

BUDAPESTI MŰSZAKI ÉS GAZDASÁGTUDOMÁNYI EGYETEM
GÉPÉSZMÉRNÖKI KAR
GYÁRTÁSTUDOMÁNY ÉS -TECHNOLÓGIA TANSZÉK



MEZŐ PÉTER BÁLINT
TDK DOKUMENTÁCIÓ

**Mesterséges Neurális Hálózat alapú prediktív modellek szerepe forgá-
csoló megmunkálásokkal kapcsolatban**

Konzulens:

Dr. Takács Márton

Tanszékvezető-helyettes és egyetemi docens

Budapest, 2022

TARTALOMJEGYZÉK

1. Bevezetés.....	2
2. Célkitűzések	4
3. Prediktív modellek szerepe	6
3.1. Mesterséges Neurális Hálózat	6
3.1.1. Mesterséges Neurális Hálózat felépítése és feladata	6
3.1.2. Mesterséges Neurális Hálózatok betanítása	9
3.2. Az ANN gyártástechnológiai alkalmazásának lehetőségei	14
4. Prediktív modellfejlesztés	22
4.1. Data Set bemutatása.....	22
4.2. Modell betanítása.....	24
4.3. A prediktív modell becslési hatékonysága	26
4.3.1. Betanító algoritmusok összehasonlítása	26
4.3.2. A neuronszám hatásának vizsgálata	28
4.3.3. A rejtett rétegek számának hatásvizsgálata	29
5. Az Eredmények értékelése, a kutatás korszerűsége	31
6. Összefoglalás.....	33
7. Felhasznált források	35
8. Mellékletek.....	38

1. BEVEZETÉS

A mai világot teljesen átszövik a Mesterséges Intelligencián alapuló automata megoldó rendszerek. Legyen szó akár egy online felületen történő vásárlásról, vagy akár egy videómegosztó portál találatai közötti böngészésről, algoritmusok kísérnek végig minket utunkon, figyelnek meg minket. Adatot gyűjtenek rólunk, majd minden választásunk alapján felajánlanak nekünk egy sor ajánlatot, ami közül válogatva jobbnál jobb és érdekesebbnél érdekesebb megoldásokhoz juthatunk.

Az iparban a digitalizáció, a számítástechnika fejlődése, azaz az Ipar 4.0 lehetővé tette, hogy tizedmásodperces eltéréssel alkalmazható legyen a munka és folyamatfelügyelet. A fejlesztések továbbá elmozdultak abba az irányba, hogy szerszámgépbe beépített felügyelőrendszerek képesek beérkező inputok alapján a forgácsolási folyamatok lefutás közbeni korrigálására, hogy a megmunkált felület érdessége jobb és a szerszámtartalma hosszabb legyen, ahogy az a 1. ábrán látható. Bár minden szerszámgép érzékelőkkel történő ellátása hatékony módszer a költségminimalizáláshoz, de nem olcsó a megvalósítása, tekintve hogy egy ilyen rendszer mennyi érzékelőt és más hardvert igényel. Egy predikciós alapokra felépített rendszer még ezen is túlmutatna, mivel ekkor az eljövendő jövő alapján képes lenne az irányítás döntést hozni a jelenben.

A legegyszerűbb módszer forgácsoló megmunkálásnál az optimális paraméterek kiválasztása minden műveletelemre. Azonban a paraméterek meghatározása megfelelő ismereteket igényel, melyek birtokába jutni csak forgácsolási kísérletek elvégzésével és azok kiértékelésével lehet. Azonban ilyen forgácsolási kísérletek elvégzése teljes faktoriális kísérlet esetében akár ezres nagyság rendre ugorhat. Lehetséges kevesebb mérési pontot felhasználó módszer használata, de abban az esetben matematikai megfontolásokat kell figyelembe venni egy ilyen kísérlet megtervezésekor. Korlátozott elemszámú adathalmaz esetén lehetséges megoldást kínál a mesterséges adatdúsítás.



1. ábra: SECO Machine Monitoring számszámfelügyelő rendszere [1]

2. CÉLKITŰZÉSEK

Bár a termékek és alkatrészek 3D nyomtatási technológiával történő előállítása egyre nagyobb teret hódít magának, valamint az ezzel kapcsolatos kutatások és technológiai fejlesztések is folyamatosak, a hagyományos anyagleválasztási eljárások létjogosultsága továbbra is megkérdőjelezhetetlen. Ennek oka az, hogy csak a forgácsleválasztási eljárások tudják biztosítani a legtöbb esetben elvárt geometriai pontosságot és felületi érdességet.

Jelen kutatási munka a forgácsleválasztási technológiáknak az Ipar4.0 keretrendszerébe történő integrálását segíti azáltal, hogy a folyamat eredményeinek előrejelzését lehetővé tevő modellek kidolgozására kerül sor. A prediktív modellek historikus adatok segítségével taníthatók be, ezt követően pedig alkalmasak lesznek arra, hogy a pillanatnyi forgácsolási körülmények, valamint a modellek továbbfejlesztésének eredményeként a pillanatnyi szenzorjelek alapján akár a felületi minőségre, akár a szerszáméltartamra vonatkozó becslést adjanak. Egy ilyen módon működő rendszerrel lehetővé válhat a folyamat optimalizálása, a gyártási idő csökkentése, mindezek által pedig a költségek csökkentése. A szerszáméltartamra vonatkozó előrejelzés lehetővé teszi a szerszám adott pillanatban érvényes maradék éltartamának a folyamatos kijelzését, ezáltal segítve a gépet kezelő operátort annak eldöntésében, hogy a szerszámcsere megtörténjen-e, vagy pedig a következő munkadarab megmunkálása még nagy biztonsággal megkezdhető. Egy ilyen prediktív modell tehát egy döntéstámogató rendszer alapja is lehet.

A kutatás megalapozásaként célom volt a vonatkozó szakirodalom részletes tanulmányozása. Ennek keretén belül különös figyelmet kívántam fordítani a különböző gépi tanulási technikák ismertetésére, valamint a Mesterséges Intelligencián (AI, Artificial Intelligence) belüli fogalmak (Gépi Tanulás, Mély Tanulás, Neurális Hálók) bemutatására, illetve ezek egymáshoz való viszonyának a kifejtésére. Munkámban ki szerettem volna térni a Mesterséges Neurális Hálózatok (ANN, Artificial Neural Network) általános felépítésére, valamint a hozzájuk felhasználható transzformációs függvények bemutatására. Célom volt továbbá a különböző algoritmikus alapokra felépülő mesterséges neurális hálózatok és azok működésének az ismertetése. A Neurális Hálózatok általános bemutatását követően külön figyelmet igyekeztem fordítani azoknak a szakirodalomban fellelhető, forgácsolással kapcsolatos kutatásoknak az áttekintésére, ahol a Mesterséges Neurális Hálózatok alkalmazására is sor került. Célom volt, hogy az ezekhez a kutatásokhoz kapcsolódó kísérletek céljait, körülményeit, céljait, eszközeit, különlegességeit, valamint az ANN alapú modellalkotáshoz elengedhetetlen információkat részletezzem.

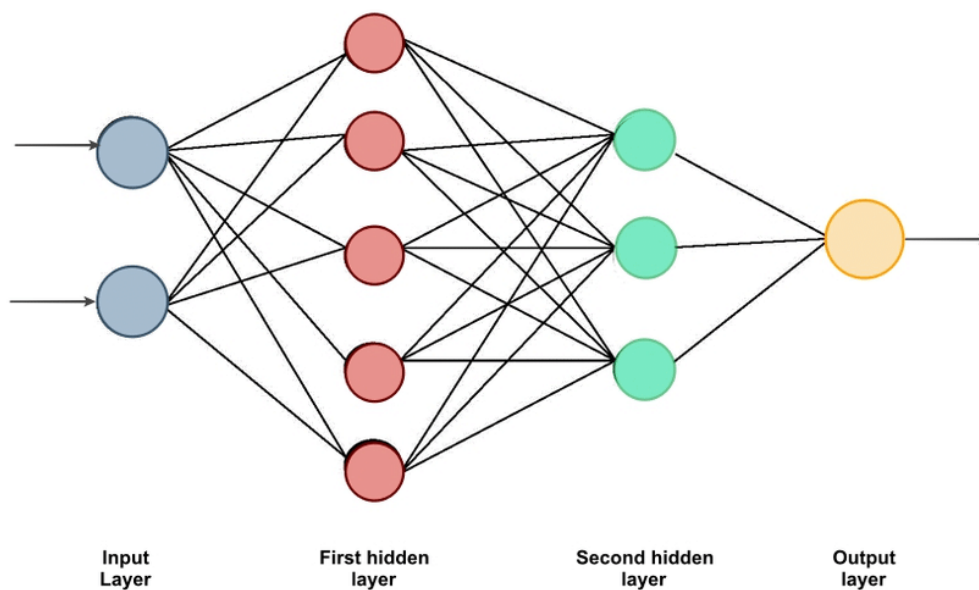
A szakirodalmi kutatások szemlélését követően saját Mesterséges Neurális Hálózat alapú prediktív modellfejlesztést tűztem ki célul. Mivel a hasonló modellek betanításához szükséges adatok célzott kísérletek segítségével történő kinyerése rendkívül idő- és költségigényes, ezért megoldás lehet korábban, más céllal elvégzett forgácsolási kísérletek adatainak a felhasználása. Ehhez tehát olyan, a szakirodalomban fellelhető, a szerszám élettartamára vonatkozó adatsort (Data set-et) kívántam találni, ahol a kutatás célja kifejezetten nem ANN alapú modellfejlesztés volt. A megfelelő adatsor birtokában rövid leírást kívántam nyújtani az adott kutatás eredeti céljáról, a kísérletek körülményeiről, valamint az adatgyűjtéshez használt mérés sajátosságairól. A kutatás lényegi részeként olyan prediktív modell fejlesztését tűztem ki célul, ami a bemeneti paraméterek (forgácsolási sebesség, előtolás, fogásmélység) alapján képes megfelelő becslést szolgáltatni a szerszám élettartamára vonatkozóan. Úgy terveztem, hogy az adatsor alapján több különböző mesterséges neurális hálózat modelljét fogom előállítani, variálva a betanítási algoritmusait és felépítésüket, melyek részleteit külön tárgyalom, illetve eredményeit elemzem. Céлом volt a különböző struktúrájú prediktív modellek összehasonlító vizsgálata, becslési jóságának az értékelése.

A kutatási munka eredményeinek a felhasználásával a jövőben gyártási környezetre szabott döntéstámogató rendszer fejleszthető.

3. PREDIKTÍV MODELLEK SZEREPE

3.1. Mesterséges Neurális Hálózat

A Mesterséges Neurális Hálózat (angolul Artificial Neural Network, ANN) egy Mély Tanulásos (angolul Deep Learning) számítási modell, amelynek felépítése és funkciója a biológiai ideghálózatokhoz hasonlít, ahogy az az 2. ábrán látható. Az ANN-ek nemlineáris statisztikai adatmodellező eszközök, ahol a bemenetek és a kimenetek közötti kapcsolatokat modellezzik, vagy mintákat találnak rájuk. Használatuknak számos előnye van, például, hogy gyorsan képesek adatkészletek figyeléséből következtetéseket levonni. Ezzel, mint egy véletlenszerű függvényközelítő eszközként képesek költséghatékonyan eredményeket becsülni és ideális megoldásokat keresni. Az ANN feladatelvégzés közben csak adatmintákat használ fel, nem szükséges teljes adatkészlettel ellátni [2].

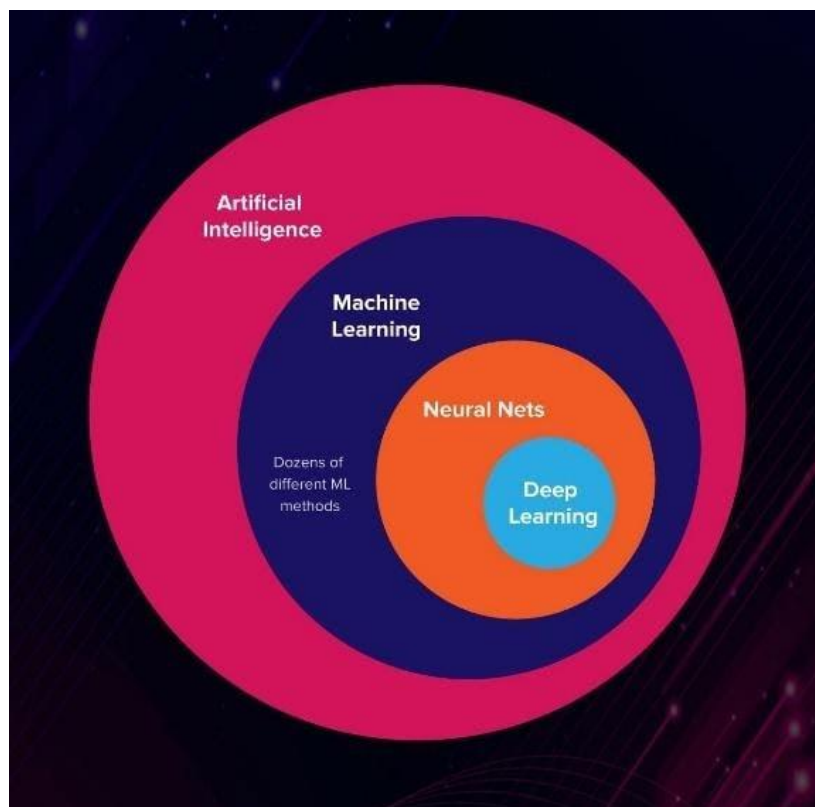


2. ábra: Egy Mesterséges Neurális Hálózat felépítése [3]

3.1.1. MESTERSÉGES NEURÁLIS HÁLÓZAT FELÉPÍTÉSE ÉS FELADATA

Felépítés szerint az ANN három részből épül fel, amiket rétegek alkotnak (angolul layer). Az első rész a bemeneti neuronokat, a harmadik pedig a kimeneti neuronokat magukban foglaló rétegek, melyek az adatok bemeneti és kimeneti pontjai. A két réteg között elhelyezkedő má-

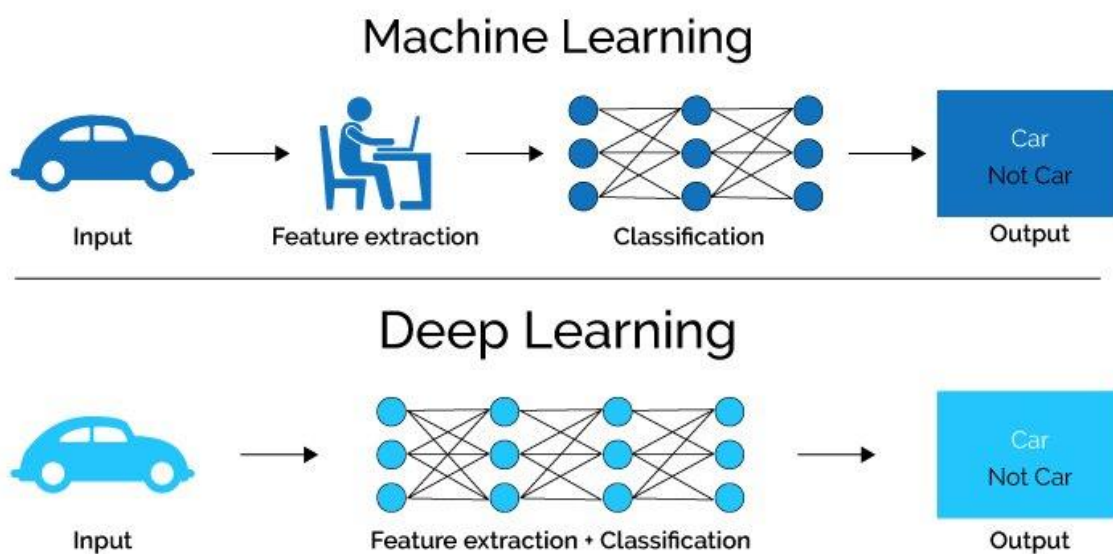
sodik részben az információt adaptívan változó mechanikán alapuló módon tartalmazó neuronok helyezkednek el egy vagy több, ún. rejtett rétegben (angolul Hidden Layer). Ezek feladata, hogy tanuljon a begyűjtött információ fontossága alapján. Ezek az irányelvek lehetővé teszik a neuronok számára, hogy átalakított eredményt hozzanak létre, melyet a következő réteg számára kimenetként biztosítanak. A tanulási szabályok további halmaza hiba-visszaterjesztést (backpropagation) használ, egy olyan folyamatot, amelyen keresztül az ANN a hibák figyelembevételével módosíthatja kimeneti eredményeit. A visszaterjesztés révén minden alkalommal, amikor a kimenet hibásként van elkönyvelve a felügyelt betanítási szakaszban, egy helyes következtetést küldenek vissza. A következtetés alapján minden súly frissül annak arányában, hogy mennyire voltak felelősek a hibáért. Ezért a hiba az ANN egység kapcsolati súlyainak újrapályázására szolgál, hogy figyelembe vegyék a kívánt eredmény és a tényleges eredmény közötti különbséget. Idővel az ANN „megtanulja”, hogyan csökkentheti minimálisra a hibák és a nem kívánt eredmények esélyét. Számos gyakorlati alkalmazásban használhatók, mint például az üzleti intelligencia prediktív elemzése, a spam e-mailek észlelése, a chatbotok természetes nyelvi feldolgozása és még sok más [2].



3. ábra: A Mesterséges Intelligencián belüli fogalmak egymáshoz való viszonya [4]

Az ANN-ek a gépi tanulás (angolul Machine Learning) algoritmusainak egy részhalmazaként helyezkednek el. A 3. ábrán jól látható, hogy az ANN működésének megértéséhez szükséges a

főhalmaz működésének megértése. A Gépi tanulási algoritmusok olyan kódrészletek, amelyek segítenek abban, hogy bonyolult adatkészleteket tárjunk fel és elemezzünk, olyan célból, hogy értelmes információkat találjunk bennük. Minden algoritmus olyan egyértelmű, lépésenkénti utasítások véges halmaza, amelyeket a gép megért és követni tud egy meghatározott cél érdekében. A gépi tanulási modell célja, hogy olyan mintákat hozzon létre vagy tárjon fel, amelyeket az emberek felhasználhatnak előrejelzésekhez vagy az információk kategorizálásához. A gépi tanulási algoritmusok a betanítási adatokon alapuló paramétereket használnak, azaz a nagyobb halmaz adatainak egy részhalmazát. Nagyobb adathalmazzal, azaz a betanítási adatmennyiség bővülésével készülő modellek valósághűbben le tudják írni a világot, így az algoritmus egyre pontosabb eredményeket képes majd kiszámítani. A különböző algoritmusok más-másféleképpen elemzik az adatokat. Ezek gyakran a gépi tanulási technikák szerint vannak három részre csoportosítva: felügyelt tanulás, nem felügyelt tanulás és megerősítő tanulás, melyek már a mély tanuláshoz kezdenek tartozni. A leggyakrabban használt algoritmusok regressziót és besorolást használnak [5].



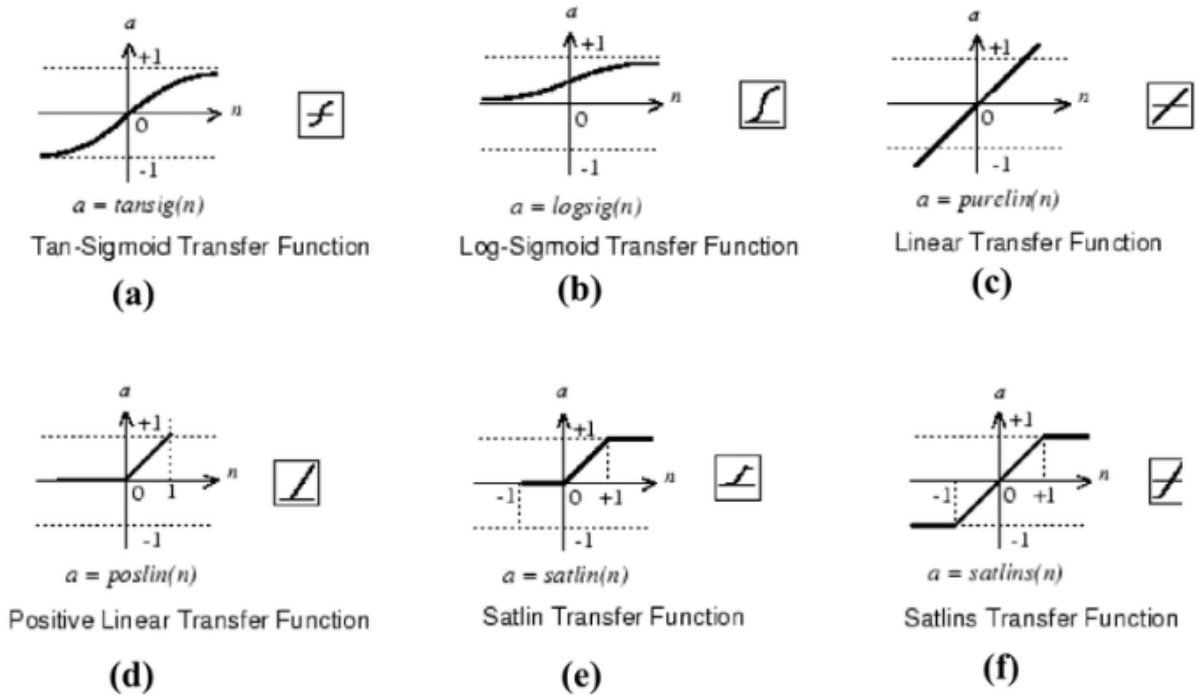
4. ábra: Különbség a gépi és a mély tanulás között [6]

Felügyelt tanulás során az algoritmusok az ember (felhasználó) által megadott címkézett példák alapján készítenek előrejelzéseket. A módszert akkor használják, ha tudják, hogyan kell kinéznie az eredménynek. Például egy város demográfiai előrejelzése öt év múlva, ha az adatkészletben rögzítettük, milyen városról van szó, hányan lakták a települést évekre visszamenően és milyen évek adatai nézzük, illetve olajcserék és megelőző karbantartások esetében is hasonlóan

járnak el. Felügyelet nélküli tanulás során az adatpontok nincsenek megcímkézve – az algoritmus címkézi meg őket az ember (felhasználó) helyett az adatok rendszerezésével vagy a szerkezetük leírásával. Ez a módszer akkor használatos, ha nem tudják, hogy az eredménynek hogyan kell kinéznie. Például meg vannak adva az ügyféladatok, és olyan ügyfélcsoportokat kellene eredményül kapni, akik hasonló termékeket kedvelnek. Ennek a kettőnek a megértésére a 4. ábra ad jobb szemléltetést. A megerősítő tanulás során olyan algoritmusokat használunk fel, amelyek az eredményekből tanulnak, és eldöntik, hogy melyik műveletet kell elvégezni a következő lépésben. Az egyes műveletek után az algoritmus visszajelzést kap, ami segít megállapítani, hogy a választott döntés helyes, semleges vagy helytelen volt-e. Az olyan automatizált rendszerek esetében érdemes használni, amelyeknek sok kis, emberi útmutatás nélküli döntést kell hozniuk, mint például az önvezető autók [5].

3.1.2. MESTERSÉGES NEURÁLIS HÁLÓZATOK BETANÍTÁSA

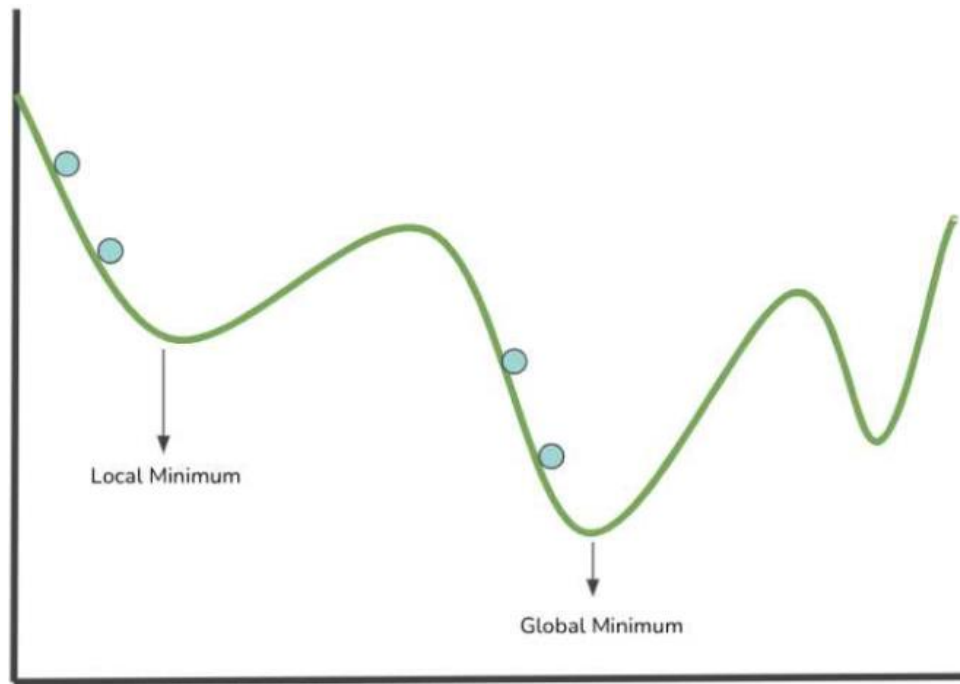
Egy ANN betanítása során az első lépésünk a hálózat megszerkesztése, azaz a hálózat típusának megadása, a rétegek számának és a különböző rétegekben elhelyezkedő neuronok számának a meghatározása, valamint a transzfer függvények kiválasztása. A hálózat kialakításakor a rétegekben elhelyezett neuronok aktivációs, másnéven transzfer függvényeit is meghatározhatjuk, attól függően, hogy az általunk elérni kívánt modellt melyik transzformációs függvény közelíti a legjobban. Ilyen a logaritmikus függvény, szakaszosan lineáris függvény, tangens hiperbolikus függvény és szignum függvény. Ezekről a 5. ábra mutatja be. A kimeneti eredmények meghatározására leggyakrabban a lineáris függvényt alkalmazzák a kiemelkedően jó hatékonysága miatt [7].



5. ábra: Egy ANN neuron réteg aktivációs függvényei: (a) tansig, (b) logsig, (c) poslin, (d) rectilin, (e) satlin és (f) satlins[8]

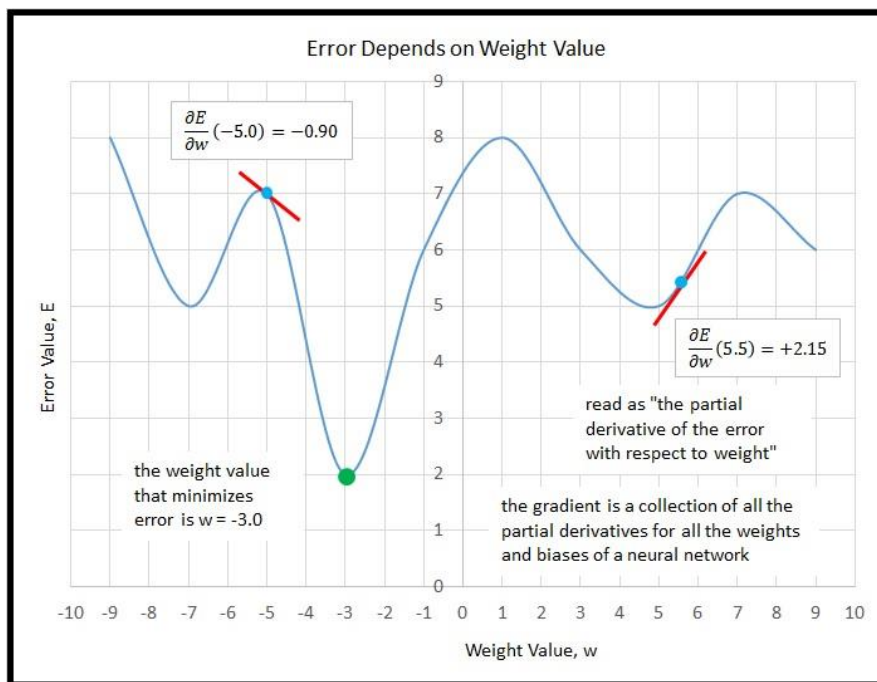
A mesterséges neurális hálózat betanítása magában foglalja az engedélyezett modellek kiválasztását, amelyekhez több kapcsolódó algoritmus létezik: Gradiens Csökkenés (Gradient Descent), Reziliens Hiba-Visszaterjesztés (Resilient Backpropagation), Konjugáló Gradiens (Conjugate Gradient), Quasi-Newton (QN), és Levenberg-Marquardt (LM). Újjonnan a Bayesi Szabályozott Visszaterjesztés (Bayesian Regulated Backpropagation), mint új betanító algoritmus jelentek meg a kutatások területén [9].

A Gradiens Csökkenés (angolul Gradient Descent) módszerének alkalmazása során mindig a legnagyobb csökkenés irányába haladunk, mindaddig, ameddig el nem érünk egy minimumot, legyen az egy lokális minimum vagy optimum. Egy egyenes mentén történő keresésnél a pontos minimum helyett közelítő minimum helyet ajánl. Habár a gradiens módszerre érvényes a stacionárius ponthoz való konvergencia, mégsem javasolt az általános használata, mivel a gyakorlatban megbízhatatlan. A Konjugáló Gradiens, avagy a Skálázott Konjugáló Gradiens módszert az előzőleg megismert Gradiens módszerhez hasonlóan a minta felismerésére szokták használni. A Skálázott Konjugált Gradiens algoritmus a konjugált irányokon alapul, de ez az algoritmus nem hajt végre vonalkeresést minden iterációnál. A Gradiens Csökkenés módszerét az 6. ábra demonstrálja [7], [10].



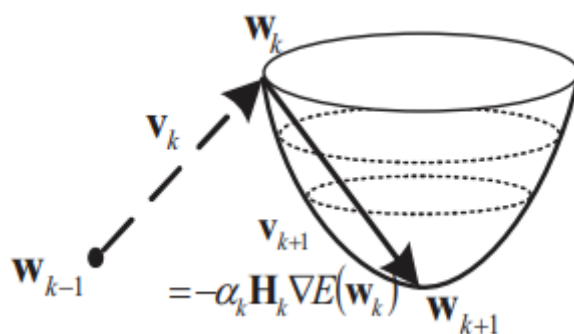
6. ábra: Gradiens Csökkenés ábrázolása [11]

A Reziliens Hiba-Visszaterjesztés (angolul Resilient Backpropagation) működése a következőben teljesül ki. A többrétegű hálózatok jellemzően szigmoid átviteli függvényeket használnak a rejtett rétegekben. Ezeket a függvényeket gyakran „összenyomó” függvényeknek nevezik, mivel végtelen bemeneti tartományt tömörítenek véges kimeneti tartományba. A szigmoid függvényeket az jellemzi, hogy meredekségeiknek nullához kell közelíteniük, ahogy a bemenet megnő. Ez problémát okoz, ha a legmeredekebb ereszkedést használja egy többrétegű, szigmoid függvényekkel rendelkező hálózat betanításához, mivel a gradiensnek nagyon kicsi lehet a nagysága, és ezért kis változásokat okozhat a súlyokban és torzításokban, még akkor is, ha a súlyok és torzítások messze vannak a sajátjuktól. A Reziliens Hiba-Visszaterjesztés (Rprop) nevű tanító algoritmus célja a parciális deriváltak nagyságrendjének kiküszöbölése. Csak a derivált előjele határozhatja meg a súlyfrissítés irányát; a derivált nagysága nincs hatással a súlyfrissítésre, ahogy az a 7. ábrán látható. A súlyváltozás nagyságát külön frissítési érték határozza meg, melyet tényezővel, faktorral korrigál. Ha a derivált nulla, a frissítési érték ugyanaz marad. Amikor a súlyok oszcillálnak, a súlyváltozás csökken. Ha a súly továbbra is ugyanabban az irányban változik több iteráción keresztül, akkor a súlyváltozás mértéke nő. Ezt demonstrálja a 7. ábra [10].



7. ábra: Reziliens Hiba-Visszaterjesztés (Rprop) működése [12]

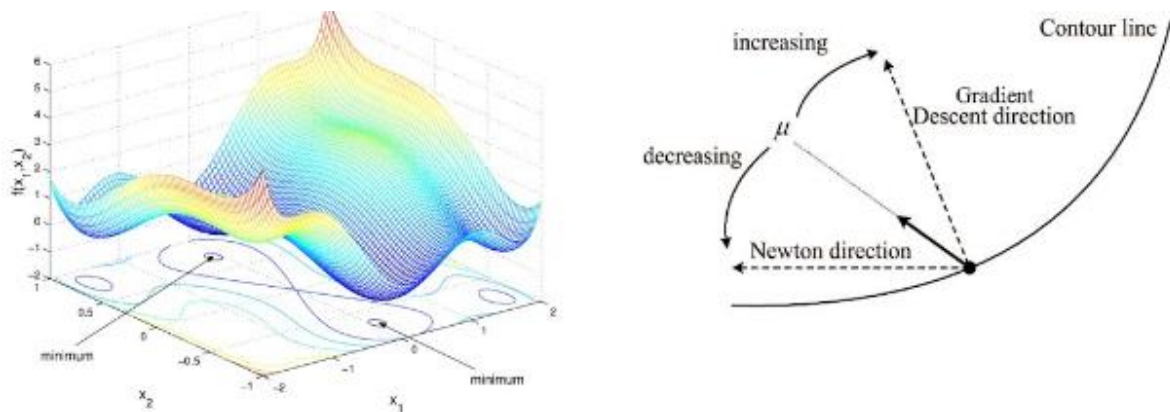
A Newton módszer a konjugált gradiens módszerek alternatívája a gyors optimalizálás érdekében. A Newton-módszer gyakran gyorsabban konvergál, mint a konjugált gradiens módszerek. Sajnos bonyolult és költséges a Hess-mátrix kiszámítása az előrecsatolt neurális hálózatokhoz. Van az algoritmusok egy osztálya, amely Newton módszerén alapul, de nem igényli a második derivált számítását. Ezeket Kvázi-Newton (angolul Quasi-Newton (QN) magyarul esetleg szekáns) módszereknek nevezzük. Az ilyen algoritmusok működésükkor frissítenek egy közelítő Hess-mátrixot az algoritmus minden iterációja során. A frissítés a gradiens függvényében kerül kiszámításra, ahogy az a 8. ábrán látható. A publikált tanulmányokban legsikeresebb Kvázi-Newton módszer a Broyden, Fletcher, Goldfarb és Shanno (BFGS) frissítés [10].



8. ábra: Kvázi-Newton algoritmus geometrikus leképezése [13]

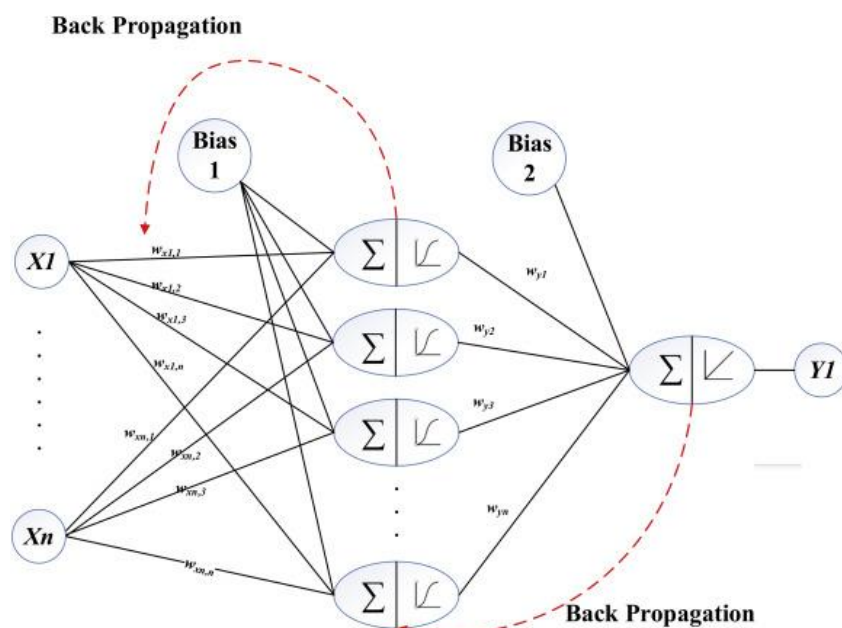
A Levenberg-Marquardt (LM) módszereket szokták a korlátozott lépésű módszerek, illetve a megbízhatósági tartományos módszerek között tárgyalni, illetve ez egyik leggyakrabban hasz-

nált betanító algoritmusok egyike. Egy függvény minimumának (legyen az lokális vagy globális) meghatározására használják a paraméterezés területén, ahogy azt a 9. ábra mutatja. Az algoritmus adaptívan változtatja belső paraméterét a Gauss Newton közelítő- és a Gradiens Csökkenés közelítő algoritmusok között. Utóbbit az első iterációkban használja nagy értékek mellett, míg utóbbit későbbi iterációkban használja a kis értékekre illeszkedéskor, így gyorsabban találja meg a megoldást, mint bármelyik eddig felsorolt algoritmus. Mint sok numerikus technika, a Levenberg-Marquardt módszer is érzékeny lehet a kezdeti kiindulási paraméterekre és a zajokra [7], [14], [15].



9. ábra: Példa a LM algoritmus vonalközelítő viselkedésére térben és síkban [16]

A Bayesi Szabályozott Visszaterjesztés (angolul Bayesian regularization backpropagation, BR) módszer alkalmazása során a bevitt paraméterek súlya és hangsúlya változik a Levenberg-Marquardt optimalizációhoz hasonlóan. A négyzetes hibák és súlyok kombinációját minimalizálja és aztán eldönti, melyik az a helyes kombináció, amelyre jól tud általánosítani/ függvényt illeszteni, ahogy az a 10. ábrán látható. Megakadályozza az overfitting előfordulását és modelválasztást külön keresztértékelésre adott Data Set nélkül is el tudja végezni. Abban az esetben használják, ha egy nagyon pontos közelítés megtalálása a prioritás, valamint szakértelem, nagyon sok idő és adat, illetve erőforrás áll a rendelkezésünkre [17], [18].



10. ábra: Bayesi Szabályozott Hiba-Visszaterjesztő algoritmus felépítése [9]

3.2. Az ANN gyártástechnológiai alkalmazásának lehetőségei

Az utóbbi 15 évben több kutatás is megjelent a Mesterséges Neurális Hálózatok forgácsolási paraméterek alapján történő éltartam és felületi érdesség becsléseinek pontosságáról, illetve annak alkalmazásáról. Az algoritmus bemeneti paraméterei alapvetően a forgácsolási sebesség (v_c), az előtolás (f vagy f_z , amennyiben fogankénti előtolás), illetve a fogásmélység (a_p). Ezt kiegészítheti kísérlet céljától függően a forgácsolóerő mért legnagyobb értéke (F_c), rezgésvizsgálat megmunkálásközben. Kimeneti paraméterekként pedig a megmunkált felület érdessége (R_a), a szerszámkopás nagysága, leválasztott anyagmennyiség rátája (MRR), melyeket a megmunkálás után számolnak ki vagy mérnek le mérőeszközzel. A következőkben az általam feldolgozott kutatásokat mutatom be.

S.O. Sada és S. C. Ikpeseni az ANN és az ANFIS modellező képességét értékelték egy AISI 1050 típusú acél megmunkálási teljesítményének előrejelzésében. A kísérletet egy 11 kW teljesítményű esztergán hajtották végre, gyorsacél szerszámokkal és a leválasztott anyagmennyiség rátáját, illetve a szerszámkopást mérték. A kísérletek számának meghatározásához a bemeneti paramétereket, egy erre készített szoftvert és CCD-t (Central Composit Design) használtak fel, így három szintes kísérleti mátrixot hoztak létre 40 darabos kísérletszámmal. Az ANN betanításához és teszteléséhez a MATLAB 2016b programot használták fel. Maga az ANN betanításához három különböző betanító algoritmust használtak, különböző aktiváló funkciókkal és

a rejtett rétegben található neuronjainak száma 2-20 között változtak. A kísérleti eredményekből álló Data Set 70%-át használták fel az algoritmus betanítására, 15%-ot az érvényesítésre és a maradék 15%-ot a tesztelésére. Az ANN becslésének jóságát R^2 korrelációs együtthatóval és RMSE négyzetes hiba statisztikus jellemzőkkel értékelték és feljegyezték. Az ANN algoritmust összevetették az ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System) gépi tanuló technikával, amely az ANN-t és a Burkolt Logikát (Fuzzy Logic) foglalja magába. Az ANN modell tesztelésekor kiderült, hogy a 3 tréning algoritmus közül az LM-típus, 10 neuronnal és transig aktivációval, illetve logsig funkcióval volt a legalacsonyabb hibával rendelkező algoritmus. Összehasonlítva pedig az ANN, az ANFIS-hoz képest jobban szerepelt, mivel a korrelációs együtthatója 92,1%-os volt az ANFIS 60-73%-hoz képest [19].

Aleksandar Kosarac, et al. a felületi érdesség becslését tűzte ki célul ANN segítségével maró forgácsolási eljárás esetén. A kísérletet AA7075-ös alumíniumon végezték el karbidos marószerszámmal. különböző közhűtéssel kísérve. A kísérlet végén a megmunkált felületek felületi érdességét Mitutoyo érdességmérő berendezéssel vizsgálták meg. Az ANN betanításához és teszteléséhez a MATLAB szoftvert használták fel. Maga az ANN betanításához több különböző betanító algoritmust használtak, például Levenberg-Marquardt (LM), Bayesian Reguláció (BR), resilient backpropagation (RP), Quasi-Newton backpropagation (BFG) és Scaled Conjugate Gradient Backpropagation (SCG). A kísérleti eredményekből álló Data Set 70%-át használták fel az algoritmus betanítására, 15%-ot az érvényesítésre és a maradék 15%-ot a tesztelésére. Az ANN becslésének jóságát R^2 korrelációs együtthatóval és MSE átlagos négyzetes hiba statisztikus jellemzőkkel értékelték és feljegyezték. A kísérlet arra mutatott rá, hogy a felületi érdesség becslését a készített algoritmusok nagyon jó közelítéssel, kis hibával elvégezték kisebb Data Set használata mellett [20].

P.J. Bagga, et al. a szerszámkopás mérés és becslés közvetett módszerét kísérletezte ki forgácsolás közben, ANN hálózatok segítségével. A kísérlet megtervezése a Taguchi L9-es módszer alapján készült, így 9 kísérleti eredmény készült el. A kísérlet során karbid szerszámokkal En8-as szénacélt munkáltak meg esztergálással, úgy, hogy az esztergát felszerelték valós időben mérő erő és vibrációmérőeszközökkel, így ez alapján megtudták határozni, ha a szerszám egy bizonyos nagyságig elkopott. A keletkező eredményeket MATLAB szoftveren ANN-nel értékelték ki. A legjobb eredményt egy 3-4-1-es felépítésű feed-forward neurális hálózattal voltak képesek elérni, 3.48%-os átlagos százalék hibával [21].

Uma Maheshwera Reddy Paturi, et al. az AISI 52100-as keményfém esztergása során mesterséges neurális hálózat (ANN) megközelítést alkalmazott, hogy megbecsülhesse a vágószerszám

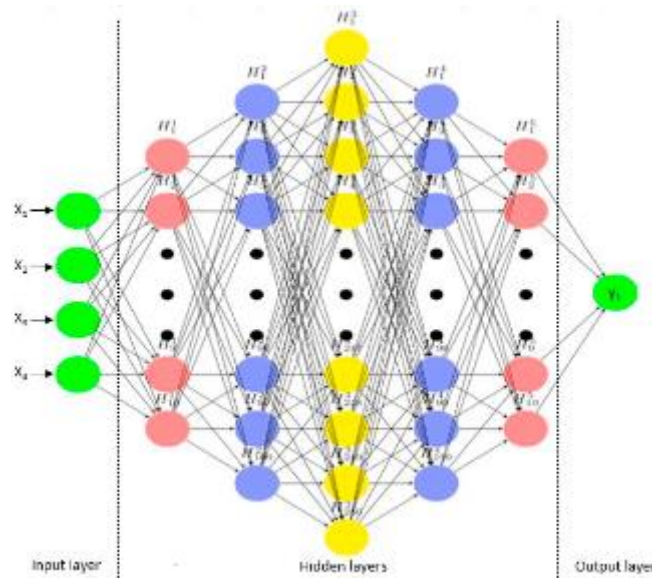
kopását. A kísérlethez Taguchi L27-es kísérlettervezési módszert használtak, és az így kapott eredményeket MATLAB-ban értékelték ki. A szerszámlapka kopását három különböző módon értékelik megmunkálási környezetek alapján, például száraz megmunkálás, nedves megmunkálás (elárasztó hűtés) és minimális mennyiség kenés (MQL) megmunkálás. Az emulgeáló olaj alapú vágófolyadékot vágófolyadékként használják nedves és MQL megmunkálás során. Az ANN modellezés Levenberg-Marquardt módszerrel készült és tangens szigmoid (tansig) képzést tartalmazott hidden és output rétegekben. A 3-6-6-1 az optimális felépítés, melyet a bemeneti adat négyzetes hibája (MSE) és átlagos hibája (AE) alapján kaptak meg. Az ANN modell előrejelzett értékeit összehasonlítjuk a kísérleti eredményekkel. A korrelációs koeficiens faktor, azt figyelték meg, hogy az ANN előrejelzése magas, ami szignifikáns harmóniát mutat az előre jelzett válasz és a kísérleti eredmény között [22].

Yun Zhang, et al. a gépi tanulás alkalmazásának lehetőségeit vizsgálta nagysebességű esztergálásnál (High Speed Turning) a vágóerő, felületi érdesség és szerszám éltartam becslésére. Az ANN betanítását Gauss-i regressziós folyamati modellel (angolul: Gaussian Process Regression) végezte el és összehasonlította az ugyanazon Data Set-tel elvégzett más típusú betanító algoritmusokkal betanított ANN-ekkel. A Data Set 41 kísérleti eredményt tartalmazott. A betanítás eredménye az lett, hogy a Gaussi regressziós folyamati modell egyszerűen, gyorsan és pontosan képes meghatározni a High Speed Turning folyamatok esetén a megmunkálási paraméterek segítségével a becsülendő értékeket [23].

Vikas Marakini, et al. magnézium ötvözetek High Speed Milling megmunkálás során keletkező vibráció miatt keletkező felületi érdesség optimalizálását tűzte ki célul. A kísérlet során AZ91-es magnéziumot hűtőközeg nélkül martak L9-es Taguchi kísérlettervezéssel, majd az eredményeket TOPSIS módszerrel dolgozta fel és MS Excelben vették fel a mért rezgéseket. A kísérlet végén arra jutottak, hogy a High Speed Milling jobb felületi érdességet és keménységet eredményez a megmunkálatlan munkadarabhoz képest és a TOPSIS módszerrel sikerült a forgácsolási paraméter optimumot meghatározni. A felületi érdességet legjobban befolyásoló paraméter az előtolás volt [24].

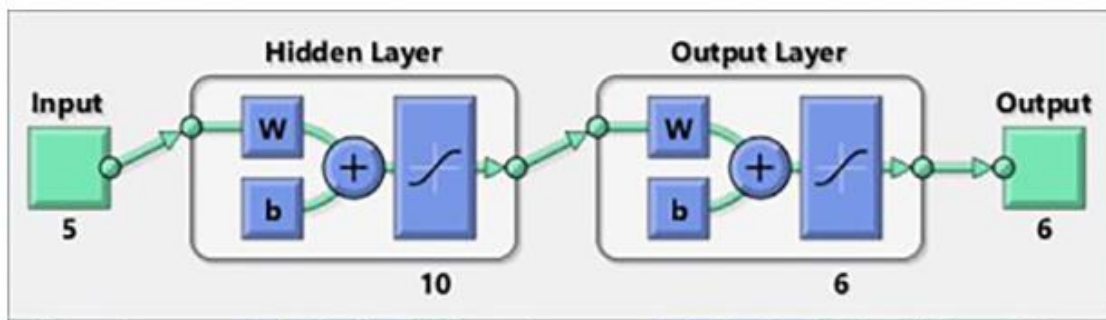
Gokberk Serin, et al. a Deep Multi-Layer Perceptron alapú előrejelzést kutatta a marás energiahatékonyságáról és felületminőségéről a fenntarthatóság és Big Data korszakában. A kutatás során CCD kísérlet előtervezéssel AL7075 alumíniumötvözetet horonymartak. A szükséges adatok összegyűjtése után DMLP alapú modellt tanítottak be MATLAB szoftver segítségével és ANOVA módszerrel ellenőrizték hibáira. A véglegesített előrejelző algoritmus 91,5%-os és

90,7%-os pontossággal becsülte meg a minőséget és az energiahatékonyságot a horonymarásnál. További észrevételek az megmunkálási paraméterek kapcsán, hogy az előtolás és a fogásmélység volt a legnagyobb befolyásoló tényező. A DMLP algoritmus felépítéséről a 11. ábra ad jó tájékoztatást [25].



11. ábra: Az DMLP algoritmus általános felépítése [25]

Jignesh G. Parmar, et al. egy Mesterséges Neurális Hálózat (ANN) modelljét tanítottak be AISI1020 acélanyag végmarási folyamat teljesítményértékelési kritériumainak előrejelzésére, mint pl anyageltávolítási sebesség, megmunkálási idő, szerszámélettartam, forgácsolóerő, nyomtatók és teljesítmény. Az ANN modell alkotás során figyelembe vették a végmarást és a felhasznált anyag mechanikai tulajdonságait. A MATLAB Az R2015a szoftvert használták fel az ANN modell betanítására és tesztelésére, melyet a Feedforward Backpropagation-típusként határoztak meg és 5 Input neuronnal, 6 rejtett réteggel (minden rejtett rétegben 10 neuronnal) és 6 Output neuronnal használták. Erről a 12. ábra ad információt. Jó korrelációt kaptak az ANN modell eredményei és kísérleti eredmények között. Végsőkonklúzióként kimondták, hogy a kifejlesztett mesterséges neurális hálózati modell hatékonyan használható előrejelzésre a végmarási folyamat több reakciós paramétere bármilyen kiválasztott anyaggal olcsón és gyorsan [26].



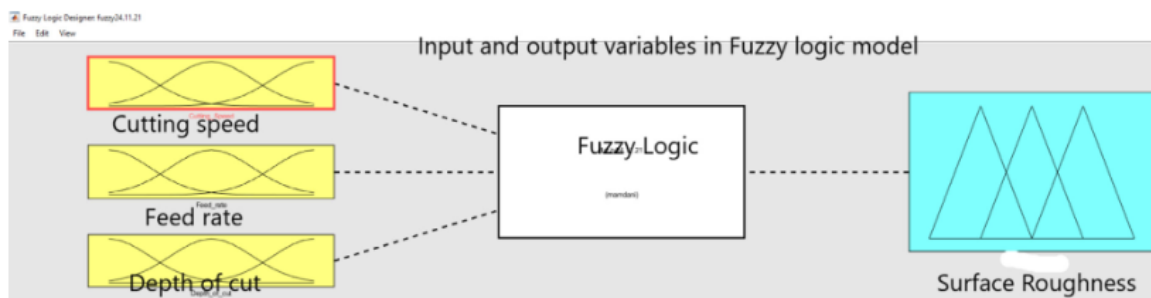
12. ábra: Az ANN modell MATLAB-os szerkezete[26]

Pradeep K. Singh, et al. célja a megmunkálási paraméterek hatásának kiértékelése AISI H11 acél végmarás során a felületi érdességére (SR) és anyageltávolítási sebességére (MRR). A megmunkálási tesztek CNC függőleges marógépen végezte el és Taguchi standard L27 ortogonális tömbös (OA) szürke relációs analízist (TGRA) választott ki a felületi érdesség (SR) és anyageltávolítási sebesség (MRR) közötti az összefüggés vizsgálatára. Az optimalizálás úgy történt, hogy minden bemeneti paramétert a tartományon belül kell beállítani, hogy SR és MRR legjobb kombinációját kapják meg. Az adatok elemzése MS EXCEL szoftverrel kerültek elvégzésre, a modell szignifikancia tesztek elvégzésre kerültek ANOVA módszerrel. 20%-os súly a válaszfelületi érdességhez és 80%-os az anyageltávolításhoz sebességet feltételeztek a durva megmunkálási feltételek figyelembevételénél. A vágás százalékos hozzájárulása a sebesség, az előtolás és a fogásmélység durva megmunkálásnál 18,48%, 37,49% és 35,61%. Míg a válaszfelületi érdesség esetében 80%-os súlyozást, az anyageltávolítási sebességnél pedig 20%-os súlyt feltételeztek a befejező megmunkálási feltételek figyelembevételénél. A forgácsolási sebesség, előtolás százalékos hozzájárulása és a vágásmélység a megmunkálásnál 71,55%, 13,88% és 1,09% volt [27].

Chakradhar Bandapalli, et al. kutatása során a felületi érdesség kísérleti vizsgálatát és becslését végezte el optimalizálási technikákkal. Ezek között volt a mesterséges neurális hálózat (ANN), csoportos módszerrel végzett adatkezelése (GMDH) és többszörös regressziós analízis (MRA). Ti-6Al-4V- titánötvözet (5-ös fokozat) nagy sebességű mikroméretű szármarása során összehasonlító vizsgálatot végeztek az orsó fordulatszámának, előtolásának és fogásmélységének a megmunkált titán ötvözet felületi érdességére gyakorolt hatásának megismerésére. A megfigyelésekből egyértelműen levonható, hogy a neurális hálózat előrejelzési pontossága nagyobb, mint más technikáké, ami jó összhangban volt a validáló kísérleti értékekkel [28].

S. Sivarajan, et al. kutatásuk során a fuzzy logikát alkalmazták a felületi érdesség előrejelzésére EN31 acél kemény megmunkálásakor TiAlN bevonatú vágószerszámot használva. Kilenc anyagleválasztási kísérletet végeztek három forgácsolási sebességgel, előtolási sebességgel és

fogásmélységgel, majd a 9 felület felületminőségét mérték meg felületi érdességmérővel. A fuzzy logikai modellek fejlesztéséhez, melyet az 13. ábra mutat be, MATLAB R2020b szoftvert és a beépített fuzzy logic eszköztárat használták. A háromszög tagsági funkció minden paraméterhez és változóhoz hozzá van rendelve. Kilenc fuzzy szabályt készítettek a megmunkálási kísérletekből származó adatok felhasználásával. Megállapítható, hogy a fuzzy logikai modell elfogadható pontossággal képes a felületi érdesség becslésére. Kiderült, hogy a nagyobb forgácsolási sebesség és a kisebb előtolás jobb felületminőséget biztosít [29].



13. ábra: Fuzzy Logic felépítése MATLAB programban [29]

M.V.R. Durga Prasad, et al. kutatásuk során egy L27 Taguchi kísérleti terv használatával vizsgálatokat végeztek el EN31 edzett acélon. A kísérlet során CBN eszközzel végzett száraz környezeti megmunkálásban azonosították a bemeneti folyamat paramétereit a sebességet, az előtolási sebességet és a fogásmélységet. Ezt követően a kísérleti eredményeket elemezték, hogy azonosítsák ezen bemeneti paraméterek közvetlen és közvetett hatását a felület minőségi paramétereire. A statisztikai eszközökkel végzett elemzések eredményei azt mutatják, hogy a száraz megmunkálás nemlineáris jelenség, ezért egy ANN modellt fejlesztettek ki, és érzékenységi elemzést végeztek. Az ANN modell kiértékelése során arra jutottak, hogy a fogásmélység és az előtolás volt a legnagyobb befolyásoló tényező felületi érdesség kialakulásakor [30].

A. Johnson Santhosh, et al. kutatása során AISI 4340 ötvöztött acél alkatrészek felületi érdességének befolyásoltságát figyelte meg olyan CNC megmunkálási paraméterekkel, mint az előtolás, a forgási sebesség és a fogásmélység. A kódolt és tényleges empirikus modellt Face Centered Central Composite Design (CCD) megközelítéssel állította elő a Response Surface Methodology (RSM) programban az előrejelzett értékek előrejelzésére. A megmunkálási paraméterek kölcsönhatásait háromdimenziós felületi diagramok segítségével tanulmányozták, az optimális folyamatparamétereket pedig a kívánatossági grafikon segítségével jósolták meg. A mesterséges neurális hálózat (ANN) megközelítést alkalmazták a regressziós együttható (R^2) növelésére és legjobban illeszkedő modell megszerzésére a Genetic Algorithm (GA) számára. A megerősítő vizsgálati eredmények a kísérleti felületi érdesség értékét tárják fel, és a hibaszá-

zalék kisebb a Genetic Algoritmusban, mint a válaszfelületi módszertanban az AISI 4340 ötvöztött acél alkatrészek esetében. Ennek eredményeként a szerző az Artificial Neural Network (ANN) és a Genetic Algorithm (GA) módszertan kombinációjának használatát javasolja a legjobb megmunkálási folyamatparaméterek megtalálása és a gyakorlati alkalmazásokban jó teljesítményreakció elérése érdekében [31].

Mahesh Gopal kísérleti vizsgálatot végzett a felületi érdesség előrejelzésére a következő paraméterek figyelembevételével: forgácsolási sebesség, előtolási sebesség, fogásmélység és csúcscsúgar a Duplex 2205 (ASTM A276) körrúd anyag kemény esztergálásánál, keményfém szerszám felhasználásával. Kísérleti célokra a 4-faktoros és 5-szintű tervezési mátrixot Design-Expert szoftverrel strukturálta. A forgácsolási teszt szempontjából a forgácsolási sebesség az a paraméter, amely a legnagyobb hatással van a megmunkálási tevékenységre és a csúcscsúgar egy olyan paraméter, amely kevésbé befolyásolja a megmunkálási tevékenységet. A felületi érdességre legnagyobb hatással lévő forgácsolási paraméterek felismeréséhez egy ANN-t használt fel, melyet MATLAB tanított be és értékelt ki. Három különböző ANN átviteli függvény hatékonyságát hasonlította össze a szerző a legjobb előrejelzett értékek kiválasztásához. A szerző szerint a Log-sigmoid a legalkalmasabb átviteli függvény, amely segítségével az ANN legjobban tudja közelíteni minimális felületi érdességet [32].

Ramanuj Kumar, et al. a szerszám oldalfelületek kopásának előrejelzésével és forgácsolási mennyiség csökkentésén dolgoztak AISI D2 szerszámacél keményeszttergálásának esetében keményfém szerszámmal. Az eredmények kiértékelését MATLAB szoftverben végezték, ahol Levenberg-Marquardt algoritmust alkalmazták a betanításhoz. Három rejtett réteg típusú modellt vezettek be: 6, 7 és 8 rejtett réteges modelleket, melyek betanításához 100000, 150000 és 200000 epoch-t engedélyeztek. Három bemenet volt: fordulatszám, előtolás és fogásmélység, míg kimenetként a szerszám hátfelületének kopását jelölték meg. Mindhárom modell segítségével elvégezték a betanítást, konstans ciklusok mellett. A megjósolt eredményt ezután az R négyzet vizsgálatnak vetették alá, és az előrejelzett adatok közötti abszolút hiba alapján igazoltak egy 95%-os konfidencia szintet. Ezek alapján arra a következtetésre jutottak az eredményekből, hogy a szerszámélettartamra legjobb becslést adó modell 6 rejtett réteget tartalmaz, és a betanítása 100000 Epoch értéket igényel [33].

T. Mikołajczyk, et al. a kutatásukban a szerszám-élettartam előrejelzésével foglalkoztak esztergálás esetén neurális hálók, valamint a szerszámkopásról készült képek segítségével. A kísérlet során három forgácsoló él esetén gyűjtöttek adatokat, azonos forgácsolási paraméterek mellett.

A szerszámkopást hagyományos módszerekkel mérték, de emellett, az hátfelületi kopásról készült képek és annak ANN segítségével történő kiértékele alapján szintén készítettek egy becslést a kopásra. A korábban ismertetett vizsgálat mellett ANN segítségével szerszámélettartam modellt készítettek, aminek a betanításához az első kettő forgácsoló szerszámélhez tartozó adatokat használták fel, majd a harmadik szerszámélhez kapott adatokkal a modellvalidációt végezték el. Az elvégzett betanításról kapott eredmények alapján arra a következtetésre jutottak, hogy a két módszer együttes használata egy jó becslést biztosít a szerszámélettartamhoz, de az iparban elterjedt használathoz túlságosan nagy hibával terhelt, mint az elvárt lenne, ezért további fejlesztéseket és kutatást igényel még a módszer [34].

A. Panda, et al. az AISI 52100 acél megmunkálhatóságát vizsgálta AISI 52100 csapágyacél keménysztergálása esetén. A kutatásuk során a felületi érdességet, a kopást, valamint a forgácsmorfológiát elemezték. A kísérlet végrehajtását követően Négyzetes Regresszió, gépi tanulás és az ANN módszer segítségével modellt készítettek, aminek célja a szerszámkopás és felületi érdesség előrejelzése volt. Az ANN modell készítése során az adatok 80%-át használták betanításra a jobb modell elérésének érdekében. Kutatásukban két módszer összehasonlítását végezték el, aminek eredménye az lett, hogy az ANN modell segítségével pontosabb, alacsonyabb hibaszázalékkal terhelt becslés kapható, mint a négyzetes regresszió modelljével, egyaránt a kopás és a felületi érdesség esetén [35].

4. PREDIKTÍV MODELLFEJLESZTÉS

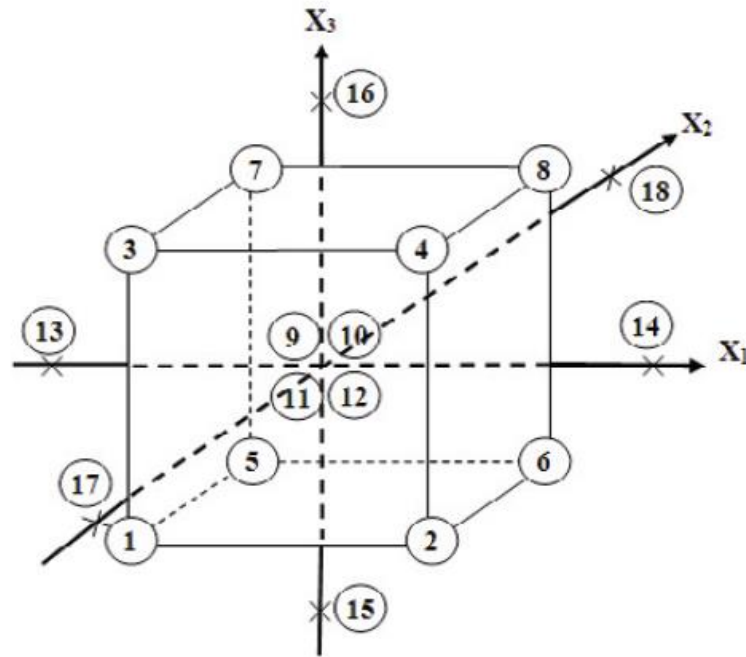
4.1. *Data Set bemutatása*

Ugyanakkor több kutatás már korábban, más célból végrehajtott kísérletek dokumentált mérési eredményeire (Data Set) alapozott, ANN-es adatfeldolgozás. Ennek oka, hogy egy új kísérlet szervezése sok pénzt, időt és kapacitást igényel, amivel több kutatóintézet nem bővelkedik. Ezzel szemben egy más célból felhasznált, de a feladat tekintetében megfelelő Data Set újra felhasználása megfelelő. Így az ismertetett Data Set alapú kutatási módszert választottam modellfejlesztési alapnak. A kísérleti Data Set-nek J. B. Saelton, et al. AISI D2-es (62 HRC) keményfém mikromarásáról szóló kutatását választottam, ahol a kutatás célja a szerszámtartam becslése és optimalizálása volt. A választás azért is esett erre a tanulmányra, mivel a szerző és csapata a szerszámkopás előrejelzését nem ANN használatával végezte el, hanem egy analóg függvényes számítással. A kísérletet 3 tengelyes marógépen végezték el TiAlN bevonatos, 5-7 μm éllekerekítésű keményfém marószerszámmal egy 90 mm hosszú, 20 mm széles, 20 mm vastag szerszámacél tömbön. A felhasznált szerszámokat és éllekerekítésüket Alicona típusú mérőgépen mérték le, a szerszámbefogás kompenzálását Renishaw-NC3-as mérőrendszerrel biztosították. A kísérletben minden fontos paramétert dokumentáltak: a forgácsolósebességet, az előtolás nagyságát, a fogásmélységet, illetve a szerszámtartalmot és a leválasztott anyagmennyiséget, ezek az 1. táblázatban láthatóak. A táblázatban szereplő éltartamot a szerzők úgy határozták meg, hogy addig végeztek forgácsolást a szerszámmal, ameddig 30 mikronnal nem csökken a szerszám átmérője. Emellett azért döntöttek, mivel a szerszám elhajlása, a hőmérsékelt miatti méretváltozás és a folyamatos megmunkálás egyéb előforduló hibáit akarták csökkenteni [36].

1. táblázat: A prediktív modellalkotás alapját jelentő Data Set [36]

	vc (m/min)	ap (mm)	f (um/ford.)	Éltartam (min)	mr (mm ³)
1	20	1	15	4,71	1,8
2	50	1	15	1,42	1,4
3	20	2	15	2,77	2,1
4	50	2	15	1,10	2,1
5	20	1	55	3,14	4,4
6	50	1	55	0,95	3,3
7	20	2	55	1,19	3,4
8	50	2	55	0,55	3,9
9	32	1,42	29	1,9	3,1
10	32	1,42	29	1,7	2,9
11	32	1,42	29	1,7	2,9
12	32	1,42	29	1,9	3,1
13	14,77	1,42	29	2,64	2
14	68,3	1,42	29	0,68	2,6
15	32	0,78	29	2,16	2
16	32	2,5	29	0,92	2,6
17	32	1,42	10	3,12	1,7
18	32	1,42	85	1,56	7,3

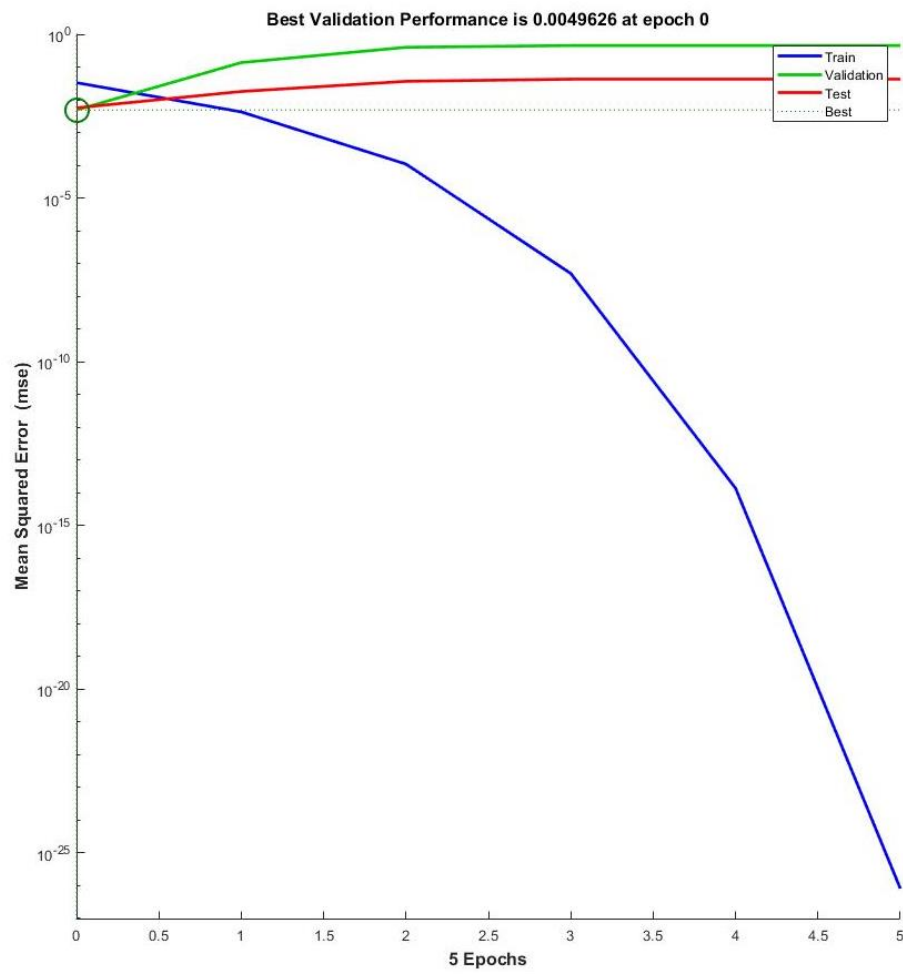
A cikkben szereplő kísérleteket a Central Composite Design (CCD) módszer alapján végezték, amelyet a 14. ábra mutat be.



14. ábra: A kísérleti paraméterek elhelyezkedése a CCD modell szerint [36]

4.2. Modell betanítása

Az ANN betanítását és értékelését a MATLAB 2021b nevű szoftverrel végeztem el. Az első körben, mikor a betanító algoritmusok közül Levenberg-Marquardt (trainlm), Gradiens Visszaterjesztés (traingb) és Skálázott Konjugált Gradiens Hiba-Visszaterjesztés (trainscg) algoritmusait hasonlítottam össze, a modell betanításához a maximális iterációk számát 1000 iterációban határoztam meg, a modell kívánt pontosságát pedig 10^{-6} nagyságrendben rögzítettem. A rejtett rétegek (rejtett réteg) mennyiségét a betanító algoritmusok esetében egy számjegyüként hagytam és a felhasznált Data Set-et adatait alkalmaztam a betanításra, a validálására és a tesztelésre, 70-15-15 %-os arányban. A rétegek aktiváló függvényei a logaritmikus (programbeli neve szerint logsig), míg a kimenet lineáris (programbeli neve szerint purelin). Az LM típusú algoritmusok estében olyan modelleket fejlesztettem, melyeknél azt vettem figyelembe, hogy rétegenként mennyi neuron mellett, illetve hány rejtett réteg mellett lesz hiteles az ANN modell. A második modellalkotási körben, az LM típusú algoritmusokat tanítottam be egy rejtett réteggel, de változó neuron számmal: 10 neurontól kettesével haladtam 4 neuronszámig. A harmadik modellalkotási körben a 7-es neuron számú ANN-ek rejtett rétegeit figyeltem meg 1-5 réteggig. A modell betanításokat addig végeztem, míg megfelelő korrelációt és teljesítési görbét kaptam, ahogy azt a 15. ábra mutatja.

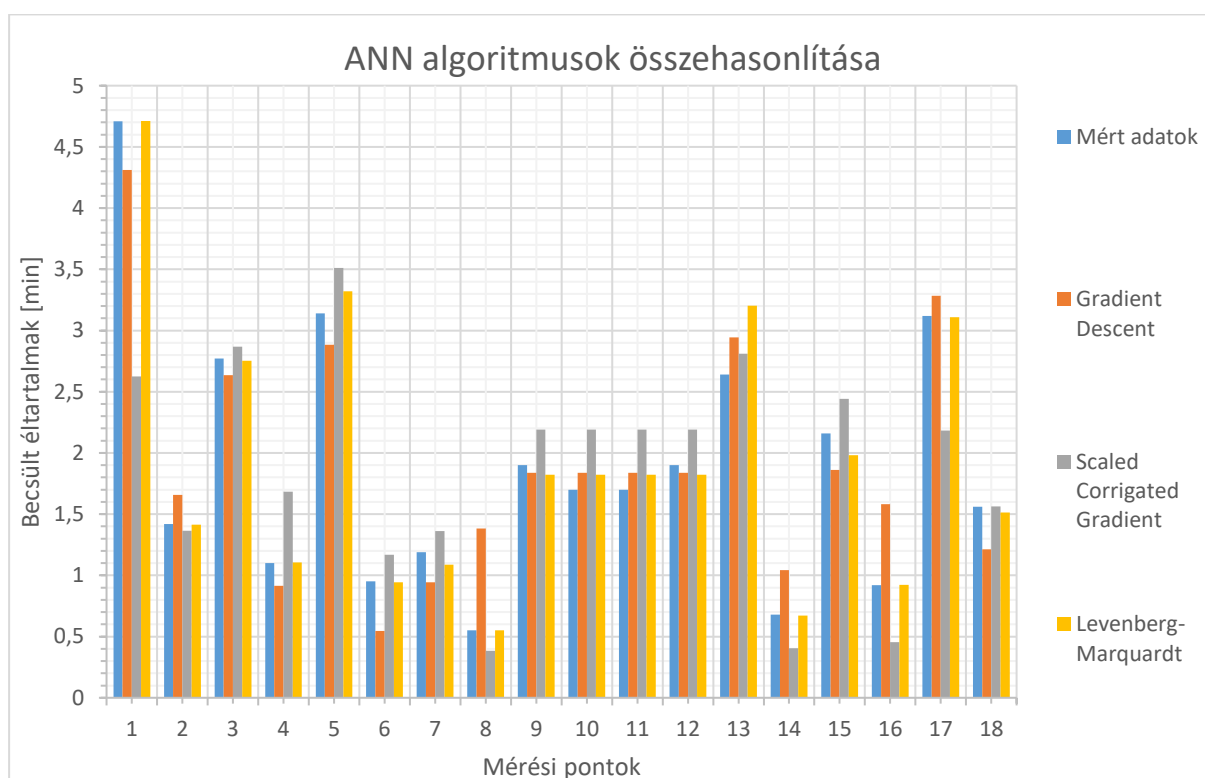


15. ábra: Példa a jó teljesítésre (performance) LM betanító algoritmus esetén

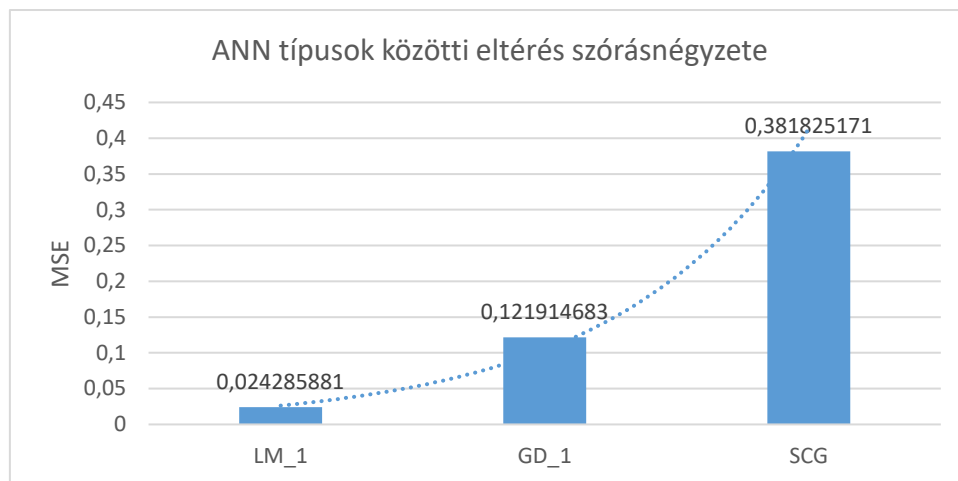
4.3. A prediktív modell becslési hatékonysága

4.3.1. BETANÍTÓ ALGORITMUSOK ÖSSZEHAONLÍTÁSA

Első körben az LM, GD és SCG típusú tanító algoritmusokat használtam fel és hasonlítottam össze. A 16. ábrán az eredmények láthatóak egy diagramon, azonban részletekért lásd 1-13. mellékleteket és a kapott becslésekért a 2. táblázatot. Ahogy az a 17. ábrán látható, a teljesítmény diagram a Levenberg-Marquardt algoritmus esetében az optimális, mivel adott idő alatt ez találta meg a legjobb becselő algoritmus. A 17. ábrán elhelyezett trendgörbe közel exponenciális. Az eredmények jól mutatják, hogy az LM algoritmus jobb és gyorsabb, mint más betanító algoritmus, így a továbbiakban ezt használom fel modellkészítésre.



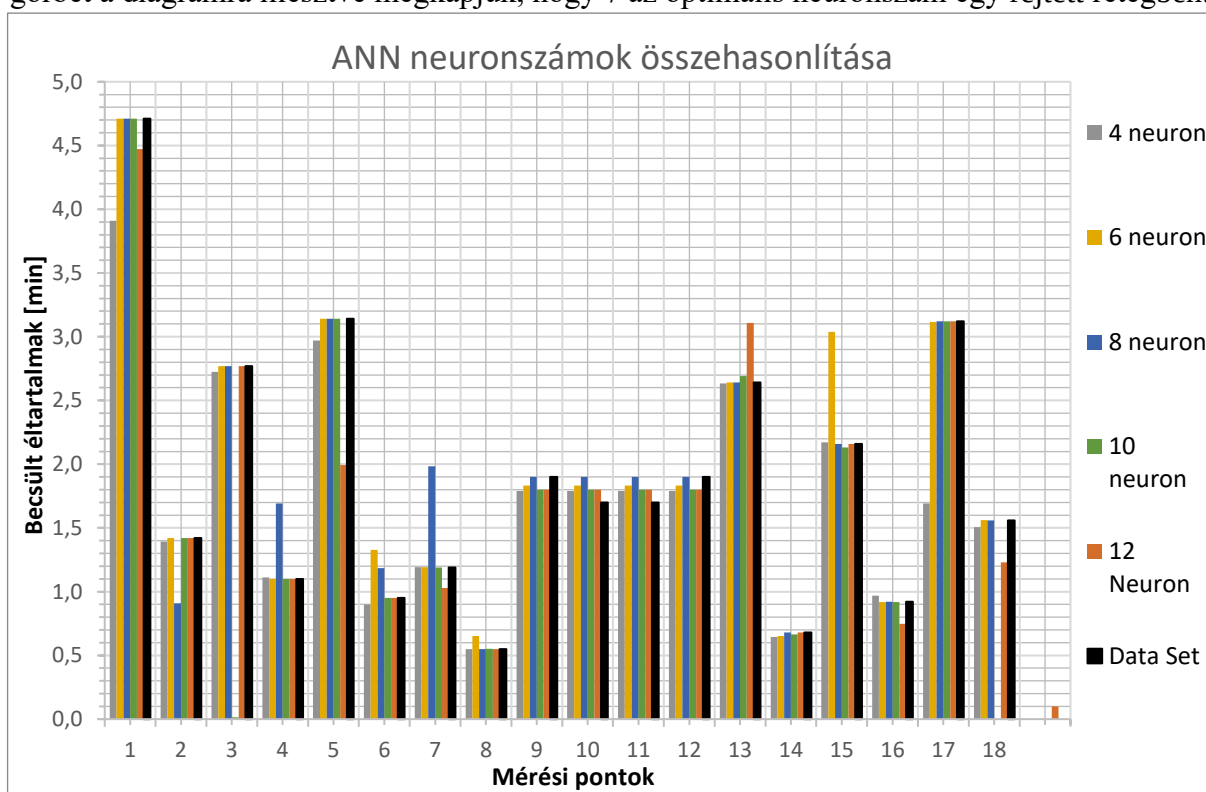
16. ábra: Különböző betanító algoritmusok eredményei



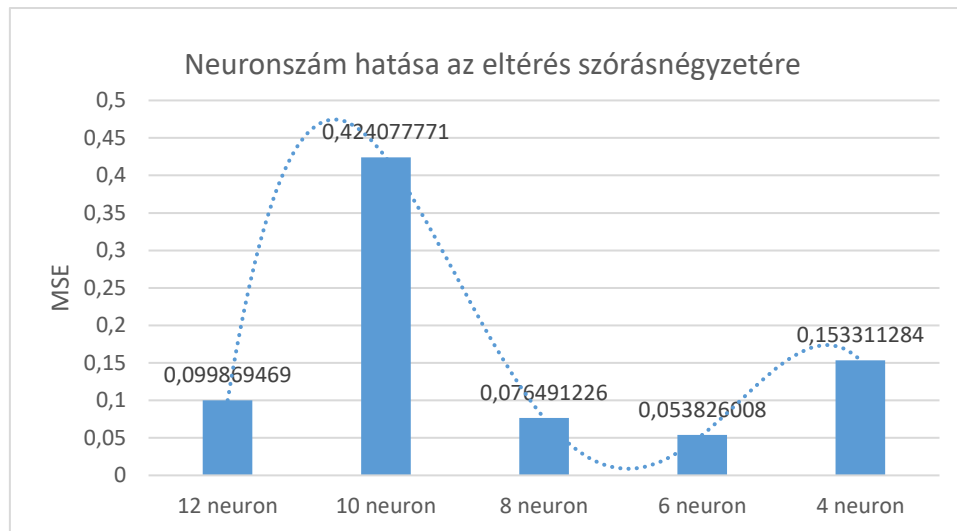
17. ábra: LM, GD és SCG betanító algoritmusokról készült szórásnégyzet diagramja

4.3.2. A NEURONSZÁM HATÁSÁNAK VIZSGÁLATA

Az előző modellalkotás során a betanító algoritmusok hatékonyságát és közelítő képességét figyelhettük meg. A mostani modellalkotás az 1 rejtett réteges algoritmusok neuronszám optimumát hivatott megtalálni. A modellalkotást 4-12 közötti neuronszámmal végeztem el, kettesével léptetve a neuronszámokat. Ahogy az a 18. ábrán látható, kisebb kiugrásoktól eltekintve az algoritmusok jól közelítették az eredeti értékeket. Részleteket a 14. melléklettől a 23. mellékletig lehet megtalálni, az ANN-ek becslései a 3. táblázatban láthatóak. A 19. ábrán jól észrevehető, hogy a 8 és 6 neuronos modellek teljesítettek jobban. Egy polinominális trendgörbét a diagramra illesztve megkapjuk, hogy 7 az optimális neuronszám egy rejtett rétegben.



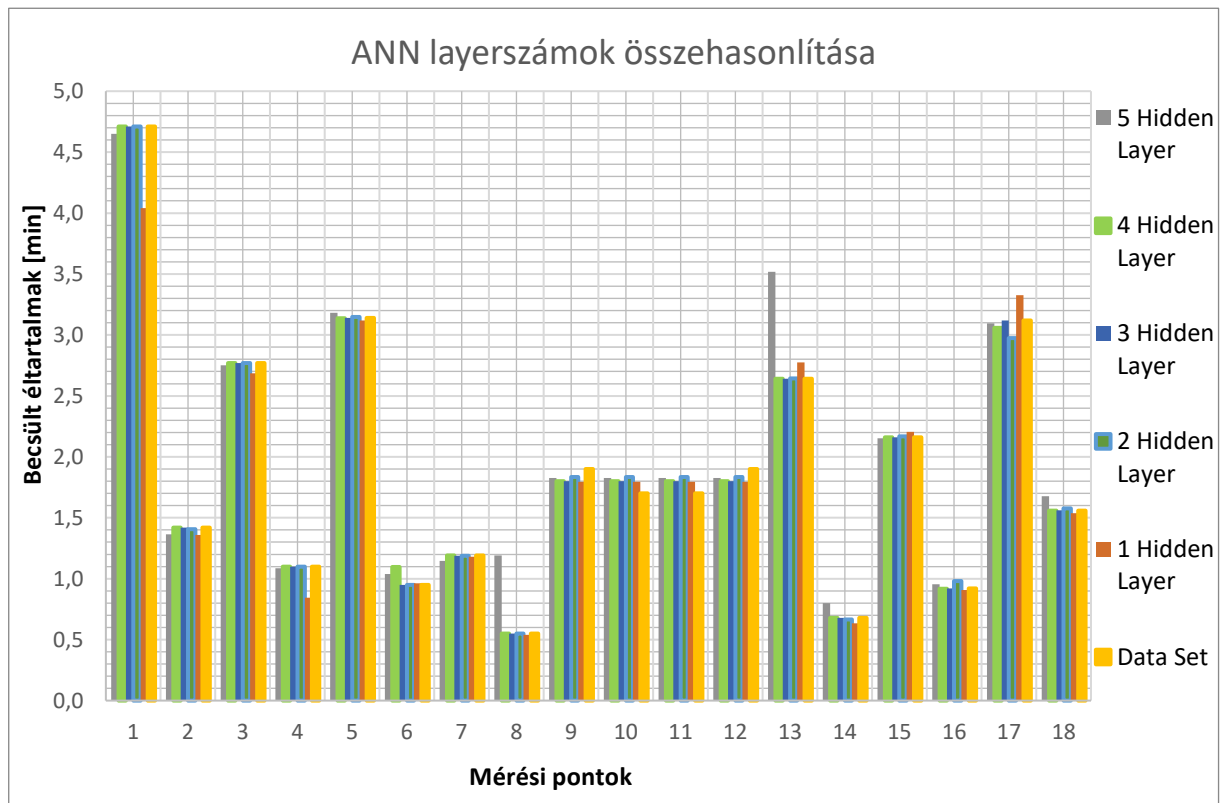
18. ábra: Különböző neuronszámú ANN-ek eredményei



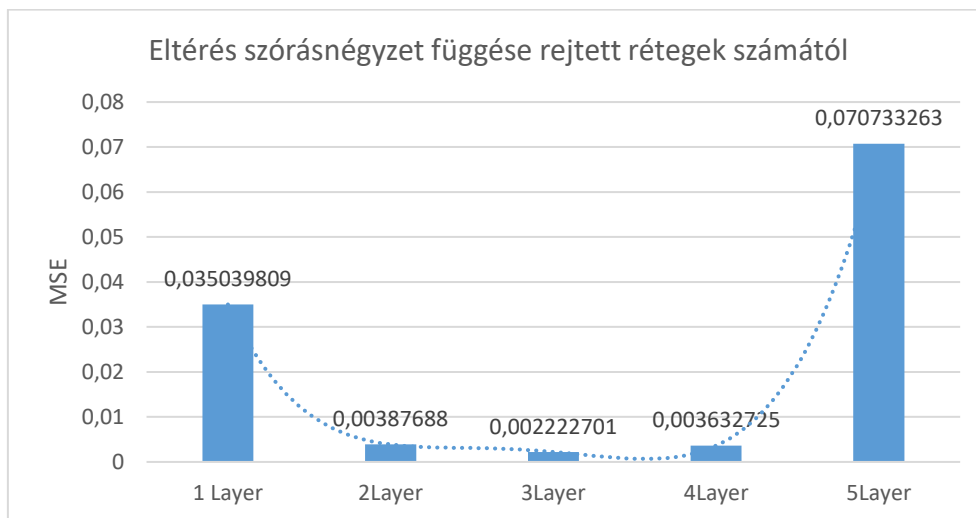
19. ábra: Neuronszám hatása az ANN modell jóságára

4.3.3. A REJTETT RÉTEGEK SZÁMÁNAK HATÁSVIZSGÁLATA

A különböző neuronszámú rétegekkel történő modellalkotás után a különböző rejtett réteg számú ANN-ek összehasonlító elemzését végeztem el. A korábbi tapasztalatok alapján a logika azt diktálná, hogy olyan neurális hálózatok modelljeit kellett volna készítenem, amelyeket LM algoritmussal tanítok be és minden rétegében 7 neuront kell tartalmazniuk. Így a végrehajtott modellalkotás során, melyet 1-5 rejtett rétegszámig végeztem azt kaptam, hogy a 2 rejtett réteget tartalmazó modell teljesített a legjobban, ahogy azt a 20. ábra és 21. ábra is mutatja. A 28-as melléklettől a 32-es mellékletig, illetve a 4. táblázat tartalmazza a modellek részleteit, valamint a becslések eredményeit.



20. ábra: Különböző rejtett réteg számú ANN-ek eredményei



21. ábra: Rétegszám hatása az ANN modell jószágára

5. AZ EREDMÉNYEK ÉRTÉKELÉSE, A KUTATÁS KORSZERŰSÉGE

A kutatási munka az alkatrészgyártás területén egy rendkívül aktuális igény kielégítéséhez kapcsolódik. Arra keresi a választ, hogy hogyan lehetne a megmunkálások során a szerszám éltartalmát, valamint a termék minőségét maximalizálni előrejelzések segítségével, és ezzel a forgácsolást felügyelő személyzetre háruló terhet is csökkenteni.

A gyártási folyamatok jelentős változáson mennek át az Ipar 4.0 keretrendszerén belül. Ha csak egyetlen szóval szeretnénk jellemezni az Ipar 4.0-át, akkor az a digitalizáció volna. Ehhez kapcsolódóan fontos szerepet kapnak az automatizált gyártási eljárások, amelyeknél, ha a mesterséges intelligencia alapú előrejelzésekre támaszkodnánk, magasabb fokú autonóm gyártási rendszereket kapnánk, melyek a korábbiakhoz képest hatékonyabban működhetnének.

Egy forgácsoló megmunkálás során a két legfontosabb szempont a gyártó esetében a megmunkálás idejének csökkentése és az elvárt termékminőség biztosítása. Mindkét tényezővel kapcsolatban meghatározó a szerszám megfelelő időben történő cseréje. A túl korai szerszámcseréje hosszabb mellékidőket, illetve némi szerszámköltség-növekedést, míg a túl kései váltás szerszámtörést eredményezhet, aminek selejtképződés lehet a következménye. A szerszámcseréje idejéről sok esetben a gépet felügyelő operátor dönt. A döntésnek súlyos anyagi vonatkozásai lehetnek. Amennyiben egy megmunkálási folyamattal kapcsolatban historikus adatok állnak rendelkezésre, úgy létrehozható egy előrejelző modell akár a szerszám várható élettartamára, akár a termék várható minőségére vonatkozóan. A korábbi adatok felhasználásával mesterséges intelligencia alapú modellek taníthatók be. Ezek a modellek a alkalmasak lehetnek arra, hogy pillananyi szenzorjelek alapján becslést adjanak akár a forgácsoló szerszám maradvégszerszám maradvék hasznos élettartamára, akár a munkadarab adott megmunkálást követő felületi érdességére vonatkozóan. Jelen kutatás eredményei hozzájárulhatnak ahhoz, hogy egy konkrét gyártási környezetben olyan döntéstámogató rendszer kerüljön kiépítésre, aminek nyomán minden pillanatban rendelkezésre állnak a folyamatjellemzők, valamint a várható kimenetek.

A forgácsoló megmunkálásokkal kapcsolatban sajnos csak korlátozottan állnak rendelkezésre olyan célzott adatok, amik prediktív modellek betanításának alapjául szolgálhatnak. Adott termék adott környezetben történő megmunkálása szinte sajátos feltételeket jelent, ahol általánosan elérhető adatok nem használhatók. Ezek helyett célzott kísérletek elvégzése lehet megoldás, ami költséges és időigényes, viszont specifikus prediktív modell betanítását, validálását és tesztelését teszi lehetővé.

A fentiek megalapozásaként forgácsoló megmunkálásra vonatkozó adatok segítségével hoztam létre Mesterséges Neurális Hálózat alapú prediktív modelleket, amiknek a becslési jóságára

vonatközoan összehasonlító elemzést végeztem. Az így nyert tapasztalatokra alapozva a későbbiekben hasonló előrejelző modellek készíthetők tényleges ipari környezetben végzettforgácsolási megmunkálásokkal kapcsolatban.

Kutatási munkám rámutatott arra, hogy azok a Neurális Hálózatok teljesítettek jól, amelyeknél a betanító algoritmusnak jó súlyozó képessége volt és nem használtak túlzottan sok réteget vagy neuront. Tehát nem voltak komplikáltak, de nagyon egyszerűek sem. Ez azért is fontos, mivel egy nagyon jó prediktív modell elkészítése függ a rendelkezésre álló időtől, az adatoktól, a szakértelemtől és az erőforrásoktól. Ezen felül pedig minden függ egyetlen egy forrástól, az ún. pénzkerettől. Nagyon sok esetben ez az egyetlen befolyásoló tényezője sok projektnek és felmérésnek, ami ebben az esetben is szerepet játszott.

Az élet más tématerületeivel ellentétben (pl. COVID-19-cel kapcsolatos adathalmazok) a forgásleválasztási eljárások esetében nagyon korlátozottan állnak rendelkezésre használható adatok. A célzott kísérletek is csak korlátozott darabszámú eredményt szolgáltathatnak. Alternatív megoldásként lehetséges az előállított Data set-ek (adathalmazok) bővítése, melyet mesterséges adatkészítésnek nevezünk. Mesterséges adatkészítés [angolul Data Augmentation] egy sor olyan stratégia, amellyel az adatok mennyiségét, illetve minőségét változtatjuk. Ez a módszersorozat két problémát hivatott megoldani: az egyik a túltanulás és az overfitting jelenségének csökkentése, a másik pedig több adat generálása meglévő, de véges mennyiségű adatsorból. Amennyiben a rendelkezésre álló adatok készlete nem elegendő, a belőlük nyert ismeretek nem lesznek megbízhatóak és megalapozottak. További hátránya, hogy a hiányos tulajdonságok az adatkészlet alapján betanított modell csökkentett pontosságához és jóságához vezethet. Ennek oka, hogy a hiányzó jellemzők felbontása nem kiegyenlített betanító és tesztelő adathalmazokat eredményez. Fontos ugyanakkor megjegyezni, hogy ha egy adatsor 20%-a hiányos, el kell azt vetni [37].

6. ÖSSZEFOGLALÁS

A forgácsleválasztási eljárások a korszerű gyártástechnológia megkerülhetetlen alakadási eljárásai. Bár a 3D nyomtatási technológiák térhódítása folyamatos, csakis a hagyományos anyagleválasztási metódusok képesek arra, hogy a gyártott alkatrészek megfelelő geometriai pontossága és felületi minősége biztosított legyen. A forgácsleválasztási eljárások Ipar4.0-ás keretrendszerbe történő integrálásának egyik fontos eleme a folyamatok során nyert adatok feldolgozása, elemzése, és a folyamatok optimalizálása céljából történő felhasználása. Az egyik lehetséges fejlesztési irány a termékek minőségére, valamint szerszáméltartamra vonatkozó prediktív modellek létrehozása. Az utóbbiak segítségével lehetővé válik a forgácsoló szerszám adott pillanatban érvényes várható maradék éltartamának a meghatározása. Ez hatalmas segítséget nyújthat a szerszámcsere ideális időpontjának a meghatározásához, ezzel is támogatva a költséghatékony megmunkálást. A prediktív modell a gépkezelő operátor döntésének támogatását szolgálhatja.

Kutatási munkámban a forgácsleválasztási eljárásokhoz kapcsolódó, Mesterséges Intelligencia alapú prediktív modellek alkalmazási lehetőségeit vizsgáltam. Részletes szakirodalomkutatást végeztem a Mesterséges Intelligenciával, valamint a kapcsolódó fogalmakkal (Gépi Tanulás, Mélytanulás, Mesterséges Neurális Hálózatok), azok egymáshoz való viszonyával összefüggésben. Bemutattam a szakirodalomban fellelhető, a forgácsleválasztási eljárások Mesterséges Intelligencia alapú támogatásával kapcsolatos legfontosabb kutatások eredményeit.

A szakirodalom áttekintését követően saját prediktív modellfejlesztést végeztem a megmunkáló szerszám éltartamának előrejelezhetősége céljából. Mivel a modell betanításának alapjául szolgáló adatok előállítása célzott kísérletek segítségével rendkívül idő- és költségigényes, ezért ahhoz a stratégiához fordultam, hogy korábbi, kifejezetten nem ANN-hez kapcsolódó kutatásokban fellelhető adatsort alkalmaztam a modellfejlesztéshez. A kutatás során több struktúrával és tanító algoritmussal is készítettem prediktív modellt, valamint elvégeztem ezek összehasonlító elemzését. Ezek alapján kijelenthető, hogy az adott adatsor esetében a Levenberg-Marquardt betanító algoritmussal felépített, 7 neuron számú, 3 rejtett réteges ANN modell hozhatja a leghatékonyabb becsléseket.

A későbbiekben a modellalkotást ki lehetne bővíteni a neuron rétegekben más transzformációs függvények alkalmazásával. További előrelépés lehet, ha a Data Set (lásd 22. ábra) olyan több részre bontásra kerül, amivel a redundáns értékek nem lennének annyira befolyásoló hatással a modell betanításnál. Megfontolandó lenne az előző fejezetben bemutatott mesterséges adatdú-

sítás alkalmazása erre a célra, amennyiben lehetőségeink szűkek. Végül, de nem legutolsó sorban más betanító algoritmusok bevonásával és összehasonlításával lehetne kísérletezni, mely még több lehetőséget rejthet magában.

Independent parameters					Coded			Responses		
Test No.	Location in CCD	V_c (m/min)	f_t ($\mu\text{m}/\text{tooth}$)	d (μm)	X_1	X_2	X_3	Tool Life T (min)	Material Removed MR (mm^3)	Rate of Removal MR/T (mm^3/min)
1	Factorial	20.00	1.00	15.00	-1.00	-1.00	-1.00	4.71	1.8	0.38
2	Factorial	50.00	1.00	15.00	1.00	-1.00	-1.00	1.42	1.4	0.95
3	Factorial	20.00	2.00	15.00	-1.00	1.00	-1.00	2.77	2.1	0.76
4	Factorial	50.00	2.00	15.00	1.00	1.00	-1.00	1.10	2.1	1.91
5	Factorial	20.00	1.00	55.00	-1.00	-1.00	1.00	3.14	4.4	1.40
6	Factorial	50.00	1.00	55.00	1.00	-1.00	1.00	0.95	3.3	3.47
7	Factorial	20.00	2.00	55.00	-1.00	1.00	1.00	1.19	3.4	2.86
8	Factorial	50.00	2.00	55.00	1.00	1.00	1.00	0.55	3.9	7.00
9	Centre	32.00	1.42	29.00	0.00	0.00	0.00	1.90	3.1	1.63
10	Centre	32.00	1.42	29.00	0.00	0.00	0.00	1.70	2.9	1.71
11	Centre	32.00	1.42	29.00	0.00	0.00	0.00	1.70	2.9	1.71
12	Centre	32.00	1.42	29.00	0.00	0.00	0.00	1.90	3.1	1.65
13	Axial	14.77	1.42	29.00	-1.68	0.00	0.00	2.64	2.0	0.76
14	Axial	68.30	1.42	29.00	1.68	0.00	0.00	0.68	2.6	3.85
15	Axial	32.00	0.78	29.00	0.00	-1.68	0.00	2.16	2.0	0.93
16	Axial	32.00	2.50	29.00	0.00	1.68	0.00	0.92	2.6	2.84
17	Axial	32.00	1.42	10.00	0.00	0.00	-1.68	3.12	1.7	0.54
18	Axial	32.00	1.42	85.00	0.00	0.00	1.68	1.56	7.3	4.68

22. ábra: A Data Set részlete [36]

7. FELHASZNÁLT FORRÁSOK

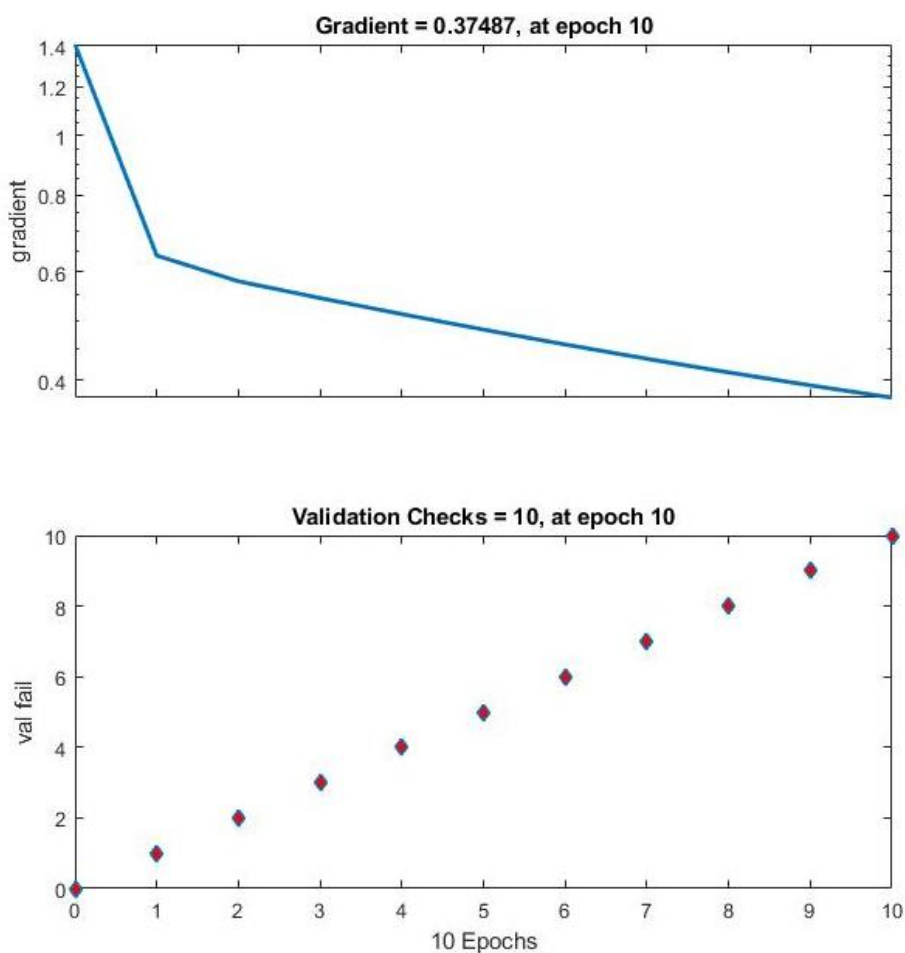
- [1] SECO, „MACHINE MONITORING - USE YOUR MACHINING DATA TO INCREASE MACHINE UPTIME”, 2022. <https://www.secotools.com/article/113696>
- [2] Technopedia, „Artificial Neural Network (ANN)”. Technopedia, 2021. [Online]. Elérhető: <https://www.techopedia.com/definition/5967/artificial-neural-network-ann>
- [3] Mariam Al Harrach, „Modeling of the sEMG/Force relationship by data analysis of high resolution sensor network”. Researchgate, 2016.
- [4] Hardik Shah, „A Full Overview of Artificial Neural Networks (ANN)”, 2020. <https://learn.g2.com/artificial-neural-network>
- [5] Microsoft, „Gépi tanulási algoritmusok”. [Online]. Elérhető: <https://azure.microsoft.com/hu-hu/overview/machine-learning-algorithms/#overview>
- [6] Aravindpai Pai, „CNN vs. RNN vs. ANN – Analyzing 3 Types of Neural Networks in Deep Learning”. 2020. [Online]. Elérhető: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/02/cnn-vs-rnn-vs-mlp-analyzing-3-types-of-neural-networks-in-deep-learning/>
- [7] Fazekas István, *Neurális hálózatok*, 2013. kiad. Debrecen: Debreceni Egyetem Informatikai Kar.
- [8] Tien-Thinh Le, „Surrogate Neural Network Model for Prediction of Load-Bearing Capacity of CFSS Members Considering Loading Eccentricity”. 2020.
- [9] Jihao Shi, et al., „Application of Bayesian Regularization Artificial Neural Network in explosion risk analysis of fixed offshore platform”. 2018. [Online]. Elérhető: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950423018304431>
- [10] Mathlab, „TrainRP leírás”. [Online]. Elérhető: <https://uk.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainrp.html>
- [11] Richmond Alake, „An Introduction To Gradient Descent and Backpropagation In Machine Learning Algorithms”. 2022. [Online]. Elérhető: <https://towardsdatascience.com/an-introduction-to-gradient-descent-and-backpropagation-in-machine-learning-algorithms-a14727be70e9>
- [12] James McCaffrey, „How To Use Resilient Back Propagation To Train Neural Networks”, 2015. <https://visualstudiomagazine.com/articles/2015/03/01/resilient-back-propagation.aspx>
- [13] Hiroshi Ninomiya, „Neural network training based on quasi-Newton method using Nesterov’s accelerated gradient”. 2016. [Online]. Elérhető: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7847957>

- [14] Rob Farber, „CUDA for Machine Learning and Optimization”. 2011.
- [15] Sciencedirect, „Levenberg-Marquardt algortihm”, 2022. <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/levenberg-marquardt-algorithm>
- [16] ROS, „Levenberg-Marquardt algorithm explained”. [Online]. Elérhető: <http://ros-deve-loper.com/2019/10/17/levenberg-marquardt-algorithm-explained/>
- [17] Databricks, „Bayesian Neural Network”, 2022. <https://www.databricks.com/glossary/bayesian-neural-network>
- [18] nnart, „Understanding a Bayesian Neural Network: A Tutorial”, 2022. <https://nnart.org/understanding-a-bayesian-neural-network-a-tutorial/>
- [19] S. O. Sada, et al., „Evaluation of ANN and ANFIS modeling ability in the prediction of AISI 1050 steel machining performance”, 2021, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [20] Aleksandar Kosarac, et al., „Neural-Network-Based Approaches for Optimization of Machining Parameters Using Small Dataset”, 2022, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [21] P.J. Bagga, et al., „Indirect method of tool wear measurement and prediction using ANN network in machining process”, 2021, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [22] Uma Maheshwea Reddy Paturi, et al., „Modeling of tool wear in machining of AISI 52100 steel using neural networks artificial”, 2021, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [23] Yun Zhang, et al., „Machine learning cutting force, surface roughness, and tool life in high speed turning processes”, *Sciencedirect.com*, 2021, [Online]. Elérhető: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221384632100050X>
- [24] Vikas Marakini, et al., „Surface integrity optimization in high speed milling of AZ91 magnesium alloy using TOPSIS considering vibration signals”, 2022.
- [25] Gokberk Serin, et al., „Deep Multi-Layer Perceptron based Prediction of Energy Efficiency and Surface Quality for Milling in The Era of Sustainability and Big Data”, 2020.
- [26] Jignesh G. Parmar, „Prediction of end milling process parameters using artificial neural network”, 2021, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [27] Pradeep K. Singh, et al., „Multi response optimization of CNC end milling of AISI H11 alloy steel for rough and finish machining using TGRA”, 2020, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [28] Chakradhar Bandapalli, et al., „Experimental Investigation and Estimation of Surface Roughness using ANN, GMDH & MRA models in High Speed Micro End Milling of Titanium Alloy (Grade-5)”, 2017, [Online]. Elérhető: Sciencedirect

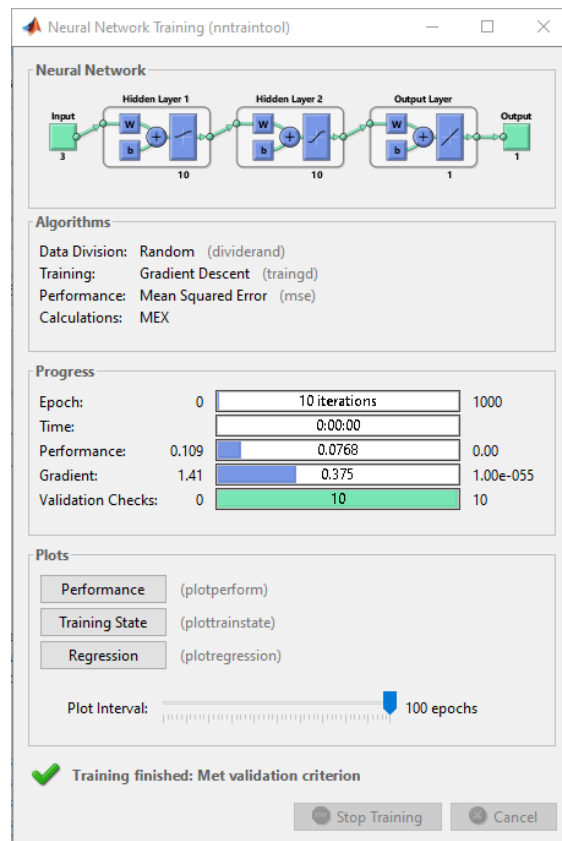
- [29] S. Sivarajan, et al., „Prediction of surface roughness in hard machining of EN31 steel with TiAlN coated cutting tool using fuzzy logic”, 2022, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [30] M.V.R. DurgaPrasad, et al., „Sensitivity analysis for process parameters influencing surface roughness of hardened steel in dry machining process”, 2020, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [31] A. Johnson Santhosh, et al., „Optimization of CNC turning parameters using face centred CCD approach in RSM and ANN-genetic algorithm for AISI 4340 alloy steel”, 2021, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [32] Mahesh Gopal, „Prediction of surface roughness in turning of duplex stainless steel (DSS) using response surface methodology (RSM) and artificial neural network (ANN)”, 2021, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [33] Ramanuj Kumar, et al., „ANN Modeling of Cutting Performances in Spray Cooling Assisted Hard Turning”. Sciencedirect, 2018.
- [34] T. Mikołajczyk, K. Nowicki, A. Bustillo, D. Yu Pimenov, „Predicting tool life in turning operations using neural networks and image processing”. Sciencedirect, 2018.
- [35] A. Panda, , A. K. Sahoo, és , I. Panigrahi and A. K. Rout, „Investigating Machinability in Hard Turning of AISI 52100 Bearing Steel Through Performance Measurement: QR, ANN and GRA Study”. 2018. [Online]. Elérhető: <https://doi.org/10.15282/ijame.15.1.2018.5.0384>
- [36] J.B Saedon, et al., „Prediction and Optimization of Tool Life in Micromilling AISI D2 (~62 HRC) Hardened Steel”, 2012.
- [37] Kiran Maharana, et al., „A review: Data pre-processing and data augmentation techniques”. 2022.

8. MELLÉKLETEK

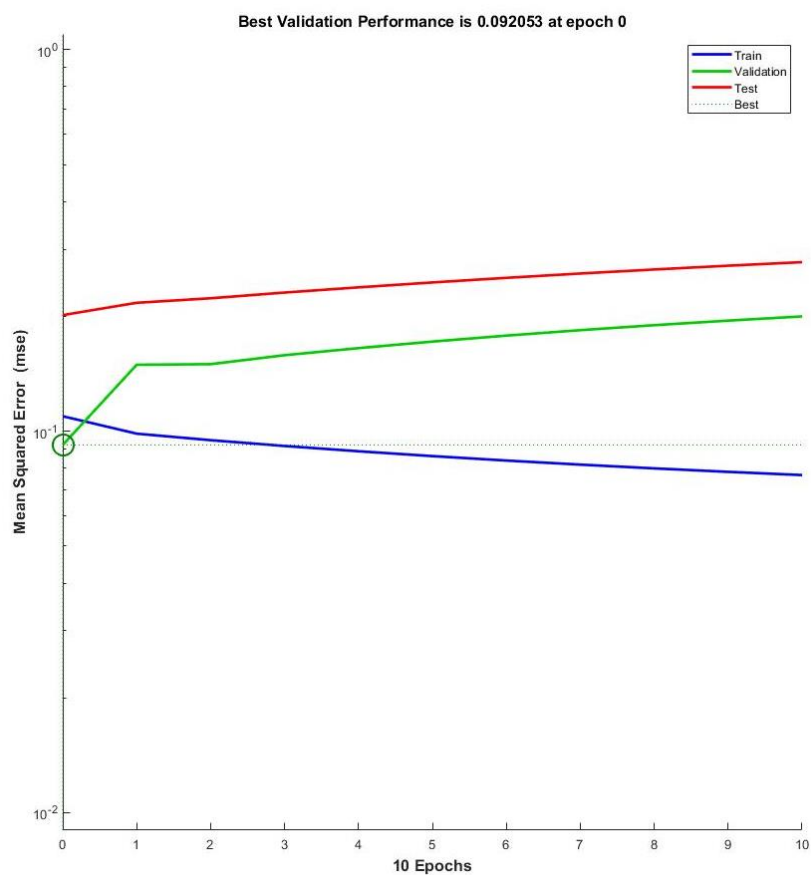
A kutatási munka egészének a minél jobb megértése, valamint a rekonstruálhatóság céljából az alábbiakban bemutatásra kerülnek a prediktív modellalkotás és modellértékelés részletes eredményei.



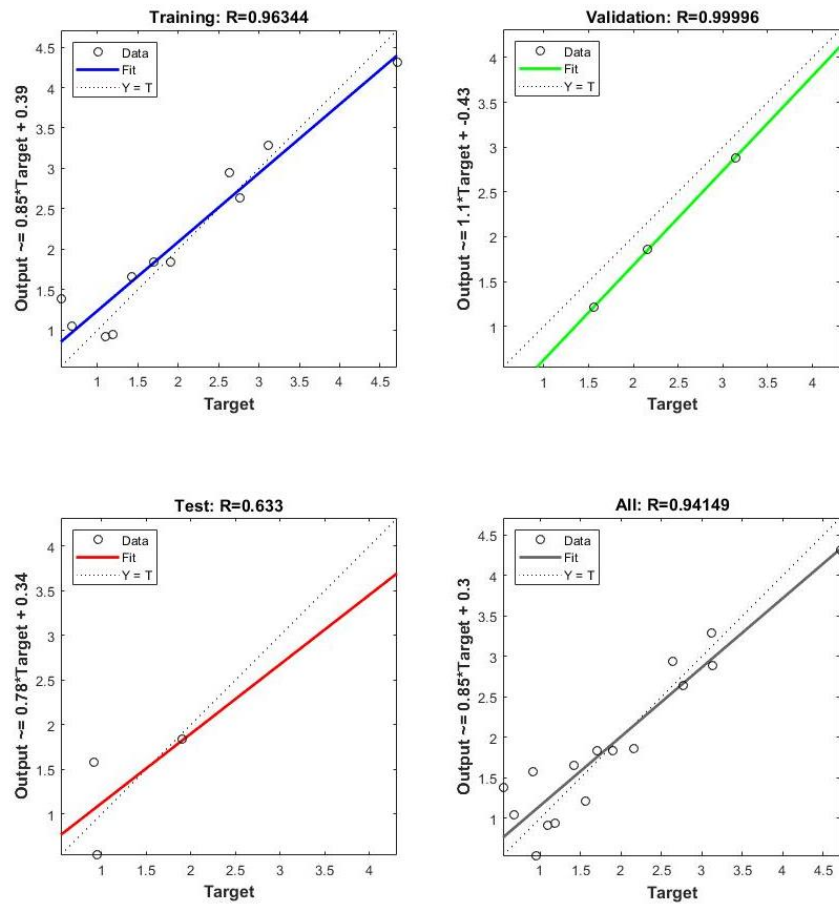
1. melléklet: GD betanításának MATLAB-os menete



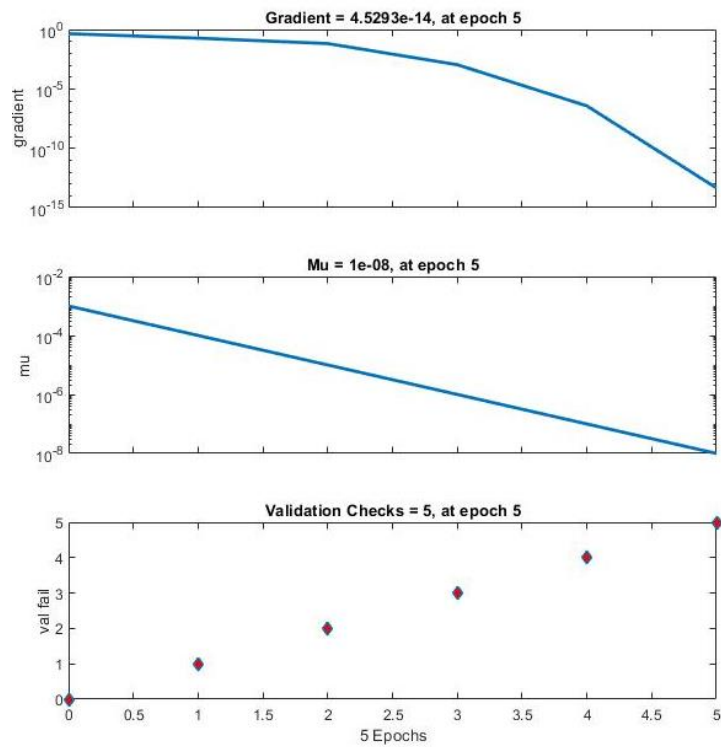
2. melléklet: GD betanításának MATLAB-os panelja



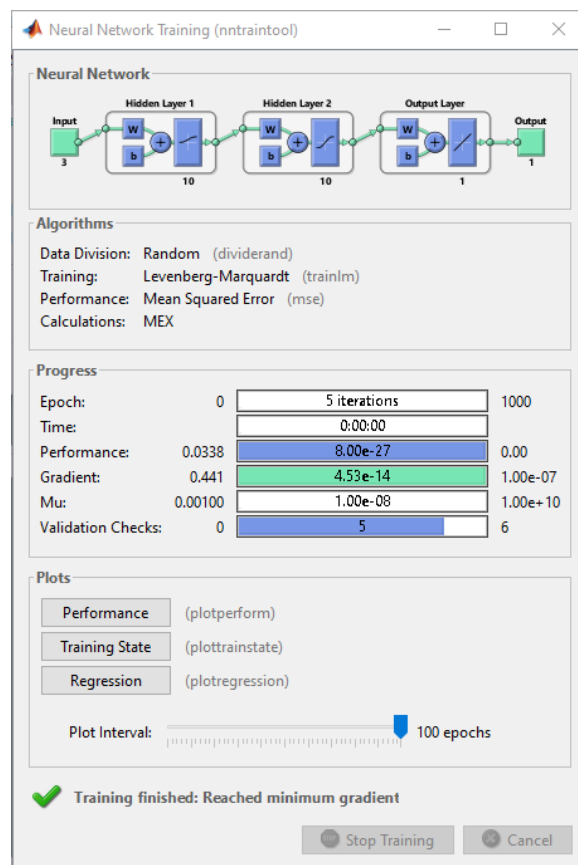
3. melléklet: GD betanításának MATLAB-os teljesítménye



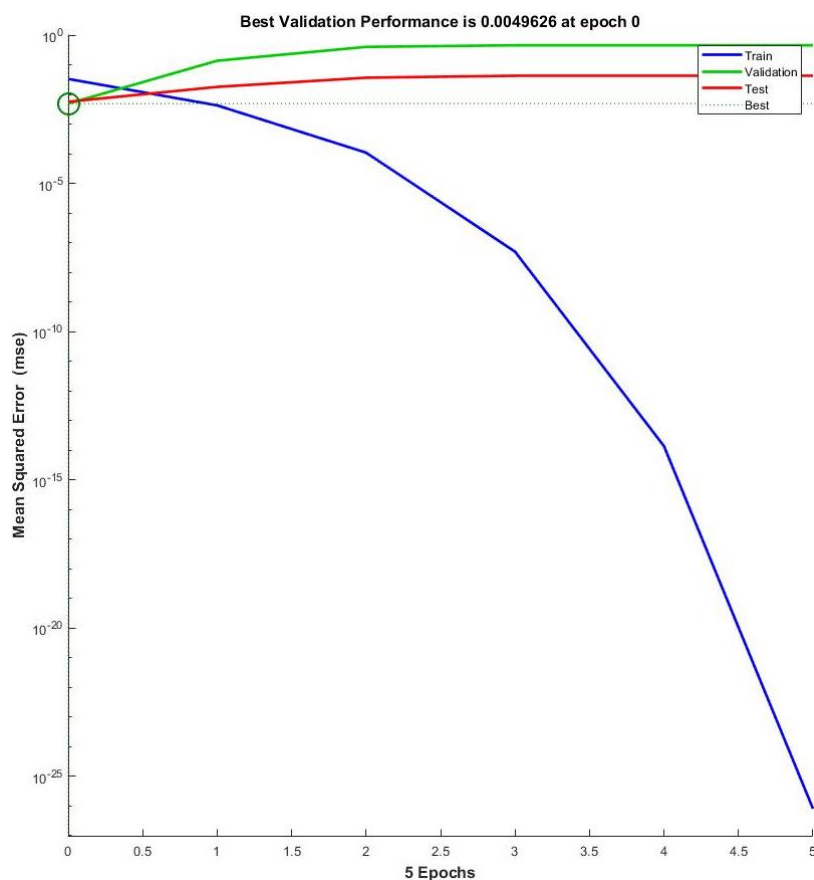
4. melléklet: GD betanításának MATLAB-os jóságának meghatározása



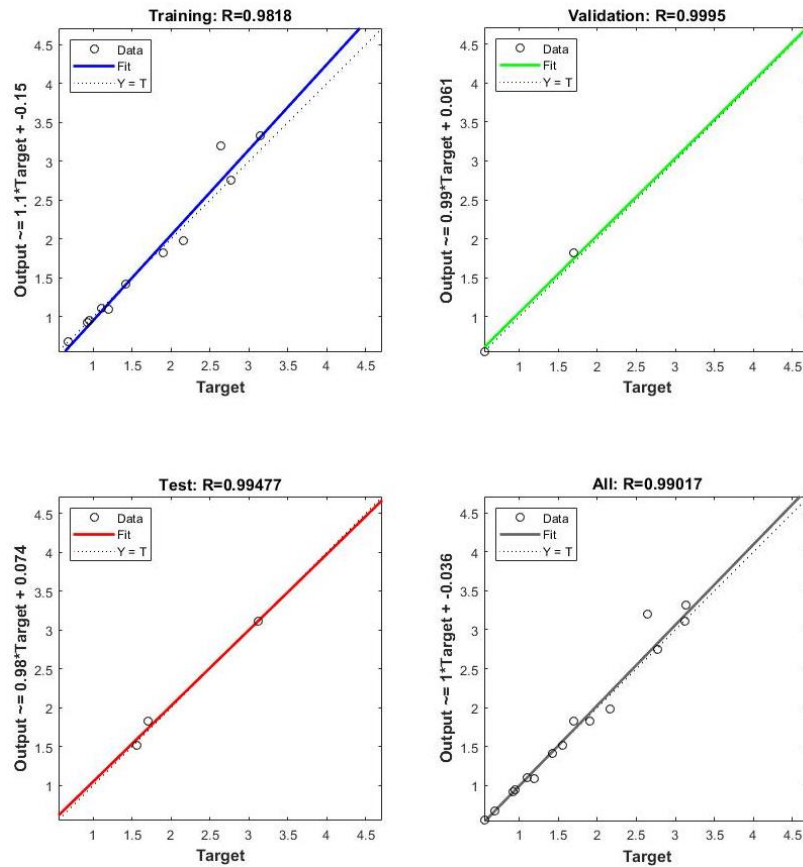
5. melléklet: LM betanításának MATLAB-os menete



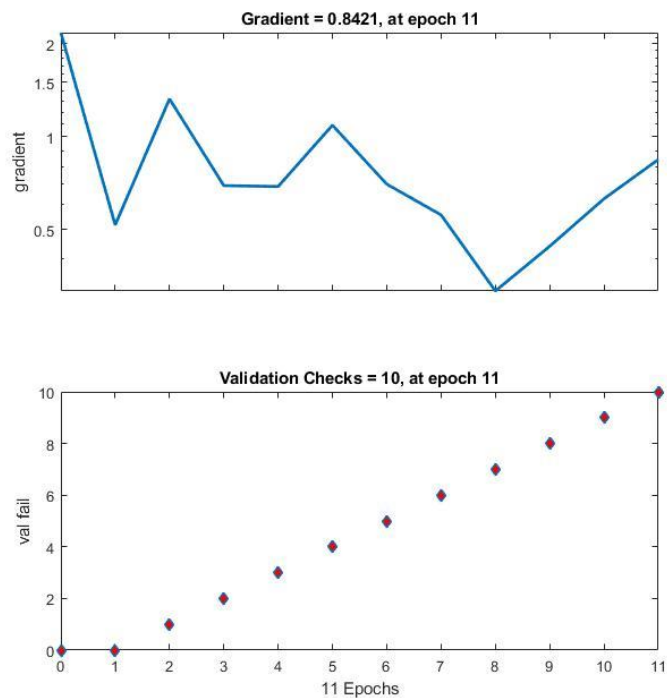
6. melléklet: LM betanításának MATLAB-os panelja



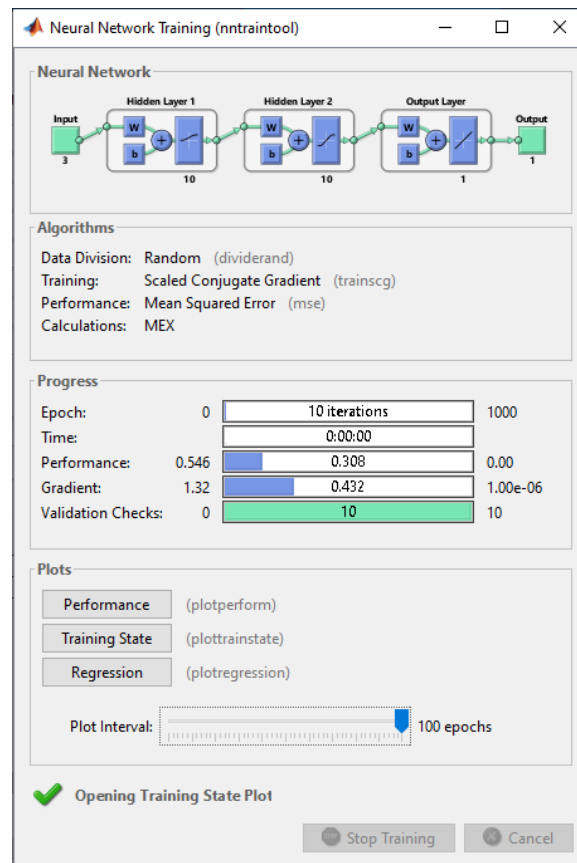
7. melléklet: LM betanításának MATLAB-os teljesítménye



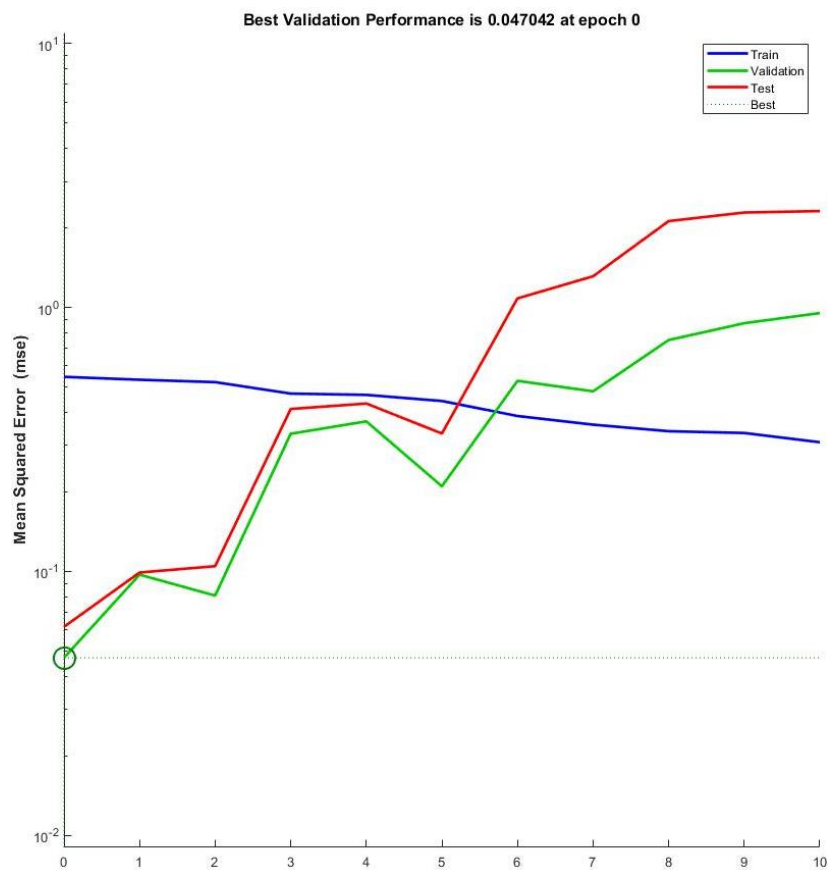
8. melléklet: LM betanításának MATLAB-os jóságának meghatározása



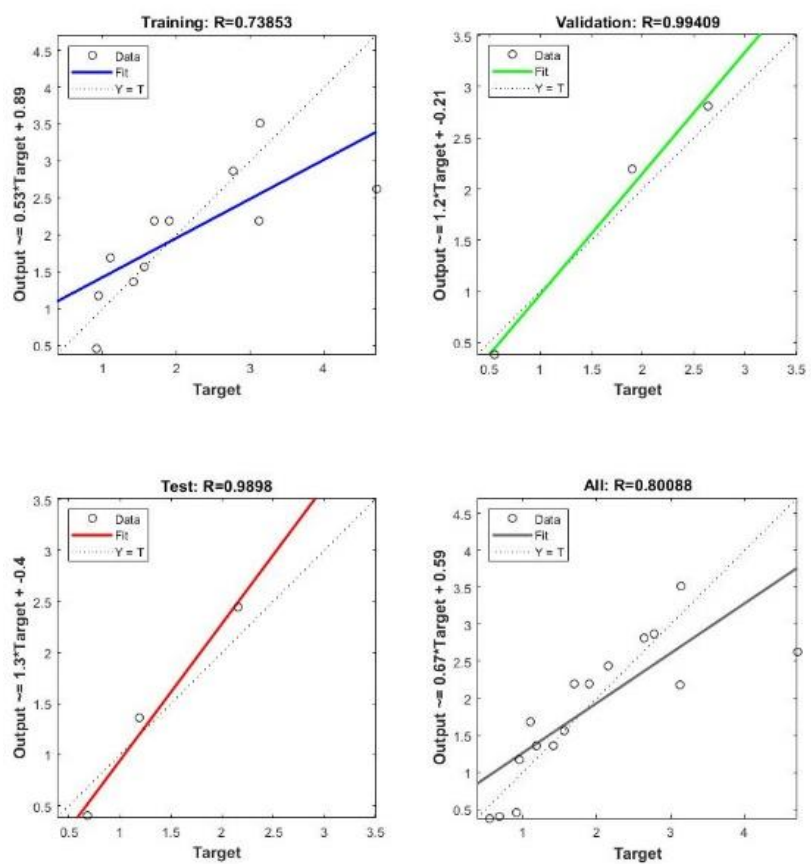
9. melléklet: SCG betanításának MATLAB-os menete



10. melléklet: SCG betanításának MATLAB-os panelja



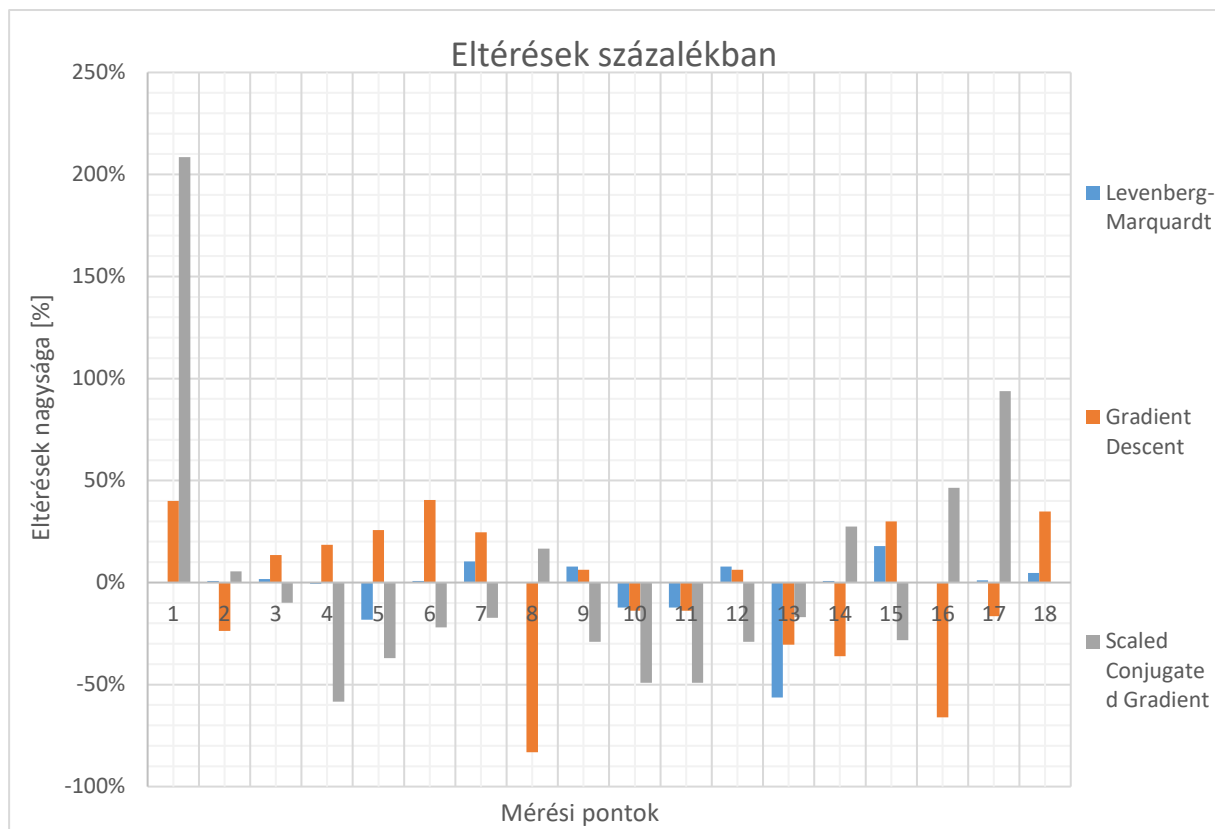
11. melléklet: SCG betanításának MATLAB-os teljesítménye



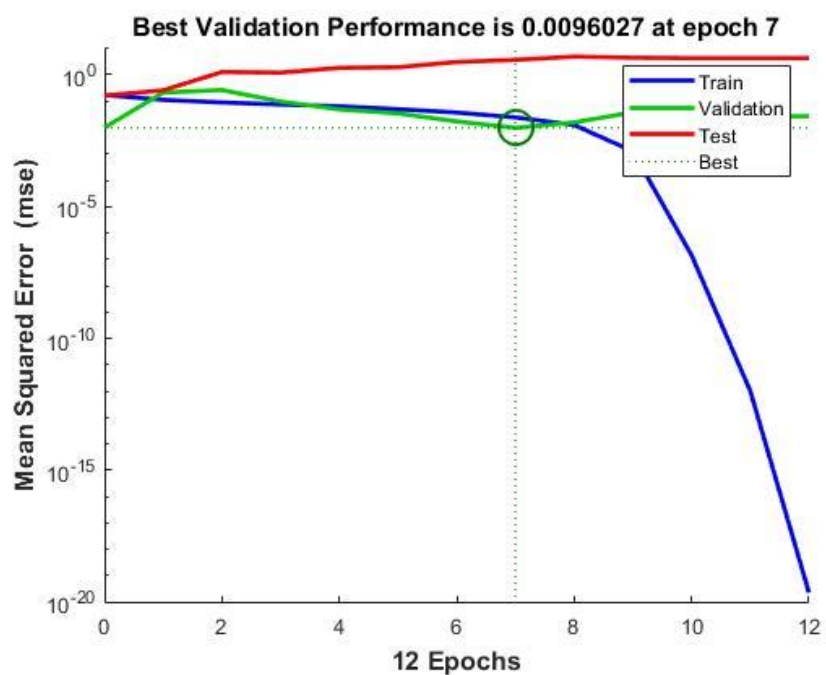
12. melléklet: SCG betanításának MATLAB-os jóságának meghatározása

2. táblázat: Különböző betanító algoritmusok eltérései

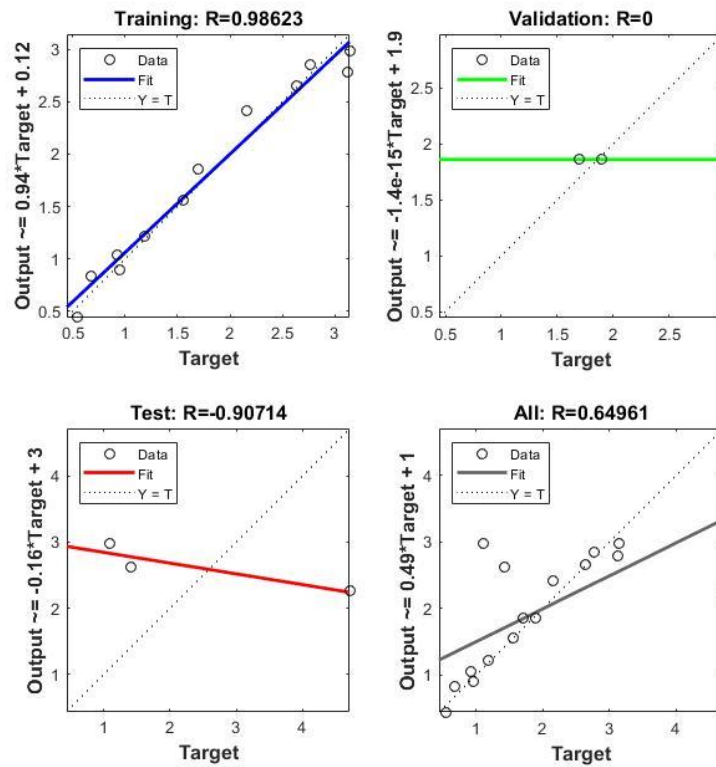
LM_1		GD_1		SCG	
becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés
4,710513751	-0,051375%	4,3106586	39,93414%	2,625465004	208,4535%
1,412927947	0,707205%	1,656746801	-23,67468%	1,364534804	5,5465%
2,753186822	1,681318%	2,635133279	13,48667%	2,86870797	-9,8708%
1,106247657	-0,624766%	0,915017524	18,49825%	1,684004694	-58,4005%
3,321361304	-18,136130%	2,883298934	25,67011%	3,511019304	-37,1019%
0,942868308	0,713169%	0,544995507	40,50045%	1,168999592	-21,9000%
1,086641742	10,335826%	0,94332006	24,66799%	1,362793293	-17,2793%
0,552339874	-0,233987%	1,382191645	-83,21916%	0,3830116	16,6988%
1,821992625	7,800737%	1,837627302	6,23727%	2,190708263	-29,0708%
1,821992625	-12,199263%	1,837627302	-13,76273%	2,190708263	-49,0708%
1,821992625	-12,199263%	1,837627302	-13,76273%	2,190708263	-49,0708%
1,821992625	7,800737%	1,837627302	6,23727%	2,190708263	-29,0708%
3,203057309	-56,305731%	2,94433777	-30,43378%	2,809495854	-16,9496%
0,672010733	0,798927%	1,041541605	-36,15416%	0,405509173	27,4491%
1,981703861	17,829614%	1,860788787	29,92112%	2,442207428	-28,2207%
0,922427524	-0,242752%	1,580841945	-66,08419%	0,455030678	46,4969%
3,108801542	1,119846%	3,285059292	-16,50593%	2,182023574	93,7976%
1,513204753	4,679525%	1,212530458	34,74695%	1,561967007	-0,1967%



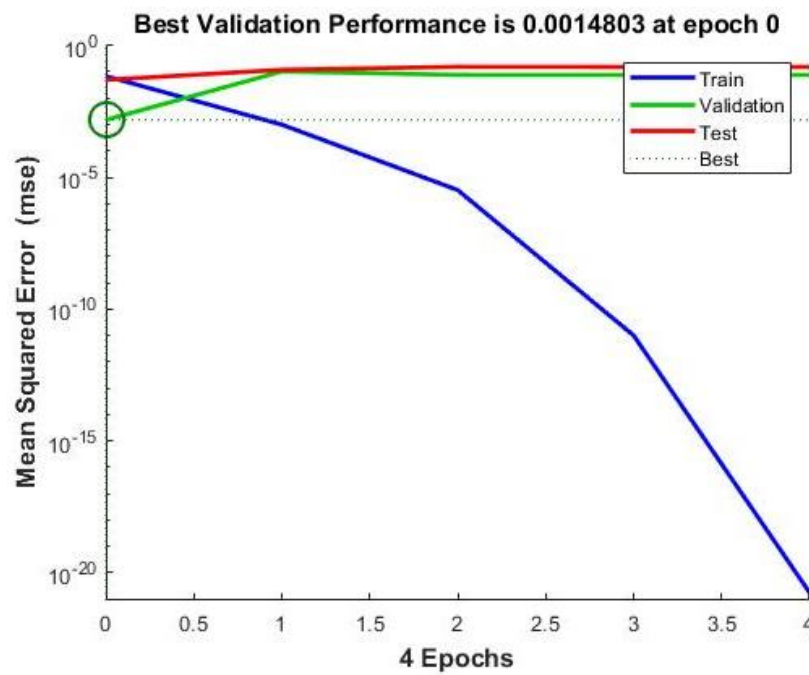
13. melléklet: Ábra az eltérések összehasonlítására



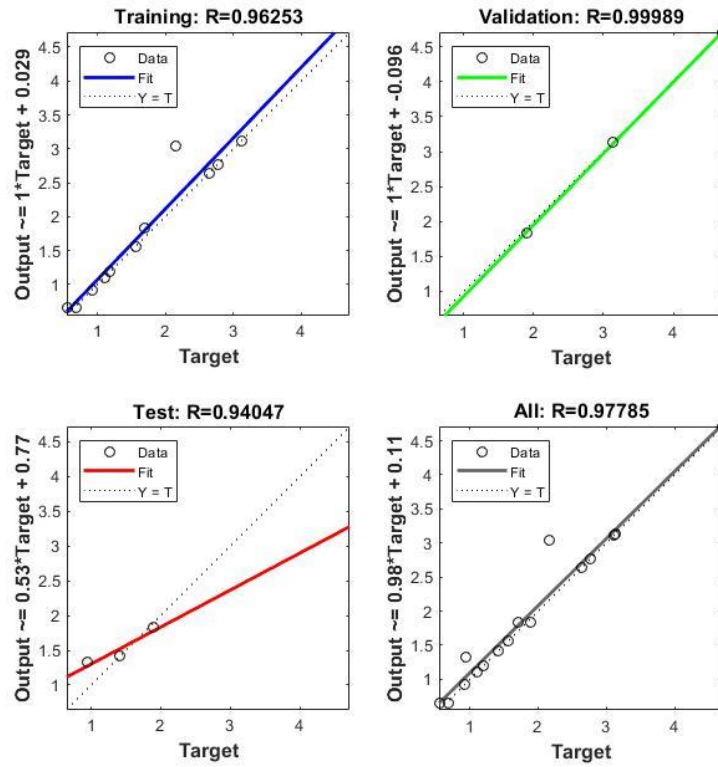
14. melléklet: 4 neuronos ANN modell teljesítménygörbéje



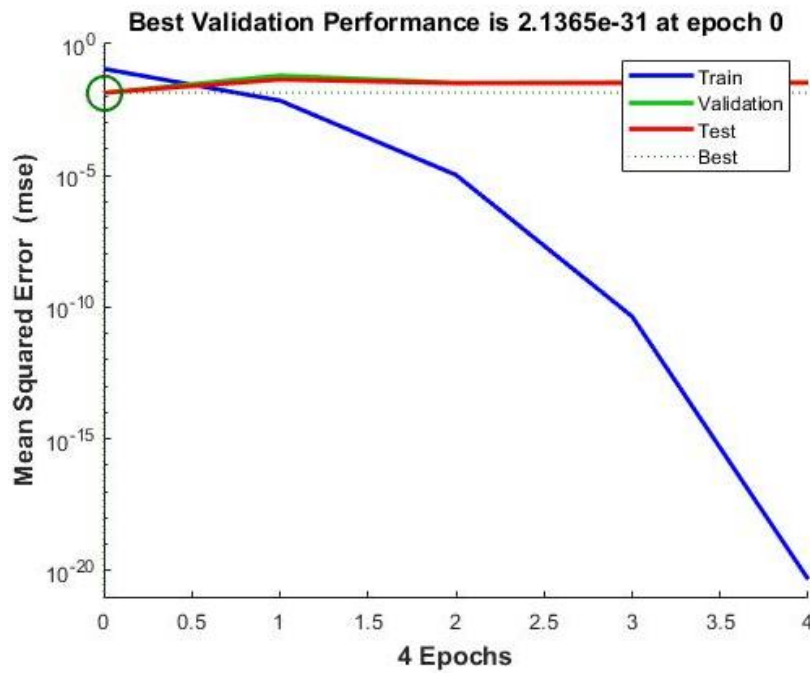
15. melléklet: 4 neuronos ANN modell jószág görbéje



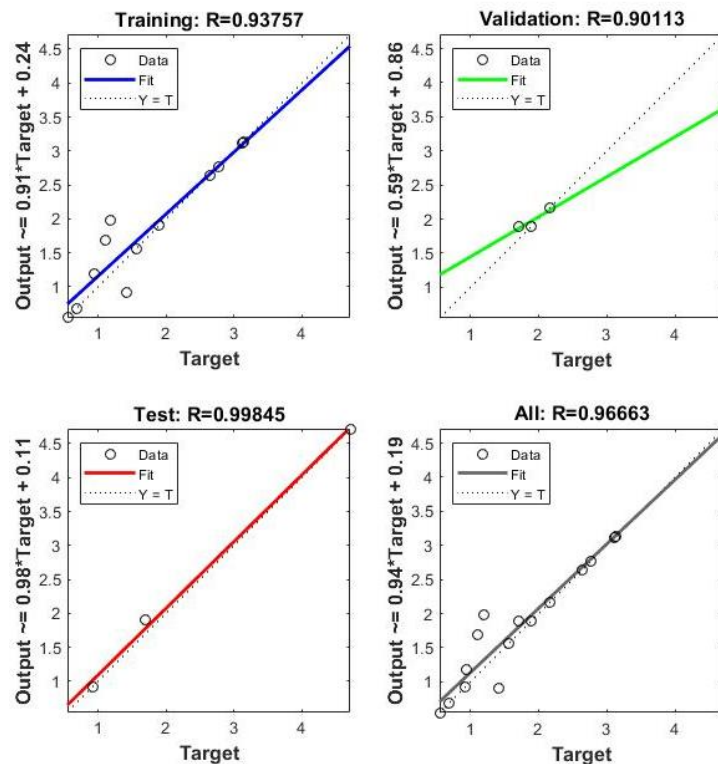
16. melléklet: 6 neuronos ANN modell teljesítménygörbéje



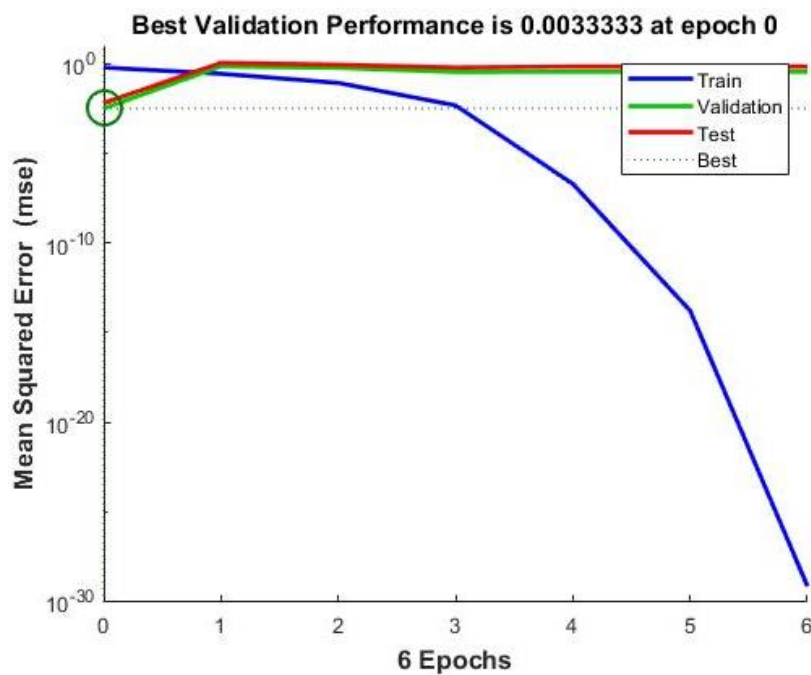
17. melléklet: 6 neuronos ANN modell jószág görbéje



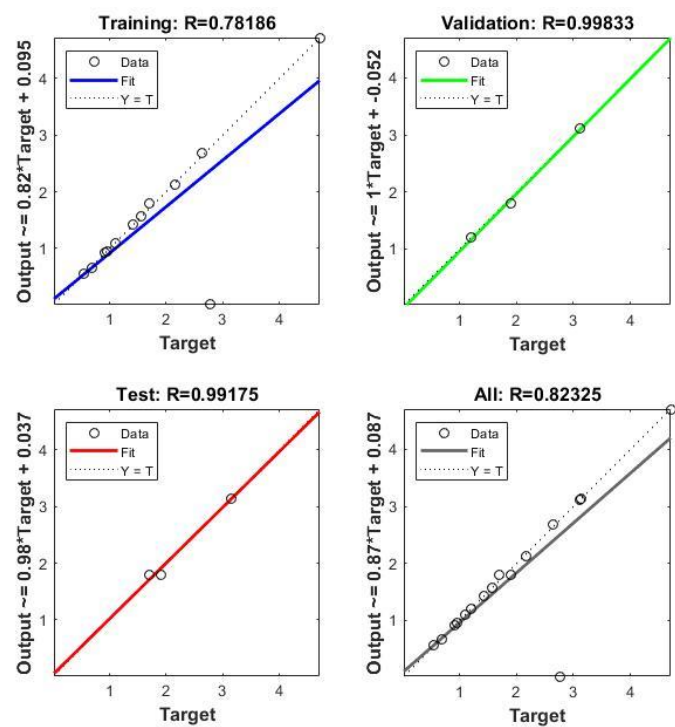
18. melléklet: 8 neuronos ANN modell teljesítménygörbéje



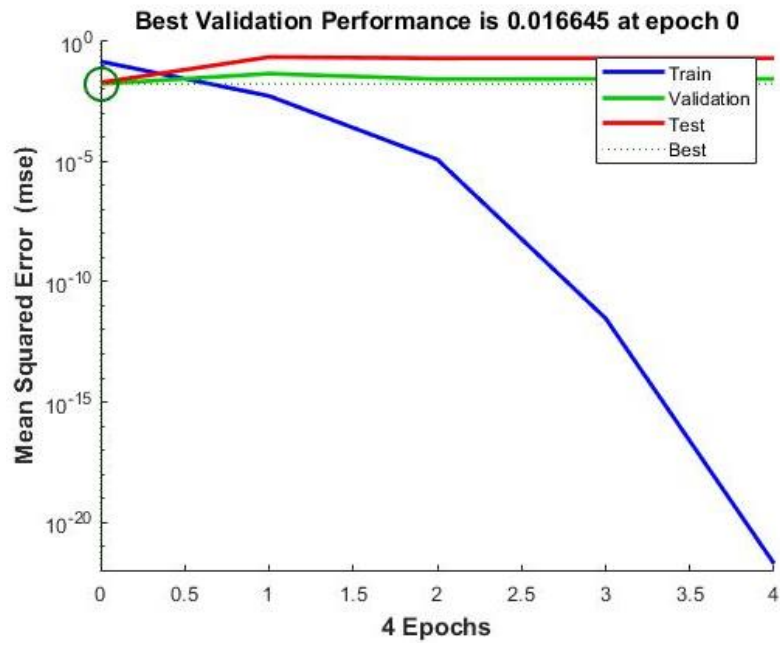
19. melléklet: 8 neuronos ANN modell jószág görbéje



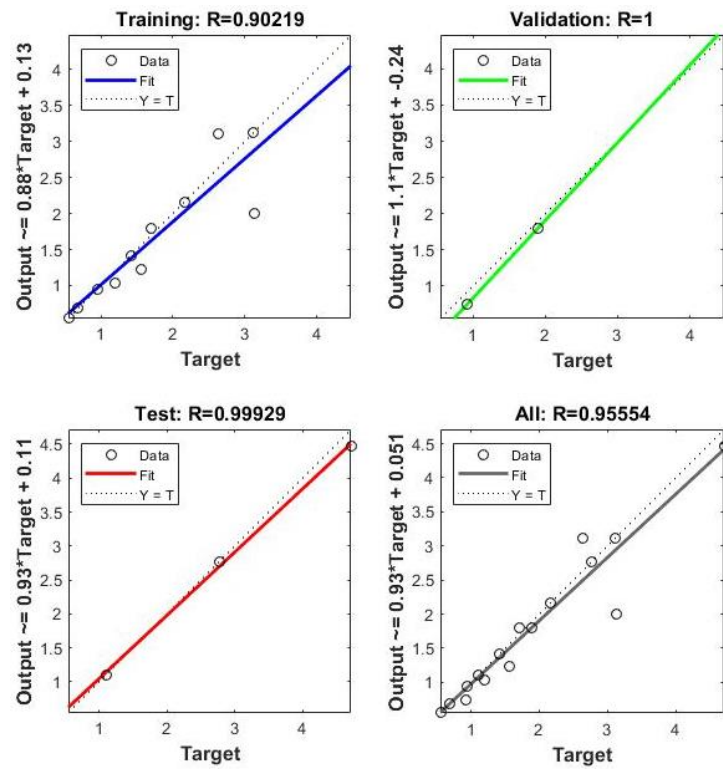
20. melléklet: 10 neuronos ANN modell teljesítménygörbéje



21. melléklet: 10 neuronos ANN modell jóság görbéje



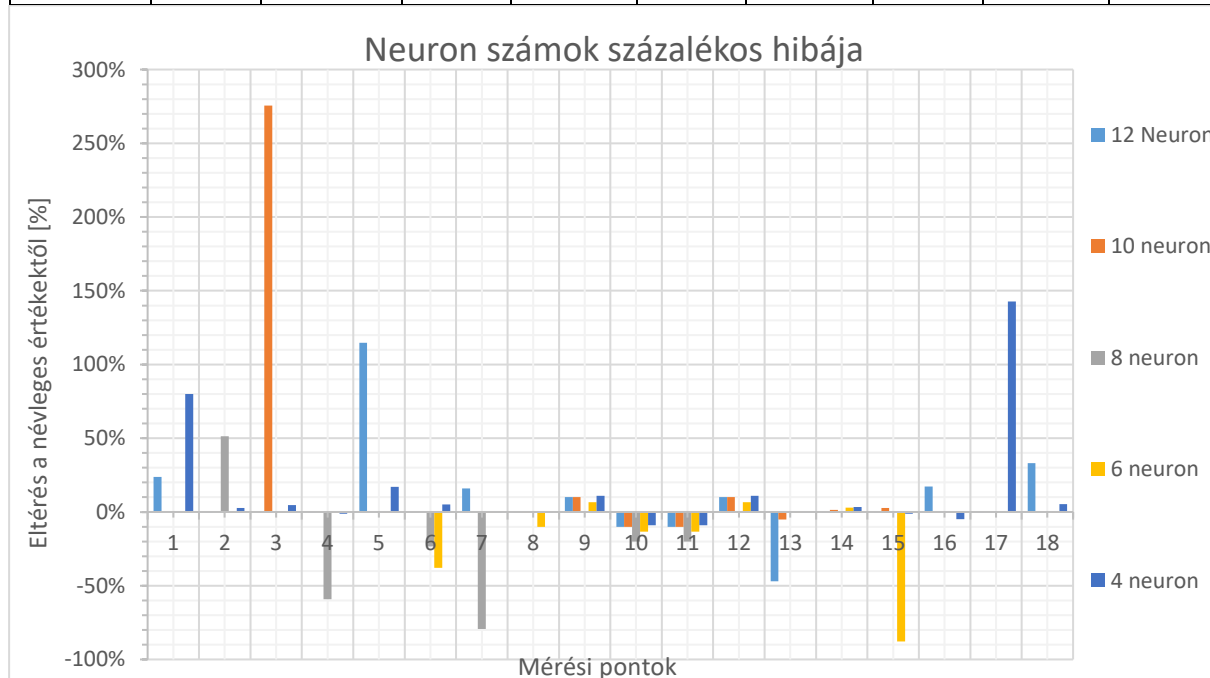
22. melléklet: 12 neuronos ANN modell teljesítménygörbéje



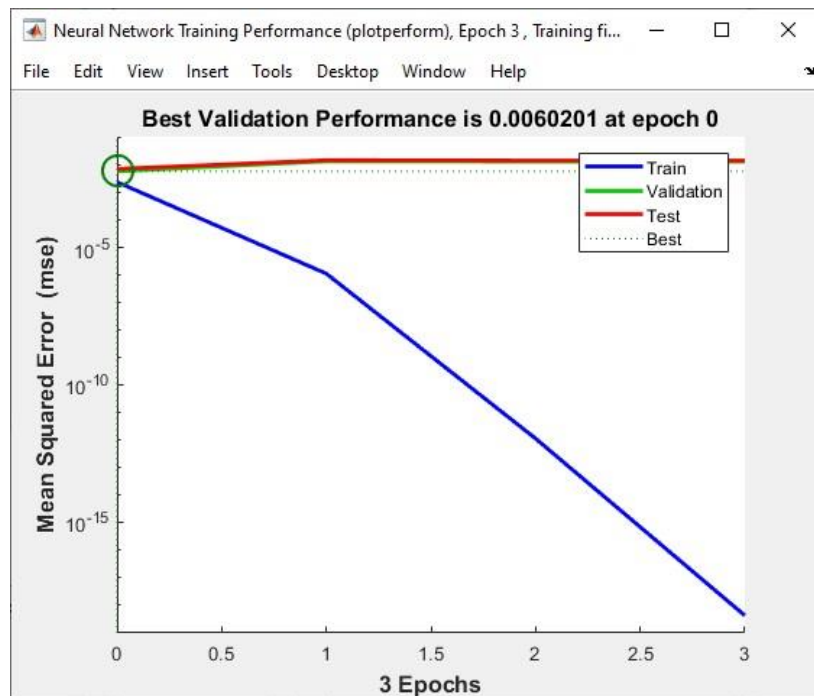
23. melléklet: 12 neuronos ANN modell jóság görbéje

3. táblázat: Különböző neuronszámú ANN-ek eredményei és a kapott eltéréseik táblázata

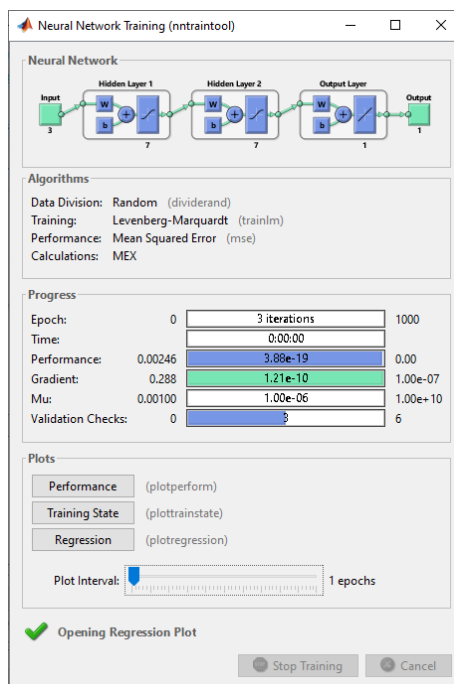
12 neuron		10 neuron		8 neuron		6 neuron		4 neuron	
becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés
4,4718	23,8%	4,7100	0,0%	4,7100	0,0%	4,7102	0,0%	3,9102	80,0%
1,4199	0,0%	1,4200	0,0%	0,9074	51,3%	1,4202	0,0%	1,3928	2,7%
2,7699	0,0%	0,0151	275,5%	2,7700	0,0%	2,7701	0,0%	2,7232	4,7%
1,0999	0,0%	1,1000	0,0%	1,6920	-59,2%	1,1002	0,0%	1,1127	-1,3%
1,9928	114,7%	3,1400	0,0%	3,1400	0,0%	3,1401	0,0%	2,9691	17,1%
0,9500	0,0%	0,9500	0,0%	1,1842	-23,4%	1,3288	-37,9%	0,8991	5,1%
1,0301	16,0%	1,1900	0,0%	1,9829	-79,3%	1,1919	-0,2%	1,1929	-0,3%
0,5501	0,0%	0,5526	-0,3%	0,5500	0,0%	0,6512	-10,1%	0,5493	0,1%
1,7999	10,0%	1,8000	10,0%	1,9000	0,0%	1,8334	6,7%	1,7898	11,0%
1,7999	-10,0%	1,8000	-10,0%	1,9000	-20,0%	1,8334	-13,3%	1,7898	-9,0%
1,7999	-10,0%	1,8000	-10,0%	1,9000	-20,0%	1,8334	-13,3%	1,7898	-9,0%
1,7999	10,0%	1,8000	10,0%	1,9000	0,0%	1,8334	6,7%	1,7898	11,0%
3,1095	-47,0%	2,6917	-5,2%	2,6400	0,0%	2,6403	0,0%	2,6346	0,5%
0,6797	0,0%	0,6651	1,5%	0,6800	0,0%	0,6512	2,9%	0,6458	3,4%
2,1598	0,0%	2,1324	2,8%	2,1600	0,0%	3,0374	-87,7%	2,1717	-1,2%
0,7471	17,3%	0,9180	0,2%	0,9200	0,0%	0,9197	0,0%	0,9685	-4,8%
3,1199	0,0%	3,1200	0,0%	3,1200	0,0%	3,1148	0,5%	1,6924	142,8%
1,2299	33,0%	1,5600	0,0%	1,5600	0,0%	1,5603	0,0%	1,5068	5,3%



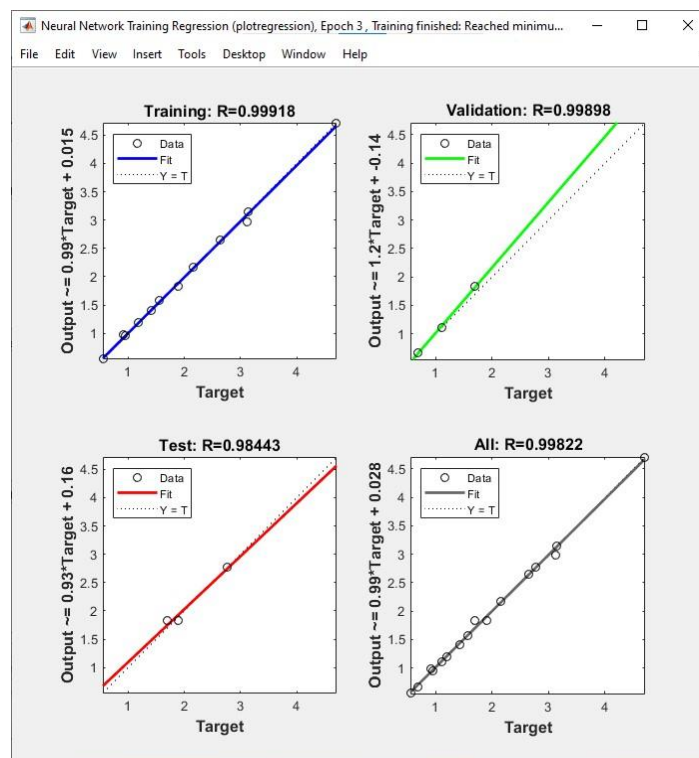
24. melléklet: Különböző neuronszámú ANN-ek százalékos eltérései



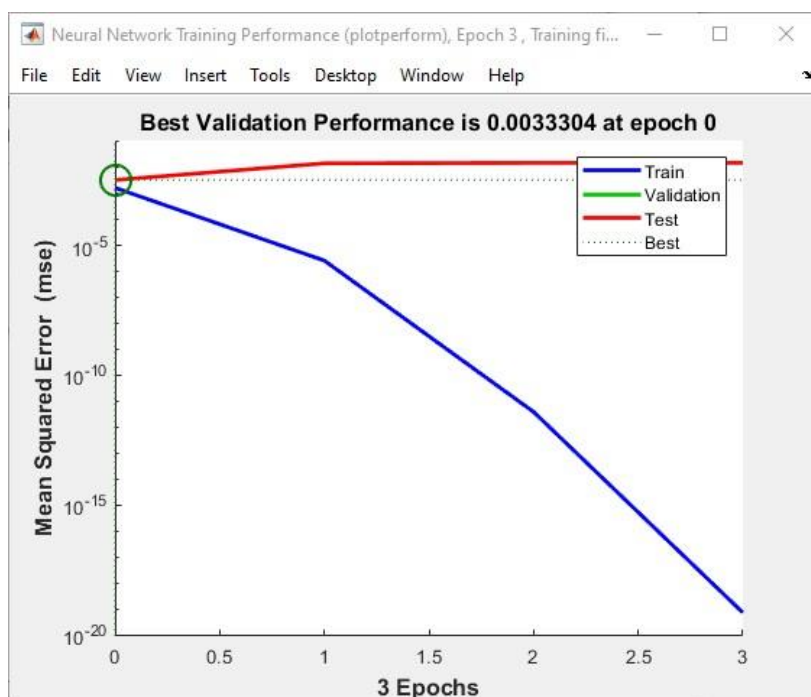
25. melléklet: 2 Rejtett réteges ANN teljesítménygörbéje



26. melléklet: 2 Rejtett réteges ANN MATLAB-os ablaka



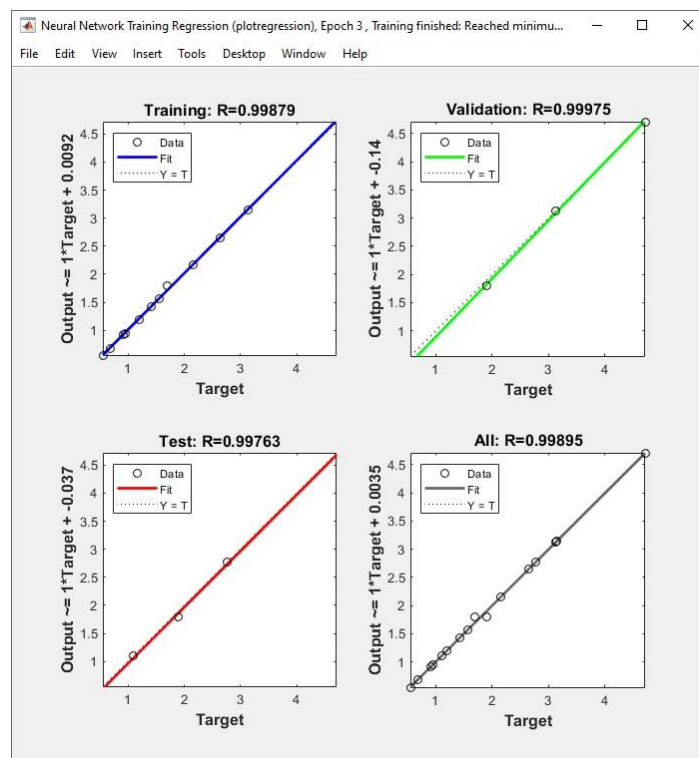
27. melléklet: 2 Rejtett réteges ANN jószág görbéje



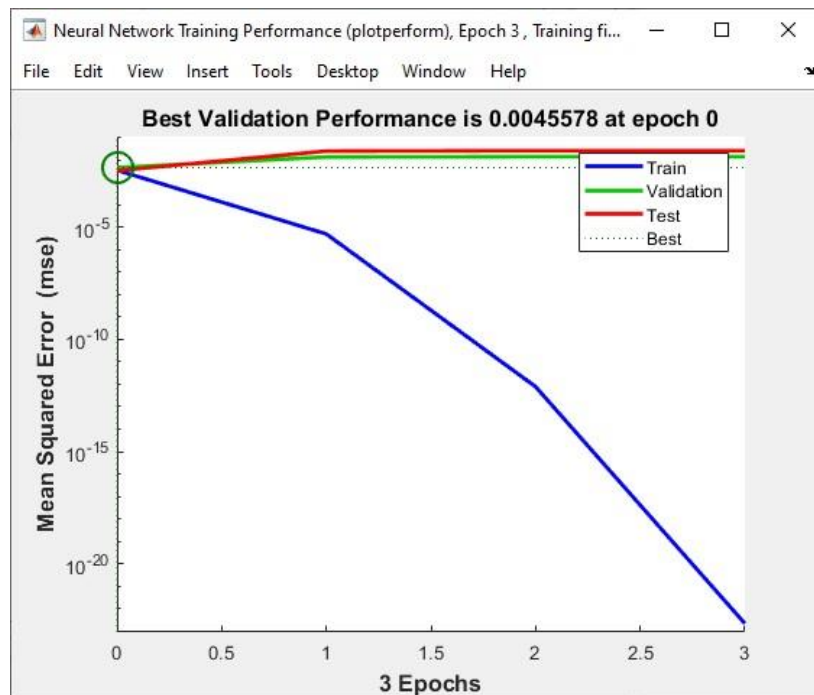
28. melléklet: 3 Rejtett réteges ANN teljesítménygörbéje



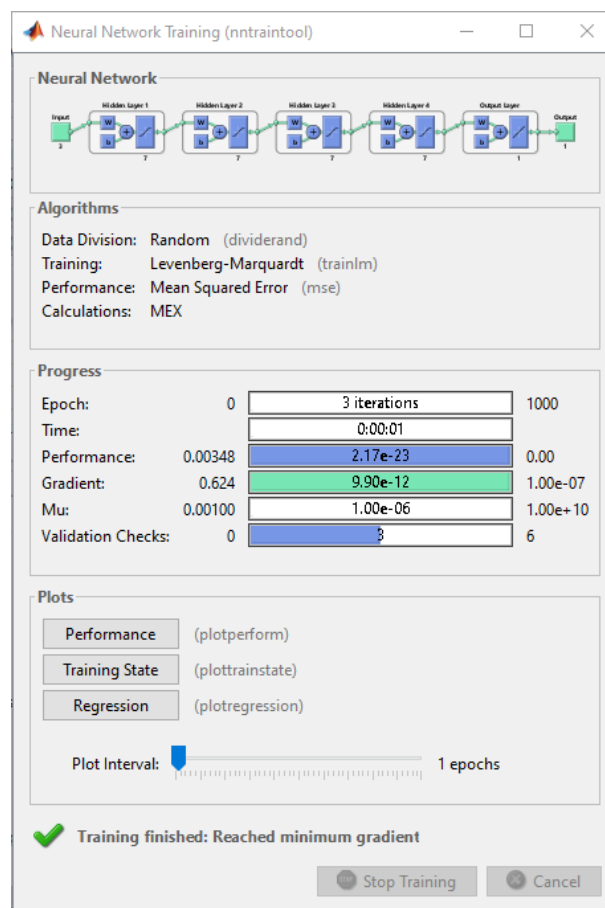
29. melléklet: 3 Rejtett réteges ANN MATLAB-os ablaka



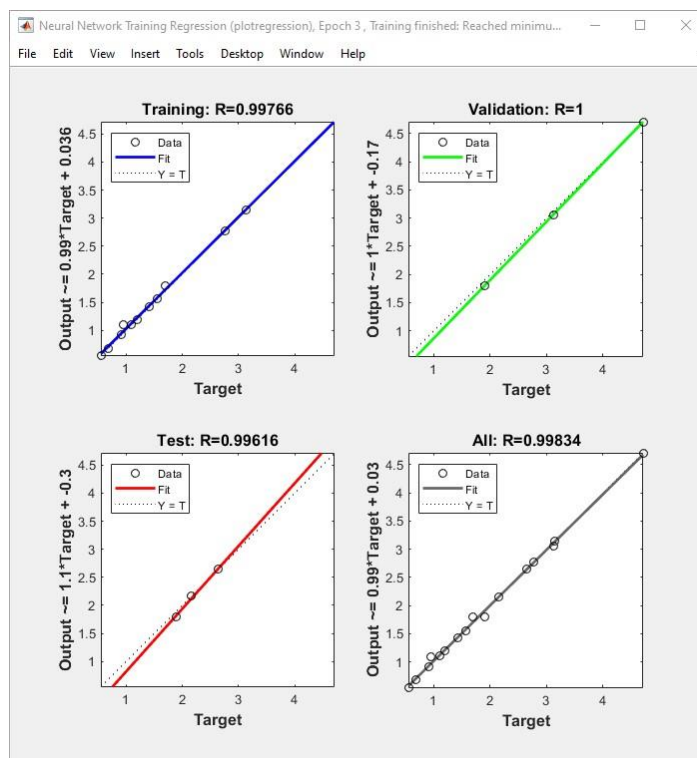
30. melléklet: 3 Rejtett réteges ANN jószág görbéje



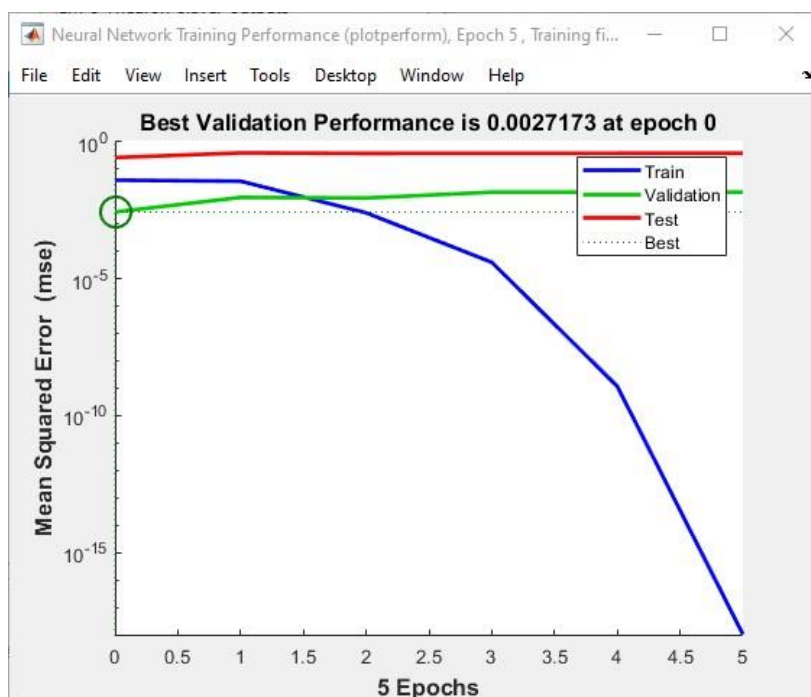
31. melléklet: 4 Rejtett réteges ANN teljesítménygörbéje



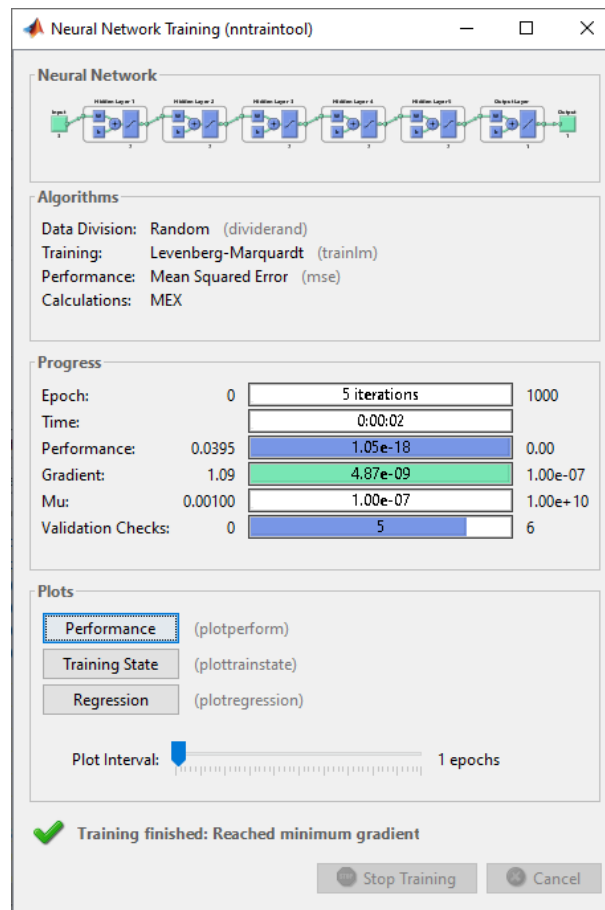
32. melléklet: 4 Rejtett réteges ANN MATLAB-os ablaka



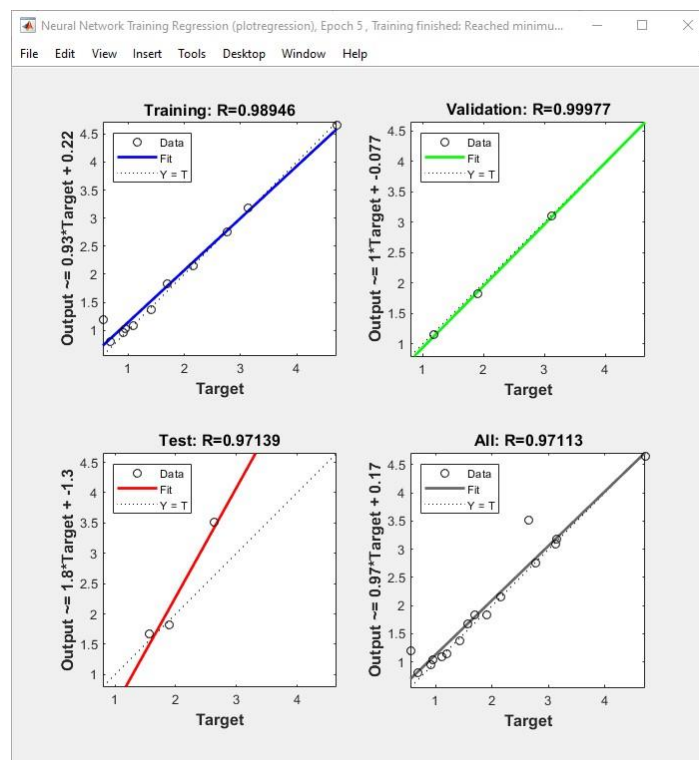
33. melléklet: 4 Rejtett réteges ANN jószág görbéje



34. melléklet: 5 Rejtett réteges ANN teljesítménygörbéje



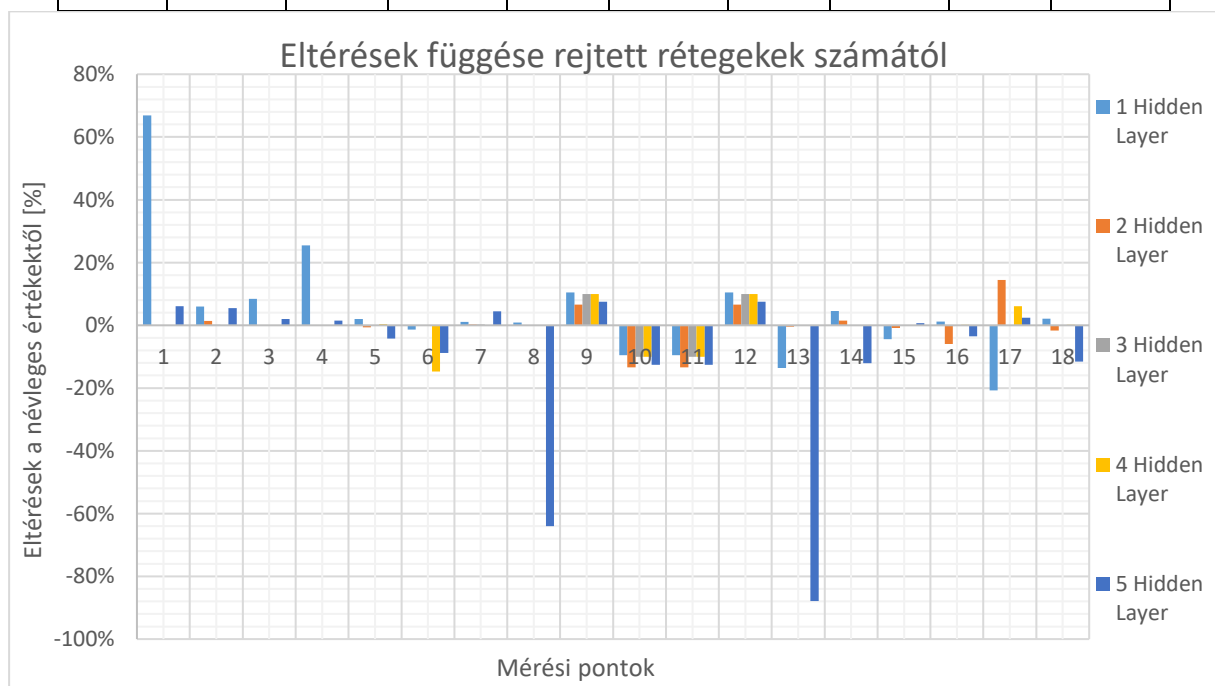
35. melléklet: 5 Rejtett réteges ANN MATLAB-os ablaka



36. melléklet: 5 Rejtett réteges ANN jószág görbéje

4. táblázat: Különböző Rejtett réteg számú ANN-ek eredményei és a kapott eltéréseik táblázata

1 Layer		2Layer		3Layer		4Layer		5Layer	
becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés
4,0406	66,94%	4,7108	-0,08%	4,7100	0,00%	4,7100	0,00%	4,6497	6,03%
1,3603	5,97%	1,4059	1,41%	1,4184	0,16%	1,4204	-0,04%	1,3652	5,48%
2,6856	8,44%	2,7693	0,07%	2,7700	0,00%	2,7700	0,00%	2,7503	1,97%
0,8450	25,50%	1,0999	0,01%	1,1000	0,00%	1,1000	0,00%	1,0855	1,45%
3,1198	2,02%	3,1470	-0,70%	3,1400	0,00%	3,1368	0,32%	3,1825	-4,25%
0,9634	-1,34%	0,9503	-0,03%	0,9497	0,03%	1,0973	-14,73%	1,0378	-8,78%
1,1796	1,04%	1,1874	0,26%	1,1876	0,24%	1,1900	0,00%	1,1453	4,47%
0,5407	0,93%	0,5510	-0,10%	0,5500	0,00%	0,5499	0,01%	1,1902	-64,02%
1,7954	10,46%	1,8336	6,64%	1,8000	10,00%	1,8000	10,00%	1,8253	7,47%
1,7954	-9,54%	1,8336	-13,36%	1,8000	-10,00%	1,8000	-10,00%	1,8253	-12,53%
1,7954	-9,54%	1,8336	-13,36%	1,8000	-10,00%	1,8000	-10,00%	1,8253	-12,53%
1,7954	10,46%	1,8336	6,64%	1,8000	10,00%	1,8000	10,00%	1,8253	7,47%
2,7758	-13,58%	2,6442	-0,42%	2,6400	0,00%	2,6400	0,00%	3,5188	-87,88%
0,6346	4,54%	0,6653	1,47%	0,6800	0,00%	0,6800	0,00%	0,8004	-12,04%
2,2041	-4,41%	2,1688	-0,88%	2,1600	0,00%	2,1599	0,01%	2,1531	0,69%
0,9084	1,16%	0,9799	-5,99%	0,9200	0,00%	0,9180	0,20%	0,9554	-3,54%
3,3275	-20,75%	2,9757	14,43%	3,1200	0,00%	3,0594	6,06%	3,0959	2,41%
1,5386	2,14%	1,5769	-1,69%	1,5600	0,00%	1,5587	0,13%	1,6758	-11,58%



37. melléklet: Különböző Rejtett réteg számú ANN-ek százalékos eltérései