a hőszivattyús rendszerek szabályozásában. A mélytanulási modellek különösen hatékonyak idősoros előrejelzésekhez és komplex energetikai mintázatok felismeréséhez, ugyanakkor magas adatigényt és számítási teljesítményt követelnek. A gépi tanulási modellek gyorsabb implementációt tesznek lehetővé, de korlátozottabbak nemlineáris rendszerek esetén. A fuzzy logika jól alkalmazható ott, ahol a fizikai folyamatok nem írhatók le egzakt módon, míg az erősítéssel tanulás hosszabb tanítási idő mellett rugalmasan tud alkalmazkodni a változó körülményekhez.

ÖSSZEGZÉS

A tanulmány során bemutatott modellalapú megközelítés igazolta, hogy egy hőszivattyús rendszer működése átfogóan értelmezhető komponensenként felépített, input–output struktúrájú fehér doboz modell segítségével. A hőszivattyús rendszer három fő áramlási körének bemeneti és kimeneti paraméterei, valamint azok transzformációs egyenletei alapján részletes energetikai és működési elemzés végezhető. Ez a fizikai alapokon támaszkodó megközelítés lehetőséget ad a rendszer teljesítményének értékelésére és a működési folyamatok mélyebb megértésére. Valós üzemeltetési környezetben, ahol a külső körülmények, terhelési viszonyok és felhasználói igények folyamatosan változnak, a hagyományos szabályozási módszerek, mint például a PID, csak korlátozott alkalmazkodóképességgel rendelkeznek. Ezzel szemben a mesterséges intelligencia alapú szabályozási megközelítések képesek valós időben reagálni a rendszer állapotára, tanulni a működésből, és prediktív módon optimalizálni a vezérlési paramétereket. A mesterséges intelligencia alkalmazása a hőszivattyúk teljesítményszabályozásában számos előnnyel járhat, beleértve az energiatakarékosságot, a hosszú távú működési hatékonyságot és a környezetbarát működést. Az AI által vezérelt rendszerek képesek a valós idejű adatok alapján dinamikusan optimalizálni a hőszivattyú működését, figyelembe véve az energiafogyasztást és a környezeti tényezőket. Mindez hozzájárulhat a fenntarthatóbb és gazdaságosabb energetikai megoldásokhoz. A kutatás során bemutatott AI-módszerek alkalmazása új lehetőségeket nyit a hőszivattyús rendszerek energiahatékonyságának javítására, a COP érték maximalizálására és a komfortigények pontosabb kiszolgálására.

FELHASZNÁLT IRODALOM⁴

- [1] J. W. Lund, D. H. Freeston, and T. L. Boyd, "Direct utilization of geothermal energy 2010 worldwide review," *Geothermics*, vol. 40, no. 3, pp. 159–180, Sep. 2011, doi: <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2011.07.004>.
- [2] B. Sanner, C. Karytsas, D. Mendrinós, and L. Rybach, "Current status of ground source heat pumps and underground thermal energy storage in Europe," *Geothermics*, vol. 32, no. 4–6, pp. 579–588, Aug.–Dec. 2003, doi: [https://doi.org/10.1016/S0375-6505\(03\)00060-9](https://doi.org/10.1016/S0375-6505(03)00060-9).
- [3] S. J. Self, B. V. Reddy, and M. A. Rosen, "Geothermal Heat Pump Systems: Status Review and Comparison with Other Heating Options," *Applied Energy*, vol. 101, pp. 341–348, Jan. 2013, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.01.048>.
- [4] H. Li and M. Zheng, "Optimal control strategy of ground source heat pump systems based on load forecasting," *Energy and Buildings*, vol. 41, no. 2, pp. 217–223, 2009. [https://doi.org/10.1016/S0375-6505\(03\)00060-9](https://doi.org/10.1016/S0375-6505(03)00060-9).
- [5] B. Sanner, C. Karytsas, D. Mendrinós, and L. Rybach, "Current status of ground source heat pumps and underground thermal energy storage in Europe," *Geothermics*, vol. 32, no. 4–6, pp. 579–588, 2003.
- [6] Y. Yao and J. Chen, "Adaptive control of ground source heat pump systems with neural network-based model predictive control," *Energy and Buildings*, vol. 55, pp. 243–252, Dec. 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.08.001>.

⁴ példák hivatkozásokra | REFERENCES examples of references

- [7] R. Yang és L. Wang, „Development of multi-agent system for building energy and comfort management based on occupant behaviors,” *Energy and Buildings*, vol. 56, pp. 1–7, Jan. 2013, doi: [10.1016/j.enbuild.2012.10.025](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.10.025).
- [8] A. M. Omer, „Ground-source heat pumps systems and applications,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 12, no. 2, pp. 344–371, Feb. 2008, doi: [10.1016/j.rser.2006.10.003](https://doi.org/10.1016/j.rser.2006.10.003).
- [9] M. Kozák és L. Mikó, „Geotermikus potenciál hasznosításának lehetőségei Kelet-Magyarországon.
- [10] W. Thomson, „On the economy of the heating or cooling of buildings by means of currents of air,” *Proceedings of the Philosophical Society of Glasgow*, vol. III, pp. 269–272, 1853.
- [11] K. J. Chua, S. K. Chou, és W. M. Yang, „Advances in heat pump systems: A review,” *Applied Energy*, vol. 87, no. 12, pp. 3611–3624, Dec. 2010, doi: [10.1016/j.apenergy.2010.06.014](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.06.014).
- [12] L. Pérez-Lombard, J. Ortiz, and C. Pout, “A review on buildings energy consumption information,” *Energy and Buildings*, vol. 40, no. 3, pp. 394–398, 2008, doi: [10.1016/j.enbuild.2007.03.007](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2007.03.007).
- [13] M. Árpási, „Geothermal development in Hungary—country update report 2000–2002,” *Geothermics*, vol. 32, no. 4–6, pp. 725–735, Aug.–Dec. 2003, doi: [10.1016/j.geothermics.2003.07.001](https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2003.07.001).
- [14] Hungarian Energy and Public Utility Regulatory Authority, „National Energy Strategy 2030 with an outlook to 2040,” 2022. [Online]. Available: <https://2010-2014.kormany.hu/download/7/d/7/70000/Hungarian%20Energy%20Strategy%202030.pdf>.
- [15] Z. Kovács és J. Hancsók, „Biofuels: the renewable energy sources of the future,” *Hungarian Journal of Industrial Chemistry*, vol. 37, no. 2, pp. 111–116, 2009.
- [16] L. A. Zadeh és E. Polak, *Rendszerelmélet*, Budapest, Hungary: Műszaki Könyvkiadó, 1972.
- [17] X. Chai, Y. Lin, X. Zhang, és J. Wang, „PID control strategies for residential heat pump systems: A performance evaluation,” *Energy and Buildings*, vol. 174, pp. 305–314, Sep. 2018, doi: [10.1016/j.enbuild.2018.06.041](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.06.041).
- [18] X. Luo, H. Li, és X. Zhou, „Comparison of PID and MPC control strategies in variable-load HVAC systems,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 170, p. 115020, Feb. 2020, doi: [10.1016/j.applthermaleng.2020.115020](https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2020.115020).
- [19] V. Badescu és D. Fodor, „Performance of ground-source heat pump systems under PID control with intermittent operation,” *Renewable Energy*, vol. 139, pp. 602–611, Aug. 2019, doi: [10.1016/j.renene.2019.02.113](https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.02.113).
- [20] Y. Wang, T. Zhang, és Z. Li, „Energy-efficient control of heat pump systems using machine learning methods,” *Energy and Buildings*, vol. 210, p. 109748, Mar. 2020, doi: [10.1016/j.enbuild.2019.109748](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109748).
- [21] H. Zhao, Y. Liu, és J. Zhang, „Deep learning-based predictive control of building heating systems,” *Applied Energy*, vol. 285, p. 116402, Mar. 2021, doi: [10.1016/j.apenergy.2021.116402](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116402).
- [22] Y. Sun, X. Wang, és H. Chen, „Reinforcement learning for optimal control of heat pump systems in dynamic environments,” *Renewable Energy*, vol. 190, pp. 1234–1245, May 2022, doi: [10.1016/j.renene.2022.03.098](https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.03.098).