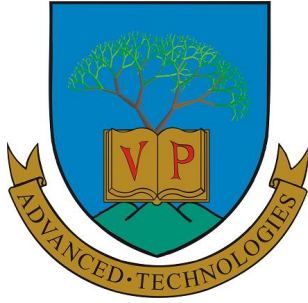


Pannon Egyetem  
Műszaki Informatikai Kar  
Informatikai Tudományok Doktori Iskola



# AZ ÁTALAKULÓ VILLAMOSENERGIA-RENDSZER RUGALMASSÁGÁNAK NÖVELÉSE ELŐREJELZÉSEK ÉS MŰKÖDÉS OPTIMALIZÁCIÓ HASZNÁLATÁVAL

Tézis füzet  
Szerző: Balázs István Gusztáv

Témavezetők: Dr. Fodor Attila, Dr. Magyar Attila

Veszprém  
2024

## 1 Bevezetés

Az elosztott villamosenergia-termelés térhódítása a centralizált energiarendszereket egyre inkább egy decentralizált struktúra felé tereli. Hagyományosan a gerinchálózatra csatlakozó nagyerőművek termelését az átviteli hálózat, majd az elosztó hálózat juttatta el a végfelhasználókhoz. Az energia egy irányba áramlott a nagyfeszültségű hálózati szegmensek felől a kisméretű hálózatba, így a központosított, jól tervezhető termelés egyensúlyozta ki a fogyasztás bizonytalanságát. Az elosztott és időjárásfüggő termelés növekedése (az előrejelzések szerint a 2010-es 21%-ról 2030-ra 44%-ra nő) azonban olyan tervezési és üzemeltetési bizonytalanságot eredményez, ami fenntarthatatlanná teszi a kizárólag termelés befolyásolására építő terhelés követő kiegyenlítési paradigmát.

Az elosztott technológiák, ide értve a napelemeket, a szélturbinákat és az elektromos járműveket, lehetővé teszik a fogyasztók számára, hogy energiatermelőkké, aktív felhasználókká váljanak. Ezen eszközök térhódítása támogatja ugyan a megújuló energiaforrások integrációját, de az időjárásfüggő energiatermelés miatt megnehezíti a kereslet-kínálat egyensúlyának biztosítását. Az időjárásfüggő termelők kiszámíthatatlansága pontosabb előrejelzéseket és szabályozást tesz szükségessé. A tervezési bizonytalanság és körülményesebb szabályozhatóság növeli a kereslet-kínálat kiegyenlítettenséget, ami több rugalmas, termelését vagy fogyasztását változtatni képes erőforrást igényel a hálózat stabilitásának fenntartásához. A csúcsterhelések kezelése és a hálózati szűk keresztmetszetek kialakulásának megelőzése további kihívást jelent.

### Digitalizáció

Az elosztott, időjárásfüggő termelés hatásainak kezelése valós idejű monitoringot, fokozott digitalizálást, az átviteli- és elosztórendszer-üzemeltetők (TSO és DSO) közötti kommunikáció javítását és a rugalmas fogyasztók integrációját igényli. A digitalizáció elengedhetetlen a fejlődő energetikai ökoszisztémához való alkalmazkodáshoz, az ellátásbiztonság és a hatékonyság biztosításához. A digitális platformok lehetővé teszik a résztvevők közötti zökkenőmentes kommunikációt, az energiatermelésre, a fogyasztási szokásokra és a hálózati teljesítményre vonatkozó kritikus adatok cseréjét. A digitális technológiák által támogatott fogyasztó oldali befolyásolás a fogyasztók energiefelhasználását a kínálat és a kereslet egyensúlyának megteremtése érdekében igazítja ki. Az intelligens fogyasztásmérők és az otthoni energiagazdálkodási rendszerek lehetővé teszik a fogyasztók számára, hogy segítsék a hálózat stabilizálását.

---

A digitális technológiák optimalizálják a megújuló energiafelhasználást. A fejlett vezérlőrendszerek, az IoT-eszközök és a mesterséges intelligencia algoritmusok javítják a megújuló energiából származó kimenetek kiszámíthatóságát és kezelését. A elosztott villamosenergia-rendszerben a digitalizáció kulcsfontosságúvá válik, mivel eszközöket biztosít a decentralizáció kezeléséhez, valamint a hálózat stabilitásának és hatékonyságának fenntartásához.

## Kutatási kérdések

A villamosenergia-ágazat digitalizációjának egyik alapvető kérdése, hogy lehetséges-e olyan automatizálható módszereket megfogalmazni, amelyekkel növelhető a rendszer hatékonysága és kihasználtsága, valamint olcsóbbá és biztonságosabbá tehető az üzemeltetése. A piac szerepe nem elhanyagolható, a villamosenergia-iparban továbbra is jelen vannak központi, jogszabályok alapján monopolisztikus szerepben levő aktorok, de a szektor működését nagyrészt piaci folyamatok és szereplők mozgatják, amelyek villamosenergia-rendszer működési szabályainak betartása mellett gazdasági előnyök elérésére törekednek.

A rendszer hatékony kihasználásának további módja a korábban passzív szereplők bevonása a rendszer működtetésébe, amire tipikus példa az fogyasztói oldal bevonása. A fogyasztásra általában, de különösen a lakossági fogyasztásra igaz, hogy a benne rejlő rugalmassági képesség még nincs kihasználva. Ennek első lépésként ismernünk kell azt a mennyiséget, amely egy adott pillanatban a fogyasztó számára potenciális fogyasztáscsökkentésként vagy -növelésként rendelkezésre áll.

Munkám során a következő kutatási kérdésekkel foglalkoztam:

1. Milyen módszerekkel és pontossággal lehet rövid távon megjósolni a villamosenergia-rendszer kiegyenlítetlenségét, azaz az aggregált termelés és fogyasztás közötti egyensúly hiányát?
2. Hogyan tud egy piaci alapon működő, különböző technológiákat alkalmazó aggregált portfólió automatizált stratégiák segítségével gazdasági előnyökre szert tenni a különálló, de egymással kapcsolatban levő energiapiacokon végzett párhuzamos tevékenységekkel?
3. Milyen módszerekkel számszerűsíthető és jelezhető előre egy lakóház fel és le irányú rugalmassága, azaz az villamosenergia-fogyasztásának, illetve termelésének valamilyen külső jelre történő befolyásolása?

## 2 Alkalmazott eszközök és módszerek

### 2.1 Villamosenergia-rendszer rövid távú kiegyenlítetlenségének előrejelzése

A kínálat és a kereslet közötti kiegyenlítetlenség kritikus tényező a villa-mosenergia-rendszer működésében, mivel a rendszerfrekvencia [1] változásához vezet. Ezért alapvető fontosságú, hogy a múltbeli, mért és előrejelzett adatokból meg tudjuk jósolni az értékét. Abból a feltételezésből kiindulva, hogy a kiegyenlítetlenség korrelál a rendszer változóinak mért értékeivel (nap- és szélenergia-termelés, terhelés, kiegyenlítetlenség), valamint az exogén változók előrejelzéseivel, a kiegyenlítetlenség rövid távú előrejelzésére az ARDL (Autoregressive Distributed Lag) modell többlépcsős változatát javaslom. A javasolt előrejelzési modellt összehasonlítottam egy hosszú rövid távú memórián (LSTM) alapuló hálózat alapú eljárással, valamint egy extra fákból álló regressziós modellel (ETR) valós adatok felhasználásával. Az eredmények azt mutatják, hogy a javasolt többlépcsős autoregresszív előrejelző modell mindhárom értékelési metrika tekintetében felülmúlja a többit. Mivel sok esetben elegendő az egyensúlytalanság előjelét megadni, ez a dolgozat bevezeti az előjelpontosság fogalmát az előrejelzett egyensúlytalanság függvényében, és értékeli azt a vizsgált megoldások esetében.

Ez a szakasz egy olyan előrejelzési módszert mutat be, amely 2 órás átfutási idővel és negyedórás felbontással jelzi előre a rendszer kiegyensúlyozatlanságát nyilvánosan elérhető adatok felhasználásával. Az előrejelzés az ARDL modellt alkalmazza idősoros adatokra [2]. A módszer nagymértékben támaszkodik az egyensúlytalanság autoregresszív tulajdonságára és az egyensúlytalansággal korreláló, nyilvánosan elérhető magyarázó változók megfelelő összeállítására. A többlépcsős előrejelzési horizont minden egyes lépéséhez kapcsolódó előrejelző változók használatával a múltban megfigyelt és a jövőben ismert inputokat is felhasználom. A javasolt ARDL-módszert két nemlineáris benchmark-modellel (ETR [3] és LSTM [4]) és egy ARIMAX-modellel együtt összehasonlító elemzésnek vettem alá ugyanazokat az előkészített és feldolgozott bemeneti adatokat használva. Az eredmények azt mutatják, hogy az ARDL annak ellenére, hogy egyszerűbb, a többi korszerű módszerhez hasonló pontosságot kínál.

A kiegyenlítetlenség és a magyarázó idősoros adatok ismeretében a cél egy többlépcsős előrejelzés készítése a kiegyenlítetlenségre vonatkozóan a  $t$  előrejelzési időpontban az aktuális és az azt követő  $t + 0$ ,  $t + 1$ , ...,  $t + 7$  negyedévekre. Ezt úgy érem el, hogy a változók készletéből egyedi késlel-

tetésű paraméter struktúrárt hozok létre, és külön ARDL modelleket képezek minden egyes előrejelzési időlépésre. Mind a képzés, mind az ellenőrzés a múltbeli adatokon történik, betartva a terv- és mérési adatok időbeli rendelkezésre állásának szabályait. Az előrejelzés minőségét a szakirodalomban általánosan használt mérőszámok segítségével értékelem, és összehasonlítom a vezető nemlineáris gépi tanulási módszerek teljesítményével.

A független változók kiválasztásakor fontos szempont volt, hogy azok a modell képzéséhez szükséges mennyiségben nyilvánosan elérhetőek legyenek. Tekintettel arra, hogy célom egy rövid távú előrejelzés csúszóablakos megközelítéssel, elvárt, hogy az előrejelzés időpontjában a kérdéses időszakra vonatkozóan rendelkezésre álljanak. A "mért típusú" változók nem állnak rendelkezésre az előrejelzési időszakban, csak a múltbeli értékek használhatók. A "tervezett" változók mind az aktuális, mind a jövőbeli időintervallumra rendelkezésre állnak. Tipikus példák erre a piaci szereplők által a másnapi vagy napon belüli folyamatok részeként benyújtott menetrendek, vagy az átviteli rendszerirányító által közzétett előrejelzések. A "rögzített" változók mind a múlt, mind a jövőre vonatkozóan rendelkezésre állnak, azonban itt csak az előrejelzési intervallumot használjuk.

Olyan lineáris, csúszóablakos kiegyenlítés-előrejelzési módszert javaslok, amely a kimeneti változó és az exogén változók múltbeli értékeit egyaránt felhasználja, és kellő rugalmasságot biztosít a késleltetési struktúra kialakítására. Az általános ARDL struktúra tartalmaz egy késleltetett függő változót, több késleltetett független változót és további exogén változókat. A modell becslése történhet a legkisebb négyzetek módszerével (OLS) vagy más becslési technikával. Az alkalmazott általános ARDL-modellt a Equation 1 egyenlet határozza meg:

$$Y_t = \delta_0 + \sum_{p=1}^P \phi_p Y_{t-p} + \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^{Q_k} \beta_{k,j} X_{k,t-j} + \underbrace{Z_t \Gamma}_{\epsilon_t}, \quad (1)$$

ahol

- $Y_t$ : függő változó  $t$  időpontra vonatkozó előrejelzett értéke,
- $Y_{t-p}$ : függő változó értéke a  $t-1, t-2, \dots, t-p$  időpontokban,
- $P$ :  $Y$  maximális késleltetése,
- $X_{k,t-j}$ :  $k^{th}$  független változó a  $t-1, t-2, \dots, t-j$  időpontokban,
- $Q_k$ :  $X_k$  maximális késleltetése,
- $M$ : késleltetett változók számossága,
- $Z_t$ : fix, nem késleltetett változó  $t$  időpontban,

- $\epsilon_t$  független és azonos eloszlású,
- $\delta, \phi, \beta, \gamma$  a becsült modell paraméterek.

Az Equation 1 egyenlet szerinti ARDL-moddal a megfigyelések után a következő időszak értékét számítja ki. Ezt nevezzük egy lépéses előrejelzésnek, mert csak egy lépést kell előrejeleznünk. Ebben az esetben azonban több negyedóra van kíváncsiak, egyszerre több lépést kell megjósolni, így ez egy többlépéses előrejelzési probléma. Ahhoz, hogy az ARDL-megközelítést többlépéses előrejelzéshez használjuk, a függő változó előző lépésből megjósolt értékét használjuk egy külön modell képzéséhez, különböző változókkal és késleltetési struktúrákkal. A modellt az Figure 1 ábra szemlélteti. Az előrejelzés a  $t$  időpontban a  $t$  és  $t + 8$  közötti időintervallumokra készül. Feltételezzük, hogy mind a függő, mind a független változók esetében a megfigyelések már rendelkezésre állnak a  $t - 1$  időszakra vonatkozóan. A rögzített változó ( $Z$ ) értéke ismert az adott  $t$  intervallumra. Ezekből a bemenetekből az ARDL-moddal kiszámítja a függő változó értékét az  $t + 1$  időszakra ( $FC_{t+1}$ ). Ugyanebben az  $t$  időszakban a  $t + 1$  intervallumra vonatkozó előrejelzést is kiszámítjuk ( $FC_{t+1}$ ). Ehhez a függő változó meglévő megfigyeléseit használjuk előrejelzőként, valamint az előző intervallumra ( $t + 0$ ) vonatkozó előrejelzését és a fix változó  $t + 1$ -re vonatkozó értékét. Az  $t + 2$  lépésnél a megfigyelések halmaza ugyanaz marad, de a függő változó  $t + 0$ -ra és  $t + 1$ -re vonatkozó előrejelzőit hozzáadjuk az előrejelzők halmazához. A többlépéses előrejelzés iteratív módon történik, a különböző lépésekben különböző változó- és késleltetési struktúrákat használunk, így minden egyes lépéshez külön ARDL-modellt képezünk.

Amint azt a Figure 1 ábra mutatja, a modell képzéséhez minden egyes lépéshez a prediktorkészletet úgy kell felépíteni, hogy az előző lépés prediktoraikat hozzáadjuk a prediktorkészlethez. Miután egy predikciós lépéshez betanítottuk a modellt, elkészül a megfelelő predikció, majd a következő lépés betanítása úgy történik, hogy ezt a predikciót hozzáadjuk a predikciós halmazhoz. Az előrejelzés hasonló logikát követ. Az egy lépéshez tartozó előrejelzés egyszerre a végeredmény és a következő lépés előrejelzésének bemenete. A fent leírt módszer ellenőrzésére valós adatokat használtunk. Az adatok elérhetőek a magyar TSO honlapján és az ENTSO-E Transparency platformján. A tanítási periódus a 2021 január és 2022 február közötti, a tesztidőszak a 2022 március és 2022 december közötti időszak. Ezekben az intervallumokban az összes negyedórás érték figyelembe lett véve.

A Figure 2 ábra az előrejelzés egy mintáját mutatja. A folytonos vonal

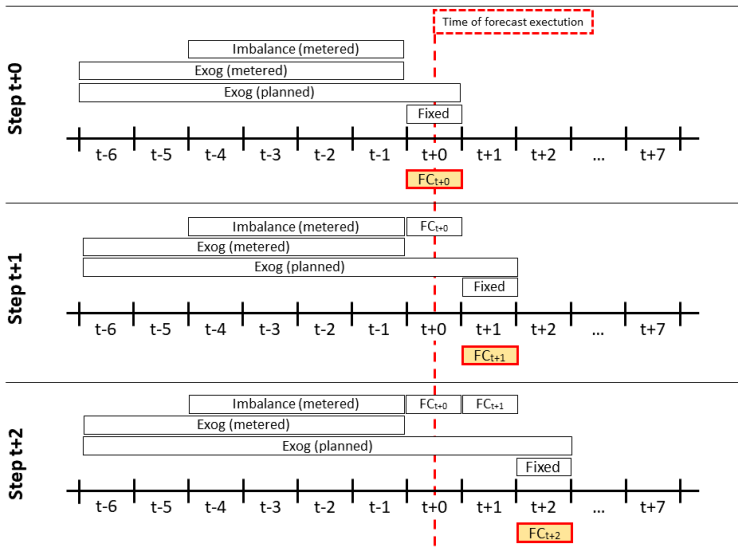


Figure 1: A prediktorváltozók készletetési-struktúrája. Minden egyes lépéshez külön modellt kell kidolgozni. Az FC a kiegyenlítetlenség előrejelzett értékeit jelenti

az előrejelzett érték, a szaggatott vonal pedig a megfigyelt érték ugyanarra a negyedórára. Az "FC pred\_ t0" idősor a "Step t+0" előrejelzési lépést jelöli, amint az Figure 1 ábrán látható. Egy adott időbéllyegre több előrejelzés is létezik (t0-t7), de az áttekinthetőség kedvéért az ábrán csak  $t + 0$  és  $t + 1$  szerepel. Az előrejelzési hiba a megfigyelt és az előrejelzett érték közötti különbség.

A hiba nagysága mellett az előrejelzés iránya, előjele is különösen fontos. Az előjel azért érdekes, mert a kiegyenlítetlenség értékét, pontosabban előjelét olyan logika felépítéséhez lehet használni, amely a kiegyenlítetlenség csökkentésére ösztönzi az energiarendszer szereplőit. Ezért a jól ismert metrikák mellett bemutatok egy önállóan kifejlesztett mérőszámot az előjelpontosság értékelésére. Az előjelpontosság százalékos aránya (Sign Accuracy Percentage - SAP) az irányra vonatkozó helyes előrejelzések számának (Equation 2 egyenlet) és az összes előrejelzés számának (Equation 3 egyenlet) hányadosaként számítható. Ezenkívül egy küszöbértéket alkalmazok annak érdekében, hogy az SAP csak a küszöbértéknél nagyobb

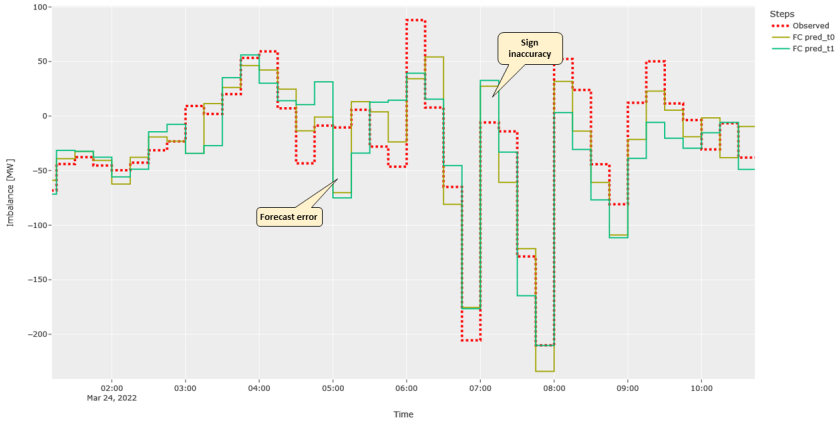


Figure 2: Kiegyenlítetlenség megfigyelt és előrejelzett értéke

abszolút értékű előrejelzésekre kerüljön kiszámításra.

$$\begin{aligned}
 SA_{step,\tau}^{True} &= \sum_t \left[ (FC_{t+step} \geq \tau \wedge Y_{t+step} > 0) \vee \right. \\
 &\quad \left. (FC_{t+step} \leq -\tau \wedge Y_{t+step} < 0) \right] \\
 SA_{step,\tau}^{False} &= \sum_t \left[ (FC_{t+step} \geq \tau \wedge Y_{t+step} < 0) \vee \right. \\
 &\quad \left. (FC_{t+step} \leq -\tau \wedge Y_{t+step} > 0) \right]
 \end{aligned} \tag{2}$$

$$SAP_{step,\tau} = \frac{SA_{step,\tau}^{True}}{SA_{step,\tau}^{True} + SA_{step,\tau}^{False}} * 100, \tag{3}$$

ahol

- $[condition]$  az Iverson zárójelet jelöli, eredménye 1, ha a  $condition$  feltétel teljesül, egyébként 0,
- $SA_{step,\tau}^{True}, SA_{step,\tau}^{False}$ : a helyes és helytelen irányú előrejelzések száma egy  $\tau$  küszöbérték és egy  $step$  előrejelzési ablak mellett,

- $FC_{t+step}$ : a  $t$  időpontban  $t + step$  intervallumra vonatkozó kiegyenlítettletlenség-előrejelzés,
- $Y_{t+step}$ : a  $t + step$  intervallum mért kiegyenlítettletlensége,
- $\tau$ : küszöbérték,  $0 \leq \tau$ , csak a  $\tau$  és  $-\tau$  értéken kívül előrejelzéseket vesszük figyelembe,
- $SAP_{step,\tau}$ : előjelpontosság százalékos aránya.

Az ARDL modell eredményeit összehasonlítottuk a referencia modellekkel (ARIMAX, ETR, LSTM). Bár több tanulmány is használja a benchmarknak választott módszereket, a rövid távú kiegyenlítettletlenség előrejelzésével foglalkozó irodalom nem túl gazdag, és az összehasonlítások csak akkor lehetnek érvényesek, ha a modelleket ugyanazokkal a feltételezésekkel és adatokkal futtatják. Ennek érdekében a benchmark modelleket nemcsak bemutatjuk, hanem alkalmaztuk és implementáltuk is a szóban forgó problémára. Az eredményeket a Table 1 táblázat foglalja össze. Az átlagos abszolút hiba (MAE) és az átlagos négyzetes gyökeltérés (RMSE) esetében az alacsonyabb érték jobb előrejelzési hatékonyságot jelez. Az SAP esetében a magasabb érték kedvező, mivel az érték a 40 MW feletti és a -40 MW alatti előrejelzések azon százalékát jelzi, amelyek helyesen jelzik előre a rendszer irányát. Az ARDL teljesítménye az első 4 intervallumban, azaz az első 1 órában jobb, mint a referencia-modelleké. A második órában az ARIMAX valamivel jobban teljesít.

Bemutattam az ARDL modell hatékonyságát a villamosenergia-rendszer egyensúlytalanságainak előrejelzésében, ami elengedhetetlen a stabilitás fenntartásához. Átfogó értékelések valós adatok felhasználásával mutatják az ARDL teljesítményét a referencia-modellekhez képest. A többlépcsős előrejelzési megközelítés javítja a rendszerüzemeltetők egyensúlytalanságok kezelésének képességét, az innovatív előjelpontossági mérőszám pedig megbízható irányú előrejelzéseket biztosít. Az ARDL modell számítási hatékonysága és magas előrejelzési pontossága a valós idejű villamosenergia-rendszer irányításának praktikus eszközévé teszi.

## 2.2 Aggregált portfólió kereskedési tevékenységének idősoros szimulációja

Az időjárásfüggő energiatermelés aránya folyamatosan nő a hagyományos nagyerőművekkel szemben. Ez változás párosulva a technológiai és piaci működés fejlődésével, olyan portfóliók kialakítását teszi lehetővé, amelyek optimálisan használják ki a különböző termelési és fogyasztási technológiák

Table 1: Az előrejelzési eredmények összehasonlítása 5 hónapos tesztadatok felhasználásával

Metric	Step	ARDL	ARIMAX	ETR	LSTM
MAE	Step 0	28	54	32	46
	Step 1	40	55	45	55
	Step 2	49	58	53	64
	Step 3	55	59	59	71
	Step 4	63	66	67	73
	Step 5	69	69	73	75
	Step 6	73	71	77	79
	Step 7	76	73	80	86
RMSE	Step 0	37	67	43	62
	Step 1	53	69	61	73
	Step 2	66	75	72	84
	Step 3	75	76	81	94
	Step 4	86	84	92	98
	Step 5	94	86	101	100
	Step 6	101	92	108	107
	Step 7	105	93	113	117
SAP	Step 0	98	89	97	91
	Step 1	94	88	92	86
	Step 2	90	87	88	82
	Step 3	88	85	85	80
	Step 4	84	84	82	78
	Step 5	81	82	78	76
	Step 6	78	80	76	73
	Step 7	76	80	74	69

sajátosságait (pl. időjárásfüggő és hagyományos termelőegységek, szabályozható és nem szabályozható fogyasztók, energiatárolás) [5]. Ezen téma területét azt vizsgálja, hogy a különböző technológiákat alkalmazó, piaci alapon működő aggregált portfólió milyen automatizált stratégiák révén működhet gazdaságosan úgy, hogy egyrészt kezeli a portfóliót alkotó eszközök eltérő műszaki és gazdasági adottságait, valamint kihasználja az eltérő, de összekapcsolt energiapiacokon realizálható lehetőségeket.

Az európai villamosenergia-piac jelenlegi működésének közelítően pontos modelljét vettem alapul, amelyet a különböző időhorizontú villamosenergia- és kiegyenlítőszabályozási piacok jellemeznek. Létrehoztam egy aggregátor modellt, amely különböző technológiájú termelő, fogyasztó és tároló eszközöket tartalmaz, a portfólió valós működési keretek között működik. A portfóliót alkotó eszközöket egy aggregátori szerepkör koordinálja és működteti a különböző villamosenergia-piacokon a gazdasági haszon max-

imalizálásának céljával, a portfóliót alkotó eszközök műszaki korlátainak függvényében. A modell egy 12 hónapos referencia-időszakot szimulál, historikus idősoros adatok és valós piaci paraméterek felhasználásával. Közgazdasági értelemben árelfogadó, racionálisan működik, méretéből fakadóan a piaci árakat nem befolyásolja. A szimuláció egy decentralizált aggregátorportfóliót foglal magában, amely egy fogyasztót, egy időjárásfüggő napenergia (PV) generátort és egy akkumulátoros energiatárolót tartalmaz. Munkám a portfólió inhomogenitásából és a modern villamosenergiaipar több piacra kiterjedő jellegéből adódó belső modellezési komplexitással egyaránt foglalkozik, miközben a szándékos menetrendi eltérésekből való profitszerzés érdekében kiegyenlítetlenség előrejelzést is tartalmaz.

A PV-termelés rugalmasan ütemezhető, és valós idejű szabályozási lehetőségeket biztosít az előre tervezett termelés elosztás, a kiegyenlítőszabályozási szolgáltatások és a valós idejű kiegyenlítés számára. A fogyasztó passzív szerepet játszik, a portfólió tervezett termelését a tervezett igények alapján fogyasztja el, a fennmaradó termelést pedig a piacon értékesíti az aggregátor. Az energiatárolás ütemezett felhasználást és valós idejű szabályozási lehetőségeket biztosíthat, kiegyenlítő szolgáltatásokat is nyújtva. Az aggregátor a másnapi és a napon belüli piacokon (DAM, IDM), a kiegyenlítőszabályozási kapacitáspiacon (aFRR) és a szabályozási energia piacán (aFRR) működik.

A piaci tranzakciók árazása a magyar villamosenergia-kereskedelem szervezett piacának, a HUPX-nek a DAM óránkénti és IDM negyedéves átlagárai alapján történik a referencia-időszakra vonatkozóan. A kiegyenlítő szolgáltatások közül az aggregátor az aFRR piacon vesz részt. A modell figyelembe veszi az aFRR piacon az óras ajánlat lehetőségét, valamint T-25 perces ajánlatadási lehetőségét a napközbeni piacon. A tartalékok és az aktivált mennyiségek a modellben beállítható árképzési stratégián alapulnak. Az ajánlati árakat az akkor már ismert piaci ajánlatok mozgó átlagárának előre rögzített aránya alapján számítja ki, negatív aFRR energiaajánlatok esetén pedig fix negatív árat vesz figyelembe, hogy elkerülje az aktiválásokat alatti veszteséges időszakokat. A modell által használt időzítések megfelelnek a valós piaci szabályoknak. A modell az előrejelzések, a beállított paraméterek és az egyes időszakokban előforduló helyzetek (menetrendi eltérések, szerződött tartalékok, aktiválások) és azok későbbi megoldása alapján számítja ki a portfólió egyes elemeire és azok energiapiaci összetevőire vonatkozó energiaáramlásokat. A cél a piaci tranzakciók mérlegéből származó gazdasági nyereség maximalizálása.

Két scenáriót vizsgáltam. Az "alapfunkciók" scenárió egy hagyományos megközelítés, amelyben a napenergia-termelés elégíti ki a fo-

gyasztói keresletet, a termelt többletet pedig a piacon értékesítik. Az aggregátor a menetrend fenntartása érdekében vezérli az akkumulátort és a napelemeket. A "kiterjesztett funkciók" forgatókönyvben a portfólió aktíván részt vesz a szabályozási piacokon, és aFRR-szolgáltatásokat nyújt az akkumulátorok és a napenergia segítségével. A rendszer kiegyensúlyozatlanságának előrejelzése segít a bevétel növelésében a szándékos menetrendi eltérések révén. A két bemutatott forgatókönyv a lehetséges működési modellek és piaci stratégiák két szélsőséges esetét fedi le, de a kettő közötti térben más köztes működési megközelítések is elképzelhetők.

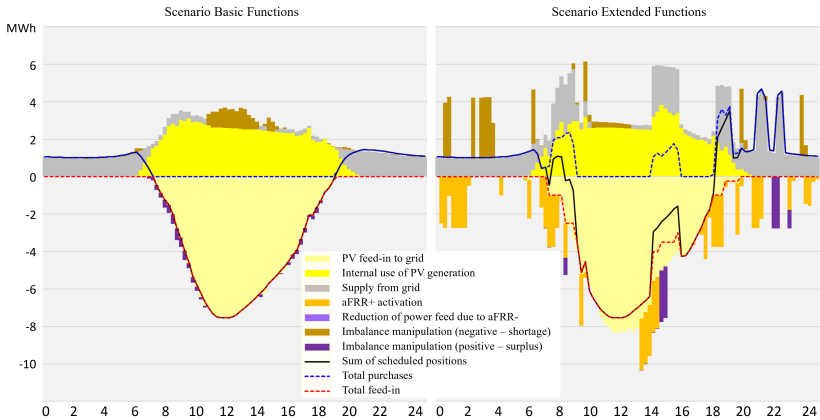


Figure 3: Energiaáramlások

Az eredmények jelentős különbségeket mutatnak a forgatókönyvek között az energiaáramlás és a pénzügyi eredmények tekintetében. A Figure 3 ábra a két forgatókönyv várható energiaáramlását hasonlítja egy napon. Az alapfunkciók esetében könnyen követhető a termelés ütemezésének és belső felhasználásának folyamata. Az éjszaka folyamán a fogyasztás teljes egészében a közcélú hálózattól származik, később egyre inkább a PV-termeléssel termeli ki, végül a PV-termelés külső értékesítésre is felhasználásra kerül. A "kiterjesztett funkciók" esetében az aFRR kereslet és a kiegyenlítő energia hatása miatt is jelentős eltérések vannak a piaci menetrendtől. Emellett érdemes megjegyezni a hálózattól történő vásárlás szintjének gyakori megugrását, amelyre az akkumulátorok feltöltésének sürgőssége miatt van szükség.

Míg a fentiekben kiválasztott példákon keresztül mutattam be a forgatókönyvek közötti különbségeket, a következő ábra a 2022-es év egészére

vonatkozó számadatokat foglalja össze a két forgatókönyv esetében. A Figure 4 ábra a pénzáramokat foglalja össze. A szervezett villamosenergiapiaci tranzakciók egyenlege éves szinten jelentősen negatív a kiterjesztett esetben, ezt azonban meggyőzően ellensúlyozzák a kiegyenlítő tartalékok felhasználásával elérhető bevételek. Az akkumulátor gyakori feltöltési igénye csaknem megduplázza a rendszerhasználati díjakra fordított kiadásokat. A kiegyenlítetlen energia pozitív egyenlege szintén megduplázzódik a rendszeregyensúlyi előrejelzések miatt. A pénzbeli különbség összességében igen látványos, még akkor is, ha tudjuk, hogy ez nem a portfólió teljes éves pénzforgalma, és hogy a két eset között jelentős különbség van mind az üzemeltetési kiadások (OPEX), mind a beruházási igény (CAPEX) tekintetében.

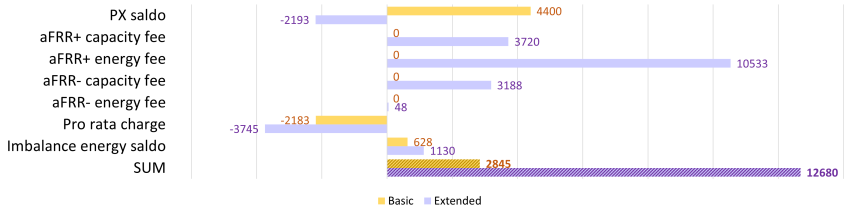


Figure 4: Éves pénzáramok [1000 EUR]

Az elosztott termelési és fogyasztási eszközök összefogásával olyan méretű és összetételű portfólió hozható létre, amely képes leküzdeni a belépési korlátokat és hatékonyan versenyezni a különböző piacokon. Modellem bemutatja, hogy a különböző termelési és fogyasztási technológiák hogyan működhetnek együtt összetett piaci körülmények között. Az eredmények azt mutatják, hogy ugyanaz az eszközkészlet különböző működési stratégiák mellett jelentősen elérő eredményességre vezet. Az összetettebb stratégiák bár meggyőző pénzügyi eredményt mutatnak, jellemzően bonyolultabb szervezeti, folyamat- és IT-támogatási struktúrákat igényelnek, ami megnövekedett kockázatokat és magasabb kiépítési költségeket jelentenek.

## 2.3 Családi ház rugalmassági képességének modell alapú számszerűsítése

A rugalmassága fogalma a termelési vagy fogyasztási minták külső jelzésekre történő módosítását jelenti, például árváltozásokra vagy aktivitásokra reagálva, a rendszeregyensúly vagy a hálózati energiaáramlás

fenntartása érdekében. A villamosenergia-rendszer rugalmassága alapvető fontosságú a megújuló energiaforrások, például a szél- és napenergia eredményes változékonyságának és bizonytalanságának kompenzálásához. Ahogy ezek időjárásfüggő megújuló energiaforrások egyre elterjedtebbé válnak, úgy nő az igény a rugalmas erőforrások - beleértve a fogyasztó oldali választ, a szabályozható termelést, tárolási technológiákat - iránt. A hőszivattyúval (HP), akkumulátorral felszerelt lakossági energiarendszerek kulcsfontosságú szerepet játszhatnak a szükséges rugalmasság biztosításában [6]. Ez a fejezet egy keretrendszert javasol a lakossági prosumerek villamosenergia flexibilitásának becslésére, valamint előrejelzésére. A lakóépületek keresleti rugalmasságának számszerűsítése érdekében egy tipikus családi ház termodinamikai szimulációs modelljét dolgoztam ki. A számított rugalmassági értékek alapján egy előrejelzési módszert alkalmazok a rugalmasság rövid távú előrejelzésére. Az eredményeket valós adatokat tartalmazó szimulációval vizsgáltam négy különböző forgatókönyvre vonatkozóan.

A kereslet rugalmasságának vizsgálatához egy Magyarországon található modern családi házat feltételeztem. Az épületet elektromos fűtési rendszerrel, külön vízmelegítővel, otthoni energiatároló rendszerrel és tetőtéri napelemekkel van felszerelve (Figure 5 ábra).

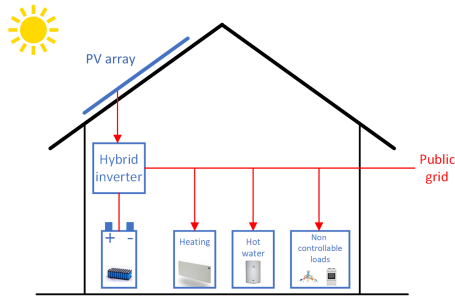


Figure 5: High-level model of the system. Line segments without arrow heads represent bidirectional power flow.

A helyiségek fűtésére és a melegvíz-rendszerre egy termodinamikai modellt dolgoztam ki. A szükséges energiát a PV-rendszer, az energiatároló vagy a hálózat szolgáltatja. Egy hagyományos mohó algoritmust valósítottam meg az energiatároló rendszer működésének vezérlésére, a cél a hálózati felhasználás minimalizálása. A modell leírja egy tipikus kertes ház energiafogyasztásának dinamikus viselkedését. Az elsődleges cél nem az, hogy a modell tökéletes egyezést mutasson valós mérésekkel, inkább az az

elvárás, hogy az egyes modulokat jellemző lényeges dinamikus tranzienseket a modell felismerhetően és helyesen írja le a villamosenergia felhasználás és termelés helyes kalkulációjához.

A meleg vizet egy elektromos víztartály szolgáltatja, amely  $m_w$  kilogramm vizet tartalmaz. A víz maximális hőmérséklete ( $T_w^{sp}$ ) modellparaméter, a fűtési ciklusokat egy termosztát szabályozza. A termosztát kikapcsolja a fűtőberendezést a beállított értéken, és bekapcsolja, ha a hőmérséklet egy küszöbértékkel ( $T_w^{th}$ ) a beállított érték alá csökken. Amikor a fűtőberendezés be van kapcsolva, egy fűtőszál felmelegíti a vizet  $\eta_w$  értékkel, állandó teljesítményt ( $P_w$ ) fogyasztva.

A víztartály modell kiszámítja a vízhőmérséklet dinamikáját (Equation 4). A vízhőmérséklet változásának ( $\frac{dT_w(t)}{dt}$ ) három fő bemenete van: a fűtőberendezés által szolgáltatott hő ( $\frac{dQ_w^g(t)}{dt}$ ), a melegvízfogyasztás ( $\frac{dQ_w^c(t)}{dt}$ ) és a hőveszteségek ( $\frac{dQ_w^{hl}(t)}{dt}$ ). A meleg víz fogyasztásakor ugyanannyi hideg víz ( $\frac{dm_w^c(t)}{dt}$ ) tölti fel a tartályt. A befolyó víz hőmérséklete megegyezik a külső hőmérséklettel ( $T_a^{out}(t)$ ); így a fogyasztás lehűti a tartályt. A kiáramló hő a hideg és a tartályvíz közötti hőmérséklet különbségével arányos ( $T_w(t)$ ). A hőveszteséget egy hőveszteség-paraméter ( $hl_w$ ) és a víz és a helyiség hőmérséklete közötti különbség ( $T_a^{in}$ ) figyelembevételével számítja ki. A szobahőmérséklet a fűtési alrendszer kimeneti jele.

A melegvíz alrendszer energiamérlegét a következő egyenletek írják le:

$$\begin{aligned}
 Cons_w(t) &= P_w^{max} \cdot Reg_w(t) \\
 \frac{dQ_w^g(t)}{dt} &= Cons_w(t) \cdot \eta_w \\
 \frac{dQ_w^c(t)}{dt} &= (T_w(t) - T_a^{out}(t)) \cdot \frac{dm_w^c(t)}{dt} \cdot C_w \\
 \frac{dQ_w^{hl}(t)}{dt} &= (T_w(t) - T_a^{in}) \cdot m_w \cdot hl_w \\
 \frac{dT_w(t)}{dt} &= \left( \frac{dQ_w^g(t)}{dt} - \frac{dQ_w^c(t)}{dt} - \frac{dQ_w^{hl}(t)}{dt} \right) \frac{1}{m_w \cdot C_w},
 \end{aligned} \tag{4}$$

ahol  $Cons_w(t)$  a ház tényleges vízfogyasztását jelöli.

A teljesítmény egy előjeles érték.  $P_w(t)$  negatív (fogyasztás), ha a fűtés be van kapcsolva ( $Reg_w(t)$ ):

$$P_w(t) = -Cons_w(t). \tag{5}$$

A számított rugalmasság mind a felfelé, mind a lefelé irányuló irányban

meghatározható az aktuális energiafogyasztás és a maximális kapacitás (lefelé) vagy 0 (felfelé) között az alábbi (Equation6) egyenlet segítségével.

$$F_w^{up}(t) = Cons_w(t) \tag{6}$$

$$F_w^{down}(t) = Cons_w(t) - P_w^{max}$$

Egy hasonló termikus modell kiszámítja a fűtési rendszer energiafogyasztását, amely a beltéri hőmérsékletet egy meghatározott beállítási pont körül tartja. A fűtési rendszer termosztáttal és elektromos fűtőtesttel van felszerelve. A vízmelegítőhöz hasonlóan a termosztát be- és kikapcsolja a fűtőberendezést, amikor a hőmérséklet egy előre meghatározott küszöbértékkel a beállított érték alá vagy fölé esik. A levegő-levegő hőszivattyú meleg levegőt szolgáltat a ház számára, átlagos COP-aránnyal működve. A teljes hőellenállás a ház geometriájából és anyagtulajdonságaiból kerül kiszámításra. Egy termikus modell kiszámítja a ház belső léghőmérsékletének dinamikáját. A két fő bemeneti adat a fűtési rendszer által szolgáltatott hő és a hőveszteségek. A hőveszteség a helyiség és a külső hőmérséklet közötti hőmérsékletkülönbséggel arányos. A fűtési alrendszer rendelkezésre álló rugalmassági mennyiségét a melegvíz-tárolóhoz hasonlóan számítják ki.

A tárolás rugalmasságot biztosít az energiaforgalom időbeli eltolásához. A modell egy hagyományos mohó algoritmust alkalmaz a tároló működésének vezérlésére az önfogyasztás előnyben részesítése és a betáplált teljesítmény csökkentése érdekében. Ha a háztartás fogyasztása nagyobb, mint a PV általi termelés, a tároló egy minimális töltöttségi szintig lemerül. Ha termelési többlet keletkezik, a tárolót addig töltik, amíg meg nem telik.

A PV-termelés csak a napsugárzástól függ. Rugalmassági szabályozás hiányában feltételezzük, hogy a panelek mindig a maximális teljesítményt termelik, és nincs felfelé irányuló szabályozás. A PV a 0 és az aktuális termelése között lefelé rugalmasan képes rugalmasságot nyújtani.

A ház Matlab programban megvalósított energiamodellje kiszámítja a teljes energiafogyasztást/energia-termelést és a rendelkezésre álló rugalmasságot. Négy szimulációt végeztem a rugalmasság elemzésére különböző időjárási körülmények és mintázatok mellett egy 24 órás időszakra: napos-téli / felhős-téli / napos-nyári / felhős-nyári.

A Figure 6 ábra a szimulált eszközök energiafogyasztását és energiatermelését mutatja egy napsütéses téli napon. A hálózatról történő ellátás és a PV-termelés az elsődleges energiaforrások. A nettó teljesítmény a ház mérlege; ez a hálózatról származó vagy a hálózatba táplált energiafogyasztás mennyisége. Amikor a PV elegendő energiát termel az összes

fogyasztási egység táplálására, az energiafelesleg feltölti az akkumulátort. A mozó akkumulátor-szabályozási módszer a tárolót akkor üríti ki, amikor a PV alacsony. Este 8 óra után a ház ellátása ismét a hálózatról történik, miután az akkumulátor lemerült.

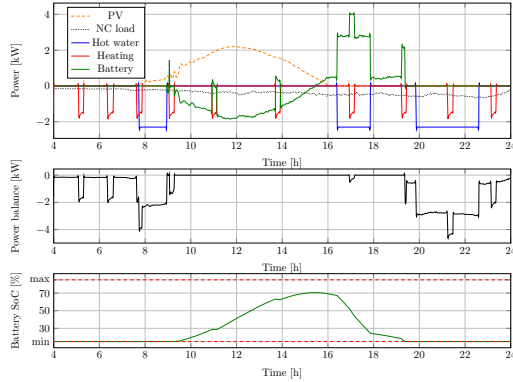


Figure 6: Az eszközök energiafogyasztása/termelése a téli napsütéses napra vonatkozó forgatókönyv szerint.

Ha az egyes eszközök felfelé és lefelé irányuló rugalmassági képességeit összeadjuk, megkapjuk az épület maximális rugalmasságát (Figure 7 ábra). A rugalmassági sáv nem szimmetrikus: bár a ház prosumer, a termelés és a tárolási kapacitás korlátozott, a fogyasztás pedig szakaszos. Több alkalom van, amikor egy fogyasztási eszköz bekapcsolható, mint amikor kikapcsolható, így a lefelé irányuló rugalmasság nagyobb. A PV-termelés az akkumulátor töltésével növeli a felfelé irányuló rugalmasságot: az akkumulátor fogyasztása mindig átkapcsolható termelésre.

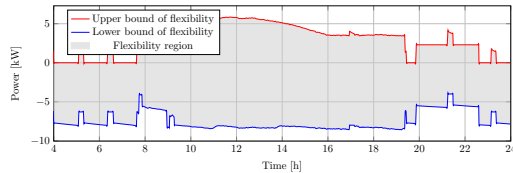


Figure 7: Elérhető felfelé és lefelé irányuló rugalmasság téli napsütéses nap esetén.

A rugalmasság számszerűsítése pillanatértékeket mutat a fel- és leszályozási képességekről, de ezen pillanatértékek kevésbé értékesek a ru-

galmasságot vásárlók, például a rendszerüzemeltetők vagy az aggregátorok számára, ezért előrejelzéseket érdemes számítani. Nem volt elsődleges cél az előrejelzési módszerek vizsgálata és az eredmények értékelése; azonban egy lineáris (Ridge Regression [7]) és egy nem lineáris előrejelzési modell (Extra Trees Regression) épült a rövid távú előrejelzési lehetőségek bemutatására.

Mindkét előrejelző modellt ugyanazokon az adatokon, azaz egy hónap egyperces felbontású szimulált eredményein tanítottam. A rugalmasság szimulációja adja célváltozó mért értékét. A célváltozó és a magyarázó változók egyperces szimulációját 15 percesre alakítottam, és a rugalmasságra vonatkozóan egyetlen időszaki előrejelzést készítettünk felfelé és lefelé. Az előrejelzés egy napra vonatkozó eredményei fel irányba a Figure 8 ábrán látható. A Ridge-regresszió követi a célváltozó alakját mind felfelé, mind lefelé, de naiv módon az előző időszak értékét tükrözi az előrejelzésekben. Ez azért következik be, mert az L2 regularizáció ellenére a célváltozónk késleltetett változója kapta a legmagasabb együtthatót. A lineáris modell az autoregresszív hatást sokkal erősebbnek érzékeli, mint a magyarázó változók magyarázó erejét.

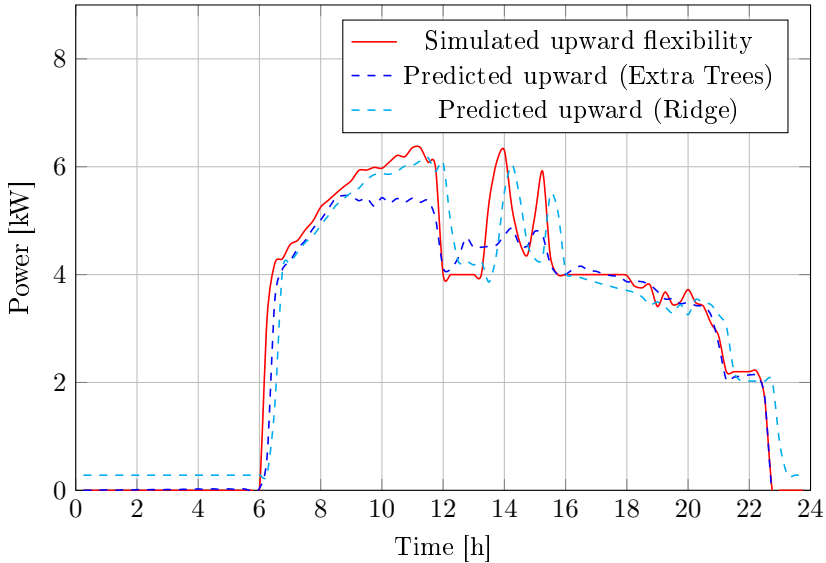


Figure 8: Fel irányú rugalmassági előrejelzés egy napos mintája.

Az ETR esetében megfigyelhető, hogy nem fordul elő a célváltozó

túlillesztése. A rugalmassági képesség csúcspontjai azonban jellemzően mindkét irányban abszolút értékben alulbecsültek.

A Table 2 táblázat mindkét előrejelzés metrikáit tartalmazza. A kiugró értékek hibás becslése ellenére az ETR mindkét irányban és mindkét metrika szerint pontosabb előrejelzést adott. Az előrejelzések pontossága javítható a képzési halmaz méretének növelésével és további előrejelző algoritmusok tesztelésével.

Table 2: Előrejelzési eredmények

Metric	Direction	ETR	Ridge
CVRMSE	Up	16%	22%
	Down	8%	10%
R <sub>2</sub>	Up	0.95	0.91
	Down	0.76	0.6

## 3 Tudományos eredmények

### 3.1 Tézisek

**I. tézis** *A villamosenergia-rendszer rövid távú kiegyenlítetlenségének előrejelzése autoregresszív elosztott késleltetés (ARDL) módszerrel ([8], [9])*

A villamosenergia-rendszer kiegyenlítetlenségének rövid távú előrejelzésének érdekében egy adatgyűjtő, -feldolgozó és predikciós eszközt terveztem és valósítottam meg. Megfogalmaztam az előrejelzési problémát, amelynek célja, hogy a nyilvánosan elérhető idősoros adatokból negyedórás felbontású, a magyar villamosenergia-rendszer egészére vonatkozó előrejelzéseket készítsék az előrejelzés futtatását követő 2 órára. A rendszer kiegyenlítetlenségének rövid távú előrejelzésére az autoregresszív elosztott késleltetésű modell (Autoregressive Distributed Lag Model) a feladat céljainak megfelelően átalakított változatát használtam. Ennek során előkészítettem a bemeneti adatokat, adatkörönként meghatároztam a késleltetéseket, elvégeztem az ARDL modell paraméterbecslését, és az általános modellt többlépésessé alakítottam át. A becslések pontosságának értékelésére egy egyedi mérőszámot (Sign Accuracy Percentage - SAP) dolgoztam ki. Az eredményeket 10 hónapnyi tesztadattal ellenőriztem, ennek során megmutattam, hogy az általam javasolt és megvalósított eljárás képes az 1 órás előrejelzési feladatot 88% feletti előrejelzési pontossággal elvégezni.

Az eredményeket összehasonlítottam a témával foglalkozó szakirodalomban általánosan használt módszerekkel (ARIMA, LSTM, ETR), és megállapítottam, hogy a kidolgozott ARDL-alapú megközelítés pontossága az adott feladat során meghaladja a lényegesen összetettebb neurális hálózat és döntési fa alapú előrejelzés pontosságát. Kidolgoztam egy adatgyűjtési keretrendszert is, amely valós időben gyűjti a modell bemeneti adatait, és folyamatosan előrejelzéseket végez az időbeli függőségeknek megfelelően, bizonyítva, hogy a módszer hatékonysága nem a kauzalitás megsértéséből ered, a rövid távú előrejelzési módszer valóban csak a meglévő és rendelkezésre álló időbélyegeket használja fel az előrejelzéshez.

**II. tézis** *Aggregált villamosenergia-termelési és fogyasztási portfólió működésének és kereskedési tevékenységének idősoros szimulációja párhuzamos piaci környezetben* ([10], [11])

Kidolgoztam egy módszert eltérő technológiájú termelők és fogyasztók energiatermelésének kezelésére. A javasolt módszer egy diszkrét idejű modellen alapul, amely a mögöttes dinamikai rendszer teljesítményáramlási egyenleteire támaszkodik. Ezeket az egyenleteket úgy fogalmaztam meg, hogy leképezzék a modellezett eszközök műszaki sajátosságait és gazdasági jellemzőit, miközben ezen eszközökből álló portfólió folyamatosan reagál a villamosenergia-piaci környezetre, betartva a piac működési szabályait. Ezen munka újszerűsége az, hogy a javasolt modell szerint működő, különböző technológiákból felépülő aggregált portfólió egy többpiacos környezetben is képes a gazdasági haszon maximalizálására. Működése során a modell épít a kiegyenlítetlenség előrejelzésre, egy éves szimulációs időszakra futtatott validáció azt mutatta, hogy a rövid távú kiegyenlítetlenség előrejelzés a felhasználás céljainak megfelelő pontosságot ér el. A scenárió elemzés eredményei azt is bemutatták, hogy a portfólió a kiegyenlítőszabályozási piaci részvétellel többlet eredményt ért el a modell felhasználásával.

**III. tézis** *Napelemes rendszerrel és energiátárolóval felszerelt családi ház rugalmassági képességének modell alapú számszerűsítése* ([12])

Kidolgoztam egy modern családi ház diszkrét idejű, nemlineáris termodinamikai szimulációs modelljét. A modellezett ház napelemekkel és energiátárolóval van felszerelve, a fűtést, használati melegvíz előállítását elektromos eszközök biztosítják. A fogyasztók, termelők és tárolók egyedi dinamikus modelljeit úgy alakítottam ki, hogy azok a külső hatásokra is reagálva kölcsönhatásba lépjenek egymással. A munka újdonsága a termodinamikai modell integrálása az épület villamosenergia-felhasználásából

fakadó rugalmassági képesség mennyiségének számításával. Javasoltam egy módszert az egyes eszközök rugalmasságának kiszámítására, amely lehetővé teszi az épület teljes fel és le irányuló rugalmasságának kalkulációját. Valós idejű időjárás adatok és fogyasztási minták felhasználásával a termodinamikai modellt négy, valós körülményeket reprezentáló forgatókönyvben vizsgáltam annak érdekében, hogy a rugalmassági potenciált számszerűsítsem a különböző időszakokban. A számított rugalmassági potenciál alapján különböző előrejelzési technikákat, többek között ridge és extra trees regressziót használtam a rövid távú rugalmasság előrejelzésére. Az eredmények azt mutatják, hogy a kidolgozott modell hatékonyan számszerűsíti és jelzi előre a rendszer rugalmassági potenciálját.

## 3.2 Alkalmazási lehetőségek

A közelmúltban megjelent publikációkban a rendszerszintű kiegyenlítetlenség mennyiségének előrejelzését általában az árprognózis előzményének tekintették. Úgy vélem, hogy az egyensúlytalanságok mennyiségének és árának együttes előrejelzése biztosítja a piaci résztvevők számára azokat az információkat, amelyekre szükségük van ahhoz, hogy a napközbeni piacokon való kereskedéssel vagy eszközeik szabályozásával a legelőnyösebb piaci pozíciót foglalják el. A piaci pozíció szempontjából a kiegyenlítetlenség iránya a legfontosabb. Az előrejelzett volumen azonban segít megítélni, hogy mennyire pontos az irány előrejelzése. Másrészt az átvitelrendszer-üzemeltetők közel valós időben anonim kiegyenlítési ajánlatokat tesznek közzé, így a kiegyenlítő energia ára a kiegyenlítő energiaigényből és az ajánlatok érdemi sorrendjéből az elszámolási szabályok ismeretében közelíthető. Egy gázmotor-portfólió esetében akkor érdemes negatív kiegyenlítetlenség esetén felfelé, pozitív kiegyenlítetlenség esetén pedig lefelé szabályozni, ha annak rövid távú határkölsége a negatív és pozitív kiegyenlítőenergia-árak között van. Egy olyan napenergia-portfóliót, amelynek rövid távú határkölsége 0 körül van, pozitív kiegyenlítetlenség esetén semmiképpen nem érdemes lefelé szabályozni. Ha a rendszerben többlet van, a napelemek csak akkor szabályozhatók lefelé, ha a lefelé irányuló kiegyenlítő energiaár negatív. Így egy adott BRP-pozíció esetében az egyensúlytalanság irányának előrejelzése nagy jelentőséggel bír, mivel a pozitív és a negatív irány teljesen eltérő reakciókat igényel.

A megújuló technológiák integrációjának és a villamosenergia-rendszer rugalmasságának növeléséhez szükséges olyan portfóliók létrehozása, amelyek együttesen hatékonyan kihasználják a különböző technológiák előnyeit és kiküszöbölik a működési hátrányokat. Bemutattam, hogy széleskörű

adatgyűjtés, valamint a piac és a portfólió aktuális állapotának ismerete alapján automatizált döntési logikák segítségével úgy lehet befolyásolni egy komplex portfólió piaci és szabályozási tevékenységét, hogy az egyaránt szolgálja a BRP gazdasági érdekeit és a rendszer érdekeit. Ezen modell lehetőséget nyújt különböző összetételű és méretű portfóliók és különböző forgatókönyvek vizsgálatára és összehasonlítására. A modellezés a műszaki összetétel mellett lehetővé teszi a különböző piaci stratégiák hatékonyságának és alkalmazásuk következményeinek vizsgálatát is.

A nagy központi erőművek adatgyűjtési és vezérlési funkcióinak kezdeti fejlesztését az az igény vezérelte, hogy korlátozott számú erőművel optimalizálják a termelési oldalt. A decentralizációs tendencia azonban ezt a megközelítést alkalmatlanná tette a jelenlegi elosztott energiarendszer működtetésére. A helyi hálózati problémák megoldásához elengedhetetlen a végfogyasztók bevonása, a kis szereplők megjelenése azonban jelentős kihívást jelent a piaci szereplők számára. Munkám bemutatja, hogy egy modern lakóépület idősoros energiamérlegét milyen intervallumokon belül lehet befolyásolni, és milyen korlátok között lehet azt előre jelezni.

A rendszer kiegyenlítetlenségének előrejelzésével kapcsolatos jövőbeli munka az ARDL-modell további finomítására összpontosít, illetve további matematikai módszerek beépítésére a pontosság és a megbízhatóság javítása érdekében. Ezen túlmenően az értékelés kiterjesztése változatosabb adathalmazokra és működési forgatókönyvekre segíthet a modell alkalmazhatóságának és robusztusságának általánossá tételében a különböző hálózati környezetekben. Ez a kutatás szilárd alapot biztosít az előrejelzési módszerek továbbfejlesztéséhez az energiarendszer-üzemeltetésben, jelentősen hozzájárulva a terület ismereteinek és gyakorlatának bővítéséhez.

Az összetett portfóliók területén a munkámban bemutatott eszközök kiegészítése lakossági felhasználókkal és a szabályozásukból eredő bizonytalanságok kezelésével jelentősen növelheti a portfólió gazdasági teljesítményét, de nehéz optimalizálási problémához vezet. Szükséges a módszer általánosítása nagyobb számú háztartásra, például egy helyi transzformátor körzetre, hogy képesek legyünk becsülni a prosumerek egy csoportjának rugalmasságát. A javasolt módszer fejlesztésének egy másik lépése az adattudomány területéről származó új előrejelzési módszerek alkalmazása a rugalmasság rövid távú előrejelzési teljesítményének javítása érdekében. A piaci dimenzióban a pillanatnyi árinformációk bevonása tovább növelheti a modell összetettségét.

## Tézisekhez kapcsolódó publikációk

- [1] A. Basit, A. D. Hansen, P. E. Soerensen, and G. Giannopoulos, “Real-time impact of power balancing on power system operation with large scale integration of wind power,” *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 5, no. 2, pp. 202–210, 2017.
- [2] M. H. Pesaran, Y. Shin, and R. J. Smith, “Bounds testing approaches to the analysis of level relationships,” *Journal of applied econometrics*, vol. 16, no. 3, pp. 289–326, 2001, Publisher: Wiley Online Library.
- [3] P. Geurts, D. Ernst, and L. Wehenkel, “Extremely randomized trees,” *Machine Learning*, vol. 63, no. 1, pp. 3–42, 2006.
- [4] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997, Publisher: MIT Press.
- [5] H Husin, M Zaki, and others, “A critical review of the integration of renewable energy sources with various technologies,” *Protection and control of modern power systems*, vol. 6, no. 1, pp. 1–18, 2021, Publisher: PSPC.
- [6] R. A. Lopes, A. Chambel, J. Neves, D. Aelenei, and J. Martins, “A literature review of methodologies used to assess the energy flexibility of buildings,” *Energy Procedia*, vol. 91, pp. 1053–1058, 2016.
- [7] G. C. McDonald, “Ridge regression,” *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, vol. 1, no. 1, pp. 93–100, 2009, Publisher: Wiley Online Library.
- [8] I. Balázs, A. Fodor, and A. Magyar, “Short-Term System Imbalance Forecast Using Autoregressive Distributed Lag Method,” in *2023 IEEE 6th International Conference and Workshop Óbuda on Electrical and Power Engineering (CANDO-EPE)*, 2023, pp. 000 083–000 088.
- [9] I. Balázs, A. Fodor, and A. Magyar, “Short-term system imbalance forecast using linear and non-linear methods,” *Energy Systems*, pp. 1–22, Mar. 2024, ISSN: 1868-3975.
- [10] I. Balázs, G. Oláh, I. Pácsonyi, A. Fodor, and A. Magyar, “[ACCEPTED] Simulating Operation and Trading of Aggregated Energy Portfolios in Multi-Market Environments.,” in *IEEE Power Electronics and Motion Control 2024 conference*, 2024.

- [11] I. Balázs, A. Fodor, and A. Magyar, “Aggregation of Heterogeneous Flexibility Resources Providing Services for System Operators and the Market Participants,” *Hungarian Journal of Industry and Chemistry*, vol. 47, no. 1, pp. 65–70, 2019, Publisher: Pannon Egyetem.
- [12] I. G. Balázs, A. Fodor, and A. Magyar, “Quantification of the flexibility of residential prosumers,” *Energies*, vol. 14, no. 16, p. 4860, 2021, Publisher: MDPI.