



ÓBUDAI EGYETEM
ÓBUDA UNIVERSITY

NEUMANN JÁNOS
INFORMATIKAI KAR



DIPLOMAMUNKA

OE-NIK
2023

Hallgató neve:
Hallgató törzskönyvi száma:

Holecska Dávid
T/008835/FI12904/N

Óbudai Egyetem
Neumann János Informatikai Kar
Biomatika és Alkalmazott Mesterséges Intelligencia Intézet

DIPLOMAMUNKA FELADATLAP

Hallgató neve: **Holecska Dávid**
Törzskönyvi száma: T/008835/FI12904/N
Neptun kódja: ESFX3A

A diplomamunka címe:

**Li-ion akkumulátorokkal ellátott háztartási méretű kiserőművek prediktív
energiamenedzsmentje Mesterséges Intelligencia alkalmazásával
Predictive energy management of household-sized small power plants
equipped with Li-ion batteries using Artificial Intelligence**

Intézményi konzulens: Dr. Dineva Adrienn
Külső konzulens:

Beadási határidő: 2022. december 15.

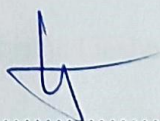
A feladat

Korunk egyik legnagyobb kihívása a szükséges energia igény biztosítása fenntartható módon. Az utóbbi években a korábbi, fosszilis energiahordozókból nyert energia ára megsokszorozódott, az ellátás nehézkessé vált. Erre a problémára keres és adhat megoldást a megújuló energiatermelő rendszer. Az Európai Unió szabályozási környezet egyre inkább a megújuló energia közösségek felé tereli a hangsúlyt a központosított, fosszilis energiatermelés helyett. A megújuló források bizonytalanságára adnak megoldást azok a rendszerek, ahol az energiatermelőket valamilyen -- rendszerint akkumulátoros -- energiátároló berendezéssel látják el. Ezekben a rendszerekben kritikus jelentősége van annak, hogy az akkumulátorok, illetve a rendszer egésze optimális módon működjön a megfelelő méretezés mellett. A dolgozat áttekinti és elemzi azokat a Mesterséges Intelligencia alapú technológiákat, amelyek egy ilyen rendszer méretezési feladatait, optimális kihasználását, illetve a villamosenergia tároló rendszer menedzsmentjét képesek az eddig ismert megoldásoknál hatékonyabban ellátni. A dolgozat célkitűzése egy szimulációs keretrendszer építése amely alkalmas egy hálózatra csatlakoztatott, napelemmel és akkumulátoros energiátárolóval ellátott rendszer Mesterséges Intelligencia alapú energiamenedzsment megoldásainak kidolgozására, amely több lakossági fogyasztó energiaigényét szolgálja ki. A Matlab Simulink környezetben végzett szimulációk valós napsugárzási és terhelési adatok felhasználásával készültek. A szimulációs program lehetőséget nyújt továbbá a rendszerelemek optimális MI alapú méretezési módszereinek fejlesztésére is. A kutatás további célja megvizsgálni, hogy a különböző fogyasztási profilok – a napenergia termelés szezonálisával együtt figyelembe véve -- milyen hatással vannak az akkumulátor kihasználtságára.

A diplomamunkának tartalmaznia kell:

- szakirodalmi feltárás,
- Matlab/Simulink modell építése, szimulációs vizsgálatok,
- megújuló energiaforráshoz csatlakoztatott akkumulátoros energiátárolóval ellátott felhasználó-csoport mesterséges intelligencia alapú energiamenedzsment rendszerének tervezése.

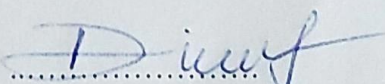



.....
Dr. Eigner György
intézetigazgató

A diplomamunka elévülésének határideje: **2024. december 15.**
(OE TVSz 55.§ szerint)

A diplomamunkát beadásra alkalmasnak tartom:

.....
külső konzulens

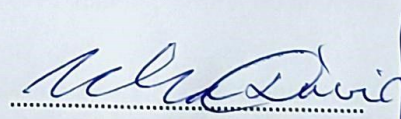

.....
intézményi konzulens



HALLGATÓI NYILATKOZAT

Alulírott hallgató kijelentem, hogy a **diplomamunka** saját munkám eredménye, a felhasznált szakirodalmat és eszközöket azonosíthatóan közöltem. Az elkészült **diplomamunkámban** található eredményeket az egyetem és a feladatot kiíró intézmény saját céljára térítés nélkül felhasználhatja.

Budapest, 20 22. december 15.


.....
hallgató aláírása



KONZULTÁCIÓS NAPLÓ

Hallgató neve: Holeczka Dávid Neptun kód: ESFX3A Tagozat: esti

Telefon: +3670/940 6818 Levelezési cím (pl: lakcím): 1203 Budapest, János utca 45-49.
7/47

Szakedolgozat / Diplomamunka¹ címe magyarul:

Li-ion akkumulátorokkal ellátott háztartási méretű kiserőművek prediktív energiamenedzsmentje Mesterséges Intelligencia alkalmazásával

Szakedolgozat / Diplomamunka² címe angolul:

Predictive energy management of household-sized small power plants equipped with Li-ion batteries using Artificial Intelligence

Intézményi konzulens:

Külső konzulens:

Dr. Dineva Adrienn

Kérjük, hogy az adatokat nyomtatott nagybetűkkel írja!

Alk.	Dátum	Tartalom	Aláírás
1.	2022.09.05.	Bevezetés, feladat részekre bontása,	
2.	2022.09.26	Irodalomjegyzék és irodalomkutatás I	
3.	2022.10.24	Simulink keretrendszer megépítésének kezdése	
4.	2022.11.21	Szimulációs környezet véglegesítése	

A Konzultációs naplót összesen 4 alkalommal, az egyes konzultációk alkalmával kell láttamoztatni bármelyik konzulenssel.

A hallgató a Szakedolgozat I. / Szakedolgozat II. (BSc) vagy Diplomamunka 1 / Diplomamunka 2 / Diplomamunka 3 / Diplomamunka 4³ tantárgy követelményét teljesítette, beszámolóra / védésre⁴ bocsátható.

Budapest, 2022. november 25.

intézményi konzulens

¹ Megfelelő aláhúzendő!

² Megfelelő aláhúzendő!

³ Megfelelő aláhúzendő!

⁴ Megfelelő aláhúzendő!



KONZULTÁCIÓS NAPLÓ

Hallgató neve: Holeczka Dávid Neptun kód: ESFX3A Tagozat: esti

Telefon: +3670/940 6818 Levelezési cím (pl: lakcím): 1203 Budapest, János utca 45-49.
7/47

Szakdolgozat / Diplomamunka¹ címe magyarul:

Li-ion akkumulátorokkal ellátott háztartási méretű kiserőművek prediktív energiamenedzsmentje Mesterséges Intelligencia alkalmazásával

Szakdolgozat / Diplomamunka² címe angolul:

Predictive energy management of household-sized small power plants equipped with Li-ion batteries using Artificial Intelligence

Intézményi konzulens:

Külső konzulens:

Dr. Dineva Adrienn

Kérjük, hogy az adatokat nyomtatott nagybetűkkel írja!

Alk.	Dátum	Tartalom	Aláírás
1.	2022.11.24.	Neurális hálózatok	
2.	2022.11.28	LSTM neurális hálózat kód	
3.	2022.12.05	BMS rendszer LSTM modellel	
4.	2022.12.09	Összegzés, véglegesítés	

A Konzultációs naplót összesen 4 alkalommal, az egyes konzultációk alkalmával kell láttamoztatni bármelyik konzulenssel.

A hallgató a Szakdolgozat I. / Szakdolgozat II. (BSc) vagy Diplomamunka 1 / Diplomamunka 2 / Diplomamunka 3 / Diplomamunka 4³ tantárgy követelményét teljesítette, beszámolóra / védésre⁴ bocsátható.

Budapest, 2022. december 09.

intézményi konzulens

¹ Megfelelő aláhúzendő!

² Megfelelő aláhúzendő!

³ Megfelelő aláhúzendő!

⁴ Megfelelő aláhúzendő!

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	4
2. Megújuló energiarendszer Mesterséges Intelligenciával támogatott optimális energiamenedzsment megoldásai a szakirodalom tükrében	7
2.1. Megújuló energia rendszerek kialakításai	7
2.2. Megújuló energia rendszerek konfigurációs lehetőségei	11
2.3. Energiatároló technológiák	12
2.4. Méretezési és optimalizálási algoritmusok	16
2.5. Megújuló energia közösségek	21
2.6. Akkumulátor menedzsment technológiák	24
2.7. Piaci termékek elemzése	30
3. A kutatás módszertana	32
4. Megújuló energiaforráshoz csatlakoztatott akkumulátoros energiatárolóval ellátott felhasználó-együttes energiamenedzsment rendszerének tervezésére alkalmas szimulációs modell építése	34
4.1. A szimulációs modell tervezése	34
4.2. A szimulációs modell bemutatása	35
5. Mesterséges Intelligencia alapú energiamenedzsment	44
6. Szimulációs vizsgálatok	49
6.1. Vizsgálatok bemutatása	49
6.2. Eredmények értékelése	51
6.3. Pontenciális továbbfejlesztési irányok	54
7. Összegzés	56
8. Ábrák	58
Hivatkozások	63
Ábrajegyzék	70
Táblázatok jegyzéke	72

Absztrakt

Korunk egyik legnagyobb kihívása a szükséges energia igény biztosítása fenntartható módon. Az utóbbi években a korábbi, fosszilis energiahordozókból nyert energia ára megsokszorozódott, az ellátás nehézkessé vált. Erre a problémára keres és adhat megoldást a megújuló energiatermelő rendszer. Az Európai Unió szabályozási környezet egyre inkább a megújuló energia közösségek felé tereli a hangsúlyt a központosított, fosszilis energiatermelés helyett. A megújuló források bizonytalanságára adnak megoldást azok a rendszerek, ahol az energiatermelőket valamilyen – rendszerint akkumulátoros – energiátároló berendezéssel látják el. Ezekben a rendszerekben kritikus jelentősége van annak, hogy az akkumulátorok, illetve a rendszer egésze optimális módon működjön a megfelelő méretezés mellett. A dolgozat áttekinti és elemzi azokat a Mesterséges Intelligencia alapú technológiákat, amelyek egy ilyen rendszer méretezési feladatait, optimális kihasználását, illetve a villamosenergia tároló rendszer menedzsmentjét képesek az eddig ismert megoldásoknál hatékonyabban ellátni. A dolgozat célkitűzése egy szimulációs keretrendszer építése, amely alkalmas egy hálózatra csatlakoztatott, napelemmel és akkumulátoros energiátárolóval ellátott rendszer Mesterséges Intelligencia alapú energiamenedzsment megoldásainak kidolgozására, amely több lakossági fogyasztó energiaigényét szolgálja ki. A Matlab Simulink környezetben végzett szimulációk valós napsugárzási és terhelési adatok felhasználásával készültek. A szimulációs program lehetőséget nyújt továbbá a rendszerelemek optimális MI alapú méretezési módszereinek fejlesztésére is. A kutatás további célja megvizsgálni, hogy a különböző fogyasztási profilok – a napenergia termelés szezonálisával együtt figyelembe véve – milyen hatással vannak az akkumulátor kihasználtságára.

Kulcsszavak: napelemes háztartási méretű kiserőmű, megújuló energia rendszer, akkumulátor menedzsment, energia menedzsment, megújuló energia közösségek, Mesterséges Intelligencia, LSTM

Abstract

One of the greatest challenges of our time is to ensure the necessary energy demand in a sustainable manner. In recent years, the price of energy obtained from fossil energy sources has multiplied, and the supply has become difficult. The renewable distributed energy generation systems seeks and can provide a solution to this problem. The European Union's regulatory environment increasingly shifts the emphasis towards renewable energy communities instead of centralized fossil energy production. The solutions to the uncertainty of renewable sources are those systems where energy producers are provided with some kind of energy storage device, usually with batteries. In these systems, it is of critical importance that the batteries and the system as a whole function optimally with the right sizing. The thesis reviews and analyzes those Artificial Intelligence-based technologies that are able to perform the sizing tasks of such a system, optimal utilization, and the management of the electricity storage system more efficiently than the solutions known so far. The objective of the thesis is to build a simulation framework that is suitable for the development of Artificial Intelligence-based energy management solutions for a system connected to a network, equipped with solar cells and battery energy storage, which serves the energy needs of several residential consumers. The simulations performed in the Matlab Simulink environment were made using real solar radiation and load data. The simulation program also provides an opportunity to develop optimal AI-based sizing methods for system components. Another goal of the research is to examine the effect of different consumption profiles on battery utilization, taken into account together with the seasonality of solar energy production.

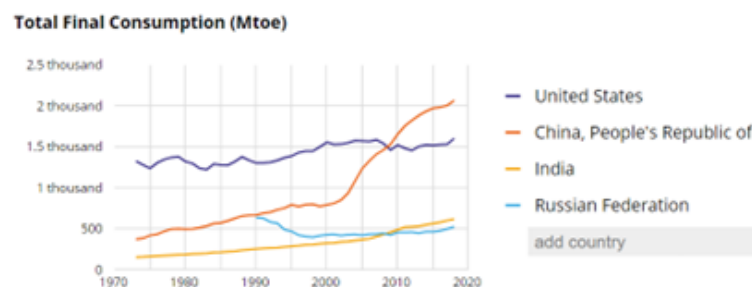
Keywords: solar power plant, renewable energy system, battery management, energy management, renewable energy communities, Artificial Intelligence, LSTM

1. Bevezetés

A klímaváltozás, illetve annak negatív hatásai az elmúlt években egyre nagyobb figyelmet kaptak. Amellett, hogy a mindennapokban érezzük hatását (például az eltűnő tavasz-ősz évszakokkal, a már-már trópusi meleg napok megsokasodásával), az évről-évre növekvő energia-felhasználás is hozzájárul a klímaváltozás egyre drasztikusabb folyamatához. Az 1-1 ábra a világ országainak energiafelhasználását szemléltetni, míg az 1-2 ábra azt mutatja meg, hogyan változott a világ négy legnagyobb energia-felhasználójának fogyasztása az 1970-es évektől napjainkig. Legnagyobb mértékben Kína fogyasztása emelkedett (főként a 21. században), de Oroszország kivételével minden nagyfogyasztó állam egyre több energiát használ fel évente.



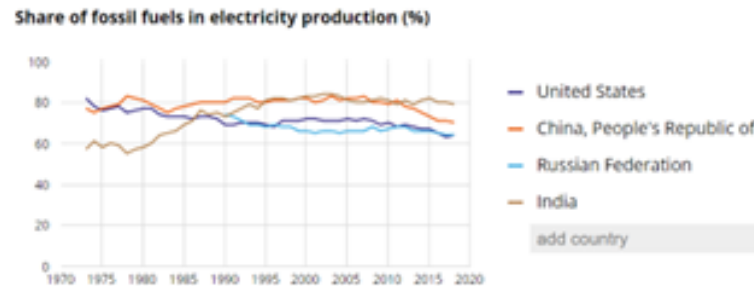
1-1. ábra. A világ legnagyobb CO2 kibocsátó országai (Forrás: <http://energyatlas.iea.org>)



1-2. ábra. A 4 legnagyobb energia-felhasználó fogyasztása az elmúlt 50 évben (Forrás: <http://energyatlas.iea.org>)

Ezekben az államokban a felhasznált energiának körülbelül 25% -a fordítódik minden évben a lakosság fogyasztására, melynek legnagyobb részét a fűtési- és hűtési-energia teszi ki [1]. Mind az ipar, mind pedig a lakossági szegmens a rá eső energia hányadot javarészt villamos energia formájában fogyasztja, melyek legnagyobb részét központi erőművekben (fosszilis, nukleáris, megújuló) állítják elő. A 1-3 ábrán az látható, hogy ebben a négy országban a villamos energiát körülbelül 70%-ban fosszilis energiahordozók

égetésével állítják elő, ami miatt ezen négy ország a világ legnagyobb CO₂ kibocsátó országa is (1-4 ábra).



1-3. ábra. Fosszilis energiahordozók részaránya a villamosenergia-termelésben[1]

CO ₂ emissions (MtCO ₂)	
2018	
Country	Value
China, People's Republic of	9.5 thousand
United States	4.9 thousand
India	2.3 thousand
Russian Federation	1.6 thousand
Japan	1.1 thousand
Germany	696.1
Korea	605.8
Iran, Islamic Republic of	579.6

1-4. ábra. A világ országainak CO₂ kibocsátása csökkenő sorrendben [1]

Jól látható tehát, hogy az elmúlt évek során az üvegházhatású gázok kibocsátása nagymértékben növekedett, emiatt a Föld minden részén hangsúlyos szerepet kaptak azok a fejlesztések és kutatások, amelyek a meglévő energetikai rendszer kiváltását és korszerűsítését/átalakítását célozzák. A világ CO₂ kibocsátásának csökkentése több módon érhető el:

- a fosszilis tüzelőanyagokat használó erőművek csökkentésével,
- a nukleáris energia nagyobb arányú hasznosításával,
- a közlekedési eszközök/módok korszerűsítésével (például elektromos autók),
- az ipari- és lakossági szegmens energiavesztésének csökkentésével,

- a megújuló energia nagyobb arányú hasznosításával, illetve
- megújuló energia közösségek létrejöttével.

Az alapképzésen írt szakdolgozatomban az ipari szegmens egyik szereplőjének energia-veszteség csökkentésével foglalkoztam. A szakdolgozatom célja egy gyártósor energetikai vizsgálata és korszerűsítése, az energiaveszteségek csökkentésére adott javaslatok – mind hő-, mind villamosenergia vonatkozásában – megfogalmazása volt. Néhány korszerűsítést eszközölve jelentős energiamegtakarításra tudott szert tenni a vállalat, azonban az energiaszükségletét földgáz tüzelésű kazánokkal fedezte, amely se nem fenntartható, se nem költséghatékony módja az energia igény kielégítésének. Jelen dolgozatomban a fenti lista utolsó két elemére koncentrálok, azaz a megújuló energia nagyobb arányú hasznosítása, illetve a megújuló energia közösségek létrejötte kerül előtérbe. A világ számos pontján kutatják ezeket a témaköröket, amelyek középpontjában az esetek döntő többségében a megújuló energiatermelés és az így megtermelt energia tárolása áll [2]. Jelenleg nem az energia termelés módja, hanem a megtermelt energia optimális felhasználása és tárolása a megoldandó feladat [3, 4, 5]. Ahogy különböző fizikai kialakítások léteznek egy megújuló energia termelő rendszer esetében, úgy sokféle szabályozási algoritmus is létezik – ezekből néhány bemutatására sor kerül a következő fejezetben. Ezek az algoritmusok valamilyen mesterséges intelligencián alapulnak a korszerű megoldások esetén.

A fentiekkel összhangban a dolgozat célja egy valós adatokon alapuló, Li-ion akkumulátorral felszerelt háztartási méretű kiserőmű rendszer csoport bemutatása és modellezése méretezési feladatok ellátására és Mesterséges Intelligenciával támogatott optimális energiamenedzsment stratégiák kidolgozásának támogatására, illetve energiaközösséghez való csatlakozási döntés elősegítésére.

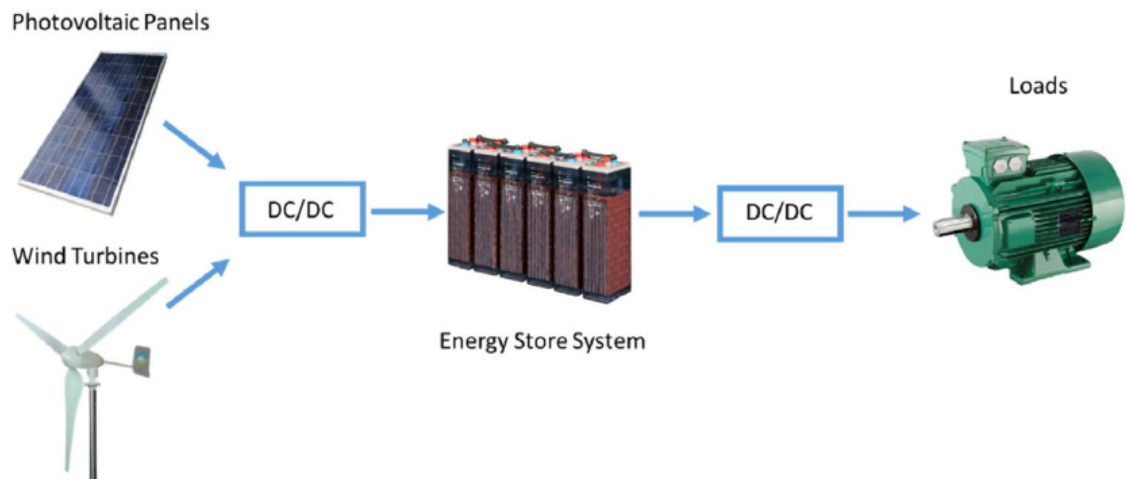
2. Megújuló energiarendszer Mesterséges Intelligenciával támogatott optimális energiamenedzsment megoldásai a szakirodalom tükrében

2.1. Megújuló energia rendszerek kialakításai

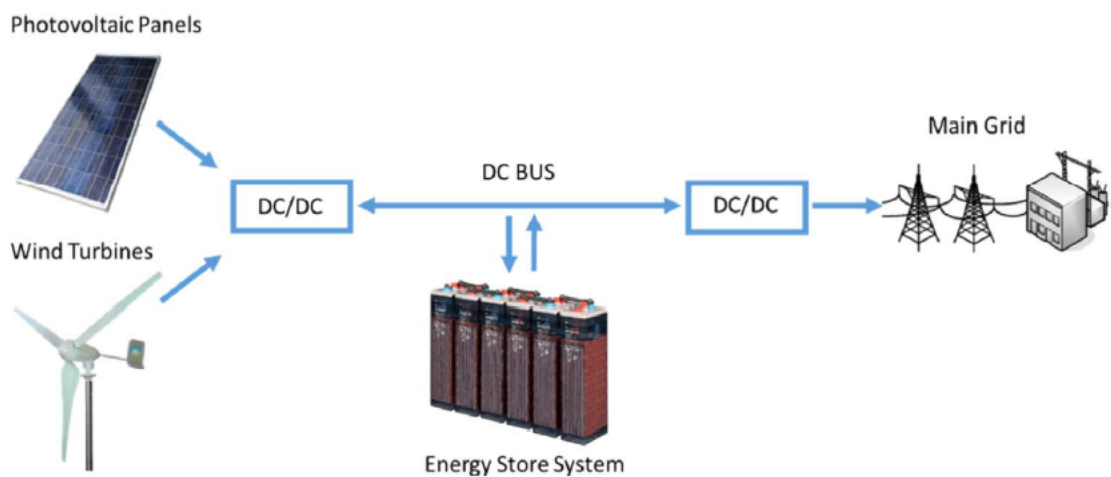
A megújuló energia rendszerek kialakítását foglalja össze a [2] cikk. Kiemelik, hogy sajnos minden tisztán megújuló energiát alkalmazó rendszernek is megvan a hátránya, például a magas telepítési költség vagy függőség a környezeti hatásoktól (például időjárás). Emiatt lehet a legjobb megoldás a hibrid kialakítás [6]. Ezekben a rendszerekben általában több fajta energiatermelő-, és több fajta energia tároló berendezés telepítésére kerül sor. Energiatermelésre gyakori a napelem, illetve a szélturbina, energia tárolásra pedig az esetek többségében akkumulátorokat használnak, de nagyobb léptékben azonban használható a hidrogén alapú energia tároló is. A hibrid rendszerek csoportosítása több szempont alapján történhet.

Csoportosítás a hálózatra csatlakozás módja szerint

Egyik csoportosítási szempont a hálózatra csatlakozás módja, amely szerint lehetnek hálózatra csatlakoztatott, vagy hálózati csatlakozás nélküli rendszerek. Izolált, azaz csatlakozás nélküli sziget üzemű esetben a megújuló energia termelő rendszernek kell a terhelést minden esetben fedeznie. Ez kockázatokat foglal magában, hiszen a megújuló energiaforrások rendelkezésre állása nem konstans, ami teljesítmény-, illetve megbízhatósági problémákat okozhat. Teljesen izolált rendszereket ezért csak olyan helyekre telepítenek, ahol nincs lehetőség hálózatra csatlakozni, vagy az olyan drága, hogy nem térülne meg. Egy sziget üzemű rendszerre a 2-5. ábrán láthatunk példát. Hálózati csatlakozással rendelkező esetben a rendszer képes energiát felvenni a hálózatról, illetve energiát leadni a hálózat felé (amennyiben a termelés nagyobb, mint a csatlakoztatott terhelés). Ez a kialakítási mód indukálta az energia menedzsment rendszerek létrejöttét és alkalmazását. A hálózati csatlakozással rendelkező esetre a 2-6. ábrán látható egy példa.



2-5. ábra. Izolált, hálózatra nem kapcsolt rendszer egyszerűsített blokkvázlata [2]



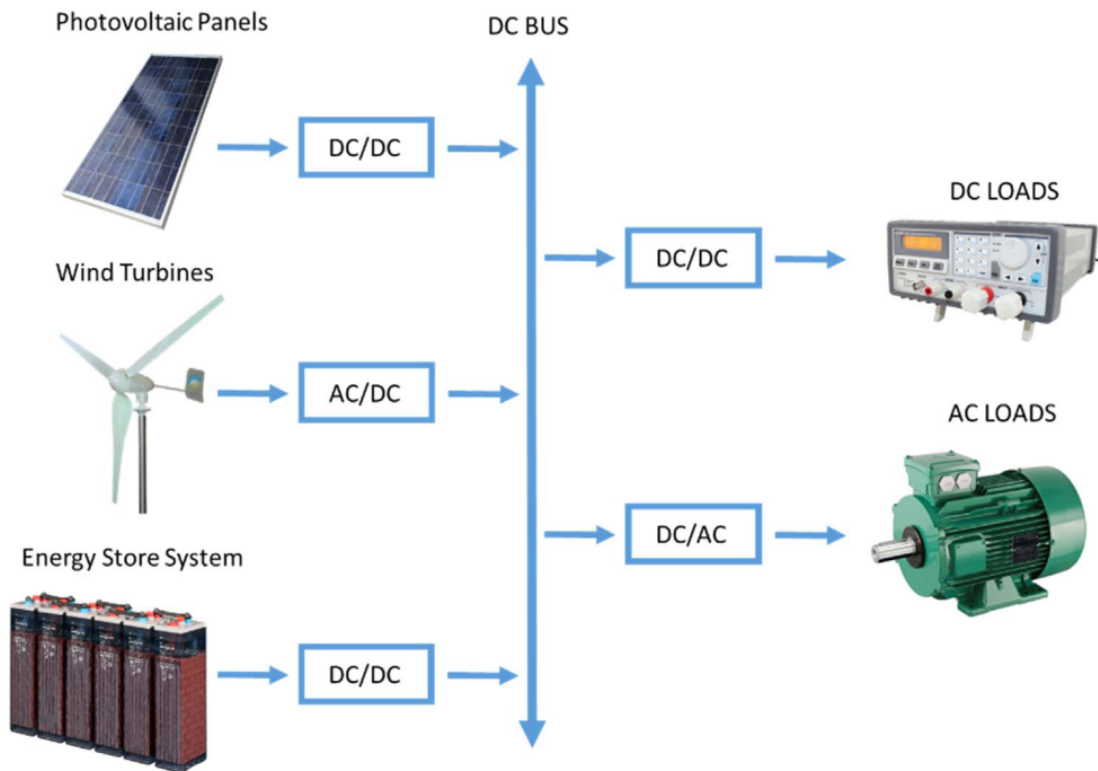
2-6. ábra. Hálózatra kapcsolt rendszer egyszerűsített blokkvázlata [2]

Csoportosítás az integráció módja szerint

Egy másik csoportosítási szempont lehet az integráció módja szerinti csoportosítás. Ez a típusú besorolás a rendszert a belső összekötő buszrendszer típusa alapján különbözteti meg: AC (váltakozó áramú), DC (egyenáramú) vagy hibrid. Ennek a busznak a szerepe az egyes elemek fizikai összekötése, és így a termelési - fogyasztási áramok kezelése, irányítása [2].

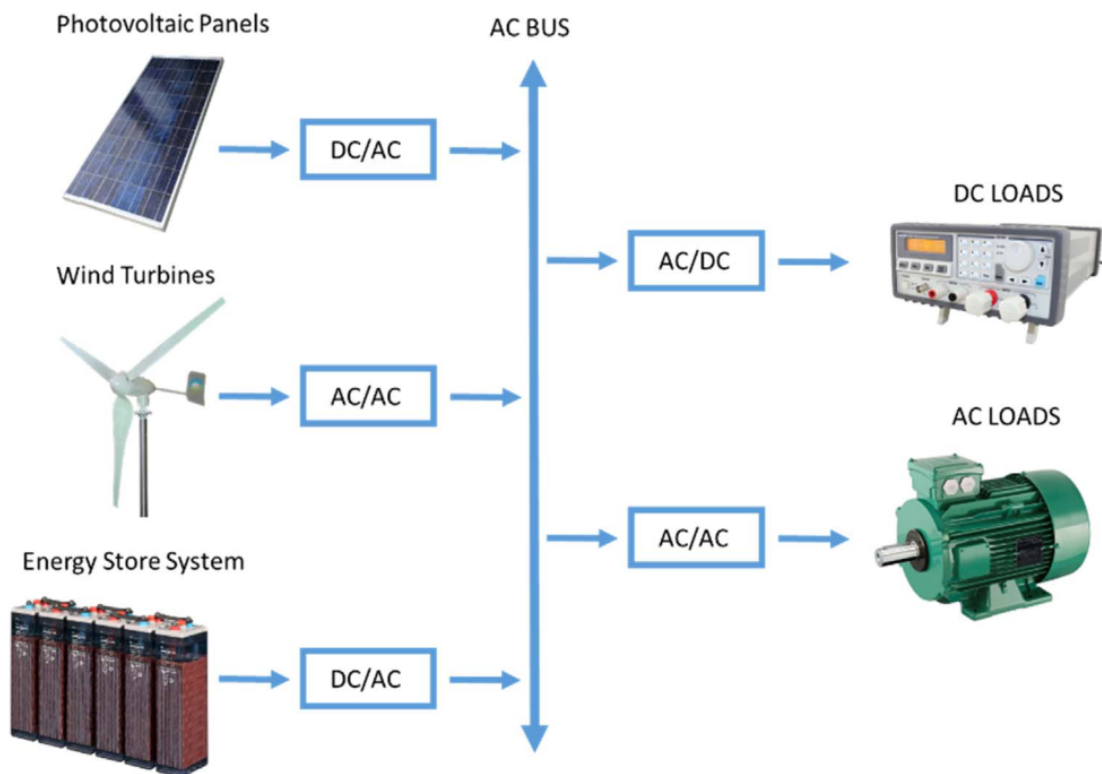
DC buszt olyan esetben használnak, ahol alacsony a fogyasztás, köszönhetően az alacsony veszteségnek, illetve az egyszerű kezelhetőségnek. Hátránya azonban, hogy sok átalakítás kell a fogyasztói oldalon, mivel a legtöbb fogyasztó berendezést váltakozó (AC) árammal

kell ellátni. DC busz kialakításra a 2-7. ábrán láthatunk példát.



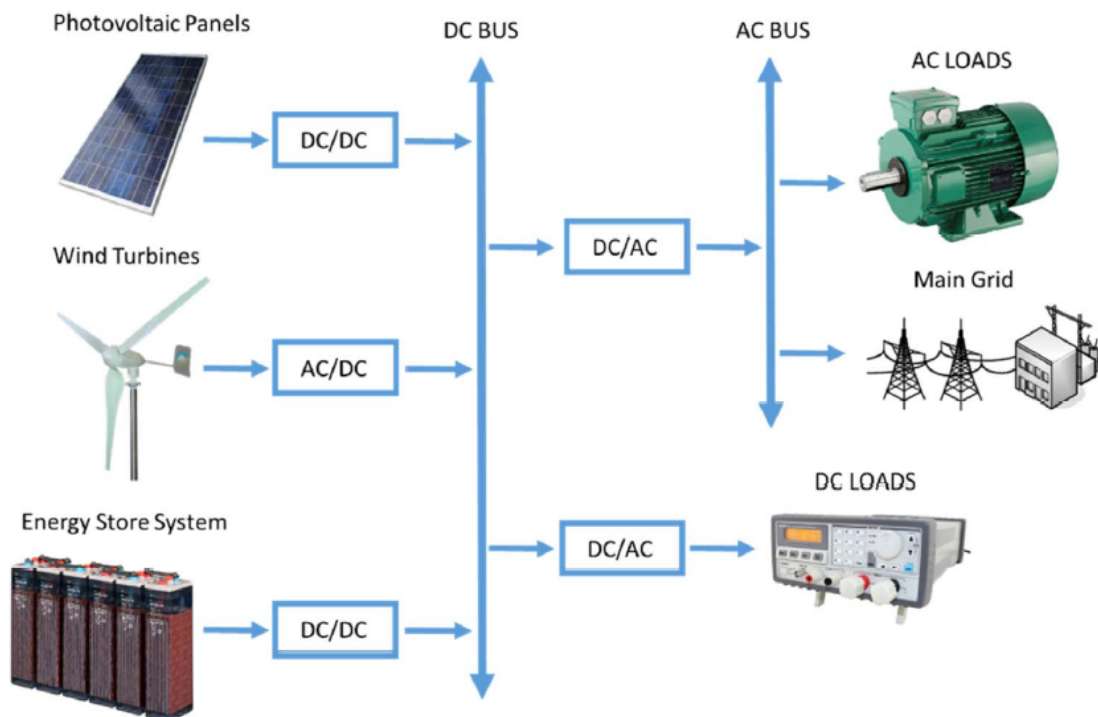
2-7. ábra. DC busz kialakítás egyszerűsített blokkvázlata [2]

A váltakozó áramú (AC) buszt közepes- és nagy teljesítményű alkalmazások esetén használják, mivel a magasabb feszültség szint miatt kisebb a belső veszteség az egyszerű kialakítás mellett. Hátránya azonban, hogy a váltakozó jellegből adódóan felharmonikusok keletkeznek, amelyek ártanak az áramköri elemeknek, különösen a generátoroknak. Ennek kiküszöbölésére különböző, ún. áramköri szűrőket kell alkalmazni, amelyek növelik a rendszer komplexitását és árát. AC busz kialakításra a 2-8 ábrán láthatunk példát.



2-8. ábra. AC busz kialakítás egyszerűsített blokkvázlata [2]

A legkomplexebb buszrendszer mód a hibrid buszrendszer. Ez a kialakítás egyaránt használja a DC és AC busz elemeket, amelyekkel az adott típusú termelő egységeket az ugyanolyan típusú fogyasztó berendezésekkel köti össze. Ennek köszönhetően nincs szükség teljesítmény átalakító berendezésekre, azonban a vezérlés sokkal komplexebb feladattá válik. Hibrid busz kialakításra a 2-9 ábrán láthatunk példát.



2-9. ábra. Hibrid busz kialakítás egyszerűsített blokkvázlata [2]

Csoportosítás az integrált elemek szerint

Harmadik csoportosítási módszer az integrált elemek szerinti csoportosítás. Ezek a beépített elemek fogják meghatározni az energiatermelés és tárolás módját, a csatlakoztatható terhelések típusát. Energia előállítási módok tekintetében a legelterjedtebb a napelem és szélturbina kombináció, mivel a napelem termelés nappal jól prediktálható, a szélturbina pedig éjszaka is biztosítja a szükséges ellátást. Hálózatra kapcsolt esetekben a hálózat szintén megjelenik mint generátor a rendszer elemek között.

Energia tárolás tekintetében 3 fő típust különböztethető meg: akkumulátorok és szuperkapacitások, – melyeket rövid távra használnak –, illetve hidrogén alapú üzemanyagcellák, amelyeket közép- és hosszú távú energiaraktározásra lehet felhasználni. Ezek a későbbiekben kifejtésre kerülnek.

2.2. Megújuló energia rendszerek konfigurációs lehetőségei

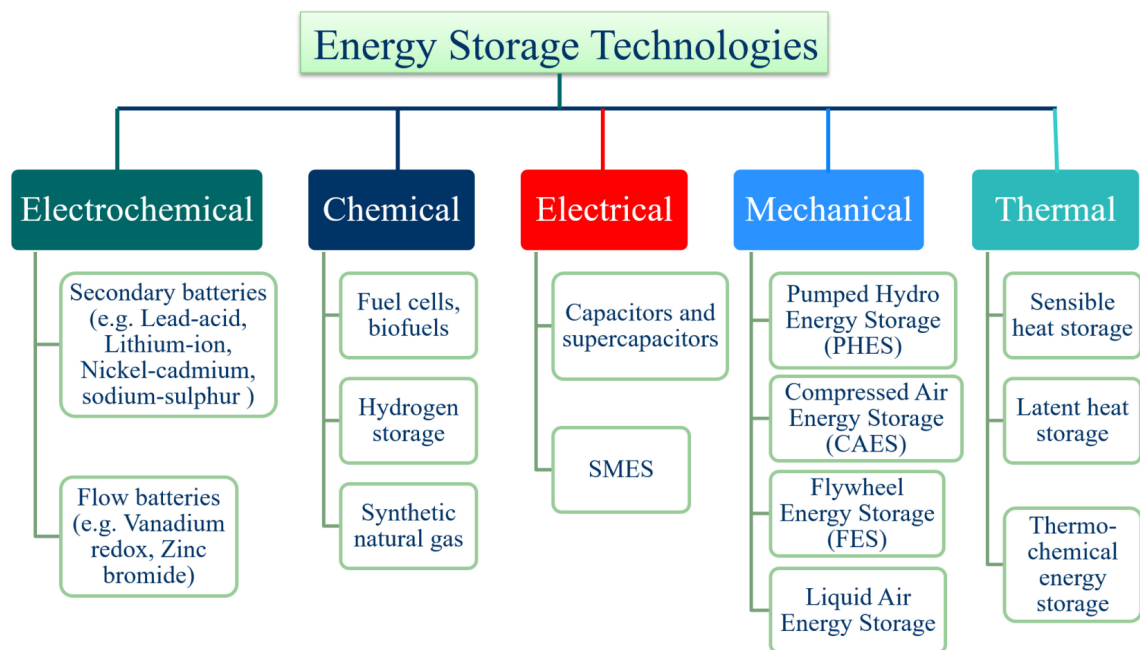
Konfigurációs lehetőségek tekintetében 4 fő típust lehet elkülöníteni, melyek az alábbiak:

- egy energiaforrás – egy energiatároló [7, 8, 9, 10]
- egy energiaforrás – hibrid energiatároló [11, 12]

- hibrid energiaforrás – egy energiatároló [13, 14, 15, 16]
- hibrid energiaforrás – hibrid energiatároló [17, 18, 19, 20, 21, 22]

2.3. Energiatároló technológiák

Az energia tárolása kulcsfontosságú a megújuló energia rendszerekben, hiszen ezeknél a technológiáknál az energia nem folyamatosan áll rendelkezésre, és/vagy nem akkor, amikor a terhelés szükségessé tenné azt. Ennek a kiküszöbölésére energiatárolókat kell beépíteni a rendszerekbe, amelyek közül a leggyakoribbak [6, 23] alapján kerülnek bemutatásra. Ezek a berendezések három módon képesek üzemelni: töltés, tárolás, lemerítés. Egyik fő csoportosítási szempont az energiatárolás ideje, ami alapján megkülönböztünk rövid-, közép- és hosszútávú energiatárolókat [23]. Csoportosíthatók a tárolt energia formája szerint is; ez alapján beszélhetünk mechanikai, kémiai, elektrokémiai, hő vagy elektromos alapú energia tárolásról [24]. A tárolt energia formája szerinti csoportosítást mutatja be a 2-10. ábra.



2-10. ábra. Energiatároló kialakítások [24]

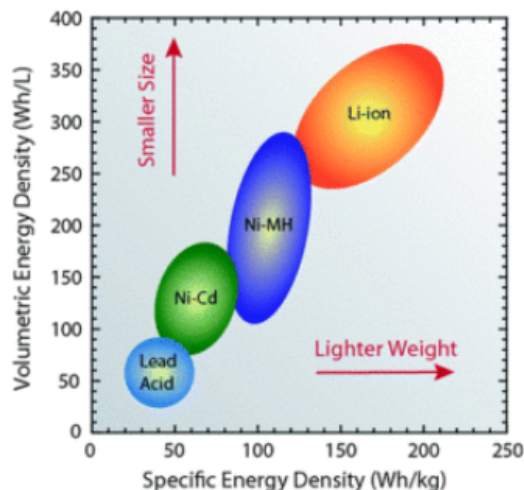
Akkumulátoros energia tárolás

Az újratölthető akkumulátor egyik legrégebbi és legelterjedtebb energia tárolási forma, köszönhetően a rugalmasságának, megbízhatóságának és gyors válaszidejének. Az ak-

kumulátorok gyakorlatilag bárhol elhelyezhetők (közel a terheléshez vagy a megújuló energiatermelők közelében is), modulárisak. Hatásfokuk kb. 60% és 90% között változik (AC/DC átalakítási hatásfok). Az akkumulátor kialakítása széles körben változhat: léteznek például ólomsavas, lítium-ion, nikkel-kadmium, nátrium-kén alapú technológiák. A két legelterjedtebb forma a lítium-ion és az ólomsavas típus.

Az ólom-savas akkumulátor ólom-dioxidból áll, mint pozitív elektródából, és egy negatív elektródából. A kénsavat elektrolitként használják a kisülési reakciók szulfationjainak biztosítására. Népszerű tárolórendszer az áramminőség, a szünetmentes tápegység (UPS) és az időszakos megújuló energiaforrások számára. Azonban az alacsony energiasűrűség (30–50 Wh/kg), a rövid ciklusélettartam (500–1000 ciklus) és az ólom feldolgozása néhány probléma az ólom-savas akkumulátor használatával kapcsolatban [23].

A lítium-ion (Li-ion) akkumulátor egy olyan fejlett akkumulátortechnológia, amely elektrokémiájának kulcsfontosságú elemeként lítium-ionokat használ. A kisülési ciklus során az anódban lévő lítium atomok ionizálódnak és elválnak elektronjaiktól. A lítium-ionok az anódról elmozdulnak és áthaladnak az elektroliton, amíg el nem érik a katódot, ahol rekombinálódnak elektronjaikkal [25]. A lítium-ion akkumulátoroknak számos előnye, illetve hátránya van. Előnye, hogy jelenleg ez a típus képes a legnagyobb energiasűrűsége a többi típushoz képest. A cellafeszültsége egészen 3.6V-ig nőhet, ami miatt nagy mennyiségű áram leadására képesek, lehetővé téve nagy teljesítményű alkalmazások használatát. Nincs szükség rendszeres, tervezett karbantartásra és az önkisülés is csak 1-2% közé tehető havonta [25]. Hátránya azonban, hogy erőteljesen melegszik, ezzel veszélyességi gondok léphetnek fel. Magas feszültségen, sűrű kisütési ciklusok esetén könnyen degradálódik – amellet, hogy az akkumulátor öregedésével a teljesítménye jelentősen csökken(het). A 2-11 ábrán látható Ragone diagramon a különböző akkumulátor típusokat hasonlíthatjuk össze az energiasűrűség és tárolt energia vonatkozásában.



2-11. ábra. Akkumulátor típusok összehasonlítása [25]

Szupravezető mágneses energiatároló (SMES) rendszer

A szupravezetés olyan jelenség, amelyben bizonyos anyagok egy meghatározott kritikus hőmérséklet alá hűtve pontosan nulla elektromos ellenállást és mágneses tér disszipációt mutatnak. A szupravezető mágneses rendszerek 3 fő részből állnak: mágnesezett szupravezető tekercs, energiakondicionáló rendszer, illetve a kriogén rendszer. A SMES rendszer az energiát a mágneses mezőben tárolja, amelyet a szupravezető tekercsben lévő egyenáram áramlása hoz létre. A SMES tekercsét szupravezető hőmérsékleten tartják azért, hogy megfeleljen a mágneses tekercs szupravezető tulajdonságainak [24]. Ez a technológia magas, 98%-os hatásfokkal tárolja az egyenáramot, 17 miliszekundumos töltés-kisütés váltási idővel. Hátránya azonban a technológiának a magas ár, illetve a magas környezeti hatás (a nagy mágneses mező miatt) [23].

Szuperkapacitás/szuperkondenzátor

A szuperkondenzátorok eltérnek a többi, hagyományos kondenzátortól a gyors töltés-kisütési sebességük, hosszabb élettartamuk, nagy teljesítményük és a nagy energiasűrűségük miatt [26]. A töltés tárolás módjától függően kétféle szuperkapacitás létezik. Az első típus egy kétrétegű elektromos kondenzátor (EDLC), amely az elektromos energiát tárolja töltések interkalációjával az elektróda-elektrolit határfelületen, amely a kettős töltésréteget képezi. A töltések fizikailag az elektrosztatikus vonzás hatására rakódnak le, ami gyors töltés-kisülés ciklust, nagy teljesítménysűrűséget és hosszú élettartamot eredményez (mivel nincs kémiai reakció). A második típus a pszeudokapacitás, amely

faradikus reakciókat¹ használ az energia tárolására. Ennek a szuperkondenzátornak az energiasűrűsége nagyobb az EDLC-hez képest, de a kémiai reakciók részvétele csökkenti a teljesítménysűrűségét és az élettartamát. Energetikai rendszerekben mindkét típust kombinálják, hogy azok előnyeiket ki lehessen használni.

Lendkerék

A lendkerekes energia tárolás során a mozgási energiát egy tárcsa vagy rotor saját tengelye körüli forgatásával tárolják. A tárcsában vagy a rotorban tárolt energia mennyisége egyenesen arányos a kerék fordulatszámának és a rotor tömegének tehetetlenségi nyomatékának négyzetével. Amikor teljesítmény leadásra van szükség, a lendkerék a rotor tehetetlenségét használja, és a tárolt mozgási energiát elektromos árammá alakítja át. A tekerceselési-, csapágy- és ciklusvesztésnek köszönhetően az energiaátalakítási hatásfoka körülbelül 80-85%.

Szivattyús–tározós vízierőmű

A szivattyús–tározós erőművek két víztározó között üzemelnek. Energia túlermelési időszakban a vizet a lenti tározóból a felső tározóba szivattyúzzák fel. A magasabb energia igény jelentkezésekor a vizet vízturbinákon keresztül a lenti tározóba engedik, így a víz szabadeséséből származó energiát elektromos árammá alakítják a vízturbinák és a hozzájuk kapcsolt generátorok segítségével. Ezt a fajta energia tárolási módot hosszú távú energia raktározásra használják, mivel nagy a helyigénye, lassú a reakció ideje, illetve a hatásfoka nagyban függ a két tározó közötti szintkülönbségtől, amely 60-80% között változik. A tárolható energia mennyisége rendkívül magas.

Sűrített levegős energiatárolás

A szivattyús – tározós erőműveken kívül ez a fajta energiatárolási mód az egyetlen, amely 50MW felett képes energiát raktározni, jellemző teljesítménye 50-300MW között mozog [23]. Energia többlet idején a felesleges energiát a levegő összesűrítésére használják fel, amelyet hosszú időn keresztül (akár 1 év) tudnak tárolni gyakorlatilag nulla veszteséggel. A sűrített levegőt általában különböző földalatti közegek között tárolják. Energia átalakítási hatásfoka 80-90% közé tehető.

¹ A Faradikus reakció egy heterogén töltés-átviteli reakció, amely az elektródák felületén megy végbe.

Üzemanyagcellák

Az elektrokémiai energiatárolók másik csoportja az üzemanyagcellák, amelyek az üzemanyagok kémiai energiáját redox reakciókon keresztül elektromos energiává alakítják. Két elektródából és egy túlnyomórészt hidrogén üzemanyag-elektrolitból állnak. Az akkumulátoroktól eltérően az üzemanyagcelláknak folyamatos üzemanyag- és oxigénellátásra van szükségük ahhoz, hogy elektródáiknál elektromosságot termeljenek, a víz, mint melléktermék előállításával együtt. A fő üzemanyagcella típusok: a szilárd oxid-, lúgos-, foszforsav-, olvadt karbonát üzemanyagcella. Az üzemanyagcellák energiasűrűsége nagyobb, mint az akkumulátoroké és a szuperkondenzátoroké, de nagyon alacsony teljesítmény leadására képesek. Többnyire a platinát és ötvözeteit használják katalizátorként az üzemanyagcellában, ami jelentős költségnövekedést okoz. Az alternatív, jó katalitikus tulajdonságokkal rendelkező anyagokra irányuló kutatások egy fontos területe a tudományos világnak [26].

A 2-12. ábrán látható egy összefoglalás az egyes technológiák tulajdonságairól.

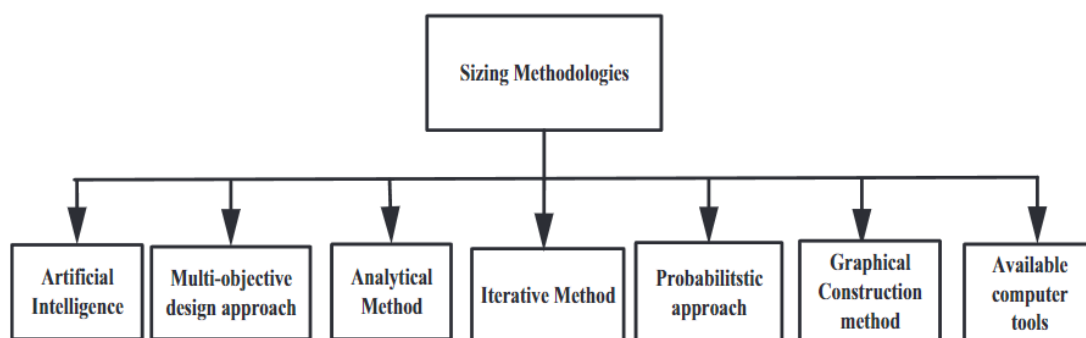
Table 1
Comparison of energy storage technologies: Key features ([19–25]).

Category	Type	Rated power (MW)	Energy density (Wh/kg)	Power density (W/kg)	Discharge Time	Life (years)	Efficiency
Electrochemical	Lead-acid	≤100	30–50 Wh/kg	75–300	≤8 h	5–20	70–90 %
	Li-ion	≤100	75–200 Wh/kg	150–315	≤2 h	5–15	85–98 %
	NaS	≤50	150–240 Wh/kg	90–230	≤8 h	10–15	75–90 %
	NiCd	≤40	50–75 Wh/kg	150–300	≤10 h	10–20	60–90 %
	Vanadium RFB	≤50	10–25 Wh/kg (16–33 Wh/L)	Up to 2.78 W/cm ²	≤12 h	5–10	80–90 %
Chemical	ZnBr FB	≤10	75–85 Wh/kg	Up to 150 W/kg	≤10 h	5–10	70–80 %
	Fuel cells	≤50	8000–10,000 Wh/kg	500–3000	≤24 h	5–15	20–66 %
	PHES	≤5000	0.2–2 Wh/L	–	≤24+ hrs	40–70	70–87 %
	CAES	≤3000	3–12 Wh/L	0.5–2 W/L	≤24+ hrs	20–40	60–89 %
	FES	≤10	10–30 Wh/kg	400–1500	≤1 h	15–20	80–95 %
Thermal	Thermo-chemical ES	≤50	70 Wh/kg (280 Wh/L)	–	hours	10–30	60–90 %
	Supercapacitors	≤10	2.5–15 Wh/kg	500–2000	≤1 min	20–40	60–95 %
	SMES	≤100	0.5–5 Wh/kg	500–5000	≤1 min	20–40	95–98 %

2-12. ábra. A különböző energiatároló technológiák tulajdonságainak összefoglalása [24]

2.4. Méretezési és optimalizálási algoritmusok

A megújuló energia rendszerekben az egyik legfontosabb kérdés, hogy milyen méretezési eljárást válasszunk a rendszer kialakításakor, hiszen a megfelelő rendelkezésre állási- és teljesítmény szempontok mellett a költség tényező is hangsúlyos szerepet kap. A 2-13. ábrán láthatók a lehetséges méretezési módszerek.



2-13. ábra. A különböző méretezési módok [23]

Méretezés mesterséges intelligenciával

A mesterséges intelligencia (MI) alapú modelleknek nincs szükségük időjárési adatokra a szükséges méretek meghatározásához [23]. Minden esetben valamilyen algoritmus mentén dolgoznak. A szakirodalomban sok fajta ilyen technológia lelhető fel, például:

- genetikusan algoritmusok (GA),
- részecske-raj-optimalizálás (PSO),
- a szimulált lágyítás (SA),
- a hangyatelep-optimalizálás (ACO),
- mesterséges neurális hálózatok (ANN),
- a fuzzy logika (FL),

vagy ezen technológiák keveréke. A továbbiakban ezek rövid ismertetésére kerül sor.

A genetikusan algoritmusok létrejöttét Darwin elmélete ihlette meg, mely szerint a legerősebb marad életben. Az optimalizációs függvény bittömbként vagy karakterláncként van kódolva a kromoszómák reprezentálására. Ezeket a karakterláncokat ezután manipulálják, és tesztelik azok alkalmassági értékét az érintett probléma megoldása érdekében. A GA öt folyamatból áll. Ezek egy kezdeti véletlenszerű populációgenerátor, egy „alkalmassági” kiértékelő egység és a genetikai operátorok a „szelekciós”, a „keresztelési” és a „mutációs” műveletekhez. A véletlen populációgenerátor olyan lehetséges megoldásokat generál, amelyek kielégítik a probléma definíciójában felvázolt összes megkötést. Ezután ezeket a megoldásokat az alkalmassági értékeik alapján értékelik. A „Kiválasztás”

operátor kiválasztja azokat a megoldásokat, amelyek alkalmassági értéke az előre meghatározott alkalmassági küszöbön belül található. A „keresztelési” operátor olyan új megoldásokat keres/olyan új egyedeket hoz létre, amelyek magasabb alkalmassági értékkel rendelkeznek, mint elődeik. A „mutációs” operátor lehetővé teszi az algoritmus számára, hogy elkerülje a helyi minimumok beékelődési problémáját. Ezeket a lépéseket addig ismétljük, amíg el nem érjük a konvergenciát [6]. A GA hátránya, hogy bonyolultsága a paraméterek számával növekszik, és így a kódolás nehézsége is nő. A [27] cikkben az optimalizálást a GA algoritmus segítségével végezték el.

A részecskeraj-optimalizálás (PSO) alapja az a tény, hogy egy raj mindig együtt mozog egy adott területen ha élelmet keres. Iteratív megoldás, amely adott területen belül keresi a megoldást egy adott célfüggvényre. Itt minden megoldási paraméter egy részecskének tekinthető a rajban, amely információval rendelkezik a saját-, illetve a csoport viselkedéséről. Minden részecske két pozícióértéket követ, amelyek az eddigi legjobb megoldások, amelyeket saját maga, illetve a csoport elért [6]. A PSO alapkoncepciója ezen két pozíció felé gyorsulás egy súlyozott véletlenszerű egész szám nagyságával. A részecskék sebessége és helyzete minden iteráció végén frissül. Nagy előnye az egyszerűség, amelyet a [28] cikkben bemutató optimalizálás során láthatunk.

A szimulált lágyítás (SA) egy véletlenszerű keresési technika, amely a fémek lágyítási folyamatán alapszik és optimalizálási feladatokra is alkalmazható. A fémeket magas hőmérsékleten megolvasztják, majd lehűtik és a minimális energiával kristályos állapotba fagyasztják [6]. Ennek eredményeként a fém nagyobb kristálméreteket fejleszt ki, és fémszerkezetének hibái csökkennek. A szabályozó paraméter a hőmérséklet a folyamatban. Minden iterációban adott egy véletlenszerű állapot, amelyet egy másik véletlenszerű állapottal hasonlítanak össze rögzített T hőmérsékleten. Ha a kettes állapot energiaszintje alacsonyabb, mint az egyes állapot energiaszintje, akkor a kettes állapot lesz az aktuális állapot, ha viszont a kettes állapot energiaszintje magasabb, akkor az alábbi valószínűségi függvény alapján kell elfogadni az állapotot:

$$1/(1 + \exp(\Delta E/T))$$

, ahol ΔE az energiaállapotok különbsége, T pedig a hőmérséklet. Tehát ha a hőmérséklet értéke magas (a szimuláció elején), akkor nagyobb valószínűséggel fogad el nem minimum közeli állapotokat. A hőmérsékletet folyamatosan csökkentik az iterációk során, és a formulának köszönhetően a rendszer minimumhoz konvergál. Azonos algoritmus

használható kombinációs optimalizálási problémákra, ahol az E energia C költségfüggvénynek, a T hőmérséklet pedig a c szabályozási paraméternek felel meg.

Az SA hibrid rendszerméretezésben kevésbé népszerű, mint a GA vagy a PSO, egy példa a használatára a [29] tanulmányban érhető el.

A hangyatelep optimalizálás alapja a hangyák viselkedése az út kijelölésére és követésére. Tanulmányok kimutatták, hogy a hangyák egy speciális feromont használnak az útjuk során azért, hogy ezzel megmutassák az utat a többi hangyának. Minél többen használják azt az utat, annál magasabb lesz a feromon szint, annál inkább arra fognak menni a következő hangyák, ha pedig egy utat nem használnak, akkor idővel a lerakódott feromon eltűnik. Ezáltal a hangyák a legjobb – legrövidebb – utat találják meg a célhoz (ami általában sok étellel kecsegtet számukra). Ezt az elvet használja fel az algoritmus a célfüggvény minél gyorsabb kielégítéséhez. Az algoritmust tesztelték az elosztóhálózat veszteségeinek csökkentésére, és közel 45%-kal jobb eredményt ért el, mint a GA algoritmus [6].

A fuzzy logika az elmúlt évtizedekben számos alkalmazásban jelent meg [30], a terület ennek következtében jól kidolgozott és napjainkban már kevésbé aktuális kutatási terület. A korábbi modellezési eljárások esetében a célfüggvény és a feltételek egyértelműen meghatározottak voltak. Vannak olyan esetek azonban, amikor vagy a cél, vagy a környezet/feltétel nem egyértelműen beazonosítható: erre ad megoldást a fuzzy logika alapú optimalizálás [31]. A fuzzy következtetés egy olyan módszer, amely nyelvi változókhoz rendelt függvények segítségével, és bizonyos szabályok alapján értékeket rendel a kimeneti vektorhoz [32]. Akkor használjuk, ha egy kérdésre adott válasz nem egyértelműen eldönthető, azaz nem lehet 0-1 értéket hozzárendelni. A fuzzy logika tulajdonképpen a klasszikus halmazelmélet kiterjesztésének tekinthető. Alkalmazása napjainkban is gyakori, például a [5] cikk szerzői egy fuzzy logikán működő energia menedzsment rendszert mutatnak be tanulmányukban, azonban ezen megoldások teljesítménye elmarad a korszerű MI megoldásokétól.

A több, mint 70 éve létező neurális hálózatokat szintén fel lehet használni megújuló energia rendszerek tervezéséhez. Olyan esetekben lehet hasznos a technológia, amikor nem áll rendelkezésre minden szükséges adat ahhoz, hogy meg tudjuk adni a rendszer paramétereit: például napelem panelek száma, energiatárolók mérete stb. Különösen alkalmasak hiányos adatkészleteket, homályos vagy hiányos információkat tartalmazó feladatokra, valamint rendkívül összetett és rosszul meghatározott problémákra, ahol az

emberek általában intuíciós alapon döntenek. Tudnak tanulni a példákból, és képesek kezelni a nemlineáris problémákat. Magas robusztusságot és hibatűrést mutatnak. A neurális hálózatok nem képesek hatékonyan kezelni a nagy pontosságú feladatokat [33]. Az elmúlt években cikkek százai jelentek meg a témában: [33, 34, 35, 36, 37]. Ezekben a tanulmányokban a neurális hálózatot valamilyen időjárási adatra programozták fel, amely így képes megadni megfelelő adatok nélkül is a rendszer elemek szükséges méretét.

Többcélú méretezés

A többcélú tervezésnek általánosságban két fajtája létezik. Az első megközelítésben az összes egyedi célfüggvényt egy kompozitba kell összevonni, a második megközelítésben pedig egy teljes Pareto optimális megoldáskészletet kell meghatározni. A kapott megoldást Pareto-optimálisnak mondjuk, ha a megoldási térben domináns a megoldások között. A Pareto-optimális megoldás egyetlen cél tekintetében sem javítható anélkül, hogy legalább egy célt ne rontanánk, mivel a rendszerköltségek csökkentése a szennyezőanyag-kibocsátás növekedésével jár, és fordítva. A többcélú optimalizáló algoritmus fő célja a Pareto optimális halmazban található megoldások megtalálása. A [38] cikk szerzője 120 Pareto optimális megoldást fejlesztett ki, amelyekből ki tudott választani egy olyat, ami 95%-os hatásfokkal képes kielégíteni a terhelés-igényt lakossági felhasználás esetén.

Iteratív megközelítés

Az iteratív megközelítésben az optimalizálási modell általában az áramellátás elvesztésének valószínűségi modelljét veszi figyelembe az áramellátás megbízhatósága és a nettó jelenérték (NPV) számításakor, és/vagy a kiegyenlített energiaköltség (LCE) modelljét a rendszerköltség szempontjából. A legtöbb szerző olyan paramétereket vett figyelembe, mint a PV panelek kapacitása, a szélturbina névleges teljesítménye és az akkumulátorbank tárolókapacitása. A kívánt megbízhatósági szinthez az az optimális konfiguráció, amelyik a legalacsonyabb LCE/NPV-vel rendelkezik az összes lehetséges konfigurációkészlet közül. Ennél a módszernél a rendszer költségét a paraméterek értékeinek lineáris változtatásával vagy lineáris programozási technikákkal minimalizálják. Ezenkívül az iteratív technika nem optimalizálja a PV-területet, a PV-modul dőlésszögét, a szélturbina söpört területét, a szélturbina beépítési magasságát, mivel ezek a paraméterek nagymértékben befolyásolják a rendszerköltségeket (LCE és/vagy NPV) [23].

Analitikus módszer

Ebben a megközelítésben az energiarendszerek összetevőit számítási modellekkel kell jellemezni, azért, hogy megtalálják a rendszer megvalósíthatóságát. A rendszer teljesítménye kiértékelhető a megvalósítható rendszerkonfigurációk halmaza alapján, egy adott méretű komponenshez. Az integrált energiarendszer legjobb konfigurációját a különböző konfigurációk egyetlen vagy többszörös teljesítményindexének összehasonlításával értékelik.

Valószínűségi megközelítés

A valószínűségi megközelítés figyelembe veszi a rendszer tervezésekor a napsugárzás és a szélsébség várható alakulását. Ebben a megközelítésben megfelelő modelleket dolgoznak ki az erőforrások előállítására és/vagy keresletére, és végül e modellek kombinációjával egy kockázati modellt hoznak létre. Ez az optimalizálási technika azonban nem jellemezheti az integrált/hibrid rendszer dinamikusan változó teljesítményét.

Méretezés kereskedelmi szoftverek segítségével

A megújuló energiarendszerek tervezéséhez különböző ipari szoftverek állnak rendelkezésre. Az optimális konfiguráció a különböző rendszerkonfigurációk között megtalálható a nettó jelenérték és a teljesítmény alapján. A különféle számítógépes eszközök közül a hibrid optimalizálási modell az elektromos megújuló energiaforrásokhoz (HOMER) az egyik legnépszerűbb eszköz ilyen rendszerek méretezésére. A HOMER képes egy energiaellátó rendszer fizikai viselkedését modellezni az életciklus költsége alapján, amely a rendszerelemek telepítési és karbantartási költségeinek összege a rendszer élettartama alatt. A HOMER lehetővé teszi a programozó számára, hogy számos különféle tervezési konfigurációt összehasonlítsa műszaki és gazdasági előnyeik alapján [23].

2.5. Megújuló energia közösségek

Az utóbbi években, évtizedekben az energia-igény kielégítése a leghangsúlyosabb kérdéssé vált a globális felmelegedés és a klímaváltozás miatt [3, 39]. Az Európai Unió 2018-as jelentése szerint azonban ezt a megoldandó feladatot nem szabad csak technológiai és piaci oldalról vizsgálni, mivel ezek önmagukban nem képesek reagálni a kihívásokra. A tanulmány szerint a megoldást úgy lehet elérni, ha a kihívásokat technológiai, gazdasági, környezetvédelmi és társadalmi oldalról egyaránt vizsgáljuk [40]. Erre nyújthatnak

megoldást az energiaközösségek, azon belül is az energiatároló rendszerekkel felszerelt megújuló energia termelő és felhasználó közösségek. Az energiaközösségek (EK) jelentős szerepet játszhatnak az energetikai átállásban, mivel társadalmi és környezeti előnyökkel járhatnak a megújuló energiaforrások (RES) magánberuházásának felszabadításával, és vitathatatlanul javítják a hálózat hatékony használatát is [41]. A megújuló energiákról szóló II. irányelv (RED II) és a első villamosenergia-piaci irányelv (IEMD) két változatát ismeri el ezeknek: rendre a megújuló energiaközösségeket (REC), illetve a polgári energiaközösségeket (CEC). A két rendszer jogi értelemben vett különbségeiről a 2-14 ábrán látható az összefoglalás.

	Citizen Energy Community	Renewable Energy Community
Legal Entity	Any	Any
Purpose	"The primary purpose of which is to provide environmental, economic or social community benefits for its shareholders or members or for the local areas where it operates, rather than financial profits."	
Participation	Voluntary and open	Voluntary and open
Technology	Neutral	RES based
Geographic limitation	No	Shareholders or members must be located in proximity to renewable projects
Membership	Natural persons, local authorities, SMEs, large enterprises	Natural persons, local authorities, SMEs (whose participation does not constitute their primary economic activity)
Control	Effectively controlled by natural persons, local authorities, SMEs	Effectively controlled by natural persons, local authorities, SMEs
Activities	Generation, consumption, storage, aggregation, supply, sharing and distribution of electricity, energy efficiency services, EVs services and other energy services	Generation, consumption, storage, sale and sharing of renewable energy

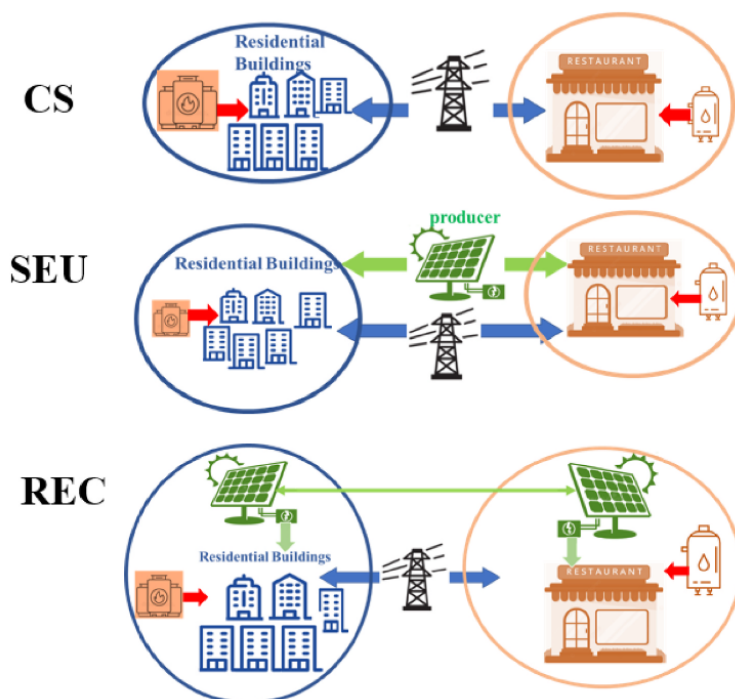
2-14. ábra. A REC és a CEC összehasonlítása [41]

Fontos azonban megjegyezni, hogy a tagállamoknak nagy szabadsága van e két fogalom értelmezésében, így a megalkotott stratégiák nagy mértékben eltérhetnek az Európai Unió tagállamain belül. Az EU-ban eddig kidolgozott keretrendszerek többsége átmeneti jellegű, és gyakran kísérleti projektek vezérlik [41].

A megújuló energiaközösségek esetében mind a felelősségek, mind az előnyök közősek, azok a közösség minden tagjára vonatkoznak [42]. Egyes tanulmányok szerint ezeken a közösségeken keresztül társadalmi előnyökhöz juthatunk azáltal, hogy a megtermelt energiát a legmegfelelőbb módon használjuk fel az optimalizáló rendszerek segítségével [43]. A [42] tanulmány szerint 2018 óta több, mint 80 cikk/kutatás született a témában. A cikk végig veszi ezeket a kutatásokat előnyök és hátrányok szempontjából.

A [3] tanulmányban a szerzők egy esettanulmányt mutatnak be a HOMER szoftver segítségével. A meteorológiai adatok, a terhelési profilok és gazdasági bemenetek segítségével hasonlítják össze a hagyományos rendszer (CS), a "hatékony felhasználó" (SEU) és a

megújuló energiaközösség modelleket (REC). A modellek sematikus felépítése a 2-15 ábrán látható.



2-15. ábra. A hagyományos rendszer (CS), a hatékony felhasználó (SEU) és a megújuló energiaközösség sematikus rajza [3]

A szerzők arra a következtetésre jutottak, hogy a lentről- felfelé építkező energiamegosztó szervezet, – a folyamatos akciókkal és az irányításba való becsatlakozással – egy jóval elfogadottabb formája az energia igények kielégítésének a hagyományos modelleknél.

A [44] anyagban egy fejlesztett PSO optimalizálási megoldást láthatunk azzal a céllal, hogy az algoritmus képes legyen egy távoli, kis terület terhelési igényeinek kielégítésére. Az eredményeket összevetették az eredeti PSO algoritmussal, illetve a szimulált- hűtés (SA) algoritmussal is. Azt találták, hogy a fejlesztett algoritmus körülbelül 23% költségmegtakarítást eredményezett az SA-val szemben, és 0,35% megtakarítást a PSO-val szemben. Kiderült továbbá, hogy napelem panelek és az akkumulátorok optimális száma rendre 14,5%-kal, illetve 38,2%-kal csökken az IPSO segítségével. A szerzők a [45] cikkben is kiemelik, hogy a városok az egyik gócpontjai az üvegházhatású gázok kibocsátásának. [46, 47] Úgy vélik, hogy a folyamatos urbanizáció a jövőben is növelni fogja a városok energiaszükségletét, amely növekvő szennyezéssel járhat – amennyiben nem alakítjuk át rendszereinket egy fenntartható formára. Ahhoz, hogy ezt elősegítsék, tanulmányukban Peking városának egy kerületében modellezték egy hibrid energia rend-

szert. (Hibrid rendszer alatt értjük azt, amikor megújuló energiaforrásokat kombinálunk energiatárolóval, illetve valamilyen fosszilis tüzelőanyaggal működő energia rendszerrel.) Kutatásuk célja egy olyan rendszer létrehozása, amely a kerületen belüli háztetőkre szerelt napelemek kombinálja a felgyülemlett hulladékból visszanyert energiával. A 2-16. ábrán azt gyűjtötték össze, hogy milyen korábbi tanulmányok születtek a témában (a teljesség igénye nélkül).

Table 1
Previous studies on the optimal design of hybrid energy systems.

Publications	Technical components								Methods/tools	Operation mode	Study area
	PV	WT	BIO	DG	CHP	BES	TES	Others			
Das et al. (2021)	✓	✓		✓		✓		✓	HOMER	Off-grid	Five different climatic zones in Australia
Hwang et al. (2021)	✓	✓				✓			HOMER software, Search-Space optimization technique	Off-grid	Barcelona, Spain and Jeju Island, Korea
Ramesh and Saini (2020)	✓	✓		✓		✓			HOMER	Off-grid	A remote rural area in India
Alberizzi et al. (2020)	✓	✓		✓		✓			MILP	Stand-alone	A mountain hut located in South-Tyrol (Italy)
Rakipour and Barati (2019)	✓	✓		✓	✓	✓	✓		MILP	Grid-connected	Energy hub (simulation)
Rullo et al. (2019)	✓	✓				✓		✓	Bi-level optimization framework	Stand-alone	A typical medium size office building in Rosario
Singh et al. (2016)	✓	✓	✓			✓			HOMER and artificial bee colony algorithm	Grid-connected	A small village in India
Bhattacharjee and Dey (2014)	✓	✓	✓						HOMER	Grid-connected	Rice mill in India

Notes: PV represents solar photovoltaic, not including rooftop PV; WT is wind turbine, BIO is biomass generator, DG is diesel generator, CHP is combined heating and power unit, BES is batteries, TES is thermal energy storage.

2-16. ábra. Publikációk az elmúlt évekből a lehetséges hibrid rendszerek kialakítására [45]

Kiemelik azonban, hogy ezeket a rendszereket általában elszigetelt, nagy, egybefüggő területeken alakították ki, esetenként távol a városoktól. Az általuk bemutatott rendszer viszont a városban, az emberek élőhelyének közvetlen közelében jöhet létre, ott telepíthető és működtethető. Vizsgálták a hálózatra kapcsolt és hálózatra nem kapcsolt esetet is, és úgy találták, hogy a hálózatra kapcsolt rendszer mind technikailag, mind gazdaságilag jobban működik – magasabb környezetszennyezés mellett. Azt találták továbbá, hogy a földgáz piaci árának változása minimális mértékben változtatja ezen energetikai rendszer felépítését.

2.6. Akkumulátor menedzsment technológiák

Az akkumulátor menedzsment – vagy a szakterületen gyakran alkalmazott betűszót használva BMS (Battery Management System) – kiemelkedően fontos a mindenütt jelen lévő akkumulátorral működő energiarendszerek, például az elektromos járművek és a megújuló energiaforrásokkal működő intelligens hálózatok működési hatékonysága, biztonsága, megbízhatósága és költséghatékonysága szempontjából [48]. Az akkumulátor állapotának

becslése már hatalmas kutatási területté fejlődött, és számos megközelítésről számoltak be a szakirodalomban. A főbb mutató számai egy akkumulátornak a következők:

- töltöttségi állapot (SOC),
- energiaállapot (SOE),
- egészségi állapot (SOH),
- teljesítményállapot (SOP),
- hőmérsékleti állapot (SOT),
- biztonsági állapot (SOS).

Az akkumulátorok optimális menedzsmentjére vonatkozóan az évek során számos technika fejlődött ki. Találhatunk leírásokat például a "támogató vektorgép" (SVM), "relevanciavektor gép (RVM)", fuzzy logika (FL), mesterséges neurális hálózat és fuzzy C-means (FCM) klaszterezés technológiákról. A [49, 50] tanulmányban egy intelligens energia menedzsment rendszert fejlesztettek ki a Fuzzy logika segítségével. A rendszer elemei a következők:

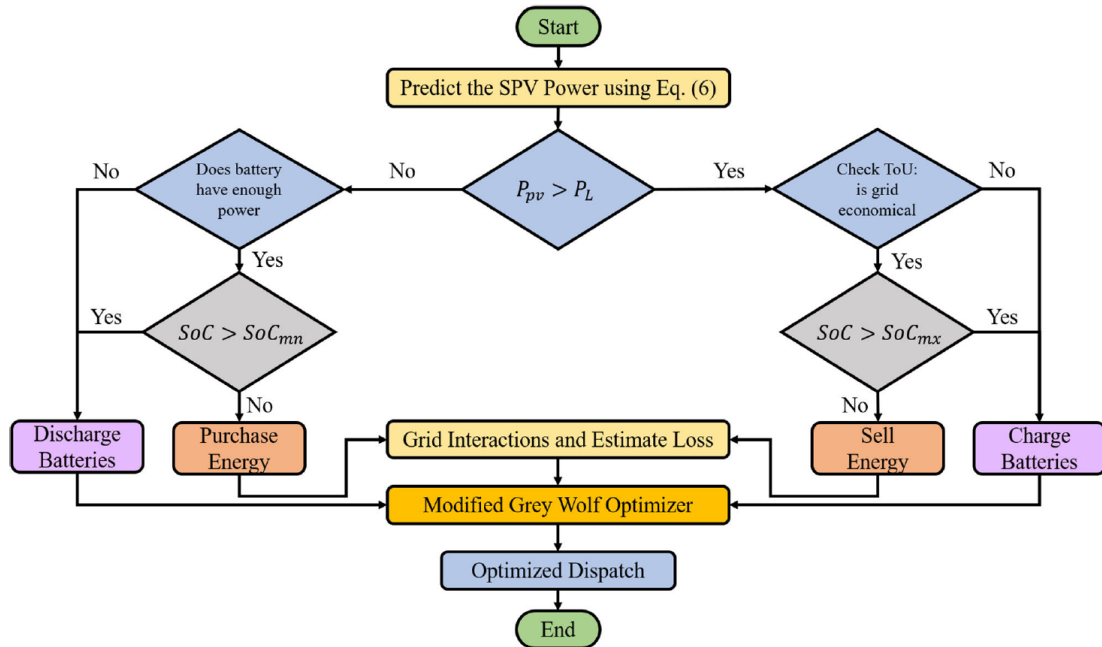
- napelem panel,
- diódák,
- feszültség vezérlésű inverter,
- transzformátor,
- felharmonikus szűrők,
- akkumulátoros energiatároló, illetve az
- intelligens energia menedzsment rendszer.

A vezérlő egység két intelligens megközelítés kombinációjaként működik: a fuzzy logikai vezérlőt (FLC) egy átlagos variancia optimalizáló algoritmussal (MVO) kombinálták. A fuzzy logika – a pontatlan és homályos információkkal foglalkozó technika – lehetővé teszi a pontatlan emberi tudás logikus ábrázolását közelítő kifejezésekkel és értékekkel. Egy tipikus FLC három fő modulból áll: a fuzzifikációs folyamatból, a következtetési motorból és a defuzzifikációs folyamatból. A bemutatott fuzzy vezérlő esetén 3 bemenet volt:

az aktuális napelem teljesítmény, az aktuális akkumulátor töltöttség, illetve az aktuális terhelés értéke, amely állandó és változó részből tevődik össze. Minden bemenet tagsági függvénye háromszög alakú. Kimenetként a terhelés és akkumulátor teljesítményeket adja meg a rendszer. Az összesen 64 szabállyal rendelkező fuzzy vezérlő állítja elő a súlyokat minden tüzelési szinthez. Az FLC optimalizálásához az MVO algoritmust használták fel. Az FLC és az MVO kombinációja az optimális teljesítmény- és terhelés-elosztás vezérlések folyamatos fejlődését eredményezi a terheléstípusok változó arányával (állandó és változó terhelések). Az MVO algoritmus egyedülálló az utódok mutációjához használt stratégiai transzformáció miatt, amely az n-legjobb dinamikus populáció átlagos varianciája alapján történik. Az MVO alkalmas valós idejű optimalizálásra, mert iterációnként csak egy alkalmassági értékelést igényel, és csak néhány iteráció szükséges az optimális megoldás megtalálásához. Az MVO ezen tulajdonságai potenciálisan vonzó algoritmussá teszik számos valós optimalizálási probléma megoldásához. Az IEMDC teljesítményének összehasonlítására két másik energiagazdálkodási vezérlőt is bemutatnak: egy naiv fuzzy logic vezérlőt és egy PV-prioritás vezérlőt. Azt találták, hogy az optimalizált FLC jobban teljesít, mint a hagyományos PV-prioritású vezérlő és a naiv fuzzy logic vezérlő, így jobb utasításokat ad a felhasználónak a rendelkezésre álló energia felhasználásával kapcsolatban, és fenntartja az akkumulátor magasabb SOC-értékét [49]. Ennek a rendszernek az előnye, hogy jól tanítható a változó időjárási vagy egyéb körülményekhez, illetve a hardver rész költsége elenyésző.

A [51] cikkben bemutatásra kerül egy módosított szürke farkas algoritmuson (MGWO) alapuló energia menedzsment rendszer. Az optimális energiagazdálkodási rendszer működésének alapelve a különböző energiaforrások (hálózat, megújuló energiaforrások, generátorok és akkumulátorok) közötti kölcsönhatás és energiacsere a felhasználó igényeinek megfelelő terhelési igény kielégítése érdekében. Az MGWO alapú energia menedzsment rendszer egy két lépcsős megközelítés a mikrohálózatokhoz. Első lépésben a megújuló energia források megvalósíthatósági elemzése történik a geofizikai paraméterek figyelembevételével a terhelési igénynek megfelelő méretezés érdekében. Ezt egy metaheurisztikus keresletkezelő rendszer követi a javasolt mikrohálózat optimális kezeléséhez az elektromos energia összköltségének csökkentése érdekében. Az optimalizálás célja, hogy az akkumulátorokat a megújuló rendszer akkor töltse, amikor a legalacsonyabb áron lehetne azt értékesíteni a hálózat felé, és amikor a lehetséges eladási ár magas, akkor a fel nem használt energia eladásra kerüljön. Az energia menedzsment rendszer folyamat ábrája a 2-17. ábrán látható. A javasolt optimalizálási technika egy hibrid tech-

nika, amelyet a szürke farkasok mozgása ihletett, ahogy megtámadják zsákmányukat, illetve a madarak rajzása, ahogy táplálékot keresnek. A javasolt hibrid algoritmus tehát egy módosított részecskeraj-optimalizálás (PSO) a szürke farkas optimalizálójával (GWO) kombinálva. A javasolt MGWO csökkenti a PSO alacsony konvergencia rátáját és a GWO pontatlanságát.



2-17. ábra. A javasolt hibrid energia menedzsment rendszer folyamatábrája [51]

Az MGWO algoritmust a tesztek során a vegyes-egész lineáris programozási algoritmussal (MILP) hasonlították össze az eredmények értékelése céljából. A teljesítményt változó időjárási körülmények között tesztelték. Arra az eredményre jutottak, hogy az üzemeltetési költség megtakarítás egy napsütéses napon 23,34%, felhős napon 45,55% a MILP algoritmussal szemben. Ezen túlmenően a hálózat terhelése 42,56%-kal, illetve 32,91%-kal csökkent a derült és felhős napokon. Ez a megközelítés a közüzemi hálózathoz tartozó villamos energia magas és alacsony árú órái közötti árkülönbségen alapszik. A rendszernek köszönhetően az átviteli veszteségek is csökkennek, mivel a megújuló energiaforrásokból származó energiát hasznosítják a hálózati energia helyett.

A [52] cikkben arra keresték a választ, hogy hogyan lehet minimalizálni az energia költséget akkumulátoros energiatároló rendszer optimális vezérlésének segítségével háztartási méretű megújuló rendszerek esetén. A megoldáshoz megalkották a költségfüggvényt az alábbiak szerint:

$$Cost_{ppd}(t) = \sqrt{(\zeta_1(t)C(t))^2 + (f_{pc}(C)\zeta_2(t))^2} \quad (2.1)$$

, ahol

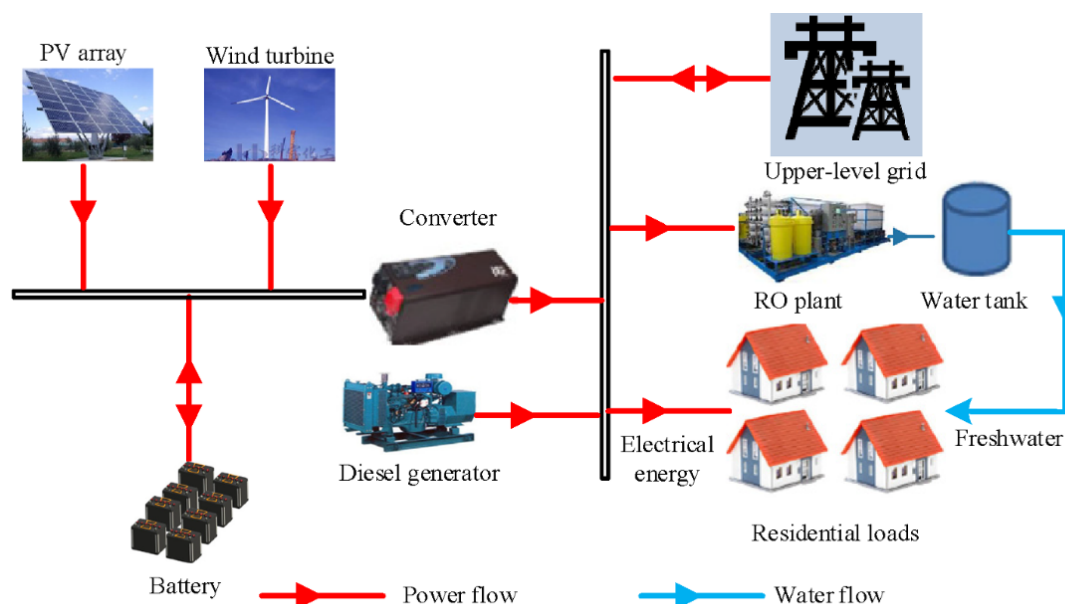
$$\zeta_1(t) = L(t) - P_{sT}(t) + u(t)\zeta_2(t) = BL_{max} - (BL + u(t))$$

ahol:

- $L(t)$ a terhelés mértéke,
- $P_{sT}(t)$ a napelem panelek termelése,
- $u(t)$ az akkumulátor vezérlő parancsa,
- BL_{max} az akkumulátor maximum kihasználtsági szintje,
- $BL(t)$ az akkumulátor jelenlegi kihasználtsági szintje,
- $f_{pc}(C) = k - C(t)$

Az (2.1) egyenlet első fele az akkumulátor kisütésért, míg a második része – amely kritikus az optimális akkumulátor vezérlés szempontjából – az akkumulátor töltéséért felel. A k érték megváltoztatása direkt hatással van az elektromos áram költségeire. A fenti költségfüggvény minimuma idézi elő a kisütést akkor, amikor kevés a napelem termelés és az árak magasak, illetve a töltést, amikor a termelés magas és az árak alacsonyak. Az optimális (minimum) állapot megtalálásához a PSO algoritmust alkalmazták. Arra jutottak, hogy ezzel a költségfüggvénnyel 4,2%-os megtakarítás érhető el a korábbiakban publikált költségfüggvényekkel szemben.

A [53] cikkben a szerzők egy olyan rendszert mutatnak be, ahol mély tanuló algoritmus segítségével érik el az optimális kihasználását a megújuló energiával működő, akkumulátoros energiatárolóval ellátott, áramot és fordított ozmózis útján ivóvizet biztosító rendszernek. A rendszer blokkvázlata a 2-18 ábrán látható.



2-18. ábra. A bemutatott rendszer blokkvázlata [53]

Az optimális szabályozási probléma Markov-döntési folyamatként (MDP) van megfogalmazva, és a proximális irányelv optimalizálás (PPO) algoritmus – amely egy mélytanuló (DL) algoritmus – segítségével betanítja a rendszert az MDP megoldására, hogy megkapja az optimális kihasználását a rendszernek. A tanulási folyamat során figyelembe vették a megújuló energiaforrások szakaszosságát, a keresleti oldal bizonytalanságát (beleértve a friss vizet és a villamos energiát), valamint az akkumulátor rendszer és a víztartály rugalmasságát. A tanuláshoz 10000 adatsort használtak fel. Az eredmények értékeléséhez a következő három másik algoritmust használták fel: sztochasztikus programozás (SP), "dupla mély Q hálózat" (DDQN), illetve a "mély determinisztikus irányelv gradiens" (DDPG). Az eredmények értékelésénél az alábbira jutottak:

- a víztartály helyettesítheti bizonyos esetekben és részben az akkumulátor rendszert, így csökkentve annak a terhelését, amivel napi 2,6% költségmegtakarítás érhető el,
- a rendszer képes megtanulni az optimális energiagazdálkodást a tanító folyamatnak köszönhetően, és így költségcsökkentést tud elérni,
- a bemutatott MI technika jobb eredményt ért el a többi MI algoritmussal szemben, ezzel 14,17%-kal csökkentve a havi költségeket.

A fenti példákból jól látható, hogy az elmúlt évek során egyre nagyobb hangsúlyt kapott az akkumulátor menedzsment és számos megoldás elérhető az optimalizálási feladat

megoldására. Fontos megjegyezni azonban, hogy a betanított mesterséges intelligencia alapú módszerek nem képesek leírni az akkumulátor belső elektrokémiai viselkedését, ami korlátozza alkalmazásukat változó működési feltételek mellett. Ennél is fontosabb, hogy a mesterséges intelligencia alapú módszerekhez gyakran nagy mennyiségű adatra van szükség a tanításhoz, és a tanulási folyamat gyakran időigényes. A különböző állapotváltozók becslésének tanulmányozása, a belső elektrokémiai paraméterek beépítése az algoritmusoktatásba, valamint a számítási hatékonyság javítása segíthet a mesterséges intelligencia alapú módszerek teljesítményének javításában [48], ezért ez fontos kutatási terület lesz a jövőben.

2.7. Piaci termékek elemzése

Az ILLUMINE projektet/szoftvert a MAN csoport energetikáért felelős üzletága fejleszti. A projekt bemutatására Augsburgban hoztak létre egy pilot projektet, ahol szél- és naperőművet kombináltak és egy központi, energia menedzsment rendszer irányításával működnek. Ez a központi energia menedzsment rendszer felügyeli mind a termelés, mind a raktározást az akkumulátorokban, mind pedig a változtatható terhelés aktuális állapotát. A vezérlő rendszerrel információt azonban nem osztanak meg, üzleti titkora hivatkozva [54].

Az IBM szintén foglalkozik MI alapú energia menedzsment rendszerek fejlesztésével napelemes rendszerekhez [55]. A szoftverük amit fejlesztettek minden felhasználó esetén egyedi, mivel minden helyszín (háztető) más és más elmondásuk szerint. A rendszernek mindössze az elmúlt két hét adataira van szüksége a napelem termelés-előrejelzés szignifikáns javulásához anélkül, hogy komplex rendszereket építettek volna fel.

A Nuvation Energy kaliforniai székhelyű cég kifejezetten akkumulátor menedzsment rendszerekkel foglalkozik szinte bármilyen iparág számára. A nagy feszültségű BMS rendszerük 1250 V feszültségig képes üzemelni blokkonként. Minden blokk több akkumulátor cellából épül fel. Minden blokkban ún. cellainterfész modulok csatlakoznak az egyes cellákhoz a cellák feszültségének és hőmérsékletének mérésére, valamint a cellák kiegyensúlyozására. Minden blokkhoz tartozik egy kapcsolóberendezés, ami összefogja a cellákat és az energia menedzsment rendszer DC buszára csatlakoztatja őket. A kapcsolóberendezés mágneskapcsolókat és előtöltési ellenállást tartalmaz az egyenáramú buszra való csatlakozás és leválasztás kezelésére, kézi vészleállítási (E-Stop) funkciót, valamint

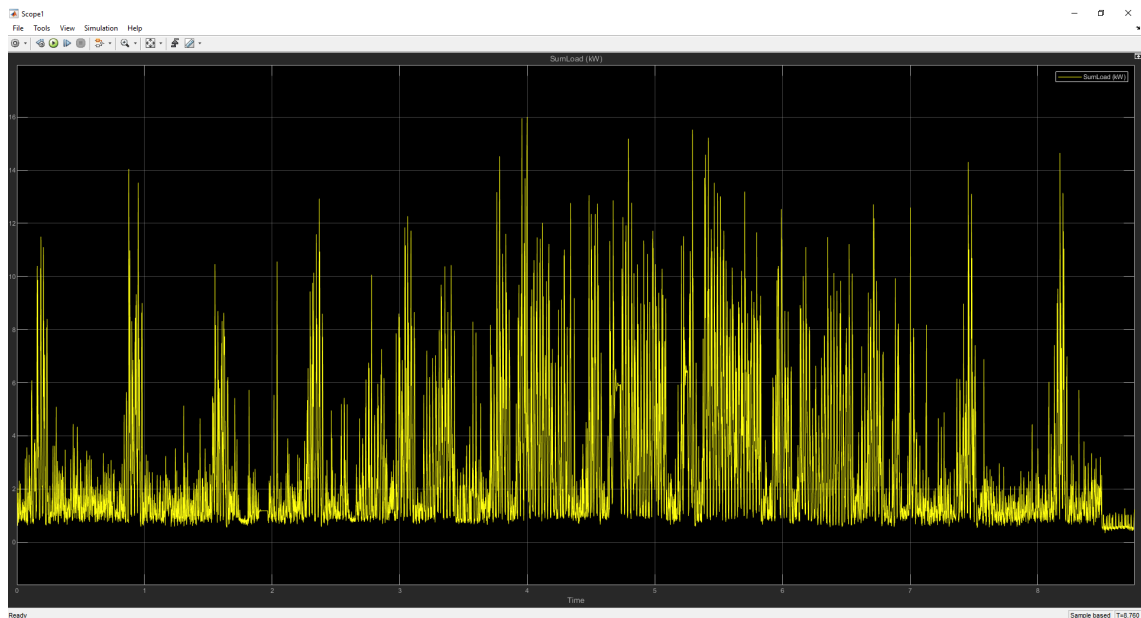
csatlakozási lehetőségek széles skáláját az ESS-hez való integrációhoz. Ezeket a kapcsolóberendezéseket fogja össze egy ún. multi-blokk vezérlő, amely központi szerepéből adódóan lehetővé teszi a párhuzamosan kapcsolt blokkok egyben történő vezérlését/egy akkumulátorként való kezelését akár 36 ilyen blokkig.

Amellett, hogy egy kész, komplett és referenciákkal működő rendszerről van szó, sajnos semmit nem írnak a honlapjukon a vezérlési algoritmusról, ami az egyes elemeket működteti [56].

3. A kutatás módszertana

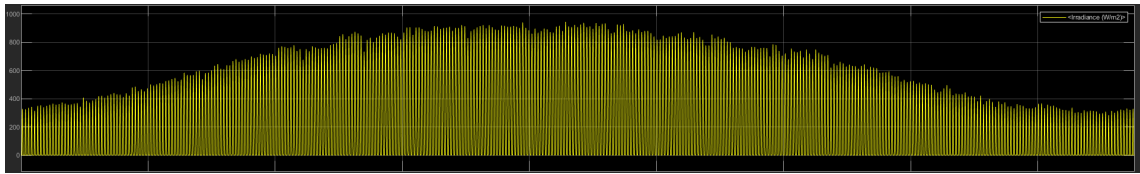
A kutatás módszertanához szimulációs vizsgálatokat választottam a Matlab 2022/9.12-es, 64 bites verziójának Simulink keretrendszerében. A kutatás célkitűzésének értelmében olyan keretprogram építését kezdtem el, ami alkalmas MI alapú akkumulátor menedzsment megoldások fejlesztésére és tesztelésére, illetve az egyes rendszerelek méretezésére. Bemeneti paraméterként terhelési-, illetve napsugárzásra vonatkozó adatokat használtam fel rendre a [57] és a [58] forrásokból. A terhelési adathalmaz 2016 és 2020 között tartalmazza egy kb. 200 négyzetméteres ház óránkénti fogyasztási adatait. Feltüntetetésre került, hogy a hét melyik napján volt a mérés, illetve hogy éppen otthon tartózkodtak-e a lakók, vagy épp nyaralni voltak.

A 2019-es egész éves adatokat használtam a szimulációk során, amelyből előállt a terhelési profil egy éves időintervallumra, ami a 3-19. ábrán látható.



3-19. ábra. Az összterhelés alakulása az év során

A napsugárzási adatokat a "National Renewable Energy Laboratory" nevű szervezet adatbázisából vettem, amely a világ számos pontjáról rendelkezik adatokkal a múltbeli napsugárzási értékekről, így Magyarországról is. Ebben az esetben is a 2019-es adatokat használtam fel a szimulációkhoz, szintén órás bontásban. Az így előállt napsugárzási görbe a 3-20. ábrán látható:



3-20. ábra. A napsugárzás alakulása az év során

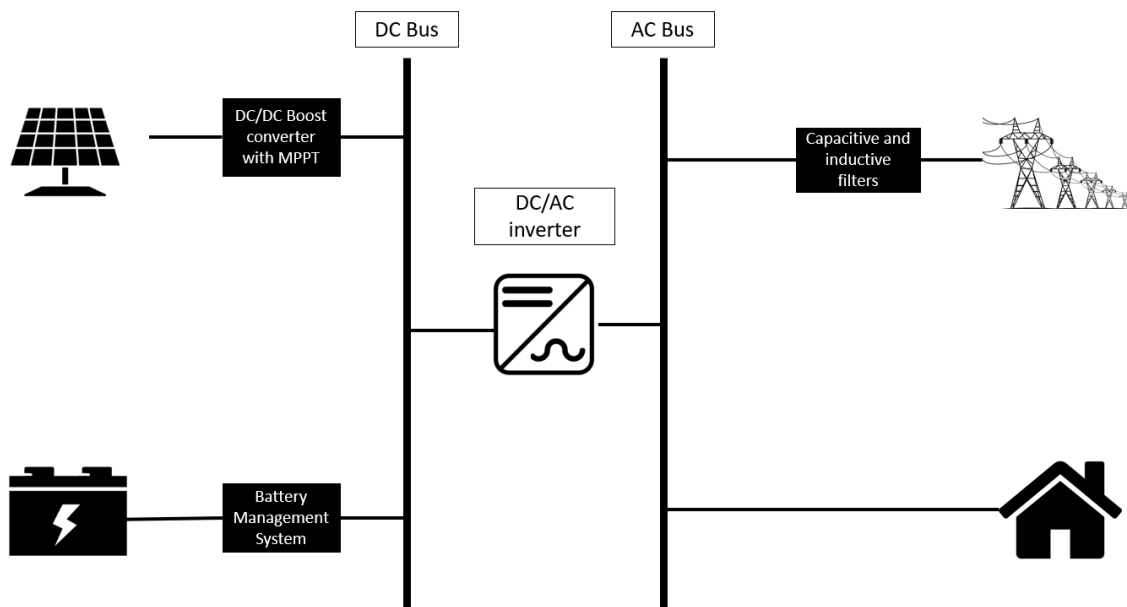
4. Megújuló energiaforráshoz csatlakoztatott akkumulátoros energiatárolóval ellátott felhasználó-együttes energiamenedzsment rendszerének tervezésére alkalmas szimulációs modell építése

4.1. A szimulációs modell tervezése

A feladat céljával összhangban a Simulink környezetben kellett felépítenem egy modellt, amely az alábbi elemeket tartalmazza:

- napelem panel,
- boost converter MPPT ("Maximum Power Point Tracking") algoritmussal,
- akkumulátor,
- akkumulátor menedzsment rendszer (BMS),
- AC/DC feszültségváltó inverter,
- hálózati elemek: generátor, kapacitív szűrők, illetve
- a házak, mint változó terhelési profilok.

A rendszerről készült blokkvázlat a 4-21. ábrán látható.



4-21. ábra. Az elkészült szimulációs rendszer egyszerűsített blokkvázlata

Az egyes elemek bemutatására a következő alfejezetben kerül sor.

4.2. A szimulációs modell bemutatása

Napelem rendszer

A szimulációk során a Simulink beépített napelem modulját használtam, amely a bemenő napsugárzás és hőmérséklet értékekre megadja kimenetként a napelem feszültség és áramerősség értékét, melyek szorzatából előáll a napelem rendszer leadott teljesítménye. A modulba közel 10 000 létező napelem adatait táplálták be előre, amelyekből lehet választani a szimulációk során, illetve lehetőség van egyéni típus definiálására is. A napelem rendszer napelem cellák soros és párhuzamos kapcsolásából áll elő a megfelelő teljesítmény elérése érdekében. A soros kapcsolású cellák a feszültség szintet, míg a párhuzamosak a teljesítményszintet határozzák meg. A szimuláció során – a beépített elemek közül – a Sunpower gyártó SPR-250NX-BLK-D napelem modulját használtam fel, melynek feszültsége 30.7 V, áramerőssége 8.15 A az MPP pontban. 15 db ilyen modul került sorba kapcsolásra, így a napelem kimenő feszültsége 460.5 V lett. A rendszerbe egy 60 kW maximum teljesítményű napelem került beépítésre, így a 4.1 és 4.2 egyenleteket felhasználva 16 db párhuzamos modul modellezésére volt szükség.

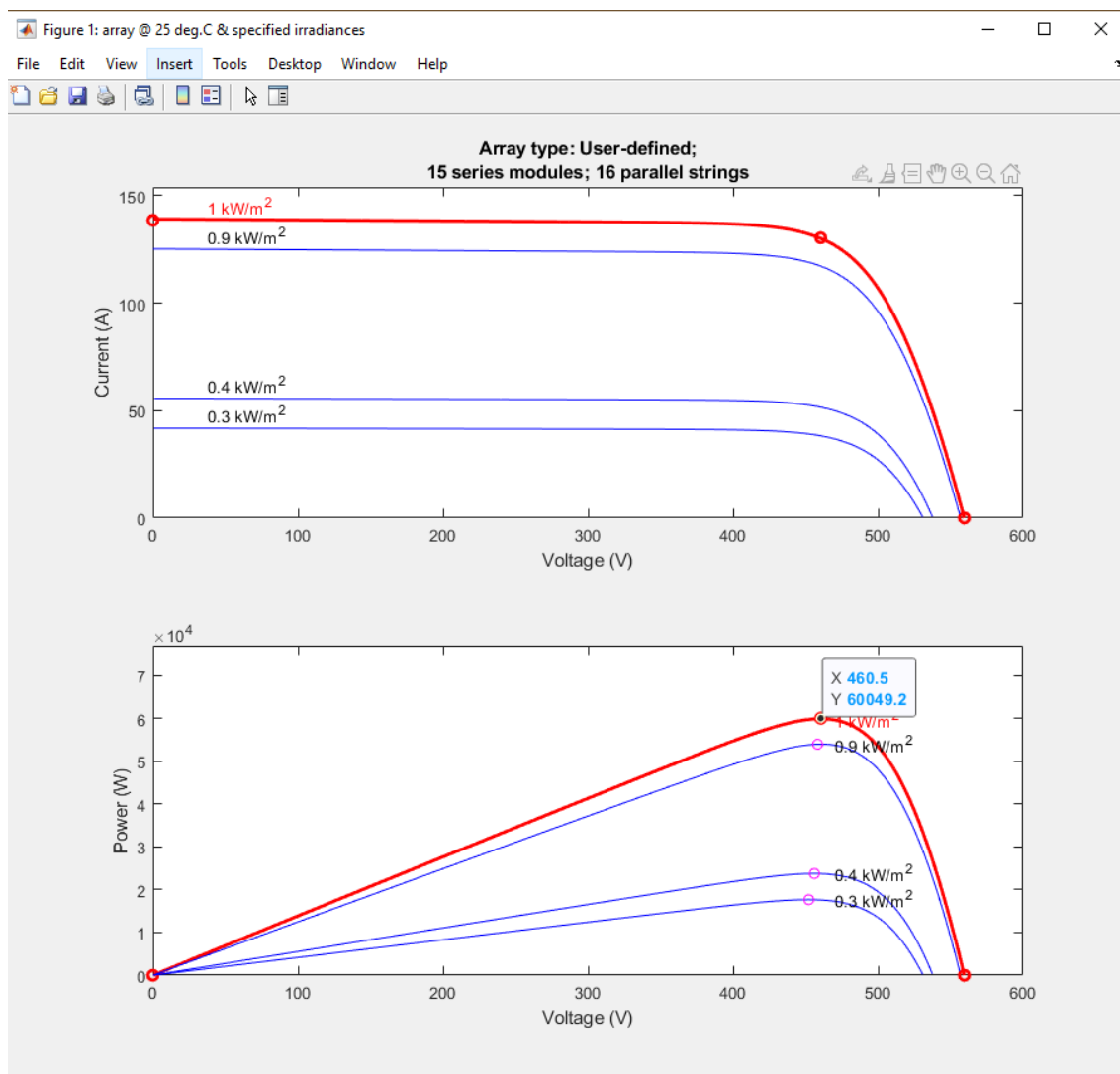
$$P = UI \quad (4.1)$$

$$N = \frac{I}{I_{MPP}} \quad (4.2)$$

Ha a rendszerben lévő napelem panelek száma N_{PV} , akkor a teljes kiadott teljesítmény az alábbiak szerint adódik [13]:

$$P_{pv-total}(t) = N_{PV}P_{pv}(t) \quad (4.3)$$

A használt napelem modul I-V és P-V görbéi a 4-22. ábrán láthatók. A 4-1. táblázat tartalmazza összefoglalóan a napelem panel adatait.



4-22. ábra. A felhasznált napelem panel I-V és P-V görbéi

4-1. táblázat. A napelem panel főbb paraméterei

Gyártó	SunPower Corporation
Típus	SPR-250NX-BLK-D
Teljesítmény/modul [W]	250
Sorosan kapcsolt modulok [db]	15
Párhuzamosan kapcsolt modulok [db]	16
MPP feszültség [V]	30.7
MPP Áramerősség [A]	8.15
Kimeneti feszültség [V]	460.5
Max. teljesítmény [kW]	60

Boost converter Maximum Power Point Tracking algoritmussal

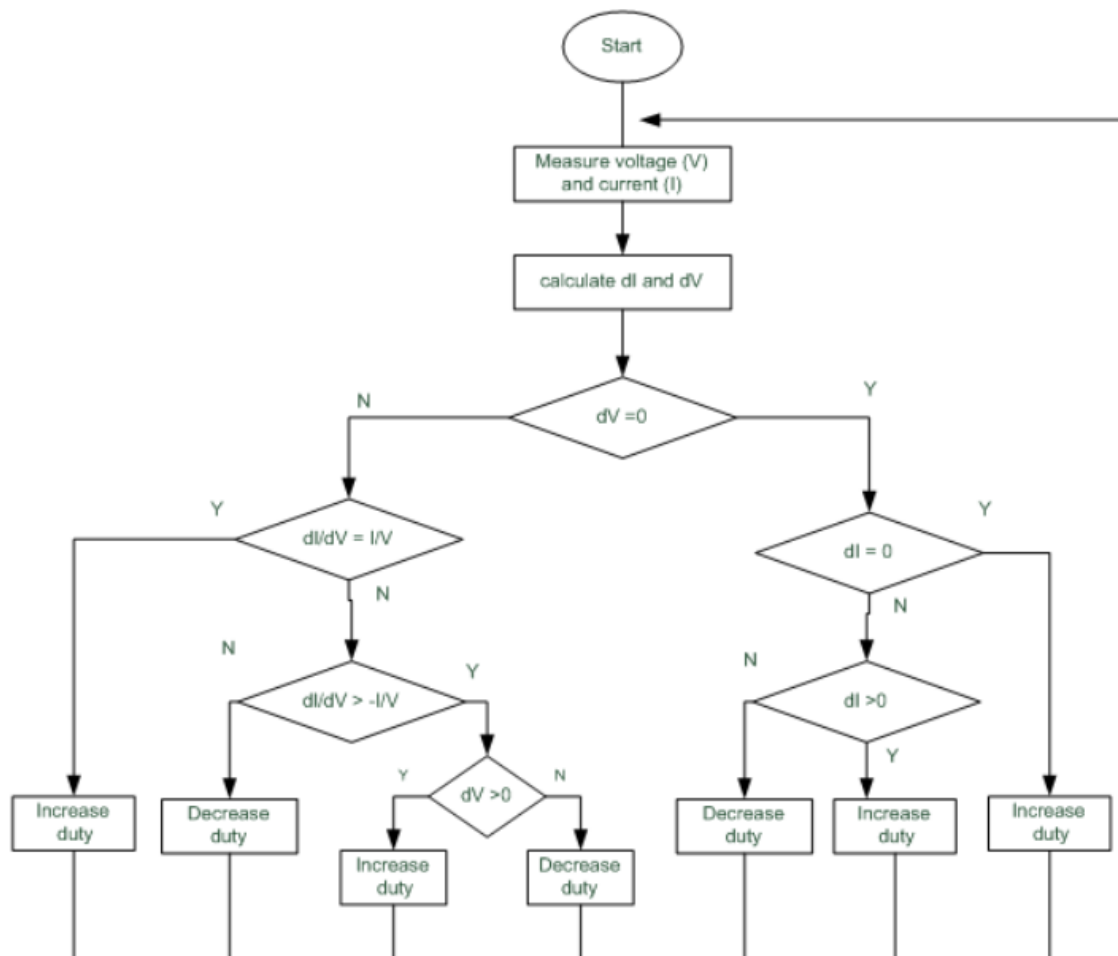
A 4-21. ábrán bemutatott DC busz feszültségét folyamatosan 700 V-on szerettem volna tartani, ezért úgy kellett befolyásolnom a napelem termelését, hogy ez a 700 V tartható legyen, és minden időpillanatban a lehető legmagasabb teljesítményt szolgáltatassa. Ehhez azért van szükség egy ún. MPPT algoritmusra, mert ahogy a 4-22. ábrán is látszik, a napelem termelése egy ponton túl (az MPP ponton túl) drasztikusan lecsökken a feszültség növekedésével. Ahhoz, hogy ezt a pontot tartani tudjuk, ehhez szükség van egy MPPT algoritmusra, amelyből két fő típus létezik: a "Perturb and Observation (P&O)" – amely a legelterjedtebb –, illetve az "Incremental Conductance (IC)". A [59] alapján az (IC) algoritmus jobban teljesít az ilyen típusú szimulációkban, ezért ezt a fajta algoritmust választottam a feladat megoldásakor. Az IC algoritmust tehát a napelem P-V görbéje alapján tervezték a P&O algoritmus hátrányainak kiküszöbölésére. Az IC lényege, hogy a reakció idő csökken, ezért nagy napsugárzási érték változáskor is gyorsan és hatékonyan reagálja le a napelem a változást, és hamar eléri az új MPP pontot. Az MPP pont megtalálható a 4.4 egyenlet segítségével [59]:

$$\frac{dI}{dV} = -\frac{I}{V} \quad (4.4)$$

Az MPP helye a $\frac{dI}{dV}$ hányadostól függ:

- ha $\frac{dI}{dV} > 0$, akkor $V < V_{mpp}$, azaz a P-V görbe bal oldalán vagyunk, a PV feszültséget növelni kell,
- ha $\frac{dI}{dV} = 0$, akkor $V = V_{mpp}$, azaz az MPP pontban vagyunk,
- ha $\frac{dI}{dV} < 0$, akkor $V > V_{mpp}$, azaz a P-V görbe jobb oldalán vagyunk, a PV feszültséget csökkenteni kell.

Az iterációkat addig kell végezni, amíg el nem érünk az MPP pontba. Az IC algoritmus folyamatábrája a 4-23. ábrán látható.



4-23. ábra. Az IC folyamatábrája

Ahhoz, hogy a 700 V-os DC busz feszültséget tartani lehessen, a napelem kiadott feszültségét erre a szintre kell hozni, amelyet egy boost konverterrel lehet megtenni. A konverter elemei a következők:

- induktivitás,
- 2 db kapacitás,
- dióda,
- IGBT.

Az egyes elemeket aszerint kell méretezni, hogy mekkora a bemeneti (napelem oldali)-, illetve a kimeneti (DC busz oldali) feszültség értéke. Az ehhez szükséges egyenletek az alábbiak:

$$I_{outmax} = \frac{P}{V_{out}} \quad (4.5)$$

$$\Delta I_L = 0.1 I_{outmax} \left(\frac{V_{out}}{V_{in}} \right) \quad (4.6)$$

$$\Delta V_{out} = 0.1 V_{out} \quad (4.7)$$

$$C = \frac{I_{outmax} \left(1 - \left(\frac{V_{in}}{V_{out}} \right) \right)}{F_s \Delta V_{out}} \quad (4.8)$$

$$L = \frac{V_{in} (V_{out} - V_{in})}{\Delta I_L F_s V_{out}} \quad (4.9)$$

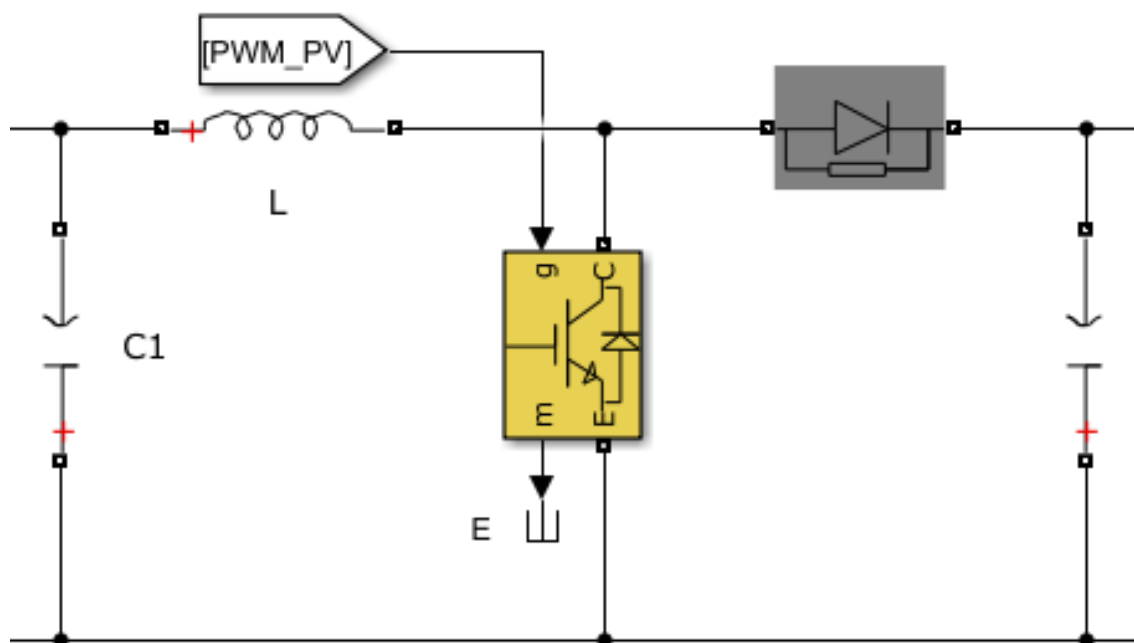
Ahol:

- P a teljesítmény [W],
- V_{out} a kimeneti feszültség [V],
- V_{in} a bemeneti (napelem) feszültség [V],
- F_s a kapcsolási frekvencia [Hz].

A használt C és L értékek a 4-4. táblázatban, a Simulink beli megvalósítás a 4-24. ábrán látható.

4-2. táblázat. A boost konverterhez felhasznált áramköri elemek paraméterei

Kapacitás (C) [F]	4.1929e-05
Induktivitás (L) [H]	0.0012



4-24. ábra. A megépített rendszer boost konverter része

Akkumulátoros energiatároló

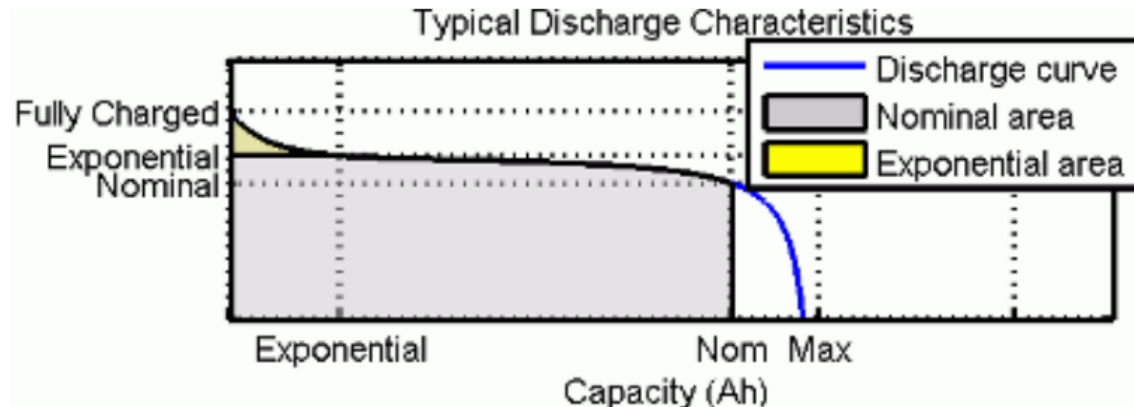
A Simulink keretrendszer rendelkezik beépített akkumulátor blokkal is, amely több típusú (Li-ion, ólomsavas, Nikkel-kadmium stb.) akkumulátor szimulálását teszi lehetővé. Ahogy a dolgozat címe is jelzi, a szimulációk során Li-ion akkumulátort használtam fel. A pontos adatokat a 4-3. táblázat tartalmazza.

4-3. táblázat. A felhasznált akkumulátor paraméterei

Típus	Li-ion
Feszültség [V]	12*35
Kapacitás [Ah]	48
Nominális kisütési áram [A]	20.9
Kezdeti töltöttségi állapot [%]	50

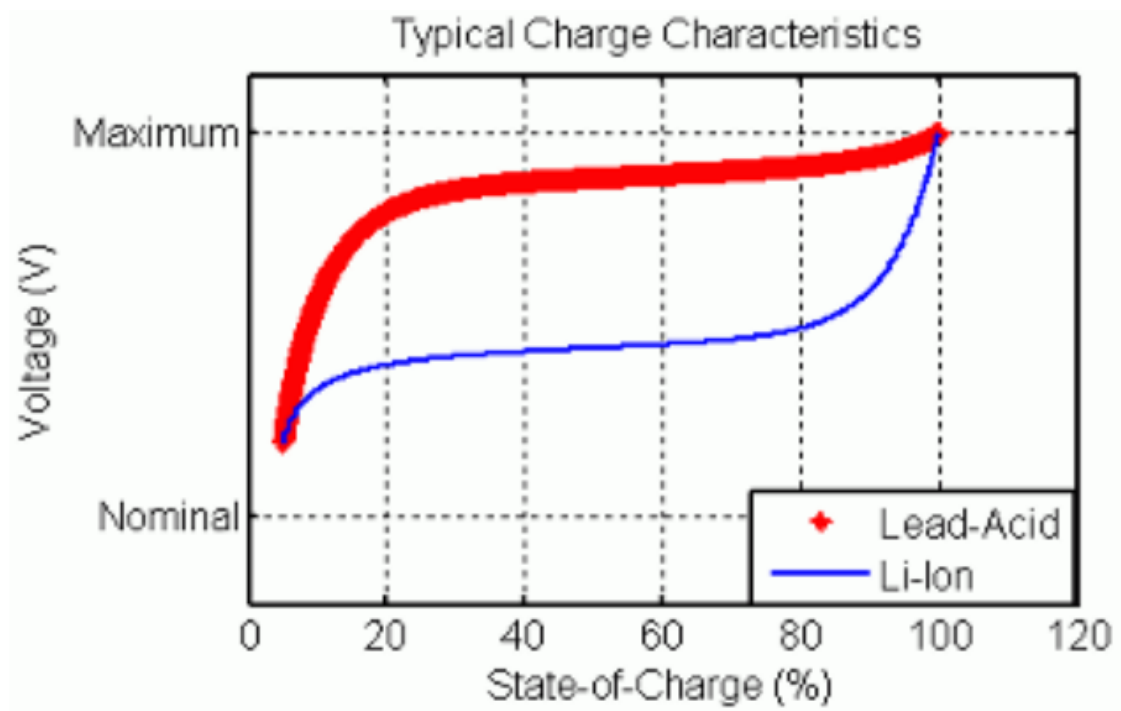
Az akkumulátorok töltés-kisütés görbéje alapvetően 3 részre osztható, a kisütési görbe a 4-25. ábrán, míg a töltési görbe a 4-26. ábrán látható. Az első rész az exponenciális feszültségesést mutatja az akkumulátor feltöltésekor. A görbe szélessége az akkumulátor típusától függ. A második szakasz az akkumulátorból kinyerhető töltést mutatja, amíg a

feszültség az akkumulátor névleges feszültsége alá nem esik. Végül a harmadik rész az akkumulátor teljes kisülését mutatja, amikor a feszültség drasztikusan lecsökken [60].



4-25. ábra. Az akkumulátorok tipikus kisütési görbéje (forrás:[60])

Amikor az akkumulátor árama negatív, akkor töltési fázisban van. A tipikus töltési karakterisztika a 4-26. ábrán látható.



4-26. ábra. Az akkumulátorok tipikus töltési görbéje [60]

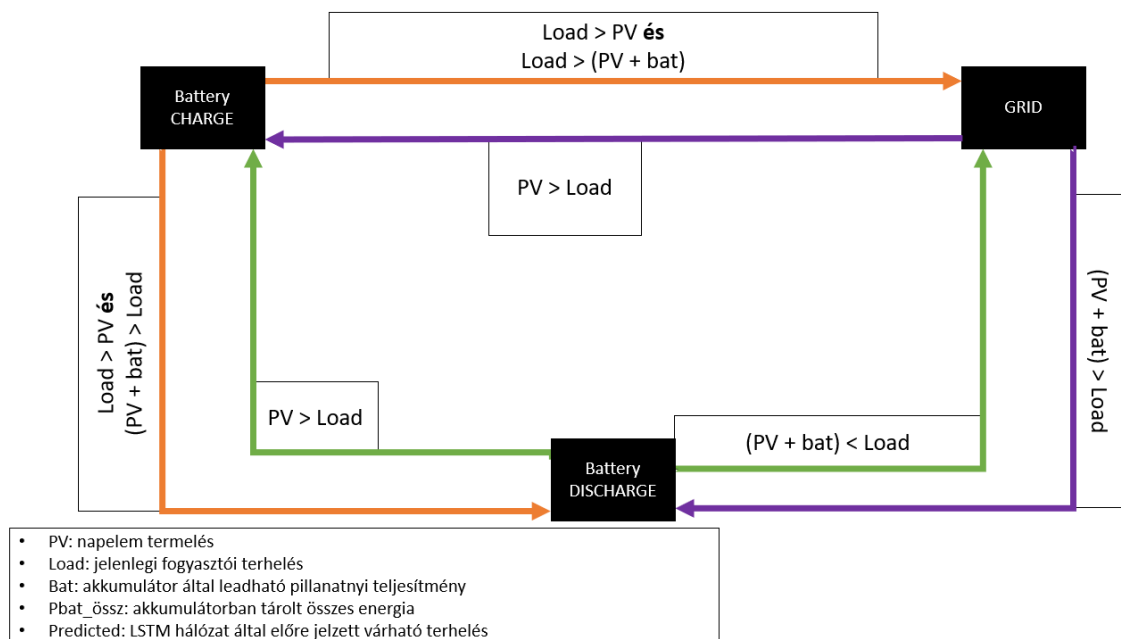
Az akkumulátor vezérlése jelenleg egy egyszerű szabály elvű logika mentén történik:

- ha a napelem termelés nem tudja fedezni a fogyasztási igényt, és az akkumulátor

által leadott teljesítmény elegendő, akkor az akkumulátor szolgáltatja a szükséges teljesítményt,

- ha a napelem és az akkumulátor által kiadott teljesítmény nem elegendő a terhelés fedezésére, akkor a hálózat becsatlakozik, és a napelem termelésével együtt (ha van) fedezi a háztartások igényét, illetve az akkumulátor töltését,
- amennyiben a napelem termelés nagyobb, mint a pillanatnyi terhelés, abban az esetben az akkumulátorokba és a hálózatba történik visszatöltés.

A logika megvalósítását a 4-27. ábra mutatja:

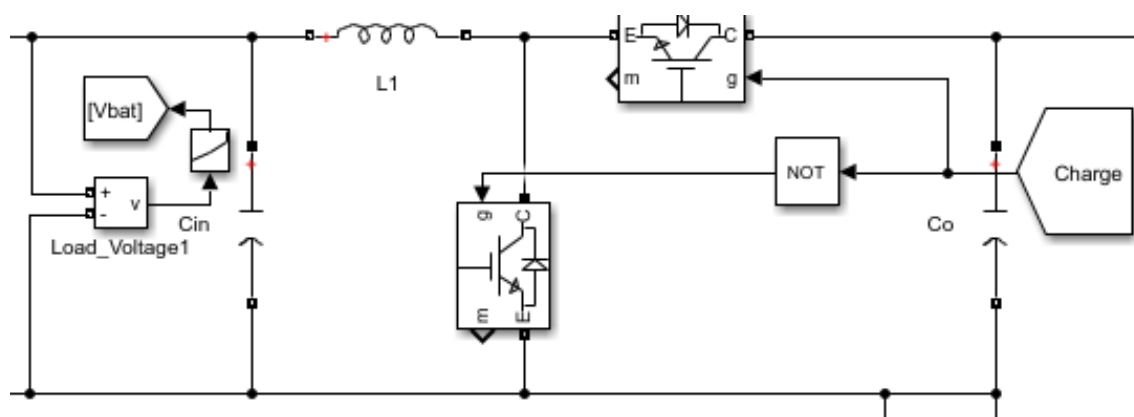


4-27. ábra. Az akkumulátor vezérlési logikája

Ahhoz, hogy az akkumulátor névleges feszültségét, és a 700 V-os DC buszt szinkronba hozzassuk, illetve a töltés-kisütés ciklusokat kezelhessük, kétirányú DC-DC konverterre van szükség, amelyet "Buck-Boost" konverternek hívnak. Felépítésében annyiban különbözik a napelemtől használttól, hogy ebben az esetben 2 IGBT kerül beépítésre, illetve egyel kevesebb kapacitás. Az áramköri elemek paraméterei a korábbiakhoz hasonlóan, a 4.8 és 4.9 egyenlettel számolhatók. A Simulnik beli megvalósítás a 4-28. ábrán látható.

4-4. táblázat. A Buck-Boost konverterhez felhasznált áramköri elemek paraméterei

Kapacitás (C) [F]	6.1224e-06
Induktivitás (L) [H]	0.0094



4-28. ábra. A megépített rendszer Buck-Boost konverter része

Fogyasztók

A szimulációk során valós fogyasztási adatokat használtam fel a lakóépületek fogyasztására vonatkozóan. A mérésből származó értékek óránkénti bontásban álltak rendelkezésre, minden mérésnél más-más értékkel. Ahhoz, hogy ezeket fel tudjam használni, a Simulink beépített "három fázisú terhelés" blokkját használtam, ami három fázisú AC terhelést állít elő a bemeneti hatásos és meddő teljesítmény értékekből. A terhelést kW mértékegységben adtam meg bemenetként.

Három fázisú inverter

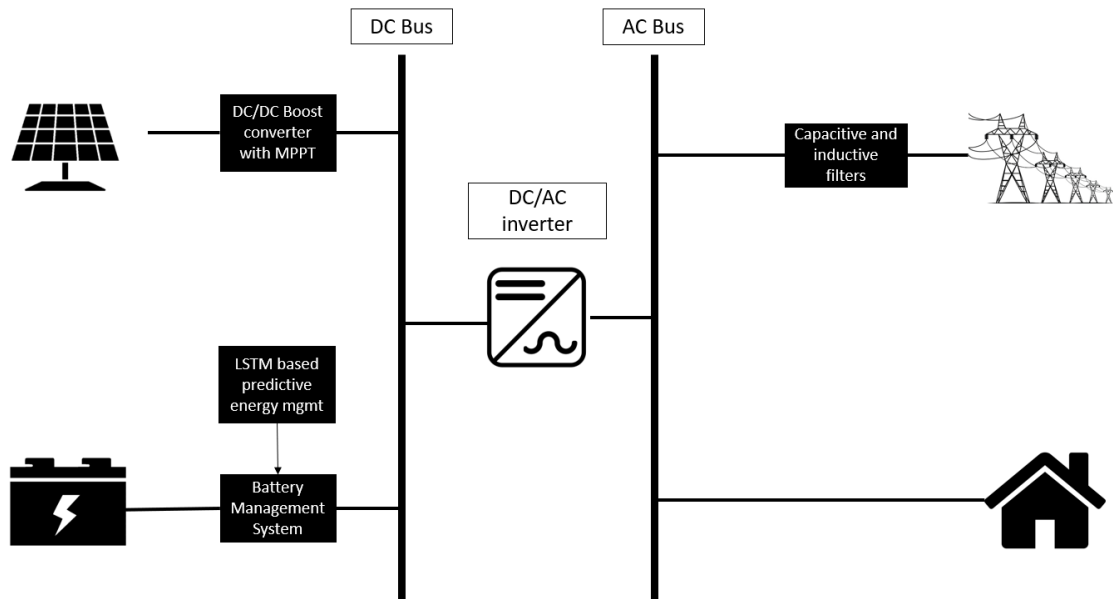
Az egyenfeszültségi (DC) és a váltó feszültségi (AC) oldal között a kapcsolatot az inverter teremti meg, amely DC feszültségből AC-t és fordítva állít elő. A szimulációk során a (dq) szinkronvezérlés ("Synchronous Reference Frame Theory") alapú invertert használtam fel. A hálózati feszültséget és az áramot olyan keretté alakítja, amely szinkronban forog a hálózati feszültségvektorral a Park Transzformáció segítségével, így a háromfázisú időben változó jelek egyenáramú jelekké alakulnak [61].

Három fázisú elosztó hálózat

A hálózat egy 400 V-os, 50 Hz-es beépített generátor blokkból áll. A felharmonikusok szűrésére kapacitív szűrők kerültek beépítésre/modellezésre.

5. Mesterséges Intelligencia alapú energiamenedzsment

A fent bemutatott szimulációs környezet akkumulátor menedzsment rendszere tovább fejleszthető Mesterséges Intelligencia alkalmazások segítségével. Az alap modellben az akkumulátor vezérlése a pillanatnyi termelési és terhelési adatokat veszi figyelembe, hogy mikor kell tölteni, illetve mikor kell a kisütési fázisba lépni. Lehetőség van azonban a várható terhelési és napsugárzási értékek figyelembe vételére is. A 5-29. ábrán látható a rendszer egyszerűsített blokkvázlata.



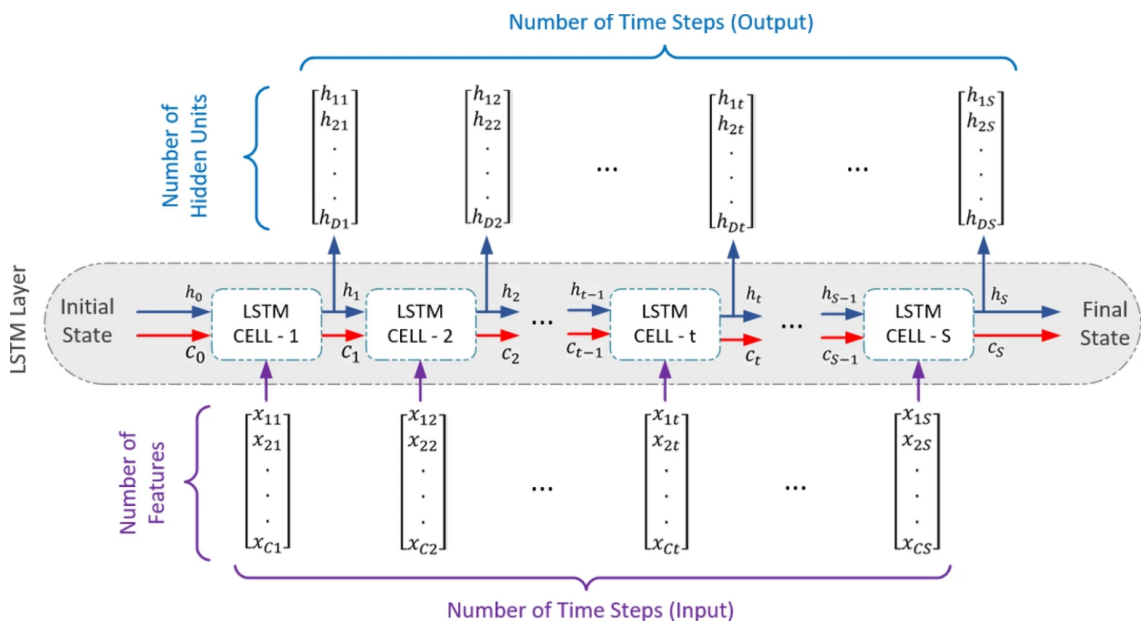
5-29. ábra. A Mesterséges Intelligencia alapú energiamenedzsment egyszerűsített blokkvázlata

A fogyasztói terhelés előre jelzése az ún. LSTM algoritmus ("Long Short-Term Memory") segítségével lehetséges, amely neurális háló algoritmus képes előre jelzést adni a várható terhelés értékéről a tanító adathalmaznak köszönhetően. A napsugárzási adatok figyelésére és előrejelzésére egy külső adatbázis bekötésére lenne szükség, például egy időjárásállomásról. Azért az LSTM modell került kiválasztásra, mert a szakirodalmi ismeretek alapján azokban az időszaki előrejelzési feladatokban, ahol különböző időállandójú jellemzők együttesen hatnak a jövőbeni kimenetre, ez a modell az ismert megközelítések közül a leghatékonyabbnak tartott széles körben. Jól illeszkedik a dolgozatbann vizsgált problémához, ahol a különböző fogyasztási profilok és a napelem termelés napi, napszakon belüli, szezonális hatásainak együttes figyelembe vételét igényli a predikció.

Az LSTM algoritmust az RNN-ek ("Recurrent Neural Network") hátrányainak kiküszö-

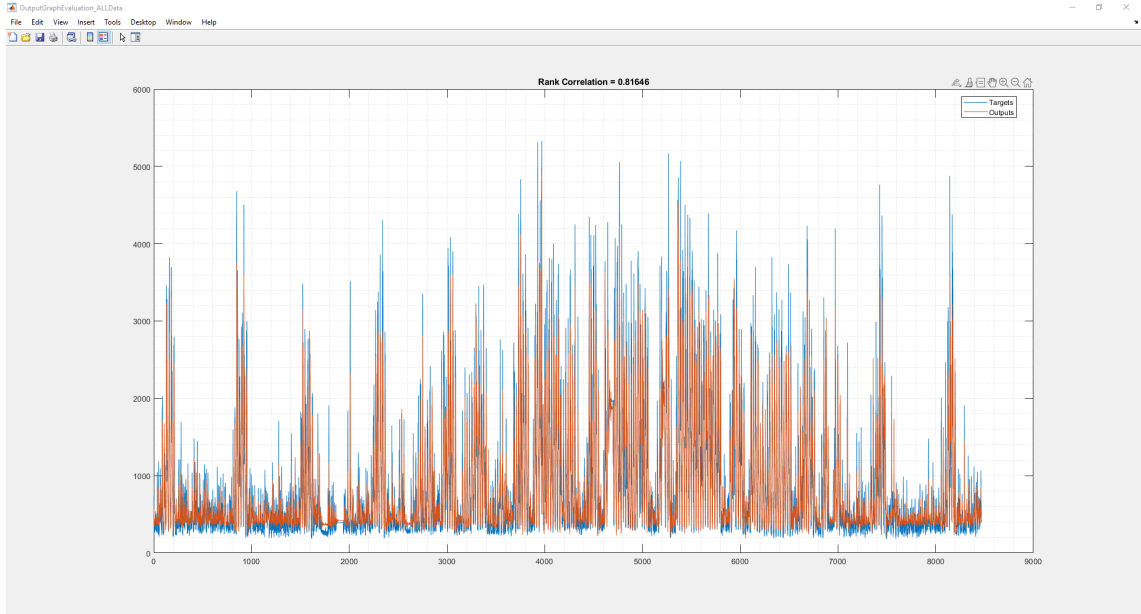
börlésére fejlesztették ki azért, hogy memória- vagy cellaállapotot adnak a hálózathoz [62]. A cella állapota felelős a múltbeli információk hozzáadásáért vagy eltávolításáért, azok relevanciája és az előrejelzés szempontjából fontosságuk alapján. Az LSTM szerkezete összetettebb, mint az RNN. Sorba kapcsolt S cellablokkokkal rendelkezik, ahol S a teljes időlépések vagy a bemeneti adatok hossza. Az 5-30. ábra egy C jellemzőkkel és D rejtett egységgel rendelkező LSTM architektúráját mutatja, az előbbi megegyezik a klasszikus neurális hálózat neuronjainak számával. Minden LSTM cella három beállító kapu blokkból áll az állapotának szabályozására. A kapuk egyszerű neurális hálózatok, amelyek súlyokból, torzításokból és aktiválási függvényekből állnak. A 3 fajta LSTM kapu az alábbi:

- Forget gate, amelynek feladata eldönteni, hogy mely információkra nincs szükség a továbbiakban, azaz melyek "felejtendőek el",
- Update gate, amelynek feladata a Forget gate által szabályozott cellaállapot vagy memória frissítése,
- Output gate feladata pedig az aktuális (rejtett) állapot kiszámítása.



5-30. ábra. Az LSTM algoritmus felépítése (forrás: [62])

A neurális hálózatot először fel kellett tanítanom a szimulációk futtatása előtt. Ehhez a 2019. évi adatokat használtam fel: a tanítás során 8500 órányi adatot adtam meg bemenetként. A bemenetet 80% tanító, és 20% teszt adathalmazra bontottam fel. A tanítás eredményéről készült diagram az 5-31. ábrán látható.



5-31. ábra. A betanított LSTM modell teljesítménye. Mért- (kék vonal) és prediktált (piros vonal) fogyasztási értékek W-ban

A hálózat a feltanítása után képes elfogadható pontossággal előre becsülni jövőbeli fogyasztási igényeket. A betanított hálózat teljesítményét a MAE (Mean Absolute Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error) és az RMSE (Root Mean Square Error) metrikák segítségével értékeltem, melyeket a 5.1, 5.2 és 5.3 egyenletekkel számítottam ki:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n}, ahol : \quad (5.1)$$

- y_i a prediktált érték,
- x_i a tényleges érték,
- n az illesztett pontok száma.

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - y_i}{x_i} \right|, ahol : \quad (5.2)$$

- y_i a prediktált érték,
- x_i a tényleges érték,
- n az illesztett pontok száma.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}}, ahol : \quad (5.3)$$

- y_i a prediktált érték,
- x_i a tényleges érték,
- n az illesztett pontok száma.

Az eredményeket a 5-5. táblázat foglalja össze:

5-5. táblázat. A MAE, MAPE, RMSE metrikák értékei

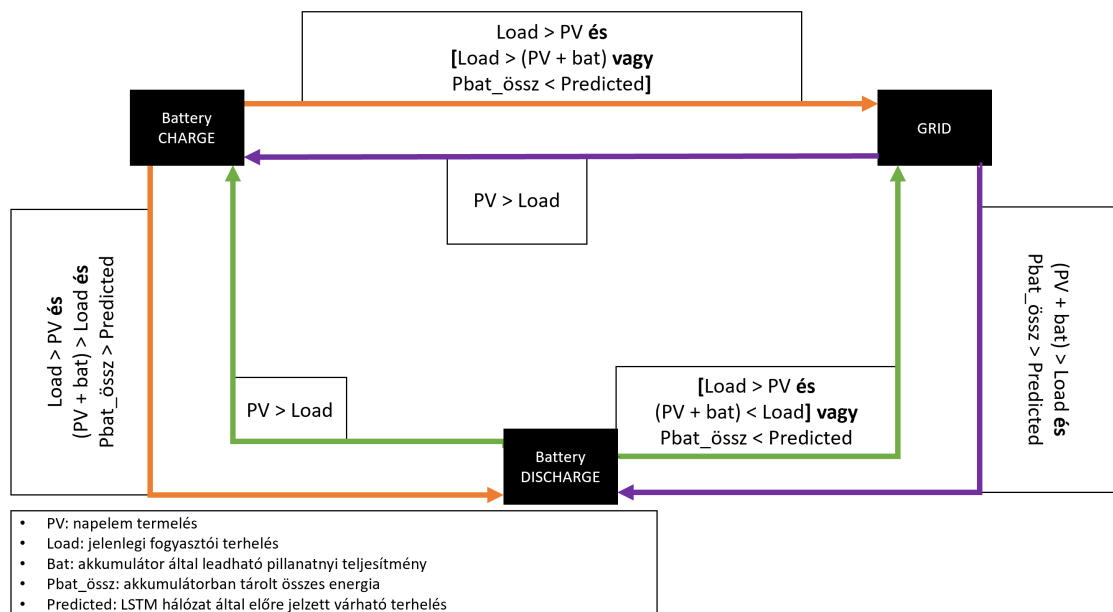
MAE	206
MAPE	0.21
RMSE	339

Az eredményekből látható, hogy az LSTM modell elfogadható pontosságot biztosít. Az LSTM modell paraméterei a 5-6. táblázatban láthatók.

5-6. táblázat. Az LSTM modell paraméterei

Num. of HiddenLayers	2
Num. of Units in First Layer	100
Num. of Units in Second Layer	100
Num. of Units in Third Layer	75
Num. of Units in Fourth Layer	75
Max. Epochs	200
Mini batch size	64

Ezután a kész modellt implemetáltam a Simulink szimulációs keretrendszerbe. A prediktált fogyasztási igényekkel kiegészítve az 5-32. ábrán látható BMS logikát alkottam meg, az AI alapú optimális energiamenedzsment rendszer tervezésére irányuló munkáim első vizsgálati lépéseként.



5-32. ábra. A BMS logika az LSTM algoritmussal előre jelzett terhelés figyelembe vételével

A szimulációk során 12 óra előre becslését végzi el a rendszer. A Simulink modellbe beépítésre került egy "Callback Button" block, amely lehetővé teszi futási idő közben újabb becslések létrehozását, így az aktuális állapot frissítését. A prediktált adatok összegzésre kerülnek, mint várható maximum szükséges energia a következő 12 órában, ez adja az akkumulátor vezérlés alapját.

Az LSTM logika alapú vezérlés a korábbi logika kiegészítése. A szabályelvű logikába bekerült a várható összterhelés predikciója. Abban az esetben, ha az akkumulátorból adott időpillanatban kivethető összes teljesítmény értéke nem éri el a neurális hálózat által prediktált összes energia igény mértékét, abban az esetben az akkumulátor töltését írja elő a vezérlő, akár a hálózathoz is. Ezáltal az akkumulátor 12 órára szükséges teljesítmény eltárolására törekszik, így elősegítve az ellátás-biztonságot.

6. Szimulációs vizsgálatok

A kutatás során a szimulációkkal arra kerestem a választ, hogy vajon a Li-ion akkumulátor megfelelő-e egy ilyen rendszerhez, és ha igen, az hogyan viselkedik a különböző fogyasztási profilok esetén. A következő alfejezetben az alábbi kutatási kérdésekre – RQ (Research Question) jelölést alkalmazva – mutatom be a kezdeti szimulációs vizsgálatok során gyűjtött tapasztalataimat:

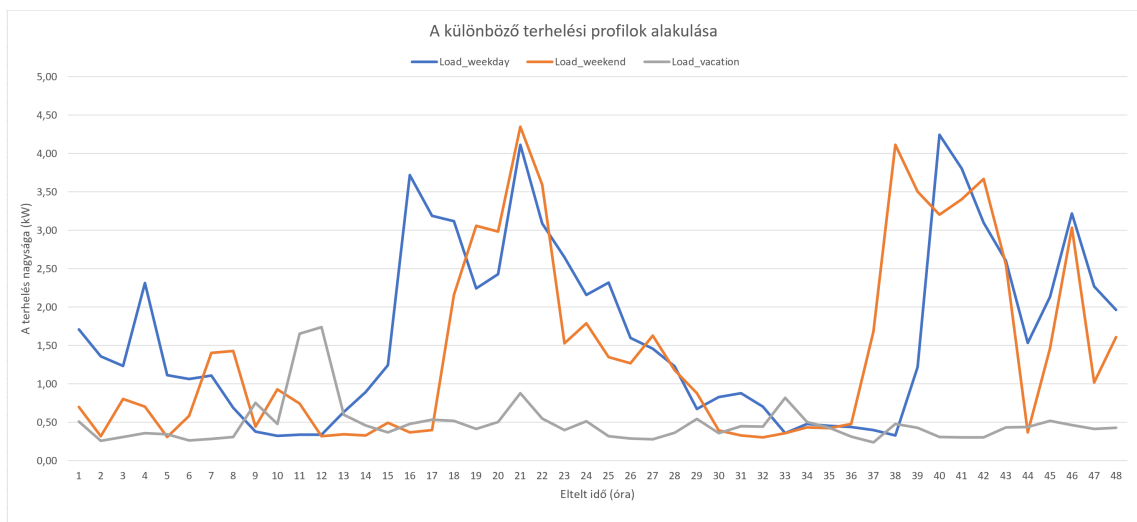
RQ1: Hogyan hatnak a különböző fogyasztási profilok az akkumulátor kihasználtságára? Milyen különbségek fedezhetők fel?

RQ2: Az éghajlat szezonalitása milyen hatással van az optimális energiamenedzsment tervezésére?

RQ3: Hogyan és milyen MI technikák használhatók háztartási méretű kiserőművek prediktív energiamenedzsmentjére?

6.1. Vizsgálatok bemutatása

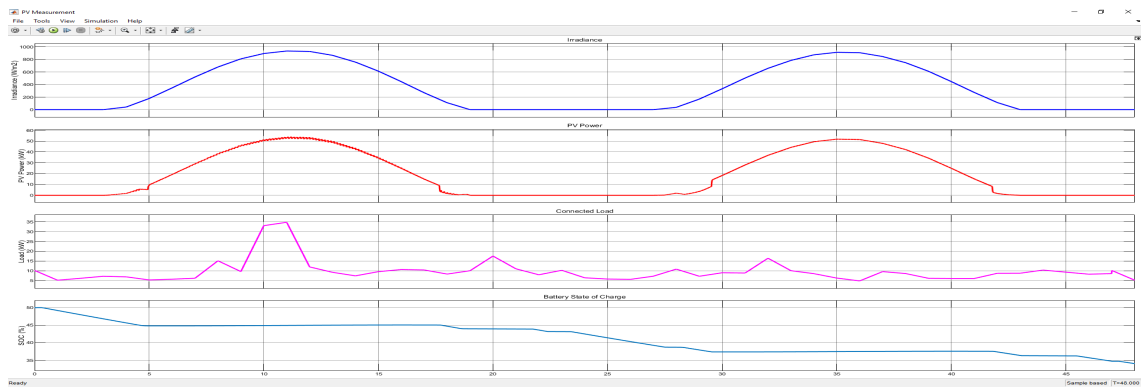
A feladat első lépéseként a [57] forrásból származó adatokból fogyasztási profilokat készítettem. A forrásban a mért értékek elkülönítésre kerültek hétköznap, hétvége, illetve vakáció/nyaralás alapján. A profilok kialakításakor ezeket vettem figyelembe. A terhelési szcenáriók alakulása két napos esetre a 6-33. ábrán láthatók.



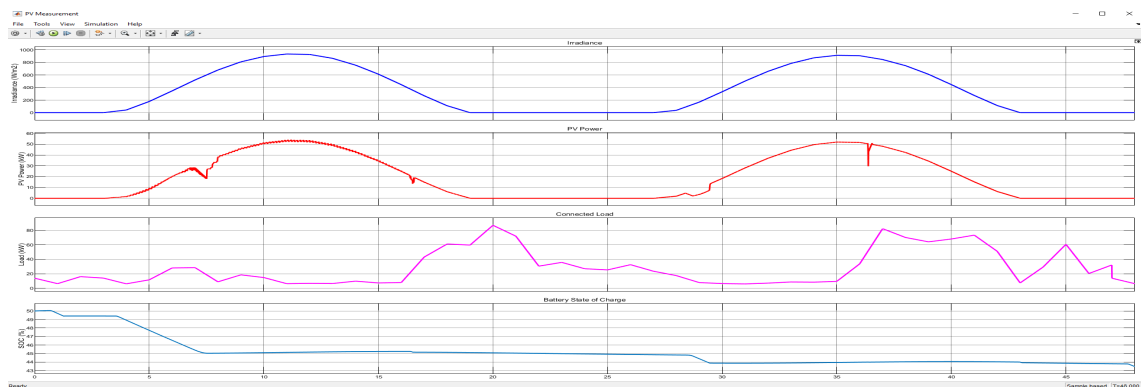
6-33. ábra. A különböző terhelési profilok alakulása

A vizsgálatokat kettő időhorizontra osztottam fel az alábbi módon: 2 napos, illetve 10 napos szimulációkat végeztem, melyekhez 2019 júliusi napsugárzási adatokat használtam.

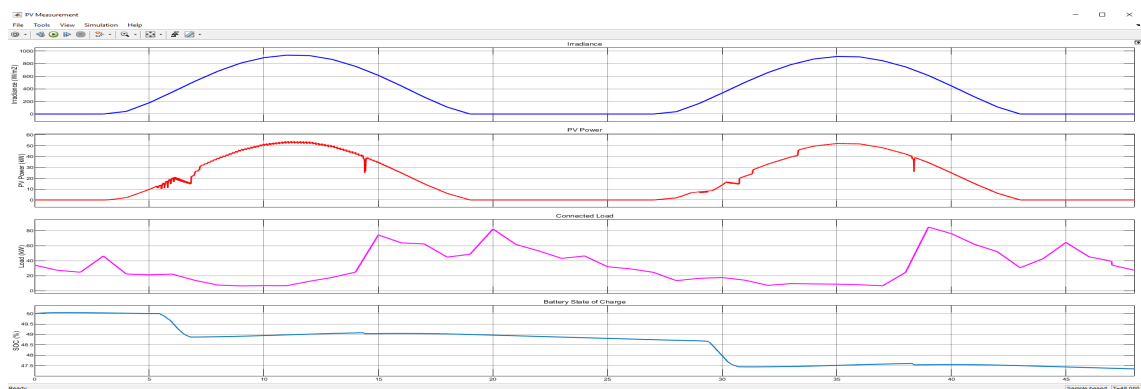
A szezonális elemzéséhez téli és nyári napsugárzási értékeket vettem alapul. Egy ábrán belül legfelül megjelenítésre került a napsugárzási érték, illetve alatta a napelem termelési görbéje. Jól látható, hogy a napelem leköveti a napsugárzás értékeit, annak megfelelően termel. Ezután az adott időszakra vonatkozó terhelés alakulása látható, míg legalul az akkumulátor töltöttségének alakulása %-ban. A két napos szimulációk eredmény diagramjai a 6-34. ábrákon láthatók, a többi pedig az ábrák között a dokumentum végén.



(a) A vakáció időszak alatti eredmények



(b) A hétvége időszak alatti eredmények



(c) A hétköznap időszak alatti eredmények

6-34. ábra. A két napos szimuláció eredmény diagramjai (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%)

6.2. Eredmények értékelése

A futtatások során azt tapasztaltam, hogy mivel a terhelési profilok nagyon hasonlóak, ezért jelentős eltérés az akkumulátor töltöttségének alakulásában nem volt. Az SOC gör-

bék lekövetik a napelem termelés ütemét, azonban a magasabb terheléseknek köszönhetően egyes esetekben jobban merül az akkumulátor az éjszakai időszak alatt. Azt tapasztaltam továbbá, hogy az akkumulátorok reakció ideje és töltési/kisütési mechanikája limitált, fizikai paraméter az adott akkumulátorra vonatkozóan, ezért a töltöttségi görbe változásának sebessége korlátozott. Ennek köszönhetően a fel nem használt, napelem által termelt teljesítményt nap közben a hálózatba kell visszatölteni, illetve amennyiben éjszaka nem elegendő az akkumulátor által leadott teljesítmény, a hálózat becsatlakozására van szükség. A 6-7 táblázatban összegyűjtöttem az akkumulátor töltöttségi szintjének változását %-ban megadva az egyes szimulációk során az egyszerű logikával, a 6-8 táblázatban pedig az LSTM alapú logikával.

A 6-7 táblázat első sorában a nyaralás esetén kiugróan magas a %-os változás értéke. Ez annak köszönhető, hogy a logika szerint a hálózat akkor kapcsolódik be a fogyasztói igények fedezésébe, amikor a napelem és/vagy az akkumulátor pillanatnyi teljesítménye nem elég magas. Mivel nyaralás közben a terhelés alacsony, így nincs szükség a hálózatra, az akkumulátor gyakorlatilag folyamatosan tud merülni, ezért az időszak végére lényegesen nagyobb SOC változást tapasztalunk.

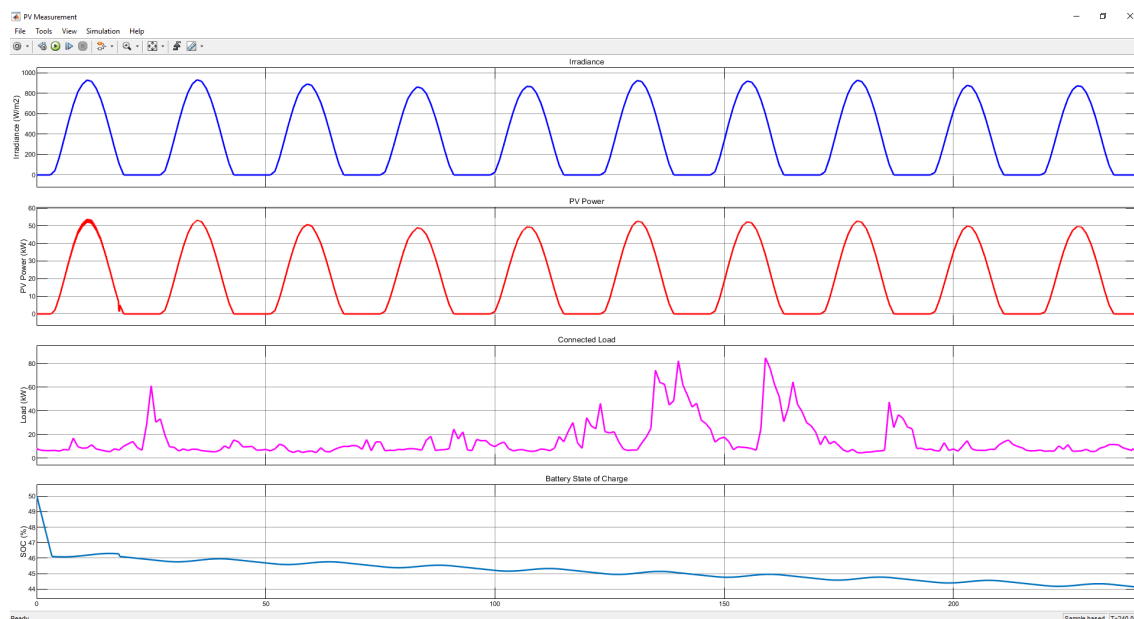
Futási idő [nap]	Fogyasztási profil		
	Hétvége	Hétköznapi	Nyaralás
2	6.5	3	16
10	28	31	31

6-7. táblázat. Az akkumulátor töltöttségének változásai a futási idők alatt %-ban

A 6-8 táblázat alapján jól látható, hogy az SOC csökkenése jelentősen kevesebb az LSTM logika alapú vezérlésnél. Ennek az az oka, hogy a logika nem engedi lemerülni az akkumulátort az alá a töltöttségi szint alá, ahol már nem tudja a következő 12 óra terhelését ellátni szükség esetén. Az 6-35. ábrán látható SOC görbe hullámozása is ennek köszönhető: amikor a megadott szint alá csökken a tárolt energia mennyisége, akkor a hálózaton keresztüli töltés kezdődik meg.

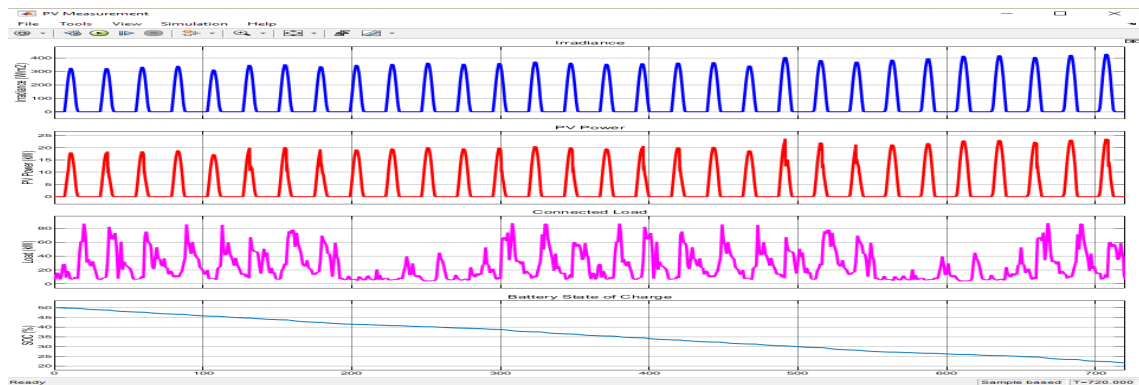
Futási idő [nap]	Fogyasztási profil		
	Hétfő	Hétfő	Nyitól
2	4.2	2.8	4.5
10	5.8	6	5.5

6-8. táblázat. Az akkumulátor töltöttségének változásai a futási idők alatt %-ban az LSTM hálózat alapú logikával

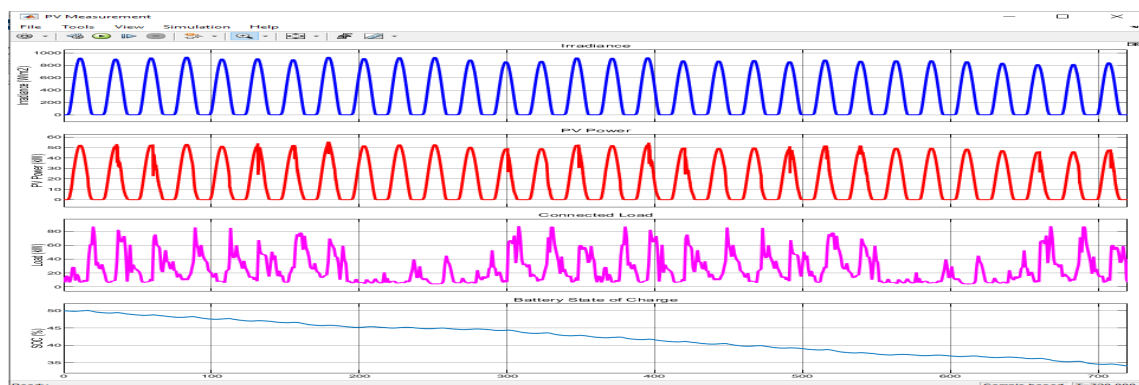


6-35. ábra. LSTM alapú BMS vezérléssel futtatott 10 napos szimuláció eredmény diagramjai hétfőnap esetén

A szezonális vizsgálatához a 2019 januári napsugárzási adatokat használtam, azonos (hétfői) fogyasztási profil mellett. A referencia szimuláció eredményeit a júliusi napsugárzási adatokkal, 30 napra, hétfőre végzett futtatás adta. Ahogy a 6-36. ábrán látható, jelentős különbség van az akkumulátor töltöttségi állapotai között: a téli esetben 12%-kal kevesebb a futtatási időszak végén az akkumulátor SOC értéke. A példa remekül rávilágít arra, hogy a téli, gyengébb napsugárzással rendelkező időszakban jóval kisebb a napelem termelése, ami magasabb akkumulátor kihasználtságot eredményez azonos fogyasztási profil mellett. Ennek a jelenségnek a hatásait egyrészt a nagyobb napelem kapacitás beépítésével (amennyiben van rá lehetőség), vagy a megemelkedett hálózati vételezett energia mennyiségéből adódó többletköltségek megfizetésével lehet ellensúlyozni.



(a) Szimuláció téli esetre



(b) Szimuláció nyári esetre

6-36. ábra. A szezonális vizsgálatának eredmény diagramjai (lentől felfelé): Nap-sugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%)

6.3. Pontenciális továbbfejlesztési irányok

A dolgozatban megfogalmazott célkitűzés és a bemutatott eredmények alapján több továbbfejlesztési irányt lehet megjelölni. Egy következő munkában tervezem megvizsgálni további, különböző MI alapú technikák (pl.: MLP, fuzzy logika, CNN stb.) teljesítményeinek összehasonlítását a napenergia termelés és fogyasztási igény előrejelzésében. További célfeladat a prediktív energiamenedzsment hatékonyságának megvalósítása érdekében az optimális vezérlési feladat megfogalmazása és implementálása a BMS-ben, figyelembe véve az energiaköltségeket is. A vizsgálatokat tervezem kibővíteni egy nagyobb háztartás csoportra, ahol nagyobb mértékű és változatosabb terhelési profilok vizsgálatára nyílik lehetőség, egyúttal a neurális hálózatok által vezérelt akkumulátor menedzsment fejlesztésére. Vizsgálati célkitűzéseim között szerepel hosszabb időhorizontok vizsgálata, akár több évszakos időintervallumok is, amelyekkel alaposabban elemezhető a szezonális

hatása az akkumulátor kihasználtságára.

Egy másik továbbfejlesztési irány a rendszerben használt fizikai elemek megváltozásának hatásainak vizsgálata. A Li-ion akkumulátorok fizikai kialakításukból adódóan nem ideálisak az általam szimulálthoz hasonló rendszerek esetében, mivel élettartamuk a kisütési ciklusok számának növekedésével drasztikusan lecsökken. Számos kutatás zajlik jelenleg a világban a vanádium alapú akkumulátorok működésére, amely gyorsabb reakció időt, magasabb energiasűrűséget ígér. A rendszerben lévő energia tároló, illetve energia termelő berendezések kombinálására is lehetőség van: a napelem modult szélturbinával, míg az akkumulátort szuperkapacitással, vagy más egyéb energiatárolóval lehet kiegészíteni, amelyek együttes optimális energiamenedzsmentjének kidolgozása jelenleg is számos kutatás tárgyát képezi.

7. Összegzés

Az elmúlt években világossá vált, hogy korunk egyik legnagyobb kihívása a folyamatosan, drasztikusan növekvő energia-igényünk kielégítése lesz. A fosszilis energiahordozók mennyisége nem csak véges, de használatuk káros is, ezért a társadalom fókuszát a megújuló energiák felé kell fordítani. A megújuló energiák azonban nem folyamatosan állnak rendelkezésre, azok jelentősen időjárásfüggőek. Erre a problémára adhat egy megoldást az energiatárolóval (jelen esetben akkumulátorral) ellátott háztartási méretű kiserőmű, amely megújuló energia termelésére, raktározására és így felhasználására képes. A dolgozatom célja egy olyan keretrendszer tervezése volt Matlab Simulink környezetben, amely ezen energia menedzsment rendszerek tervezését és modellezését teszi lehetővé. Bemutatásra kerültek méretezési algoritmusok, fizikai kialakítások és egy LSTM neurális hálózat alapú BMS vezérlés is. A State-of-the-Art értelmében az LSTM modellek nyújtják pillanatnyilag a legjobb teljesítményt az időszori előrejelzési feladatokban, ahol az idősor tipikus eseményei között ismeretlen időtartamú késések is előfordulhatnak, különböző időállandójú jelenségeket/ hatásokat kell figyelembe venni. Ilyen jellegű idősorok tipikusan az energiafogyasztás szokás profilok, időjárásfüggő megújuló termelési adatai, ezért ez a modell illeszkedik leginkább a feladathoz.

A kutatás 3 fő céllal rendelkezik, amelyet három kérdés köré szerveztem:

RQ1: Hogyan hatnak a különböző fogyasztási profilok az akkumulátor kihasználtságára? Milyen különbségek fedezhetők fel?

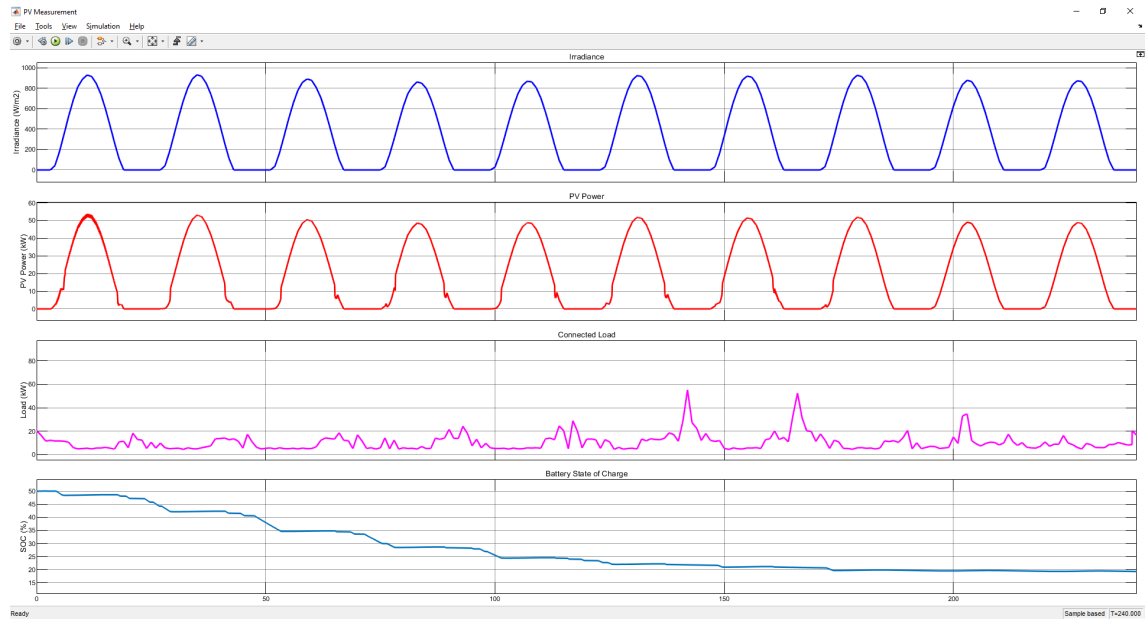
RQ2: Az éghajlat szezonalitása milyen hatással van az optimális energiamenedzsment tervezésére?

RQ3: Hogyan és milyen MI technikák használhatók háztartási méretű kiserőművek prediktív energiamenedzsmentjére?

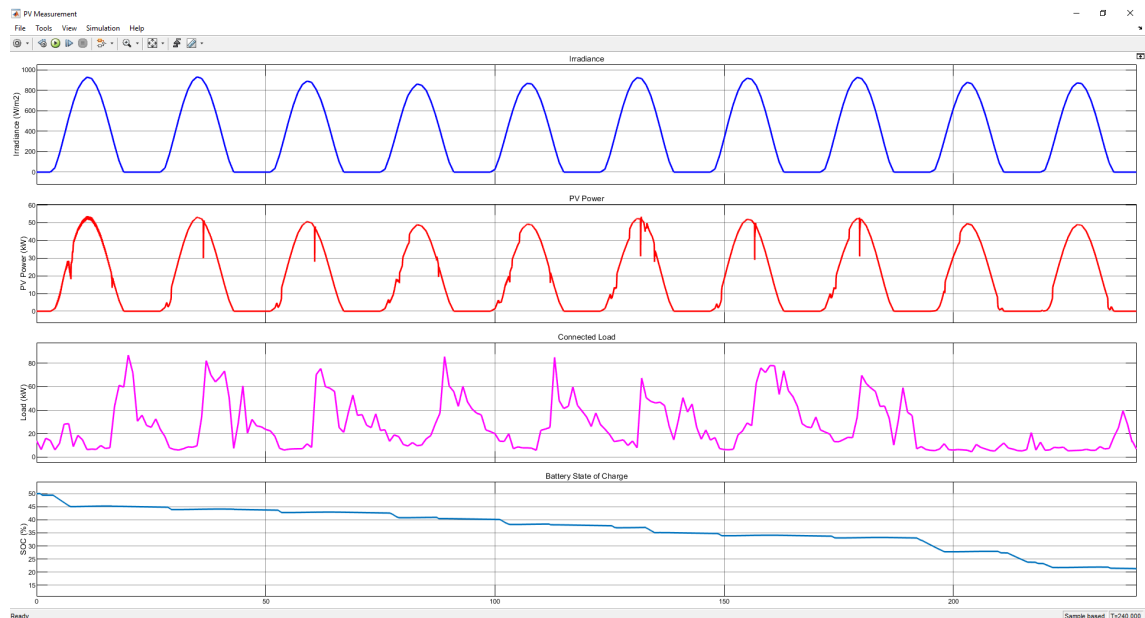
A megépített szimulációs környezet által nyújtott kezdetleges eredmények segítségével megállapítható, hogy rövid- és közép távon a fogyasztási profilok különbsége nem okoz jelentős eltérést az akkumulátorok kihasználtságában. A napsugárzási adatok szezonálisából adódó jelentős változások azonban már kihívás elé állíthatja a rendszer tervezőit. Az elkészült rendszer az energia – azon belül az akkumulátor – menedzsment rendszer vezérlésére ad javaslatot, az optimális energia menedzsment meghatározásához pedig további vizsgálatok szükségesek. A szakirodalmi feltárással összhangban fentiekben leírtak okán az LSTM neurális hálózatot választottam a várható villamosenergia fogyasztás előrejelzésére, amelyet beépítettem az akkumulátor menedzsment rendszerbe, ezzel biztosítva

a lehetőséget az akkumulátor töltöttségének közvetlen vezérlésére. Az említett modell szintén alkalmas a napsugárzási adatok alakulásának előrejelzésére, azonban az időjárás sztochasztikus változása miatt itt sztochasztikus modellek alkalmazása válhat szükségessé, időjárásállomások adatainak figyelembe vétele mellett, amely szükséges az akkumulátor optimális kihasználtságát megvalósító energiamenedzsment stratégia kidolgozásához. Az egyszerű szabály alapú és az LSTM-et alkalmazó BMS működésének összehasonlító szimulációs vizsgálatai alátámasztják, hogy az LSTM hálóval optimálisabb kihasználtság érhető el a kisütési ciklusok mélységének csökkentésével, amely hozzájárul a lítium alapú akkumulátor élettartamának növeléséhez (a fogyasztói szokásokba történő beavatkozás nélkül), ezáltal pedig a gazdaságosabb üzemeltetéséhez. Tekintettel arra, hogy a lítium alapú akkumulátoroknak sokféle, eltérő karakterisztikájú változata érhető el a piacon, illetve a szimulációban alkalmazott modell bizonyos egyszerűsítésekkel él (pl., hőmérsékleti hatások nincsenek figyelembe véve), ez a kérdéskör az optimális szabályozással együtt szintén a jövőbeni kiterjedtebb vizsgálatok részét képezi.

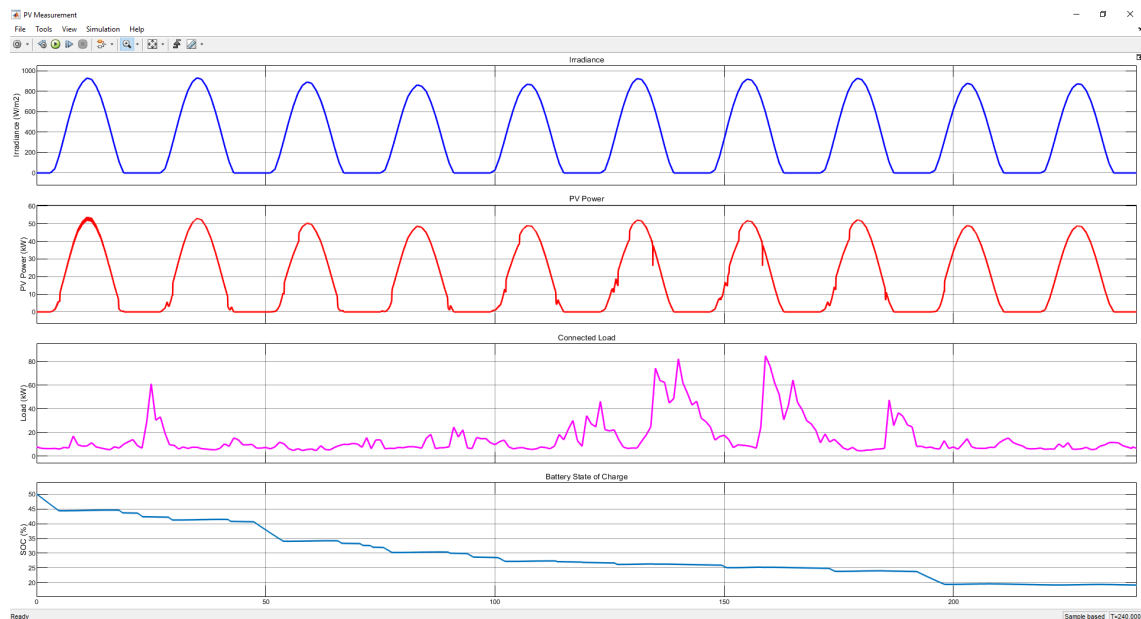
8. Ábrák



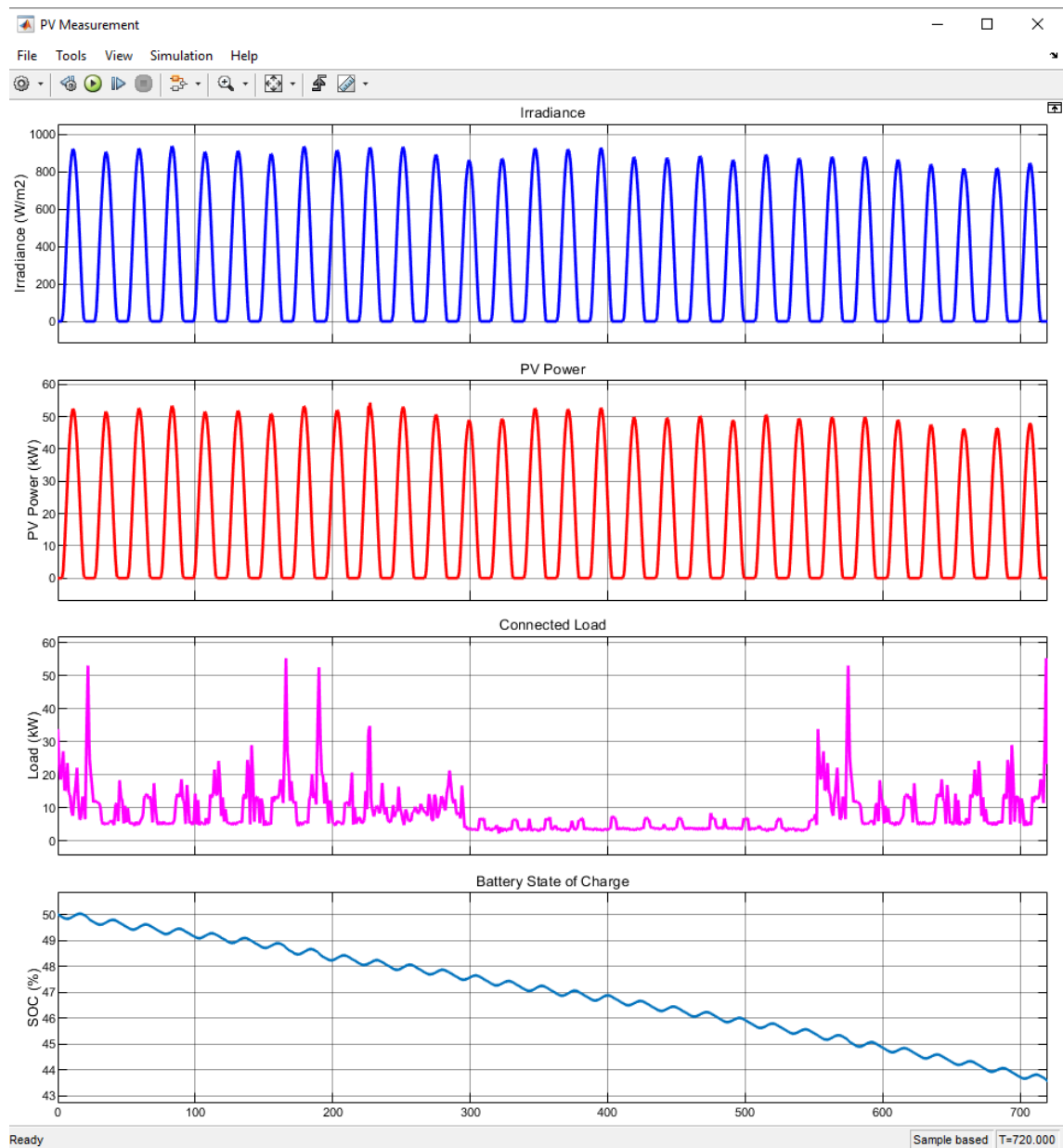
8-37. ábra. A 10 napos vakáció szimuláció eredmény diagramjai a szabály elvű logikával (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%)



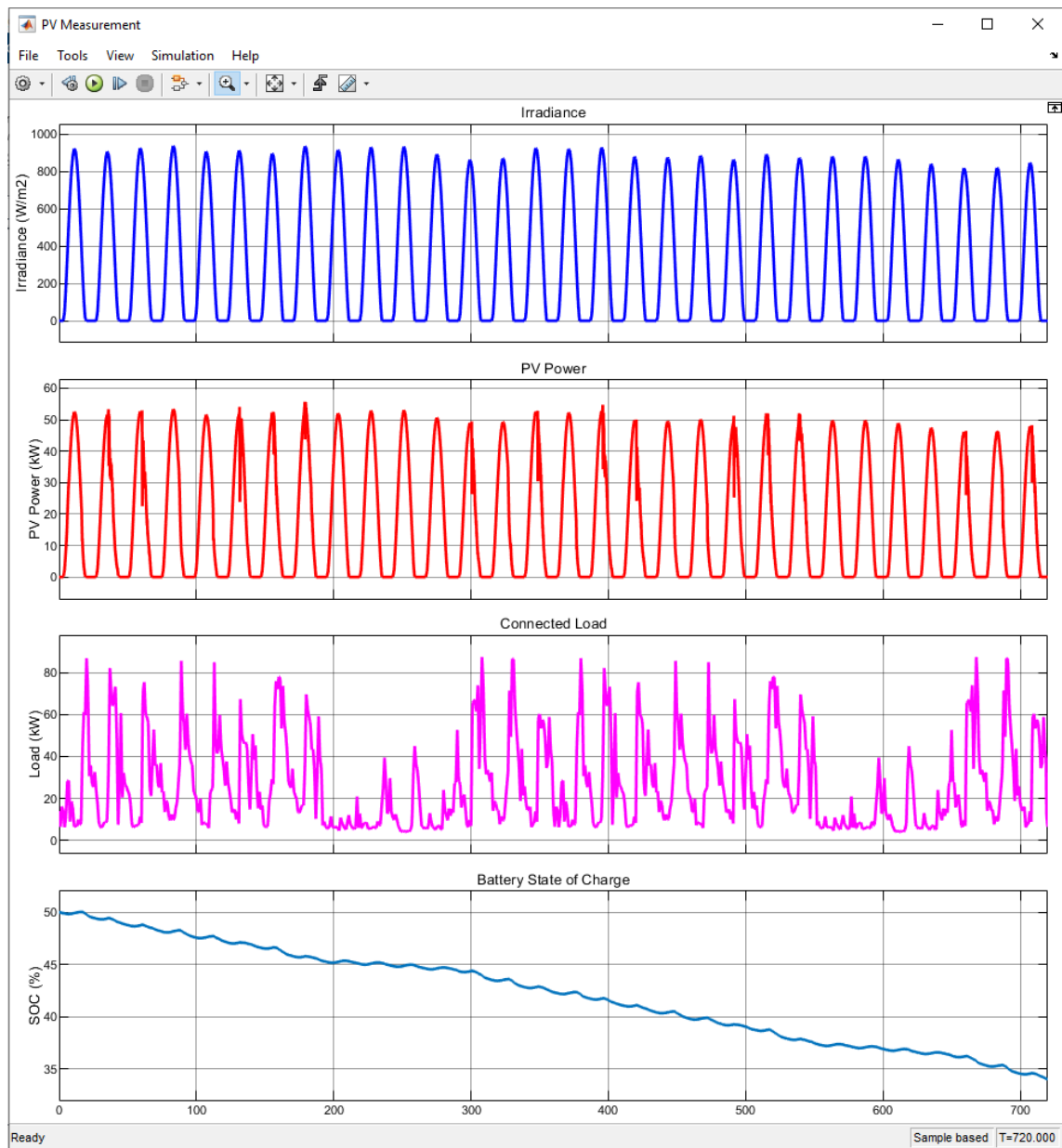
8-38. ábra. A 10 napos hétvége szimuláció eredmény diagramjai a szabály elvű logikával (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%)



8-39. ábra. A 10 napos hétköznapi szimuláció eredmény diagramjai a szabály elvű logikával (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%)

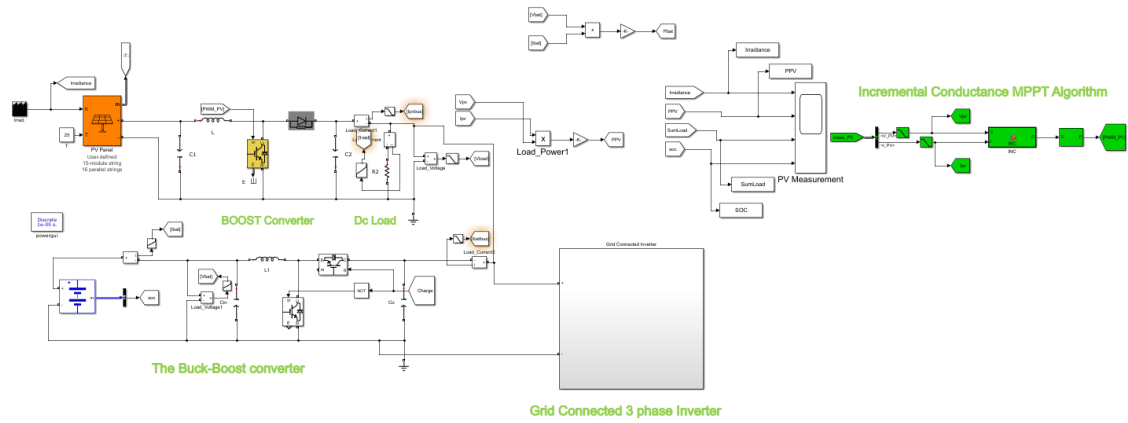


8-40. ábra. A 30 napos vakáció szimuláció eredmény diagramjai a szabály elvű logikával (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%)

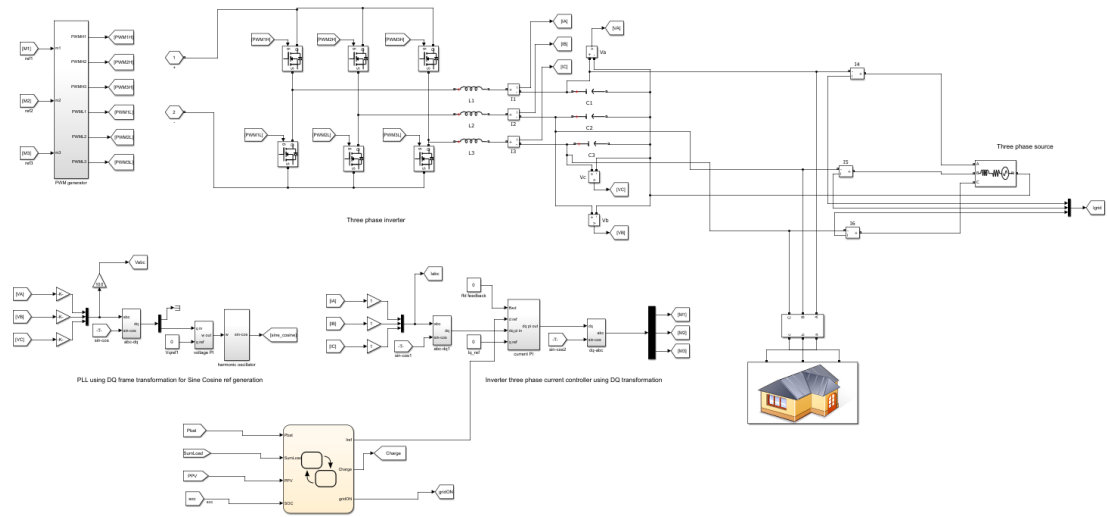


8-41. ábra. A 30 napos hétvége szimuláció eredmény diagramjai a szabály elvű logikával (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%)

Three Phase Grid Connected solar PV and Battery system



8-42. ábra. Az elkészített rendszer Simulink környezetben



8-43. ábra. Az elkészített rendszer Simulink környezetben

Hivatkozások

- [1] <http://energyatlas.iea.org/#!/tellmap/-1002896040/>, 2022 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [2] F. Vivas, A. De las Heras, F. Segura, and J. Andújar, „A review of energy management strategies for renewable hybrid energy systems with hydrogen backup,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 82, pp. 126–155, 2018.
- [3] F. Ceglia, P. Esposito, A. Faraudello, E. Marrasso, P. Rossi, and M. Sasso, „An energy, environmental, management and economic analysis of energy efficient system towards renewable energy community: The case study of multi-purpose energy community,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 369, p. 133269, 2022.
- [4] H. Liu, B. Wu, A. Maleki, and F. Pourfayaz, „An improved particle swarm optimization for optimal configuration of standalone photovoltaic scheme components,” *Energy Science Engineering*, vol. 10, 01 2022.
- [5] F. Vivas, F. Segura, and J. Andújar, „Fuzzy logic-based energy management system for grid-connected residential dc microgrids with multi-stack fuel cell systems: A multi-objective approach,” *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 32, p. 100909, 2022.
- [6] A. H. Fathima and K. Palanisamy, „Optimization in microgrids with hybrid energy systems – a review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 45, pp. 431–446, 2015.
- [7] Y. Wu, Z. Liu, B. Li, J. Liu, and L. Zhang, „Energy management strategy and optimal battery capacity for flexible pv-battery system under time-of-use tariff,” *Renewable Energy*, vol. 200, pp. 558–570, 2022.
- [8] I. Tégani, A. Aboubou, M. Y. Ayad, M. Becherif, and M. Bahri, „Power flow management in wt/fc/sc hybrid system using flatness based control,” in *3rd International Symposium on Environmental Friendly Energies and Applications (EFEA)*, pp. 1–7, 2014.
- [9] M. E. Talebian, S. Sobhani, and A. Borzooi, „New hybrid system of fuel cell power plant and wind turbine for household consumption,” in *2013 3rd International Conference on Electric Power and Energy Conversion Systems*, pp. 1–6, 2013.

- [10] M. Hatti, A. Meharrar, and M. Tioursi, „Power management strategy in the alternative energy photovoltaic/pem fuel cell hybrid system,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 15, no. 9, pp. 5104–5110, 2011.
- [11] N. Karami, N. Moubayed, and R. Outbib, „Energy management for a pemfc–pv hybrid system,” *Energy Conversion and Management*, vol. 82, pp. 154–168, 2014.
- [12] G. Bruni, S. Cordiner, M. Galeotti, V. Mulone, M. Nobile, and V. Rocco, „Control strategy influence on the efficiency of a hybrid photovoltaic-battery-fuel cell system distributed generation system for domestic applications,” *Energy Procedia*, vol. 45, pp. 237–246, 2014. ATI 2013 - 68th Conference of the Italian Thermal Machines Engineering Association.
- [13] A. Azad, H. Shateri, and V. Vahidinasab, „Optimal planning of a stand-alone hybrid energy farm encompassing wind, pv, diesel generator and storage unit,” 12 2020.
- [14] X. Wang, C. Tong, A. Palazoglu, and N. H. El-Farra, „Energy management for the chlor-alkali process with hybrid renewable energy generation using receding horizon optimization,” in *53rd IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 4838–4843, 2014.
- [15] M. Rouholamini and M. Mohammadian, „Heuristic-based power management of a grid-connected hybrid energy system combined with hydrogen storage,” *Renewable Energy*, vol. 96, pp. 354–365, 2016.
- [16] R. Cozzolino, L. Tribioli, and G. Bella, „Power management of a hybrid renewable system for artificial islands: A case study,” *Energy*, vol. 106, pp. 774–789, 2016.
- [17] A. Brka, G. Kothapalli, and Y. M. Al-Abdeli, „Predictive power management strategies for stand-alone hydrogen systems: Lab-scale validation,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 40, no. 32, pp. 9907–9916, 2015.
- [18] N. Bizon, M. Oproescu, and M. Raceanu, „Efficient energy control strategies for a standalone renewable/fuel cell hybrid power source,” *Energy Conversion and Management*, vol. 90, pp. 93–110, 2015.
- [19] J. P. Torreglosa, P. García, L. M. Fernández, and F. Jurado, „Energy dispatching based on predictive controller of an off-grid wind turbine/photovoltaic/hydrogen/battery hybrid system,” *Renewable Energy*, vol. 74, pp. 326–336, 2015.

- [20] P. García, J. P. Torreglosa, L. M. Fernández, and F. Jurado, „Improving long-term operation of power sources in off-grid hybrid systems based on renewable energy, hydrogen and battery,” *Journal of Power Sources*, vol. 265, pp. 149–159, 2014.
- [21] M. H. Cano, S. Kelouwani, K. Agbossou, and Y. Dubé, „Power management system for off-grid hydrogen production based on uncertainty,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 40, no. 23, pp. 7260–7272, 2015.
- [22] P. García-Triviño, F. Llorens-Iborra, C. A. García-Vázquez, A. J. Gil-Mena, L. M. Fernández-Ramírez, and F. Jurado, „Long-term optimization based on pso of a grid-connected renewable energy/battery/hydrogen hybrid system,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 39, no. 21, pp. 10805–10816, 2014.
- [23] A. Chauhan and R. Saini, „A review on integrated renewable energy system based power generation for stand-alone applications: Configurations, storage options, sizing methodologies and control,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 38, pp. 99–120, 2014.
- [24] B. B. Adetokun, O. Oghorada, and S. J. Abubakar, „Superconducting magnetic energy storage systems: Prospects and challenges for renewable energy applications,” *Journal of Energy Storage*, vol. 55, p. 105663, 2022.
- [25] U. o. W. Clean Energy Institute, „What is a lithium-ion battery and how does it work?,” 2022 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [26] M. B. Tahir, M. Abrar, A. Tehseen, T. I. Awan, A. Bashir, and G. Nabi, „Chapter 11 - nanotechnology: the road ahead,” in *Chemistry of Nanomaterials* (T. I. Awan, A. Bashir, and A. Tehseen, eds.), pp. 289–308, Elsevier, 2020.
- [27] G. Merei, C. Berger, and D. U. Sauer, „Optimization of an off-grid hybrid pv–wind–diesel system with different battery technologies using genetic algorithm,” *Solar Energy*, vol. 97, pp. 460–473, 2013.
- [28] P. Paliwal, N. Patidar, and R. Nema, „Determination of reliability constrained optimal resource mix for an autonomous hybrid power system using particle swarm optimization,” *Renewable Energy*, vol. 63, pp. 194–204, 2014.
- [29] A. Askarzadeh, „A discrete chaotic harmony search-based simulated annealing algorithm for optimum design of pv/wind hybrid system,” *Solar Energy*, vol. 97, pp. 93–101, 2013.

- [30] M. team, „What is fuzzy logic?,” 2022 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [31] F.-C. Li and C.-X. Jin, „Study on fuzzy optimization methods based on principal operation and inequity degree,” *Computers Mathematics with Applications*, vol. 56, no. 6, pp. 1545–1555, 2008.
- [32] M. team, „Foundations of fuzzy logic,” 2022 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [33] A. Mellit, M. Benghanem, A. H. Arab, and A. Guessoum, „An adaptive artificial neural network model for sizing stand-alone photovoltaic systems: application for isolated sites in algeria,” *Renewable Energy*, vol. 30, no. 10, pp. 1501–1524, 2005.
- [34] P. Jienkulsawad, K. Eamsiri, Y.-S. Chen, and A. Arpornwichanop, „Neural network-based adaptive control and energy management system of a direct methanol fuel cell in a hybrid renewable power system,” *Sustainable Cities and Society*, vol. 87, p. 104192, 2022.
- [35] A. Izadi, M. Shahafve, and P. Ahmadi, „Neural network genetic algorithm optimization of a transient hybrid renewable energy system with solar/wind and hydrogen storage system for zero energy buildings at various climate conditions,” *Energy Conversion and Management*, vol. 260, p. 115593, 2022.
- [36] X. Guo, L. Zhou, Q. Guo, and B. D. Rouyendegh, „An optimal size selection of hybrid renewable energy system based on fractional-order neural network algorithm: A case study,” *Energy Reports*, vol. 7, pp. 7261–7272, 2021.
- [37] S. Abedi and S. Kwon, „Rolling-horizon optimization integrated with recurrent neural network-driven forecasting for residential battery energy storage operations,” *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, vol. 145, p. 108589, 2023.
- [38] D. Abbes, A. Martinez, and G. Champenois, „Life cycle cost, embodied energy and loss of power supply probability for the optimal design of hybrid power systems,” *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 98, pp. 46–62, 2014.
- [39] A. Cielo, P. Margiaria, P. Lazzeroni, I. Mariuzzo, and M. Repetto, „Renewable energy communities business models under the 2020 italian regulation,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 316, p. 128217, 2021.

- [40] P. O. o. t. E. U. European Commission, „Final report of the high-level panel of the european decarbonisation pathways initiative,” 2018.
- [41] F. Santi, M. Moncecchi, G. Pretticco, G. Fulli, S. Olivero, and M. Merlo, „To join or not to join? the energy community dilemma: An italian case study,” *Energies*, vol. 15, p. 7072, 09 2022.
- [42] F. Ceglia, E. Marrasso, G. Pallotta, C. Roselli, and M. Sasso, „The state of the art of smart energy communities: A systematic review of strengths and limits,” *Energies*, vol. 15, no. 9, 2022.
- [43] H. Bellin, „Some managerial thinking about the sharing economy,” *Journal of Marketing Channels*, vol. 24, no. 1-2, pp. 97–99, 2017.
- [44] „Particle swarm optimization,” 2022 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [45] L. Ji, Y. Wu, Y. Xie, L. Sun, and G. Huang, „An integrated framework for feasibility analysis and optimal management of a neighborhood-scale energy system with rooftop pv and waste-to-energy technologies,” *Energy for Sustainable Development*, vol. 70, pp. 78–92, 2022.
- [46] J. Rosales Carreón and E. Worrell, „Urban energy systems within the transition to sustainable development. a research agenda for urban metabolism,” *Resources, Conservation and Recycling*, vol. 132, pp. 258–266, 2018.
- [47] S. P. Mohanty, U. Choppali, and E. Kougianos, „Everything you wanted to know about smart cities: The internet of things is the backbone,” *IEEE Consumer Electronics Magazine*, vol. 5, no. 3, pp. 60–70, 2016.
- [48] X. Hu, F. Feng, K. Liu, L. Zhang, J. Xie, and B. Liu, „State estimation for advanced battery management: Key challenges and future trends,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 114, p. 109334, 2019.
- [49] Y. Liu and G. Venayagamoorthy, „An intelligent energy management system for a photovoltaic-battery system,” *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 45, no. 21, pp. 115–120, 2012. 8th Power Plant and Power System Control Symposium.
- [50] S. Behera and N. Choudhury, „Modeling and simulations of modified slime mould algorithm based on fuzzy pid to design an optimal battery management system in microgrid,” *Cleaner Energy Systems*, p. 100029, 10 2022.

- [51] A. Kumar, M. Alaraj, M. Rizwan, and U. Nangia, „Novel ai based energy management system for smart grid with res integration,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 162530–162542, 2021.
- [52] M. A. Hossain, H. R. Pota, and C. M. Moreno, „Real-time battery energy management for residential solar power system,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 52, no. 4, pp. 407–412, 2019. IFAC Workshop on Control of Smart Grid and Renewable Energy Systems CSGRES 2019.
- [53] G. Zhang, W. Hu, D. Cao, W. Liu, R. Huang, Q. Huang, Z. Chen, and F. Blaabjerg, „Data-driven optimal energy management for a wind-solar-diesel-battery-reverse osmosis hybrid energy system using a deep reinforcement learning approach,” *Energy Conversion and Management*, vol. 227, p. 113608, 2021.
- [54] M. Group, „Project illumine: Energy for a smart planet,” 2022 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [55] E. . I. I. R. A. Dr. Julian De Hoog, Technical Lead, „How ai will help to accelerate the transition to renewables and energy storage,” 2019 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [56] N. E. Group, „High-voltage battery management system,” 2022 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [57] S. POLU, „Residential power usage 3years data - timeseries,” 2020 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [58] N. R. E. L. (NREL), „Historical irradiation data of hungary,” 2022 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [59] R. I. Putri, S. Wibowo, and M. Rifa’i, „Maximum power point tracking for photovoltaic using incremental conductance method,” *Energy Procedia*, vol. 68, pp. 22–30, 2015. 2nd International Conference on Sustainable Energy Engineering and Application (ICSEEA) 2014 Sustainable Energy for Green Mobility.
- [60] M. team, „Generic battery model,” 2022 (utoljára megtekintve: 2022. 11. 01.).
- [61] I. Jayathilaka, L. Lakpriya, D. De Alwis, G. Jayakody, K. Hemapala, J. Karunadasa, and H. Lakshika, „Dq transform based current controller for single-phase grid connected inverter,” in *2018 2nd International Conference On Electrical Engineering (EECon)*, pp. 32–37, 2018.

- [62] A. I. Hamad, Z., „Deep learning-based load forecasting considering data reshaping using matlab,” *Int J Energy Environ Eng* 13, 853–869, <https://doi.org/10.1007/s40095-022-00480-x>, 2022.

Ábrajegyzék

1-1. A világ legnagyobb CO2 kibocsátó országai (Forrás: http://energyatlas.iea.org)	4
1-2. A 4 legnagyobb energia-felhasználó fogyasztása az elmúlt 50 évben (Forrás: http://energyatlas.iea.org)	4
1-3. Fosszilis energiahordozók részaránya a villamosenergia-termelésben[1]	5
1-4. A világ országainak CO2 kibocsátása csökkenő sorrendben [1]	5
2-5. Izolált, hálózatra nem kapcsolt rendszer egyszerűsített blokkvázlata [2]	8
2-6. Hálózatra kapcsolt rendszer egyszerűsített blokkvázlata [2]	8
2-7. DC busz kialakítás egyszerűsített blokkvázlata [2]	9
2-8. AC busz kialakítás egyszerűsített blokkvázlata [2]	10
2-9. Hibrid busz kialakítás egyszerűsített blokkvázlata [2]	11
2-10. Energiatároló kialakítások [24]	12
2-11. Akkumulátor típusok összehasonlítása [25]	14
2-12. A különböző energiatároló technológiák tulajdonságainak összefoglalása [24]	16
2-13. A különböző méretezési módok [23]	17
2-14. A REC és a CEC összehasonlítása [41]	22
2-15. A hagyományos rendszer (CS), a hatékony felhasználó (SEU) és a megújuló energiaközösség sematikus rajza [3]	23
2-16. Publikációk az elmúlt évekből a lehetséges hibrid rendszerek kialakítására [45]	24
2-17. A javasolt hibrid energia menedzsment rendszer folyamatábrája [51]	27
2-18. A bemutatott rendszer blokkvázlata [53]	29
3-19. Az összterhelés alakulása az év során	32
3-20. A napsugárzás alakulása az év során	33
4-21. Az elkészült szimulációs rendszer egyszerűsített blokkvázlata	34
4-22. A felhasznált napelem panel I-V és P-V görbéi	36
4-23. Az IC folyamatábrája	38
4-24. A megépített rendszer boost konverter része	40
4-25. Az akkumulátorok tipikus kisütési görbéje (forrás:[60])	41
4-26. Az akkumulátorok tipikus töltési görbéje [60]	41
4-27. Az akkumulátor vezérlési logikája	42
4-28. A megépített rendszer Buck-Boost konverter része	43
5-29. A Mesterséges Intelligencia alapú energiamenedzsment egyszerűsített blokkvázlata	44
5-30. Az LSTM algoritmus felépítése (forrás: [62])	45

5-31. A betanított LSTM modell teljesítménye. Mért- (kék vonal) és prediktált (piros vonal) fogyasztási értékek W-ban	46
5-32. A BMS logika az LSTM algoritmussal előre jelzett terhelés figyelembe vételével	48
6-33. A különböző terhelési profilok alakulása	49
6-34. A két napos szimuláció eredmény diagramjai (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%)	51
6-35. LSTM alapú BMS vezérléssel futtatott 10 napos szimuláció eredmény diagramjai hétköznap esetén.....	53
6-36. A szezonális vizsgálatának eredmény diagramjai (lentől felfelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%)	54
8-37. A 10 napos vakáció szimuláció eredmény diagramjai a szabály elvű logikával (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%).....	58
8-38. A 10 napos hétvége szimuláció eredmény diagramjai a szabály elvű logikával (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%).....	58
8-39. A 10 napos hétköznap szimuláció eredmény diagramjai a szabály elvű logikával (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%)	59
8-40. A 30 napos vakáció szimuláció eredmény diagramjai a szabály elvű logikával (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%).....	60
8-41. A 30 napos hétvége szimuláció eredmény diagramjai a szabály elvű logikával (fentről lefelé): Napsugárzás értékei (W/m^2), Napelem termelés (kW), Terhelés értéke (kW), Akkumulátor töltöttségi állapot (%).....	61
8-42. Az elkészített rendszer Simulink környezetben	62
8-43. Az elkészített rendszer Simulink környezetben	62

Táblázatok jegyzéke

4-1. A napelem panel főbb paraméterei	36
4-2. A boost konverterhez felhasznált áramköri elemek paraméterei	39
4-3. A felhasznált akkumulátor paraméterei	40
4-4. A Buck-Boost konverterhez felhasznált áramköri elemek paraméterei	42
5-5. A MAE, MAPE, RMSE metrikák értékei	47
5-6. Az LSTM modell paraméterei	47
6-7. Az akkumulátor töltöttségének változásai a futási idők alatt %-ban	52
6-8. Az akkumulátor töltöttségének változásai a futási idők alatt %-ban az LSTM hálózat alapú logikával	53
