



Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem
Villamosmérnöki és Informatikai Kar
Villamos Energetika Tanszék

Sinkovics Bálint

Napelemes terhelés rendszerterhelési görbére és terhelés-előrejelzésre gyakorolt hatásának vizsgálata

Tudományos Diákköri Konferencia

KONZULENS

Dr. Hartmann Bálint

BUDAPEST, 2017

Összefoglaló

Az időjárásfüggő energiaforrások térnyerése az utóbbi évtizedekben számos megoldandó kihívást generáltak a villamosenergia-rendszerek üzemeltetői számára.

Ennek egyik aspektusa a volatilis termelésből adódó kiszámíthatatlanság, mely a rendszerirányító számára a másnapi rendszerterhelés-becslések meghatározásakor nehézséget jelent. Napjainkban számos tanulmány jelent már meg az időjárásfüggő kiserőművek várható termelésének rövid és hosszútávú előrejelzésére, illetve alternatív megoldások ezen technológiák hátrányainak kiküszöbölésére (pl. energiatárolási megoldások).

Hazánkban a kormányrendeletben meghatározott beépített szélenergia teljesítmény változása nem várható rövidtávon. Ezzel szemben a 2016 december 31.-én lezárt KÁT támogatási rendszer hatására beadott jelentős mennyiségű telepítési engedélykérelemnek köszönhetően a fotovillamos (kis)erőművek létesítése várható az elkövetkező években. Mind a menetreadásra kötelezett, mind a háztartási méretű erőművek esetében fontos kérdés a rendszerirányító számára ezen erőművek beépített teljesítményének ismerete, illetve a napi terhelési görbére vetített hatásuk vizsgálata.

A dolgozat célja a jelenleg üzemelő fotovillamos rendszerek hatásának napi terhelési görbére vetített hatásának becslése. Ehhez elsőként áttekintésre kerülnek a jelenlegi TSO-k által felhasznált modellek és tanulmányok. Ezt követően létrehozásra kerül egy olyan modell, mely az előző évtized terhelési görbéi alapján hozza létre az utóbbi évek hasonló görbéit. Azaz olyan terhelési görbéket generálunk az utóbbi 1-2 évre, mintha az elmúlt évtizedben telepített fotovillamos rendszereknek semmilyen hatásuk nem lett volna a hálózatra. Ehhez egy öntanuló algoritmus kerül kifejlesztésre, mely képes a predikcióra. A létrehozott terhelési görbék összevetésre kerülnek a rendszerirányító által mért görbéekkel. Ezáltal lehetőség nyílik az összes fotovillamos rendszer hálózatra vetített hatását megbecsülni.

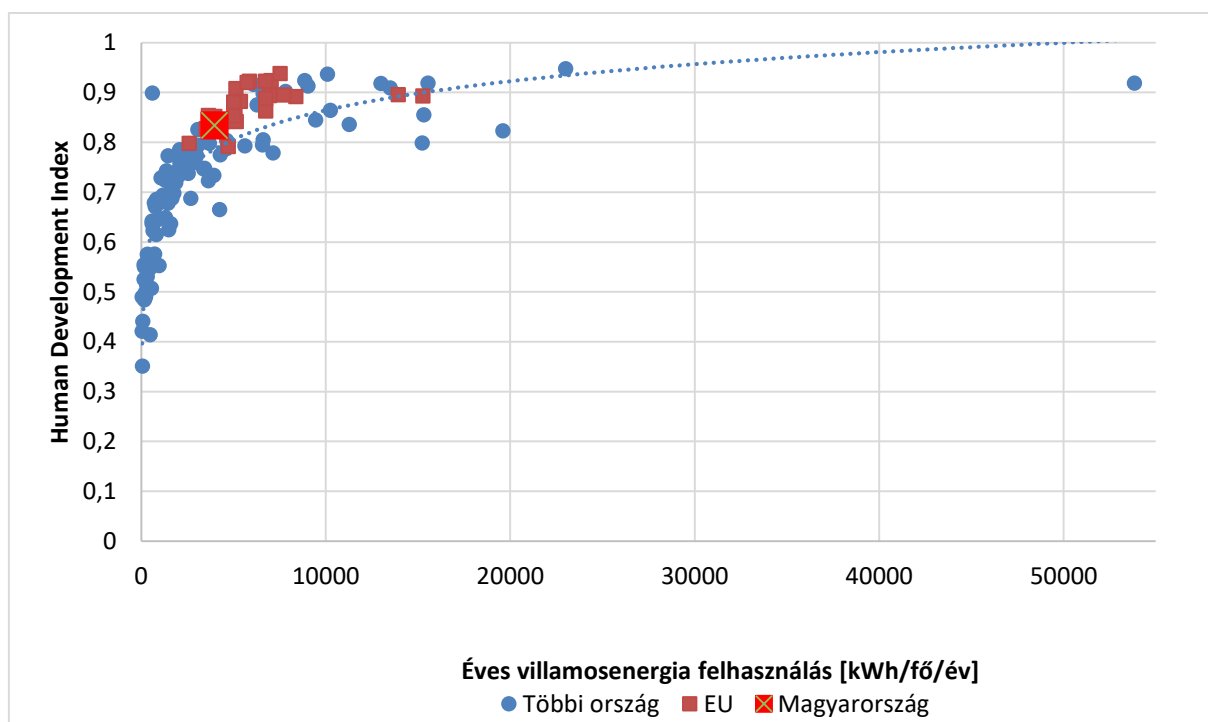
Tartalomjegyzék

Összefoglaló	i
Tartalomjegyzék	ii
1 Bevezetés.....	1
2 A fotovillamos piac hazai és nemzetközi helyzete	4
2.1 Világpiaci trendek.....	4
2.2 Hazai körkép.....	6
3 Fogyasztók a villamosenergia-rendszerben, terhelési görbe	7
3.1 A fogyasztói oldal szereplői	7
3.2 A MAVIR terhelésbecslési eljárása	9
3.3 Terhelésbecslési modellek csoportosítása	10
3.4 Statisztikai alapú modellek.....	11
3.4.1 Regressziós modellek	11
3.4.2 Idősoros modellek	12
3.5 Mesterséges intelligencia-alapú megközelítések.....	12
3.6 Hibrid modellek	13
4 Terhelési görbe változása hazai trendek alapján	14
4.1 Naperóművi terhelés rövidtávú növekedési kilátásai	14
4.2 Terhelési görbe változásának vizsgálata neurális hálókkal	16
4.2.1 Kiindulási adatbázis források.....	16
4.2.2 Adatbázis létrehozás folyamata	18
4.2.3 Adatok átskálázása negyedórás felbontásra	18
4.2.4 Hiányzó adatok pótlása, beclése	19
4.3 Matlab program létrehozása, futtatása	21
4.3.1 Futtatni kívánt program ismertetése	21
4.3.2 „dayofweek” és „holidays” bemenő adatok definiálása	21
4.3.3 Neurális hálózat létrehozása, tanítása	22

5	Összefoglalás	24
6	Irodalomjegyzék	25

1 Bevezetés

Az emberiség az I. ipari forradalommal kezdődően egy olyan technológiai fejlődést indított el, melynek köszönhetően az energiafelhasználás mértéke exponenciális léptéket követ egészen napjainkig. Az emberek különböző típusú energiaigényeinek (mechanikai, villamos, hő stb.) minél biztosabb és komfortosabb kielégítése a modern nyugati társadalmak jólétének fontos indikátorai lettek. Az „energiaéhség” növekedésével együtt a felhasználni kívánt energia biztosítása kulcsszereppé, a gazdasági, technológiai és társadalmi fejlődés alapjává vált. A fejlődéssel együtt az igények hosszútávon fenntartható módon való biztosítása miatt az utóbbi évtizedben az időjárásfüggő (megújuló) energiahordozók hasznosítása erősödött. A fogyasztók energiaszükségleteik kielégítésére számos energiaforrás közül válogathatnak, melyet elsősorban a helyi adottságok másodsorban a gazdaságossági szempontok befolyásolnak természetesen a felhasznált eszköz energiaszükségletének ismeretében. A primer (kőolaj, nukleáris energia, fa stb.) és szekunder (villamos energia, benzin stb.) energiahordozók közül a gazdasági fejlődés hatására elsősorban a villamos energiafelhasználás növekedése várható, mely a fogyasztók közvetlen energiaigényeit a legkényelmesebben képes kielégíteni. Ezt a tendenciát erősíti meg a Human Development Index (HDI) és az egy főre eső éves villamosenergiafelhasználás közti összefüggés vizsgálata is, mely az 1. ábrán figyelhető meg. A humán fejlettségi mutató a társadalom olyan jellemzői alapján kerül meghatározásra az ENSZ által [5] mint az oktatás minősége, életminőség és egészségügyi jellemzők (pl. várható élettartam). Az index nulla és egy közötti skálán osztályozza az országokat, a legjobb értékelést az 1 körüli érték elérése jelenti. A HDI



1. ábra Human Development Index (HDI) és az egy főre jutó országokénti energiafogyasztás kapcsolata (saját ábra)

előnye, hogy az országok közötti fejlettségi különbségeket szemléletesen, egy dimenzió nélküli számmal képes kifejezni. Az ábrán hazánkat és az Európai Unió tagországait, mint fejlett országokat külön színnel emeltem ki. Látható, hogy az EU polgárai a HDI index alapján a polgárai számára kedvező életminőséget biztosító országok közé sorolhatók. A diagram x tengelyén a Világbank által publikált [17] éves villamosenergia fogyasztási adatok láthatók egy főre vetítve. A szemléltetett összefüggés alapján levonható következtetés, hogy a gazdasági fejlettség, illetve jólét (a GDP és HDI között hasonló az összefüggés) valamint az egy főre eső villamosenergia felhasználás között logaritmikus léptékű összefüggés figyelhető meg. Tehát a gazdasági fejlődés és a társadalmi jólét növekedése a villamosenergia felhasználás növekedését is magában hordozza.

Ezen növekvő igények fenntartható kielégítésének egyik általánosan elfogadott alternatívája a megújuló energiaforrások minél széleskörűbb kiaknázása. A Jelen dolgozat elsősorban a napsugárzás energiáját villamos energiává alakító fotovillamos erőművek hazai hasznosításával, és rendszerbe integrálásának kérdésével foglalkozik. A jellemzően háztartási méretű, helyi igényeket kiszolgáló, kiszűréses hálózatra csatlakozó napelemes rendszerek számos kihívást tartogatnak a jövő villamosenergia-hálózat üzemeltetői számára. A kiszűrésre való termeléssel járó tápponti feszültségemelkedés, az inverterek harmonikus termelése, a rendszerinercia csökkenése, vagy a nem befolyásolt és mért energiatermelés mind olyan kérdések, melyek az exponenciális fejlődési ütem mellett az utóbbi évtizedekben kezdtek rendszerszintű koordinációt igényelni a fejlett országok rendszerirányítóitól. A kérdést továbbá érdemes annak fényében megvizsgálni, hogy – ahogy a munkám során is nyilvánvalóvá vált – egy konzervatív iparág szereplői nehezen képesek megbirkózni egy technológiailag még nem teljesen érett energiatermelési megoldás robbanásszerű térnyerésével. A munkám során egy olyan rendszerszintű kérdéssel foglalkoztam, melynek megoldására jó eséllyel a következő évtizedben szükség lesz. A jelenlegi piaci körülmények mellett a fotovillamos erőművek jelentős mértékű erősödése várható a hazai villamosenergia termelésben. A decentralizált termelésnek és a sok kicsi, valós időben termelési adatokat nem szolgáltató erőművek köszönhetően a rendszerirányító számára mint nehezen becsülhető, sztochasztikus változók jelennek meg a termelői oldalon. Tehát a helyi energiaigényeket (részben) kielégítő erőművek hatására a fogyasztók napi energiaigényének nagyerőművi biztosítása nehezen tervezhetővé válik egy bizonyos napelem penetráció mellett. A napi fogyasztás időbeli változása a rendszerterhelési görbével jellemezhető, mely jellemzően 5-15 perces felbontással készíthető, a transzparencia érdekében pedig a hazai átviteli rendszerirányító, a MAVIR honlapján folyamatosan publikálja [18]. Munkám során a különböző mértékű napelemes penetráció rendszerterhelési görbére vetített hatását vizsgáltam. A publikus terhelési adatokból kiindulva neurális hálózatok segítségével a terhelési görbe esetleges, napelemes termelés hatására megjelenő torzulását határoztam meg. A fotovillamos termelés felfutása hazánkban

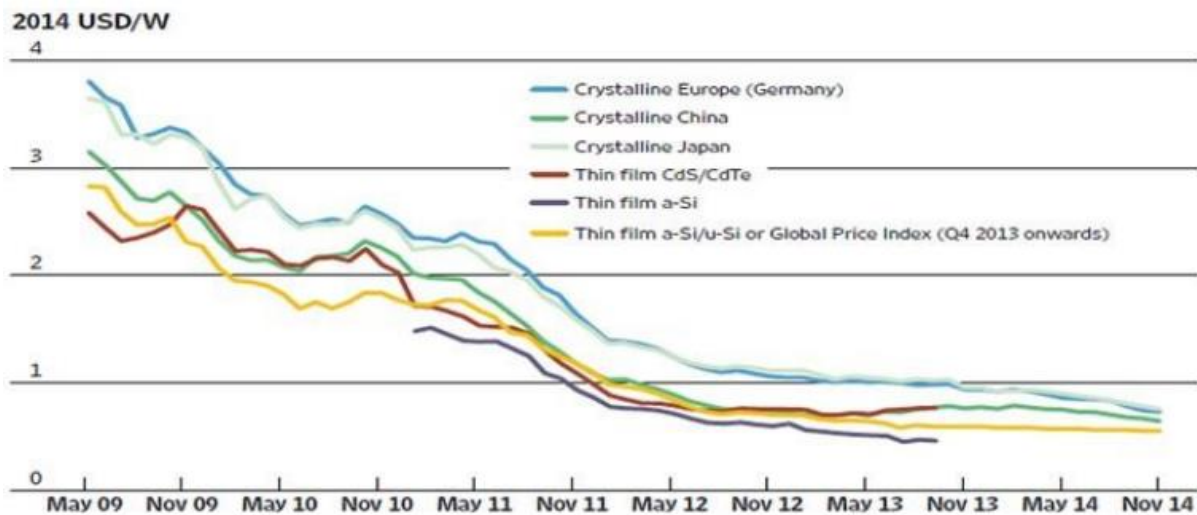
jelenleg is tart, a beépített összteljesítmény nagysága az utóbbi két évben érte el azt a szintet, ami már hatással lehet a mindennapi rendszertervezésre. Ezt figyelembe véve a korábbi évek terhelési görbéit felhasználva tanítottam a neurális hálózatomat, így határoztam meg kezdetben az idej rendszerterhelési karakterisztika görbéit. Így olyan terhelési görbéket kaptam, melyek közel mentesek a napelemes terhelés hatásaitól, majd összevettem az idej valós terheléssel.

2 A fotovillamos piac hazai és nemzetközi helyzete

2.1 Világpiaci trendek

A SolarPower Europe szervezet az európai fotovoltaiikus iparág képviselőjét hivatott ellátni. Tagjai az ellátási lánc egészét felölelik, kezdve a panelek alapanyagául szolgáló szilíciumgyártóktól egészen az inverter készítőig. Céljuk az iparági képviselő, lobbitevékenység, valamint a szabályozó környezet alakítása. Az általuk kiadott iparági elemzés értékeli a 2000-2016-ig tartó időszakot és globális kitekintést ad az iparág jövőjére egészen 2021-ig. [1]

Az utóbbi bő másfél évtizedet hullámzó növekedés jellemezte. A fotovoltaiikus technológiák robbanásszerű térnyerése az energiatermelésben 2008-2010 közé tehető, melyet a technológiai fejlődéssel járó drasztikus előállítási költségcsökkenés idézett elő. Napjainkban 1 kWh villamos energia előállítása teljes élettartam költséget vizsgálva a 10 évvel ezelőtti 0,4-0,6\$-ról 0,15-0,2\$-ra esett. [2]

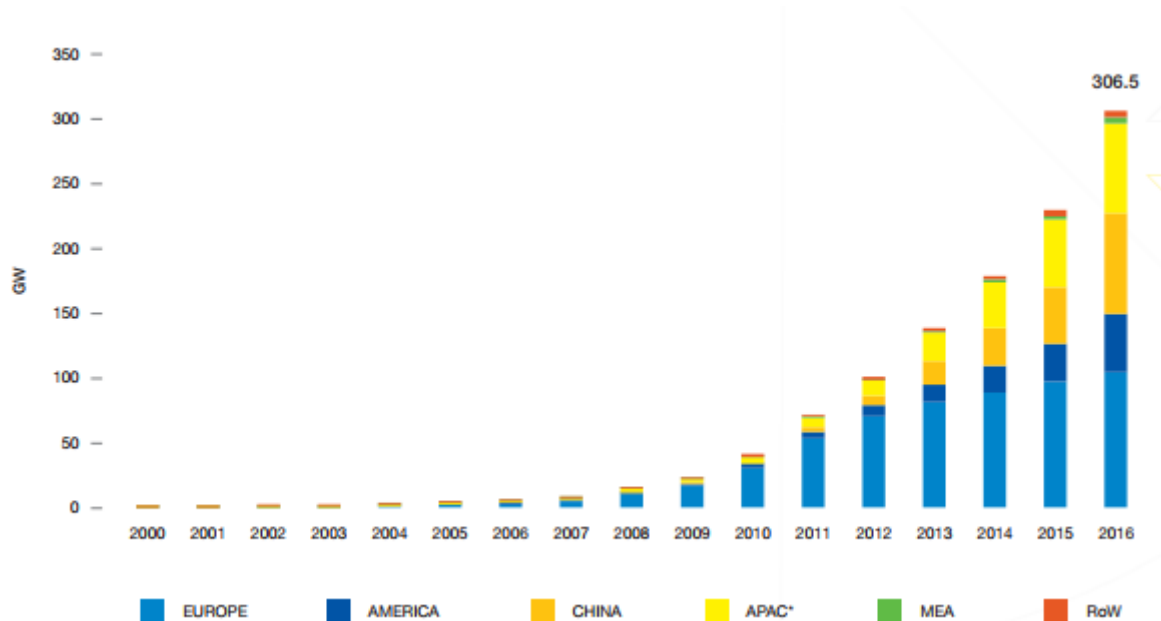


2. ábra Fotovillamos technológiák watonkénti beépített teljesítményre vetített árának alakulása (2009-2014) [1]

Egy másik irányból megközelítve a költségek drasztikus esését, az egyes technológiák esetében a watonkénti névleges beépített teljesítményre vetített ár 5 év alatt közel nyolcadára esett, ahogy az a 2. ábrán is megfigyelhető. Látható az egyes technológiák között az árak közel azonos trendet követnek, mely részben köszönhető a piacot jellemző kevés, de nagy gyártói konszernnek.

Az eddig megkötött legalacsonyabb termelési ár egy erőmű telepítésénél 2,4 US cent/kWh volt Szaúd-Arábiában. Ugyan ez az érték rendhagyó, a kedvező beruházói, gazdasági és földrajzi feltételek miatt alakulhatott ki, de jól mutatja az iparági trendek alakulását. Ezzel szemben a beépített teljesítmény-növekedés az utóbbi évtizedben nem egyenletesen exponenciális ütemet követett. A korai beruházók közé tartozó európai országok (elsősorban Németország) a kapacitásbővítés mértékét 2012-ig nagy léptékben növelték, azóta a piac stagnálása, csökkenése figyelhető meg, köszönhető a fotovillamos és szélerőműves állami támogatási rendszerek (részben) kivezetésének. Ezzel párhuzamosan Ázsiában

hatalmas piacnövekedés következett be nagyjából 2013-tól kezdődően, melynek motorja Kína. Az országban tavaly mintegy 34,5 GWp beépített teljesítményű rendszert telepítettek, mely mintegy 128%-os növekedés az azt megelőző, 2015-ös évhez képest, és az világ éves telepített kapacitásának mintegy 50%-a. Az ázsiai expanzióval egyidőben az USA-ban is jelentősen teret nyertek az energiatermelésben a fotovillamos rendszerek, melynek köszönhetően napjainkban már a második legnagyobb piaccal rendelkezik. Tavaly mintegy 14,8 GW napelemes rendszert helyeztek üzembe, és a jelenlegi közel 100%-os évenkénti telepítés-bővülés is rövidtávon fennmaradni látszik. A fotovillamos



3. ábra A világon telepített fotovillamos erőművek összes teljesítőképessége (2000-2016) [1]

energiatermelés régiókénti fejlődését a 3. ábra szemlélteti. Jól megfigyelhető a már ismertetett 2012-es trendváltás az európai és ázsiai régióban. Az oszlopdiaagramokon az európai és amerikai kontinens mellett Kína és a többi ázsiai és csendes-óceániai (APAC) két külön színt kapott, valamint a közel-keleti és afrikai régió (MEA) került önállóan feltüntetésre a világ többi részéhez (RoW) képest.

A jelenlegi scenáriók alapján tavaly a világon elért 300 GWp összes beépített teljesítményt követően a jelenlegi fejlődési ütem alapján 2021-re a világon telepített napelemek teljesítménye elérheti a 900GWp-ot. Ez nagyon ambiciózus előre tekintés, melyet a technológiai fejlődés üteme és az előállítási költségek csökkenése igazolhat, azonban az esetleges energiapolitikai döntések ezt könnyen megdönthetik. Mivel a jelenlegi telepítések 85%-át 3 országban végzik, a fejlődés ingatag lábakon áll. Az iparági fejlődést a következő évtizedben az energiatárolók és a napelem technológiai fejlődése fogják meghatározni, utóbbi által a beruházási költségek drasztikus csökkenése eddigi is a fejlődés egyik motorja volt. Az energiatárolók lakossági beruházások számára is elérhetővé válásával vélhetően át is alakul maga az iparág üzleti modellje. Megjelenhetnek olyan profittal jelentkező vállalatok, amelyek a rendszer kivitelezése mellett azt egy teljeskörű szolgáltatáscsomagként kínálják. Ezzel párhuzamosan a digitalizáció – mely az egész energetika iparágban nagy változásokat okoz –

megjelenik a HMKE esetében is az internetes összeköttetések, mérőeszközök széles körben elérhetővé válásával. Összességében a beruházásokkal járó komfortnövekedés, az energiatudatos gondolkodás térnyerése és az árcsökkenés hatására jelentős növekedés várható a lakossági szegmensben.

2.2 Hazai körkép

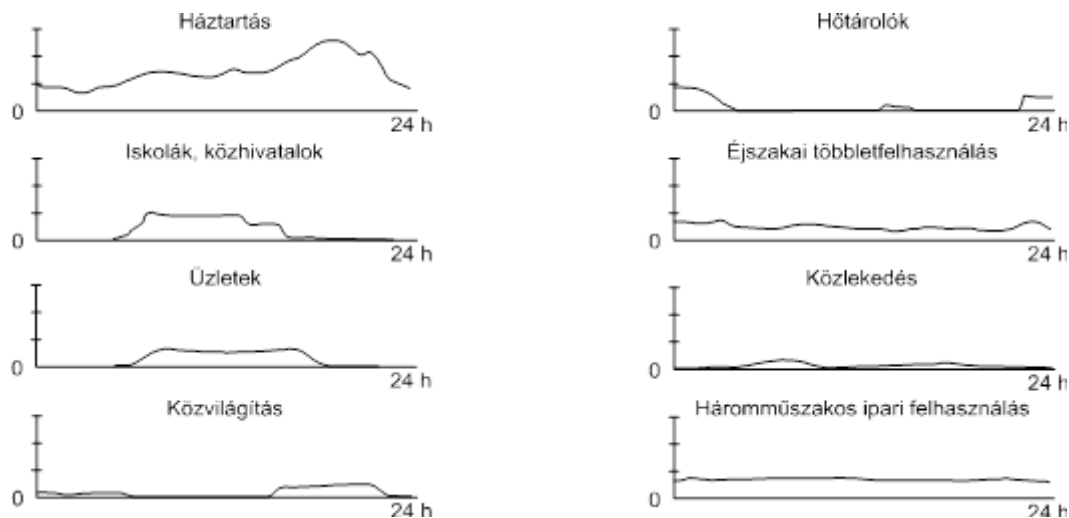
Hazánkban a nemzetközi trendeket követve, annál némileg mérsékeltebb felfutással, de a 2012-es évektől kezdődően folyamatosan megduplázódott a napelemes rendszerek beépített teljesítménye. Ennek köszönhetően a 2008-as 0,5 MW-os összeteljesítőképeség 2016 végére elérte a 225 MW-ot, melyből 165,5MW HMKE erőmű volt. [4] A fejlődést a nemzetközi expanziót is hajtó árcsökkenés mellett Európai Unió és hazai forrású támogatások és a kiszámítható befektetői környezet is segítette. Ugyan 2016-ban az előző évhez képest a teljesítménynövekedés "csak" 28%-os volt, azonban a szabályozói környezet változása miatt a fejlődés növekedése prognosztizálható rövid-középtávon. A Kötelező Átvételi Támogatási rendszer (KÁT) 2016-os kivezetésével, és a kevésbé kiszámítható megtérülést biztosító Megújuló Támogatási Rendszer (METÁR) bevezetésével a 2016-os napelemes engedélykérelmek száma jelentősen megnövekedett. Ennek köszönhetően a 2018-ig mintegy 800MW fotovillamos erőmű megépülésére adtak ki telepítési engedélyt, mely még 50%-os megvalósulási arány mellett is a kapacitások 250%-os növekedését jelentené. A Magyar Energetikai és Közmű-szabályozási Hivatal 2017-ben kiadott jelentése alapján [20] a HMKE méretű és kifizetésre csatlakozó erőművek között az 5kW alatti, vélhetően háztartási igényeket kielégítő erőművek voltak többségben. A következő években az uniós támogatási ciklus kifutásával az ennél nagyobb még HMKE méretű (50kVA csatlakozási teljesítménynél kisebb), illetve a 0,5MW alatti erőművek számának növekedése várható. Utóbbi esetén a kivezetett rendszerben nem volt szükség kiserőművi összevont engedély megszerzésére, így a következő évek bővülésében a közel 0,5MW nagyságú erőművek fognak dominálni. Ezen túl a két 5MW feletti már megépült napelempark (Pécs, Mátra) mellett néhány hasonló méretű beruházás is várható. Viszonyításképp az Eurostat 2015-ös adatai alapján [3] az akkori mintegy 168MW beépített teljesítményű napelemes rendszer a hazai villamos energiaigények mindössze kb. 0,1%-át voltak képesek biztosítani.

3 Fogyasztók a villamosenergia-rendszerben, terhelési görbe

Maga a villamos energia olyan speciális termék, mely előállításának és fogyasztásának minden időpillanatban egyenlőnek kell lennie. A mindenkori egyensúly biztosítását az átviteli rendszerirányító (TSO – Transmission System Operator) látja el. Feladata a termelői és fogyasztói oldal igényeinek összehangolása az említett alapelv mentén.

3.1 A fogyasztói oldal szereplői

A különböző méretű és típusú fogyasztók várható fogyasztásának becslése fogyasztói csoportonként eltérő. A profilos fogyasztók esetében a várható fogyasztást egy meghatározott fogyasztói profil (valószínűségi karakterisztika) alapján becsülik. Ezt a 2007. évi LXXXVI. (VET) törvény úgy definiálja, mint „statisztikai elemzéssel készült normalizált, 1000 kWh éves fogyasztásra vonatkoztatott éves felhasználói villamosteljesítmény-igény görbe”. Ilyen profilok, valamint jellemző fogyasztói karakterisztikák láthatók a 4. ábrán. Mivel az ilyen típusú fogyasztók nem rendelkeznek valós idejű elszámolási méréssel, a profilt, mint normalizált jellemzőt az évente leolvasott fogyasztás ismeretében skálázzák a Mértékadó Éves Fogyasztással (MÉF). Ezen túl a kategóriába kerülés feltétele a kifizetésű hálózatról, legfeljebb 3x80A csatlakozási teljesítménnyel való villamosenergia vételezés.



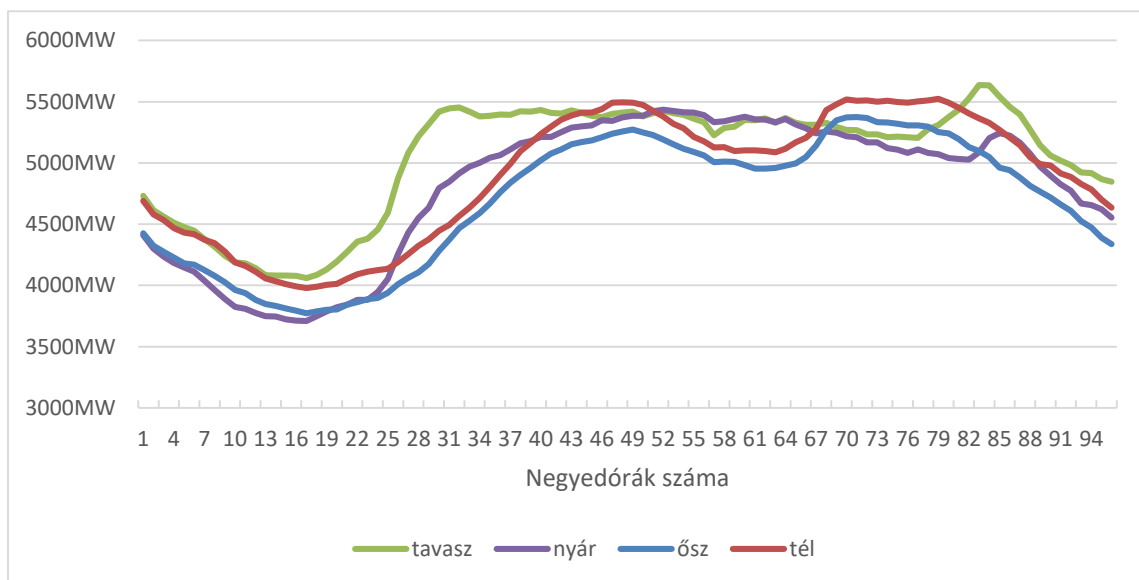
4. ábra Jellemző fogyasztói karakterisztikák [4]

A másik nagy fogyasztói csoport a 15 perces, idősoros elszámolást biztosító mérővel rendelkező nagyfogyasztók, gyárak szabadpiaci áramvásárlásra vannak kötelezve, mely a fogyasztói igények másnapi tervezését alapozza meg.

A villamosenergia felhasználók erőművekkel szembeni villamos teljesítmény-igényük időbeli ingadozását a rendszerterhelési görbével jellemezhetjük, melynek másnapi becslése az átviteli rendszerirányító feladata. A bruttó terhelést, mely a fogyasztáson túl a termelés és a szállítás veszteségeit is magába foglalja nevezzük rendszerterhelésnek.

$$\begin{aligned} \text{Bruttó terhelés} &= \text{felhasználás} + \text{erőmű önfogyasztás} + \text{hálózati veszteség} \\ &= \text{gépkapcspon kiadott teljesítmény} + \text{import} - \text{export} \end{aligned}$$

A rendszerterhelési görbe karakterisztikáját számos tényező befolyásolja, kezdve az időjárás változásától az adott nap hétben elfoglalt helyére. Az 5. ábra a négy évszak egy-egy, az adott jellemző időjárás mellett felvett munkanapi terhelési görbéjét ábrázolja az utóbbi 1 évből. A görbe hajnali



5. ábra Rendszerterhelési görbe változása az évszakok függvényében

szakaszában minden esetben megfigyelhető egy napi minimum megjelenése évszaktól függetlenül. Az óraátállítás és a napfelkelte illetve napnyugta fontos befolyásoló tényezője a fogyasztás időbeli alakulásának. Tavasszal és nyáron a korai napfelkelte és az időbeli eltolódás miatt a terhelési görbe 7 és 8 óra között gyors felfutást eredményez, míg az év további felében ez az emelkedés mérsékeltebb, azonban minden esetben beszélhetünk egy déli csúcsterhelésről, melyet az ipari termelés felfutása eredményez. A 14 órakor történő műszakváltás minimális letörést okoz minden esetben. A korai napnyugtának köszönhetően ősszel és télen a fűtés és világítás bekapcsolásával a fogyasztás már 16 órakor emelkedésnek indul, míg az év első felében a „hosszú nappaloknak” köszönhetően az igénynövekedés csak 19-20 óra körül jelentkezik. Tehát az esti csúcsterhelés pontja a napnyugtával szinkronban „mozog” 16 és 21 óra között. Ekkor a fogyasztást elsősorban a háztartási fogyasztás húzza felfelé. Az éves napi terhelési csúcsok jellemzően nyáron és télen az extrém (forró, hideg) időjárás hatására szoktak fellépni. Ezek értékeit 2008 és 2015 között az 1. táblázat foglalja össze. Látható, hogy

1. táblázat Rendszerterhelési csúcsok éves változása [26]

Év	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
Téli csúcs [MW]	6388	6380	6560	6492	6463	6307	6461	6447
Nyári csúcs [MW]	6252	5896	6232	6212	6288	6193	6050	6457

az éves terhelési csúcs télen lép fel, azonban a nyári terhelések is képesek az utóbbi években ezt megközelítő kiugró értékeket produkálni.

3.2 A MAVIR terhelésbecslési eljárása

A rendszerirányító a másnapi igények meghatározására terhelésbecslést végez. A rendszerterhelés 1 napos időhorizontú előrejelzése esetében 5% pontosságot kell tartani. A terhelésbecslést a MAVIR-nál az alábbi folyamat alapján végzik:

- sarokszámok meghatározása (hajnali minimum, déli csúcs, esti csúcs) személyes intuíció alapján
- hasonló napi korábbi terhelési görbék felhasználásával következő napi terhelési görbe meghatározása

Az eljárás egy szukcesszív approximáció alapú módszer, mely nagyban épít a napi terhelési görbét készítő szakember intuitív képességeire, valamint egy Power Consult által fejlesztett szoftverre. Az időjárási adatoknál a koponyeg.hu, idokep.hu és az OMSZ által vásárolt adatok állnak számukra rendelkezésre.

Figyelembe vett paraméterek:

- hőmérséklet
- hőérzet
- megvilágítottság
- felhőborítás

A másnapi görbejelleg megalkotásánál a becslést végző szakember figyelembe veszi a másnapi napi fogyasztást esetlegesen befolyásoló, sokszor nem számszerűsíthető tényezőket. Ilyen lehet például egy esti nagy sportesemény közvetítése, egy törvényváltozás hatása, vagy egyszerűen egy hosszú hétvége és a kedvező időjárás együttállása.

Ez a módszer egy kiforrott, évtizedek óta működő megoldás a MAVIR-nál. A terhelésbecslések külsős vállalat szoftverével való készítése nem példa nélküli, azonban a MAVIR kollégáinak elmondása szerint az általuk végzett intuitív módszert még nem sikerült gépi becsléssel még részben sem automatizálni, így az említett szoftver is jellemzően csak a görbe digitalizált megvalósítását segíti, mintsem az ezt igénylő döntéshozatalt. Az, hogy Európa más országaiban milyen eljárásokat használnak kevésbé ismert, ilyen mélységű együttműködés az európai TSO-k között nincsen, legfeljebb a teljesítményáramlások modellezésének összehangolásában, vagy egyéb országokon túlmutató kérdésekben.

3.3 Terhelésbecslési modellek csoportosítása

Az előrejelzések generálása különböző célterületeken egy különálló tudománnyá fejlődött az utóbbi években. Az előrejelzések célja a jövőbeli kihívások/követelmények/igények becslése, a nem várt költségek minimalizálása vagy elkerülése, a döntéshozatal támogatása. A keresleti (fogyasztói) mintázatok felismerése egy komplex folyamat, melyet a piaci dereguláció is nehezít. Emiatt egy adott hálózathoz megfelelő előrejelzési modellt létrehozni bonyolult feladat. Annak ellenére, hogy számos tanulmány és javaslat született a témában általános megoldás nem született még erre a problémára. [7][22]

A villamos energia ebben a kérdésben különleges szerepet tölt be. Egyrészt az energia a fejlett országokban ebben a formában kerül döntő többségben felhasználásra, másrészt a teljesítményegyensúly fenntartása érdekében folyamatos információra van szükség az igények változásáról. Az ehhez szükséges előrejelzéseket az előrejelzési időhorizont függvényében csoportosíthatjuk. [23] [24]

Ez a villamosenergiaigények becslése esetén az alábbi kategóriákba sorolható:

- nagyon rövidtávú (1-7nap)
- rövidtávú (1-4 hét)
- középtávú (1-12 hónap)
- hosszútávú (1-20év)

Értelemszerűen a **hosszútávú** predikciók célja a kapacitásbővítés és az erőműpark tervezése, valamint a gazdasági megtérülési számítások megalapozása. Az ilyen időhorizonton alkalmazott modellek sok esetben a várható csúcsterhelés, vagy az energiaigények éves változását adják eredményül. Gyakoriak emiatt az ökonometriai és regressziós eljárások alkalmazása, de például [25] jellemzően rövidebb időhorizonton alkalmazott eljárások jogosultságát vizsgálja. Egy másik gyakori hosszútávú előrejelzési cél egy-egy energiaforrás hosszútávú tartalékainak, vagy várható igényeinek prognosztizálása. Ilyen kutatás például [10] is, ahol az időjárás villamos energia keresletre vetített hatását vizsgálják. A tanulmány fókuszában a légköri hőmérséklet növekedésének hatására jelentkező villamos energiafelhasználás vizsgálata áll órák és éves adatok felhasználásával. A hőmérséklet 2 Fahrenheittel való növekedésének hatásának energiafogyasztásra vetített hatását scenáriók felállításával vizsgálták. Minden scenárióban rövid és hosszútávú becsléseket készítettek.

A **középtávú** előrejelzések a karbantartási ütemezések, tervezett leállások meghatározására alkalmas leginkább. A [11] tanulmány egy részben ilyen eljárást mutat be, mely köbös spline görbék alkalmazásával időben változtatott koefficienseket alkalmaz. Ezek a koefficiensek többváltozós idősorokként vannak modellezve egy exogén¹ változós vektoros autoregresszív eljárás által. Ezáltal 1

¹ Jelentése: külső, kívülről eredő

hónapra előre van lehetőség előrejelzést készíteni a napi terhelési görbékről. A **rövidtávú** előrejelzések az üzemvitel tervezéséhez, valamint gazdasági jelentésekhez alkalmazzák leginkább. A **néhány napos** időtávú előrejelzések jellemzően a határkeresztező kapacitástervezésben és a mindennapos üzemeltetés biztosításában alkalmazzák. Ez utóbbi a villamos energia korlátozott tárolhatósága miatt kifejezetten fontos szerepet játszik. Mivel a napi igények napról napra volatilis jellegűek, ezért a rövidtávú terhelésbecslés kulcsszerepet játszik a load flow, biztonsági és lehetőségelemzésben, az import-export szaldó meghatározásában. A munkám fókuszában az utóbbi kettő előrejelzési időhorizont szerepel, ezeket az eljárásokat részletesebben is bemutatom.

Az előrejelzési eljárások két csoportba sorolhatók: statisztikai és mesterséges intelligencia alapú modellek. A kettő között nincs alá-fölérendeltségi viszony, azonban a számítógépek növekvő számítási kapacitásával együtt a mesterséges intelligencia alapú eljárások térnyerése jellemző.

A rövidtávú becslések esetében a befolyásoló faktorok az alábbi csoportokba szokták besorolni: [24]

- trend hatások
- szezonális hatások
- speciális hatások
- időjárás hatások
- véletlenszerű hatások (emberi tevékenységek, árazási stratégiák, energiatarifa struktúrák, hirtelen kiesés stb.)

3.4 Statisztikai alapú modellek

A statisztikai alapú modelleket széleskörben alkalmazzák számos előrejelzési folyamatban, nem csak a jelenleg vizsgált terhelésbecslésnél. Ezek a megoldások jellemzően közel állandó mintázatok esetén adnak pontos előrejelzést, míg a rendkívüli eseteket rosszul kezelik. Általánosságban elmondható, hogy a komplex összefüggések és kapcsolatok leírása esetén számítás és időigényes algoritmusok.

3.4.1 Regressziós modellek

A regressziós modellek esetében azzal a feltételezéssel élünk, hogy az adataink egy kezdetben ismeretlen függvénnyel leírhatóak. A feladat ezen függvény paramétereinek meghatározása úgy, hogy az illesztett görbe és az adatpontok közötti távolságra egy optimális minimum költségfüggvényt kívánunk meghatározni. Ezen görbe leírásával leszünk képesek predikcióra.

A legismertebb regressziós eljárások:

- a) Lineáris regresszió (leírás 4. oldal Elakrmi and Shikhah)
- b) Polinomális regresszió
- c) választott modellfüggvény (exp, log stb.)
- d) többváltozós (több bemeneti paraméter)

Az első két eljárás esetében a már említett költségfüggvény minimalizálás mellett felhasznált ismeretlenek számában van különbség. A modell általánosan leírható a

$$h_{\theta}(x) = \theta^T x = \theta_0 x_0 + \dots + \theta_n x_n$$

egyenlettel, ahol lineáris regressziós esetben csak 0 és 1 indexű tagokkal rendelkezünk. A cél a $\theta = \theta_0 + \dots + \theta_n$ mátrix ismeretlenjeinek olyan módon való meghatározása, hogy a kiindulási adatsorokra az így meghatározott függvény minél kisebb négyzetes hibával illeszkedjen. Az ezt megoldó legegyszerűbb algoritmus a gradient descent eljárás. Többváltozós esetben a magasabb polinómú változók is megjelennek az egyenletben.

3.4.2 Idősoros modellek

Ezen modellek azon az előfeltevésen alapulnak, hogy az egymást követő időpontokban regisztrált adatok egy feltételezett időbeli struktúrát alkotnak, azaz elemzésükkel szabályszerűségeket állapíthatunk meg például trendvonal felvételével, vagy a szórás meghatározásával a fluktuáció ismeretében. Ezt követően a cél olyan modellt alkotni, mely alkalmas az extrapolációra, azaz újabb adatok predikálására.

- a) ARMA (autoregresszív mozgóátlagolás) – állandósult folyamatok leírására alkalmas elősorban. [11]-ben bemutatott módszer rövidtávú előrejelzésekhez alkalmas. Hibrid megoldásként autoregresszív mozgóátlagolást (ARMA) és köbös spline görbéket használ fel az előrejelzéshez.
- b) Exponenciális simítás – nem állandósult változók becslésére
- c) Elsődleges összetevő keresés (Principal component analysis) – elkülöníti az alap mintázatot/struktúrát az őt torzító, de véletlenszerű komponensektől. Többváltozós adatsorok dimenzóredukciójára alkalmazzák, ahol a változók egy kisebb változóhalmazzal is leírható sokasághoz közelítenek/korrerálnak. Ilyen típusú megoldást ismertet [6] is, mely több statisztikai módszert (ARMA, mozgóátlag, vagy a terhelési hibák (zaj) valószínűségi ábrázolása) felhasznál a különböző folyamatok elkülönítésére.
- d) Azonos nap megközelítés – A korábbi, hasonló paraméterekkel rendelkező napok, napszakok karakterisztikájának felhasználásával készült predikció

3.5 Mesterséges intelligencia-alapú megközelítések

Ezeket a modelleket jellemzően rövidtávú tervezésnél alkalmazzák, mivel ezen az időtávon a bizonytalanság alacsonyabb, szemben a hosszútávú előrejelzésekkel, ahol a nagy időhorizont és a nagyfokú bizonytalanság a jellemző. A termelés előrejelzés és az azt befolyásoló paraméterek között nemlineáris, vagy nehezen leírható kapcsolatok vannak, melyek modellezésére a statisztika nem mindig képes választ adni. Ezért nyert teret a mesterséges intelligencia-alapú megoldások alkalmazása.

- a) Neurális hálózatok – 1990 óta széleskörben alkalmazzák őket rövidtávú előrejelzések létrehozására – jellemzően nemlineáris görbeillesztéseket hajtanak végre vele. [7] esetében egy többrétegű hálót (MLP) felhasználva készítettek 24 órás időhorizontú előrejelzést. Fontos tényező a megfelelő típusú és tulajdonságú bemenő adatok megválasztása. Egy neurális hálózatot használó előrejelző rendszer bemenő hőmérsékleti paraméterének iteratív súlyozásával foglalkozik [13].
- b) szakértői rendszerek – adott terület szakértő tapasztalatán alapul, azaz a modellalkotást jellemzően empirikus szabályok alapján határozzák meg. Fontos feltétel, hogy a szakértői tapasztalat matematikailag (v. programozható formában) implementálható legyen.
- c) fuzzy logikai rendszerek – az input és az output között precíz modellek felírása nélkül ad összefüggést, rövid és hosszútávon egyaránt alkalmazható
- d) Support Vector Machines (SVM) – hatékony tanuló algoritmus adatosztályozási és regressziós feladatok megoldásához, magasabb dimenziójú problémákat képes akár lineáris együtthatókkal leírni, azonban a nehézséget a megfelelő Kernel megválasztás jelenti
- e) Particle Swarm Optimization – A megoldásokat a minimális optimálási feltételek miatt egy hatalmas megoldástérben keresni. A klasszikus regressziós feladatokhoz képest nem használ gradiens módszert a hiba minimalizáláshoz, de emiatt nem garantált az optimális megoldás megtalálása sem. [12] egy érdekes, neurális hálóval megvalósított PSO módszert validált a Jordán villamosenergia kereslet változására, mellyel az egyszerű backpropagation illetve ARMA típusú közelítésekhez képest jelentős javulást ért el

3.6 Hibrid modellek

Számos tanulmány kísérletezik többek között a fent is bemutatott eljárások előnyös tulajdonságainak ötvözésével. A legújabb és jellemzően legjobb eredményeket elérő modellek jellemzően már nem egy kategóriába sorolható algoritmust, hanem számos eljárást alkalmaz egyszerre. Egyik hibrid modell [9] regressziós megközelítést és a szinguláris értékelbontást alkalmazta egyszerre. Az összefüggéseket az egymást követő napok között, valamint olyan befolyásoló tényezőket, mint a hőmérséklet, lineáris regressziós görbékkel közelítették. A szinguláris értékelbontással a görbe lineáris regressziós problémáját több megoldható skaláris lineáris regressziós problémára osztották.

A jelenlegi előrejelzési módszerek ismeretében a vizsgálataimhoz a neurális hálókat alkalmaztam egyszerű, jól paraméterezhető tulajdonságaik miatt. Egy egyszerű előreccsatolt háló is már kellően pontos, következtetések levonására alkalmas predikciót képes adni általános problémákra.

4 Terhelési görbe változása hazai trendek alapján

4.1 Naperőművi terhelés rövidtávú növekedési kilátásai

A terhelési görbe a következő években a szabályozói környezet állandóságát feltételezve jelentős változáson fog keresztül menni a már ismertetett, napelemes beruházásoknak kedvező gazdasági környezetnek köszönhetően. Ennek ismeretében érdemes a jelenlegi fejlődési ütemét alapul véve a következő évek fogyasztási igényei mellett a napi terhelési lefutását modellezni. Jelenlegi ismereteink szerint a következő években a napirendszerterhelés karakterisztikájának alakulását nem fogja a napelemes rendszerek hálózatra csatlakozásán túl egyéb nagyfogyasztó megjelenése, energiapiaci fordulat, vagy esetleges markáns fogyasztói viselkedésváltozás befolyásolni. A terhelési görbe változását egy - fotovillamos termelés szempontjából ideális - meleg nyári napot feltételezve vizsgáltam. Ahogy a 7. ábrán is látható, az erős kánikula jelentősen meg tudja emelni a rendszerterhelés várható maximumának értékét. A korábbi évekre jellemző tendencia az, hogy a hazai napi bruttó villamosenergia-fogyasztás éves maximumát egy téli hónapban éri el. Azonban ez a folyamat megfordulni látszik, köszönhetően a hazánkban is megnövekedett, hűtésre fordított villamos energiafelhasználás igénynek. Ennek eredményeként a 2015-ös évben a nyári és téli napi bruttó rendszerterhelési csúcs között mindössze 10MW volt a különbség utóbbi javára. (ld. 1. táblázat) [16] A nyári időszakokban a terhelési csúcs nagyságát az elosztott napelemes termelés mérsékelni képes, melynek köszönhetően valószínűsíthető, hogy 2016-ban a két terhelési csúcs közötti különbség markánsan növekedett. A vizsgálatom során egy nem extrém magas, hanem átlagosnak tekinthető napi fogyasztással rendelkező, de napsütéses napot választottam. Ezek függvényében a 2016. július 12-i napi bruttó rendszerterhelési adatokat, valamint egy 4kW-os HMKE negyedórás felbontású termelési görbéjét vettem alapul a skálázáshoz, mivel egy ilyen erőmű napi termelési adatai álltak rendelkezésre. A vizsgált napon a hőmérséklet maximuma 31°C körül tetőzött az amsz.hu időjárási adatbázisának XVIII. kerületi mérőállomásának mérése alapján.

A jelenlegi napelemes beépített kapacitások előző éves értékeit alapul véve [4] Matlabban görbeillesztést végeztem. A jelenlegi növekedés exponenciális jellegűt követ, így egy ilyen jellegű függvényt, és Levenberg-Marquardt nemlineáris optimalizálási eljárást használó illesztést végeztem.

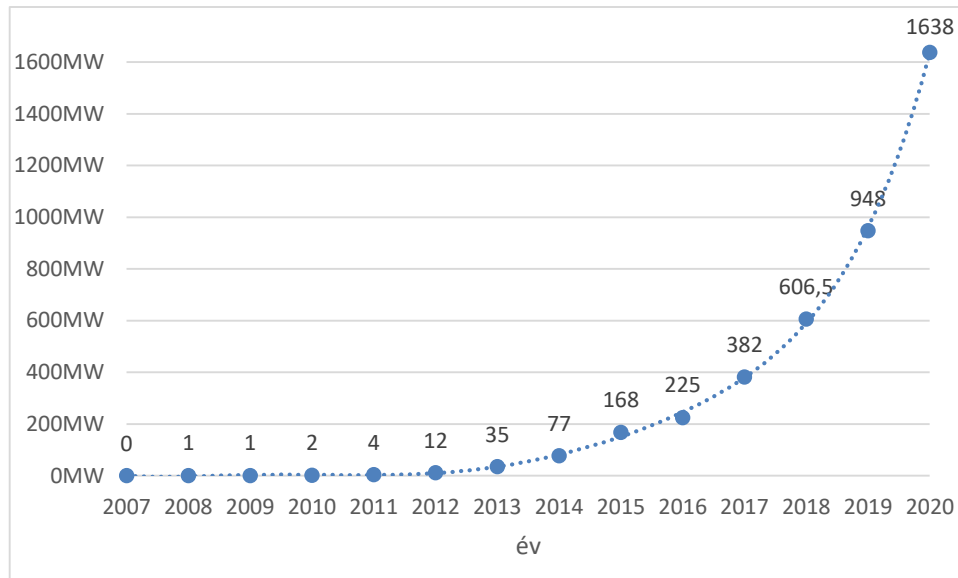
Az optimalizációhoz használt exponenciális görbe egyenlete

$$y = a * e^{(b*x)}$$

ahol $a = 0,8469$, $b = 0,6203$.

A megadott éves napelemes beépített teljesítményértékek és az illesztett görbe közötti korrelációs együttható 0,9911, átlagos négyzetes hiba gyöke 7,626, mely ilyen kevés adatpont esetén pontos illesztést feltételez. Utóbbi esetében az érték azt jelenti, hogy az átlagos, adatpontoktól való eltérés kb. 7,6 MW.

A kapott függvény alapján meghatározható a jelenlegi növekedési ütem mellett a beépített napelemes kapacitások várható nagysága. Ezt a 6. ábra szemlélteti. A predikcióhoz a 2007-2016 közötti adatok kerültek felhasználásra. [2]

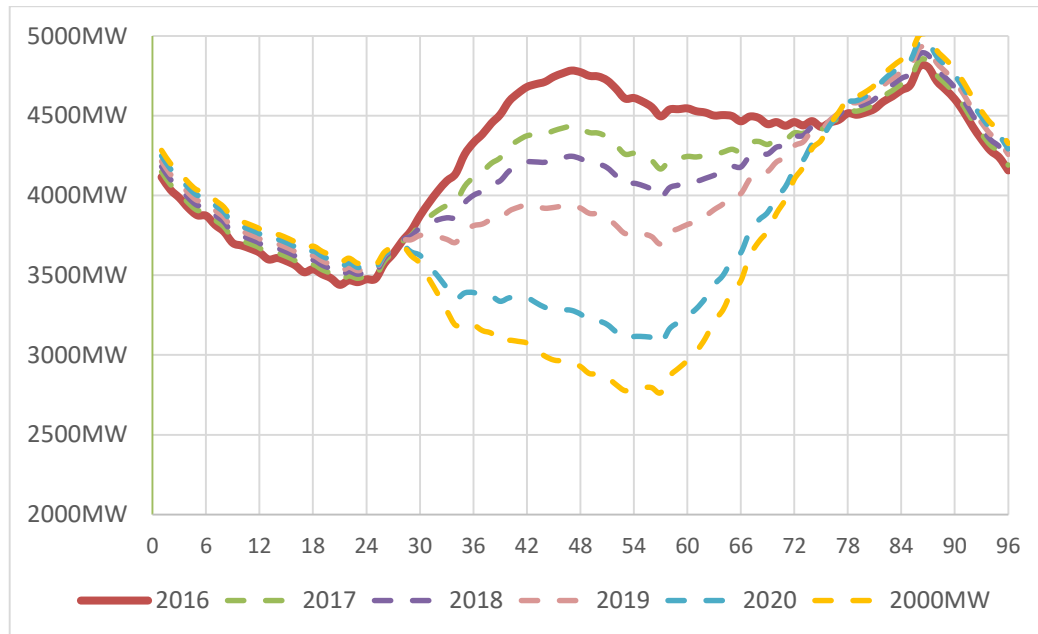


6. ábra Bépített fotovillamos erőművi teljesítmény várható alakulás Magyarországon [MW]

Látható, hogy a jelenlegi trend mellett várhatóan 2020-ra akár 1638MWp fotovillamos teljesítmény is telepítésre kerülhet. Ez az érték annak fényében, hogy a Magyar Energetikai és Közmű-szabályozási Hivatal a következő két évre 900MWp összeteljesítmény létesítési engedélyét hagyta jóvá, illetve 2000MW engedélykérelem került beadásra 2016 végéig nem irreális elgondolás. A villamosenergia igények éves növekedését a MAVIR tanulmánya 0,9-1,2% (nettó terhelésnövekedés) közé teszi. Ennek ismeretében a bruttó, azaz erőművi önfogyasztással és hálózati veszteséggel számolt rendszerterhelés éves növekedése kb. 0,8-1,1%-ot tehet ki. A pesszimista, 0,8%-os éves bruttó igénynövekedéssel számolva a 7. ábra ismerteti a fenti feltételek mellett a napi terhelési görbe változásának alakulását, a vízszintes tengelyen a negyedórák száma kapott helyet. A grafikonon a már említett mintegy 2000MWp erőművi teljesítmény telepítése is szerepel, igaz ennek a scenáriónak realitása inkább a vizsgált időszaknál hosszabb távon van.

Megfigyelhető a görbék éves változásából, hogy a fotovillamos termelés ideális esetben a 12-14 órás (48-64 negyedóra) időszakban éri el maximumát, ahol egyébként is a fogyasztásban egy lokális minimum jelentkezik. Ennek köszönhetően egy új minimuma keletkezik a rendszerterhelésnek a hajnali órák helyett 15 óra körül. Az esti csúcsterhelés előtt a fotovillamos termelés hatása is folyamatosan csökken, annak felfutásáig gyakorlatilag marginális szintre. A kialakult helyzetnek köszönhetően a déli csúcst megelőző reggeli gradiens felszabályozásnál is meredekebb igénynövekedés alakul ki, mely a rendszerirányító számára a hazai meglévő erőműpark ismeretében kihívásokat jelenthet. A

szabályozási feladatokat és csúcsidei igényeket kielégítő erőművek jellemzően gáztüzelésű egységek, melyek nem képesek ilyen mértékű gradiensszabályozásra. Az esetlegesen fellépő helyzetre megoldást adhat egyes naperőművek szabályozásban való részvétele (ez 5MW teljesítmény felett jelenlegi is fennáll), az erőműpark flexibilitásának növelése, energiatárolási megoldások elterjedése, villamosenergia-piaci lépések bevezetése (pl zónaidős árazás), esetleg a fogyasztói befolyásolás alkalmazása.



7. ábra Egy nyári rendszerterhelési görbe változása különböző napelemes penetráció esetében

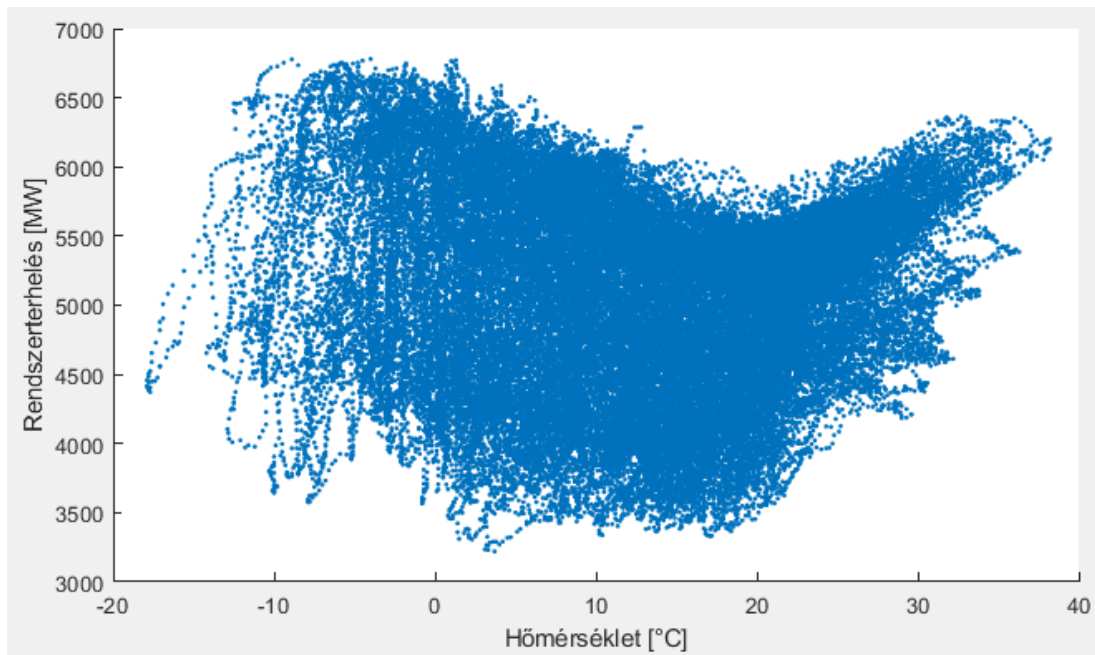
4.2 Terhelési görbe változásának vizsgálata neurális hálókkal

Munkám további részében arra kerestem a választ, hogy a 7. ábrán is látható tendencia vajon elkezdődött már, azaz a fotovillamos termelés már érezteti hatását a napi terhelési görbe lefutásán? Ehhez a korábbi terhelési görbék alapján szeretnék egy predikciót adni a következő évek terhelési görbéire. Mivel az utóbbi években a napelemes rendszerek térnyerésének köszönhetően hatásuk már nem elhanyagolható, a korábbi évek adatai alapján az eltérés is megfigyelhetővé válhat.

Ehhez a korábban ismertetett terhelésbecslő eljárások közül neurális hálózatokat alkalmaztam. Ugyan a korábbi évek és a 2017-es terhelési görbék jellegét mechanikusan is össze lehetne hasonlítani, azonban az ezzel járó szubjektív faktor helyett azzal a hipotézissel éltem, hogy a neurális háló teljes évek adatsorain tanítva pontosabb predikcióval lesz képesélni, mint a személyes intuíció.

4.2.1 Kiindulási adatbázis források

A számításokhoz két forrásból szereztem be az adatokat. A korábbi évek historikus terhelési adatai nyilvánosan letölthetők a hazai villamos rendszerirányító (MAVIR) honlapjáról. Jelen esetben 2010-ig visszamenőleg 15 perces felbontással gyűjtöttem adatokat. A terhelési görbe alakjára számos sztochasztikus változó hathat, melyre a MAVIR terhelésbecslési eljárásánál is kitértem. Ezek közül a



8. ábra Hőmérséklet és rendszerterhelési adatok viszonya

környezeti jellemzők változása kiemelendő, elsősorban a hőmérsékleti paraméter az, ami jelentősen korrelál a rendszerterhelés változásával.

A 8. ábrán a hőmérsékleti adatok láthatóak a terhelési értékek függvényében. Az ábrához a negyedórás felbontású rendszerterhelési adatokat [18], és az amsz.hu időjárás adatbázisának hasonló részletességű hőmérsékleti adatait használtam fel a 2014 és 2017 szeptember 1. közötti időszakban. Megfigyelhető egy jellegző görbe az adatsokaságban, melynek minimuma nagyjából 18-20 °C között található. Efölötti légköri hőmérséklet esetén a napi terhelés várható értéke jelentősen növekszik, valamint egy mérsékelt terhelésnövekedés lép fel alacsonyabb hőmérséklet esetén is. Ez követi a valóságos folyamatokat, ugyanis a napi terhelési görbék legnagyobb napi értékeit nyáron és télen érik el, függően az adott ország földrajzi elhelyezkedésétől. Az éves szinten egy fő által felhasznált energia nagyjából felét fűtésre használjuk fel, melyben egyre nagyobb szerepe van a villamos energiának is a hőszivattyúk terjedésével, elsősorban Nyugat-Európában.

Az amsz.hu olyan amatőr közösségi szerveződés, melynek tagjai nem meteorológusok, azonban érdeklődnek az éghajlati változások megfigyelése iránt. A légköri adatgyűjtővel rendelkező tagok adatai regisztrációt követően szabadon letölthetők és felhasználhatók. Több, mint 25 észlelő szolgáltat időjárás adatokat jelenleg is. A mérőállomások jellemzően az alábbi paraméterek mérését végzik:

- hőmérséklet
- hőérzet
- radiáció
- páratartalom
- légnyomás

- szélsébsesség
- szélirány
- csapadék
- napsugárzás

4.2.2 Adatbázis létrehozás folyamata

Az amsz.hu-ról az adatok letöltése vélhetően eredetileg automatizált módon (pl.VBA szkripttel) letölthető volt, azonban ez a lehetőség a napi idősorok direkt url-jének üres oldalra való mutatása miatt meg lett szüntetve. Azonban az adatexportálásra lehetőség van több formátumban is a napok egyenkénti kiválasztásával. Én az adatokat egyenként Excelbe exportáltam ki, adatforrásnak egy XVIII. kerületi mérőt választottam, mivel 2008-tól napjainkig terjedő adatbázissal rendelkezett. Ezt követően az adattáblák automatizált átalakítására volt szükség, ugyanis a korábbi .xls kiterjesztésű, 1997-2003 Excel formátumban letöltött adatokat nem lehetett egy adatbázisba összemásolni. Ehhez egy VBA kódot használtam[14], mely elvégezte a kiterjesztés konverzióját .xlsx formátumra. Ezt követően egy szintén VBA alapú kóddal az összes átkonvertált adattáblát összemásoltam egy közös Excelbe, így kapva a kiindulási adatsort.

A kapott adatok a fent ismertetett paramétereket tartalmzták, azonban mind az adatok időbeli felbontásában, mind a mérési folytonosságban komoly hiányosságok voltak megfigyelhetők. Előbbi esetében ez azt jelentette, hogy a mérések jellemzően 15-21 percnként történtek meg, és nem volt megfigyelhető valamilyen ismétlődő mintázat. Továbbá az adatsorok rögzítése sok esetben kimaradt, jellemzően az éjszakai órákban állt le a rögzítés valamilyen okból. Emiatt a megfelelő minőségű és mennyiségű adat előállításához a következő lépésekre volt szükség:

- adatok átskálázása negyedórás felbontásra
- hiányzó adatok pótlása, becslése

4.2.3 Adatok átskálázása negyedórás felbontásra

Mintegy nulladik lépésként az adatsorok normalizálására volt szükség, mivel az adatformátum nem volt megfelelő. Emiatt a rögzített adatok mértékegységét el kellett távolítani a számként való értelmezhetőséghez, valamint a dátumokat is csak többszöri átalakítás után volt képes az Excel értelmezni.

A legtöbb esetben az adatok 16 és 17 percnként kerültek rögzítésre, melynek átskálázására volt szükség. Ehhez az alábbi szabályrendszert alkottam:

HA $00:52 < X < 00:08$ akkor $00:00$

HA $00:07 < X < 00:23$ akkor $00:15$

HA $00:22 < X < 00:38$ akkor $00:30$

HA $00:37 < X < 00:53$ akkor $00:45$

ahol X az adatpont rögzítési időpontját jelöli.

A dátumokat felbontottam órás és perces elemekre, majd ezeket a fenti kerekítéssel besoroltam a megfelelő kategóriába. Mivel az elkészíteni kívánt adatbázisba szükséges az adatpontokhoz a rögzítés időpontját is egy oszlopban feltölteni, ezért az osztályozást követően Excel függvényezéssel a kategóriának megfelelő időpontot hoztam létre (pl. 2010-01-01 12:00). Ezáltal a negyedórásnál ritkább adatrögzítés miatt a kategorizálás után bizonyos negyedórás időpontok kimaradtak. Ennek javítását, illetve a kategorizálás utáni kerekítési hibát is korrigálni kellett. Utóbbi megoldására lineáris interpolációt alkalmaztam. Tehát az adott negyedóra kerekített időpontokhoz tartozó időjárási adatokat az eredeti időpont és az azt követő, vagy azt megelőző mérési pont adatai segítségével interpoláltam. Megfigyelésem szerint a negyedórás időtávon az időjárási paraméterek változása nem annyira számottevő, hogy komplexebb közelítést igényelne. Az interpolációt az alábbi képlet alapján végeztem el:

$$y = y_1 + \frac{(x - x_1)(y_2 - y_1)}{x_2 - x_1}$$

ahol bármely x_1 és x_2 közötti intervallumon a található x esetén meghatározható a hozzátartozó y értéke y_1 , y_2 ismeretében.

A negyedórás időszávokba való kategorizálás során változik, hogy melyik paramétert tekintjük x_2 és x_1 -nek. Amennyiben a rögzítés időpontja a negyedórás pont előtt történt, akkor az interpolációhoz az adatpont utáni adatot használtam fel, míg ha utána történt időben a rögzítés, akkor az adott pont előtti adatot használtam fel az interpolációhoz. Ezen logika mentén biztosítottam azt, hogy minden esetben az ismert x_1 és x_2 intervallumon történhessen meg az interpoláció automatizált módon, melyet egy VBA programmal valósítottam meg.

A fenti folyamatnak köszönhetően az adatok megfelelő időbeli felbontását sikerült elérni.

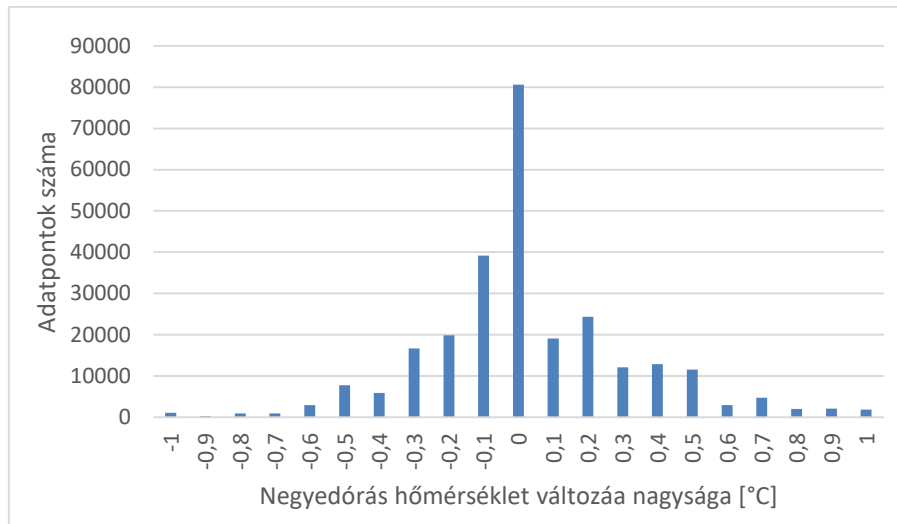
4.2.4 Hiányzó adatok pótlása, becslése

A skálázással kapott adatok számos hiányzó értékkel rendelkeztek.

Az adatsorokban megfigyelhető adatvesztést megfigyelésem alapján az alábbiak okozták:

- skálázásból adódó adathiány
- mérés rögzítésének kimaradása

Megvizsgáltam azt, hogy a hőmérsékleti adatok az egymást követő időpillanatokban milyen mértékű változáson mentek keresztül. A 9. ábrán látható, hogy ez a változás többségében tizedekben mérhető, így a 15 percnél ritkább adatrögzítési idő miatt adódó hiányzó adatokat egyszerűen az adatpontot megelőző és azt követő érték átlagaként definiáltam. A skálázás előtt az azért használtam interpolációt, mert a hullámzó adatfelvételi gyakoriság miatt nem volt feltétlenül időbeli szimmetria.



9. ábra Egymást követő skálázott hőmérsékleti adatok közötti változás

A mérésből kihagyott, illetve szerverhibából adódó hiányzások időtartama 30 perc és 24 óra között vett fel értékeket. A rövid idejű kimaradásokat a már ismertetett interpolációs eljárással pótoltam, míg a hosszabb időintervallumokat hasonló napok adataival pótoltam. Mivel több előrejelző állomás is található az országban, így adathiány esetén egy közeli mérőállomás adataiból tudtam kiindulni. Ez jó kiindulási alapot adott a kitöltéshez, azonban a nagyobb éghajlati változások (frontok, zivatarok érkezése) még a közeli mérésekben is jelentősen eltérő időbeli lefutást voltak képesek eredményezni. Ilyenkor egy előző nap, vagy egy hasonló karakterisztika alapján végeztem görbeillesztést. Végeredményben főleg a 2010-es erősen adathiányos évnek köszönhetően nagyjából 100 nap esetében volt szükség több órás, vagy akár fél napos adatkiegészítésre, az ennél rövidebb, órás kiesések száma szintén hasonló nagyságrendű volt. Időjárás adatok javítására, pótlására ismereteim szerint nincs automatizált megoldás, azt saját intuíció és az ismertetett lépések segítségével végeztem.

Az adatbázis létrehozásához a negyedórás felbontású terhelési adatokat és az elkészített időjárás adatbázist összefésültem, majd Accessbe exportáltam, mely gyorsabb és jobban testre szabható importálást tesz lehetővé a Matlabban. Az adattömbben az alábbi oszlopokat definiáltam:

- dátum
- óra
- hőmérséklet
- rendszerterhelés

Az adatok egy tömbben való beolvasásához rendelkezésre állt az Matlab Database Explorer bővítménye, mely kifejezetten nagy adatállomány minél testre szabhatóbb beolvasását segíti elő.

Segítségével egyszerűen lehet az megfelelő adatsorokat kiválasztani, valamint egyes bemenő paraméterek egy tartományára feltételt kikötni. Munkám során végül a 2012. január 1-től 2017. szeptember 30-ig tartó időszakot használtam fel.

4.3 Matlab program létrehozása, futtatása

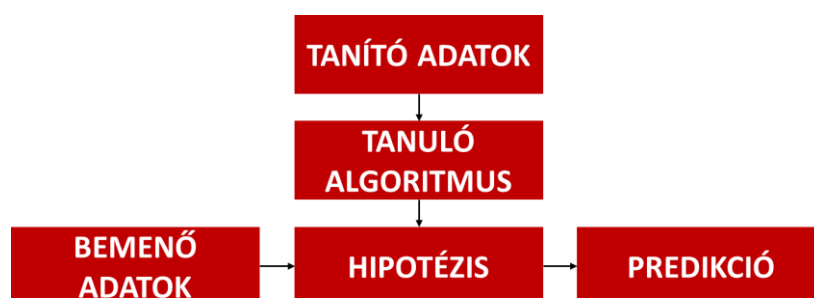
4.3.1 Futtatni kívánt program ismertetése

Az általam végzett előrejelzési implementáció célja olyan 1 napos időhorizontú előrejelzések létrehozása, mely a különböző paraméterű napokat is minél jobban képesek megbecsülni. Ennek során szeretném a 2017-es rendszerterhelési adatokra is lefuttatni a programot a korábbi évek tanítását felhasználva. Tehát a korábbi évek karakterisztikáinak tanításával kívánok 1 napos időhorizontú terhelésbecslést futtatni a teljes idei évre. Ezáltal várhatóan olyan előrejelzést kapunk az idei adatokra, melyeket még nem befolyásolt érdemben a napelemes rendszerek megjelenése a hálózaton. A feladat elkészítéséhez alapul szolgált egy már nem túl friss, azonban témába illő anyag, mely terhelési adatok, illetve tőzsdei árak változásának becslésével foglalkozik Matlab környezetben[15]. Ennek alapjait felhasználva végeztem el a már bemutatott predikciót.

4.3.2 „dayofweek” és „holidays” bemenő adatok definiálása

Kezdetben a dátumokhoz definiáltam egy változót, mely azt jellemezte, hogy a hét hányadik napjáról van szó. Erre azért van szükség, mert a napi terhelési karakterisztikák eltérőek. A hétfő és a pénteki nap, mint a hét első és utolsó munkanapja, valamint a szombat és a vasárnap fogyasztói igényei eltérőek egymástól. A kedd, szerda, csütörtök esetében a karakterisztikák közel azonosnak tekinthetők egymáshoz képest. Mindezt a Matlab „dayofweek” parancsával könnyen leképezhetjük, megfelelő bemenő dátumformátum esetén képes felismerni az adott nap nevét, és a heti sorban elfoglalt számát definiálja kimenetként. Az amerikai fejlesztői háttér miatt a vasárnapot jelöli 1-es számmal a parancs. Ezen túl szükség van az ünnepnapok jelölésére is, erre a „holidays” parancs ad egyszerűen lehetőséget, melynek segítségével a nemzeti ünnepek dátumát tudtam egy újabb bemeneti paraméterként definiálni. A bemenő adatok mind [napok száma] X 1 nagyságú mátrixként lettek definiálva a programban. További bemenő adatként létrehoztam minden naphoz egy olyan mátrixot, mely adott időpont az előző napi hőmérsékletet rendelte hozzá.

Az általam futtatni kívánt modell egyszerű regressziós függvény optimalizálásán alapult, melynek bemutatását a 3.4.1 fejezetben már megtettem. Tehát gradient descent eljárást alkalmazva kívánjuk a függvénygörbe illesztésének hibáját minimalizálni. A modell logikai vázát a 10. ábra szemlélteti. Ennek



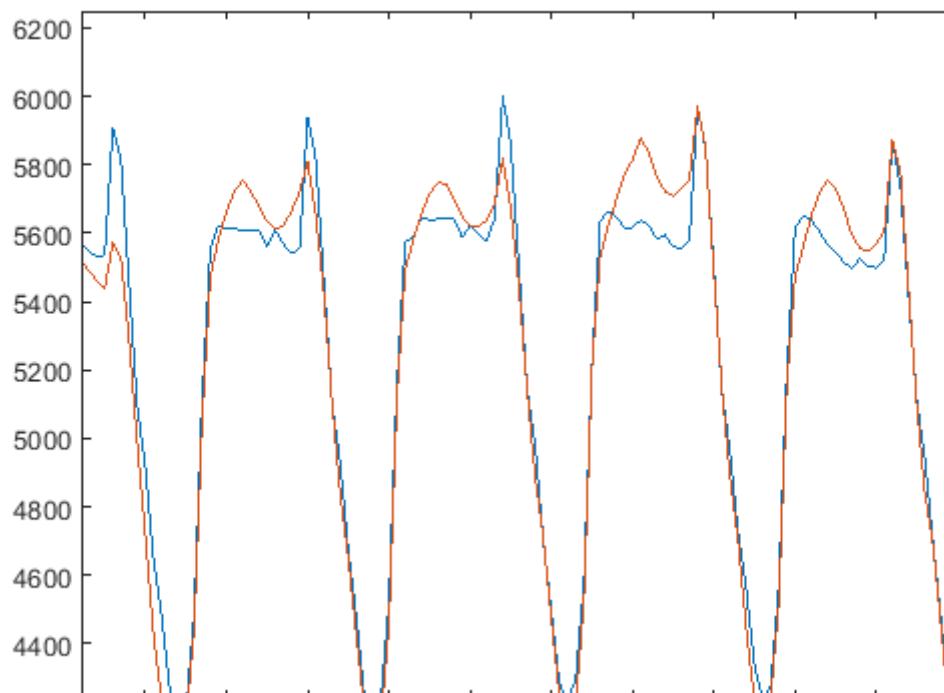
10. ábra Felállított modell logikai felépítése

értelmében a neurális hálónak beadott adatok segítségével hipotézist generálunk, mely jelen esetben az előző napi hőmérsékletek, a predikált nap heti sorszáma, és előző napi és heti hőmérsékletek alapján tett hipotézis a következő nap terhelési görbéjének lefutására. A bemenő adatok segítségével specifikáljuk, hogy milyen napot szeretnénk előre jelezni, melyre a hipotézis a tanító adatsorok ismeretében becslést (predikció) ad.

4.3.3 Neurális hálózat létrehozása, tanítása

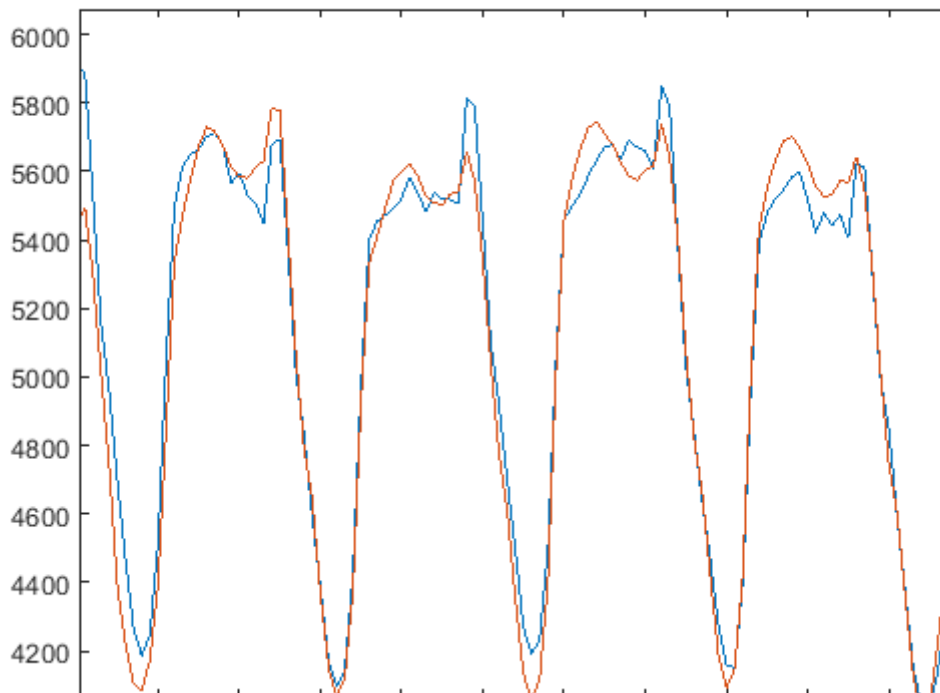
A bemenő adatsort a Matlab beépített Neural Fitting Tool segítségével létrehozott előrecsatolt, 1 rejtett réteggel és 20 neuronnal rendelkező hálóján tanítottam. Az adatokat 75-15-10 arányban osztottam fel tanító, validációs és teszt adatsorokra. Ez azt jelentette, hogy a tanítást az adatok 70%-án végezte el, mindegy 15%-án validálta, végül a tanítás során a háló által nem látott maradék 10% adaton lefuttatva végzett predikciót. A teljes teszt adatsoron az átlagos százalékos hiba 2,5% volt, mely kifejezetten jó értéknek tekinthető a bemenő paraméterek kis számának tekintetében.

Az eredmények egy részletét a 11. és 12. ábrán figyelhetjük meg, melyek 2017 szeptemberének utolsó



kettő hetének munkanapjait ábrázolják.

11. ábra 2017. szeptember 26-29. napok becsült (narancs) és valós (kék) terhelési görbéi



12. ábra 2017. szeptember 19-22. napok becsült (narancs) és valós (kék) terhelési görbéi

Megfigyelhető, hogy a becslés által tett narancssárga görbe karakterisztikája a délutáni órákban mérsékeltebb letörést jelez előre végül bekövetkezett értéknél. A déli csúcs a napi görbék jelentős részénél eltűnt, vagy lényegesen kisebb lett. Ezen napokat kísérő meleg nyári időjárás hatására bekövetkező fotovillamos termelés hatása lehet a háttérben. A hétvégi napok becslése nem adott ilyen mértékű pontosságot.

5 Összefoglalás

Jelen TDK dolgozattal egy olyan témakört szerettem volna megvizsgálni részletesebben, melynek relevanciája úgy gondolom igen aktuális napjainkban. A fotovillamos erőművek beépített teljesítményének következő években való növekedése igen valószínű. A munkám elkészítéséhez volt szerencsém a MAVIR egyik terhelésbecslést végző szakemberével is beszélnem, ő is megerősítette a munkám végén kapott eredményeket, azaz a naperőművek hatása a kedvező időjárás esetén már napjainkban is jelentkezik.

A dolgozattal igyekeztem egy átfogó képet adni a rendszerterhelési görbét befolyásoló tényezőkről, változásával járó kihívásokról, illetve a következő éveket várhatóan jellemezni fogó trendekről. A továbbiakban szeretném az itt (ideiglenesen) most lezárt munkámat folytatni a predikció pontosításával, több bemenő paraméter segítségével. Ennek egyik eleme lenne a bemenő hőmérséklet paraméter több, országosan elszórt mérőállomás hőmérsékleti adatából súlyozással kialakítani az értékét. Ezzel lehetőség lenne az országon belüli pillanatnyi hőmérséklet eltérések figyelembevételére.

6 Irodalomjegyzék

[1] World Energy Council: *World Energy Resources Solar (2016)*

https://www.worldenergy.org/wp-content/uploads/2017/03/WEResources_Solar_2016.pdf

letöltés ideje: 2017.10.20.

[2] IRENA: *Renewable Power Generation Costs In 2014*

https://www.irena.org/DocumentDownloads/Publications/IRENA_RE_Power_Costs_2014_report.pdf

letöltés ideje: 2017.09.30.

[3] Eurostat: *Share of renewables in gross inland energy consumption (2015)*

[http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/File:Share_of_renewables_in_gross_inland_energy_consumption,_2015_\(%25\)_YB17.png](http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/File:Share_of_renewables_in_gross_inland_energy_consumption,_2015_(%25)_YB17.png)

letöltés ideje: 2017.10.10.

[4] IRENA: *Renewable capacity statistics (2017)*

https://www.irena.org/DocumentDownloads/Publications/IRENA_RE_Capacity_Statistics_2017.pdf

letöltés ideje: 2017.10.15.

[5] United Nations Development Programme: *Human development reports (2016)*

<http://hdr.undp.org/en/data#>

letöltés ideje: 2017.10.18.

[6] Eisa Almeshaiei a, Hassan Soltan: *A methodology for Electric Power Load Forecasting (2011)*

[7] Markos Markou, Elias Kyriakides and Marios Polycarpou: *24-Hour Ahead Short Term Load Forecasting Using Multiple MLP (2008)*

[8] Brenda López Cabrera, Franziska Schulz: *Forecasting Generalized Quantiles of Electricity Demand: A Functional Data Approach (2014)*

[9] Haeran Cho, Yannig Goude, Xavier Brossat, and Qiwei Yao: *Modelling and Forecasting Daily Electricity Load via Curve Linear Regression (2015)*

[10] Christian Crowley and Frederick L. Joutz: *Weather Effects on Electricity Loads: Modeling and Forecasting (2005)*

[11] Abdelmonaem Salem Jornaz: *Modeling daily electricity load curve using cubic splines and functional principal components (2016)*

[12] Mohammed El-Telbany a, Fawwaz El-Karmi: *Short-term forecasting of Jordanian electricity demand using particle swarm optimization (2007)*

[13] D. Paravan, A. Debs, C. Hansen, D. Becker, Peter Hirsch, R. Golob: *Influence of Temperature on Short-Term Load Forecasting Using the EPRI-ANNSTLF (2006)*

[14] Stackoverflow: közösségi programozói oldal

<https://stackoverflow.com/questions/29167539/batch-convert-xls-to-xlsx-with-vba-without-opening-the-workbooks>

megnyitás napja: 2017.10.12.

[15] Ameya Deoras: *Electricity Load and Price Forecasting Webinar Case Study*

https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/28684-electricity-load-and-price-forecasting-webinar-case-study?s_cid=LF_OPTA_3

letöltés ideje: 2017.09.29.

[16] MAVIR: *Fogyasztáselemzés (2015)*

https://www.mavir.hu/documents/10258/15461/Fogyasztáselemzés_2015.pdf/3e9a17f9-3dd0-4d6f-b945-10236494d399

letöltés ideje: 2017.09.20.

[17] The World Bank: *Electric power consumption (2014)*

<https://data.worldbank.org/indicator/EG.USE.ELEC.KH.PC>

letöltés ideje: 2017.10.01.

[18] MAVIR: *Rendszerterhelési adatok adatpublikációs panel*

<http://mavir.hu/web/mavir/rendszerterheles>

letöltés ideje: 2017.09.28.

[19] Faludi Andor, Szabó László: *Villamosenergia-rendszer üzeme és irányítása (2012)*

<https://vet.bme.hu/sites/default/files/tamop/vivem265/out/html/vivem265.html>

letöltés ideje: 2017.09.14.

[20] MEKH: *Nem engedélyköteles kiserőművek és háztartási méretű kiserőművek adatai 2008-2016*

<http://www.mekh.hu/nem-engedelykoteles-kiseromuvek-es-haztartasi-meretu-kiseromuvek-adatai-2008-2016>

letöltés ideje: 2017.10.02.

[21] MAVIR, MEKH közös publikáció: *Magyar villamosenergia-rendszer 2015 évi adatai (2015)*

ftp://ftp.energia.bme.hu/pub/energiatervezes/2016-2017-2/GYAK1/VER-statisztika%202015%20-%20Final_1.pdf

letöltés ideje: 2017.10.21.

[22] Haeran Cho, Yannig Goude, Xavier Brossat, Qiwei Yao: *Modelling and forecasting daily electricity load curves: a hybrid approach (2011)*

[23] A. K. Srivastava, Ajay Shekhar Pandey, Devender Singh: *Short-Term Load Forecasting Methods: A Review*, International Conference on Emerging Trends in Electrical, Electronics and Sustainable Energy Systems (2016)

[24] F. Elakrmi, N. Abu Shikhah: *Electricity Load Forecasting – Science and Practices (2017)*

[25] Khaled M. EL-Naggar, and Khaled A. AL-Rumaih: *Electric Load Forecasting Using Genetic Based Algorithm, Optimal Filter Estimator and Least Error Squares Technique: Comparative Study (2005)*