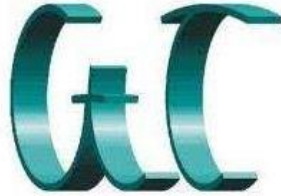


BUDAPESTI MŰSZAKI ÉS GAZDASÁGTUDOMÁNYI EGYETEM
GÉPÉSZMÉRNÖKI KAR
GYÁRTÁSTUDOMÁNY ÉS -TECHNOLÓGIA TANSZÉK



TDK DOLGOZAT

MEZŐ PÉTER BÁLINT

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

Konzulens:

Dr. Takács Márton

Tanszékvezető-helyettes egyetemi docens

Budapest, 2022

TARTALOMJEGYZÉK

1. Bevezetés.....	2
2. Célkitűzések	4
3. Prediktív modellek szerepe a Gyártástechnológiában.....	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	21
4.1. Data Set bemutatása.....	21
4.2. Modell betanítása.....	22
4.3. A prediktív modell becslési hatékonysága	24
4.3.1. Betanító algoritmusok összehasonlítása	24
4.3.2. A neuronszám hatásának vizsgálata	25
4.3.3. A rejtett rétegek számának hatásvizsgálata	26
5. Az Eredmények értékelése, a kutatás korszerűsége	28
6. Összefoglalás.....	30
7. Felhasznált források	32
8. Mellékletek.....	35

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



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

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.

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 modellel 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.

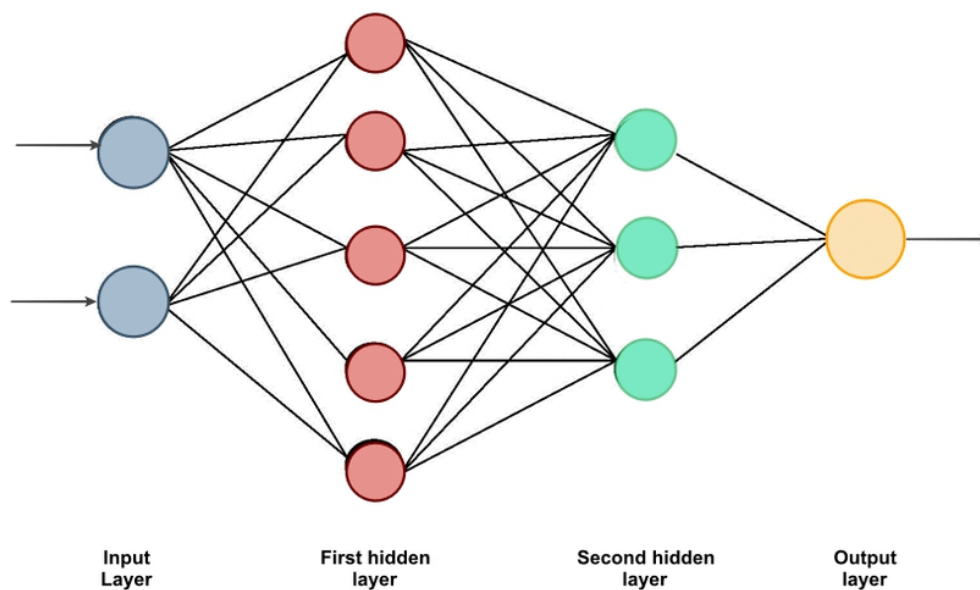
A szakirodalmi kutatások szemlélését követően saját Mesterséges Neurális Hálózat alapú prediktív modellfejlesztést tűztem ki célul. Mivel a hasonló modellek betanításához szükséges adatok célzott kísérletek segítségével történő kinyerése rendkívül idő- és költségigényes, ezért megoldás lehet korábban, 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 A GYÁRTÁSTECHNOLÓGIÁBAN

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].

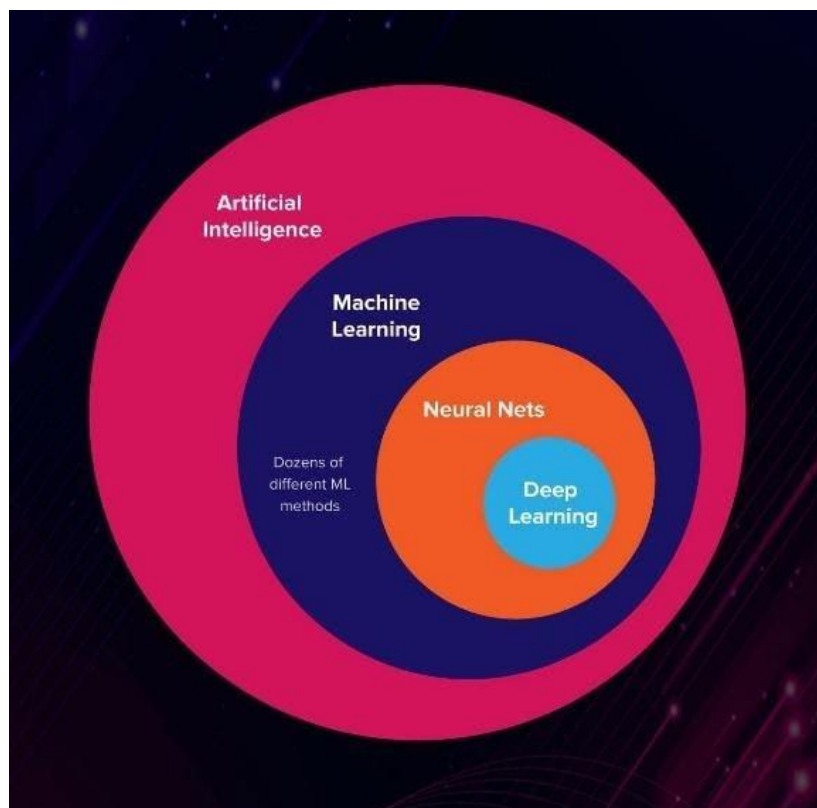


2. ábra: Egy Mesterséges Neurális Hálózat felépítése [3]

3.1.1. MESTERSÉGES NEURÁLIS HÁLÓZAT FELÉPÍTÉSE ÉS FELADATA

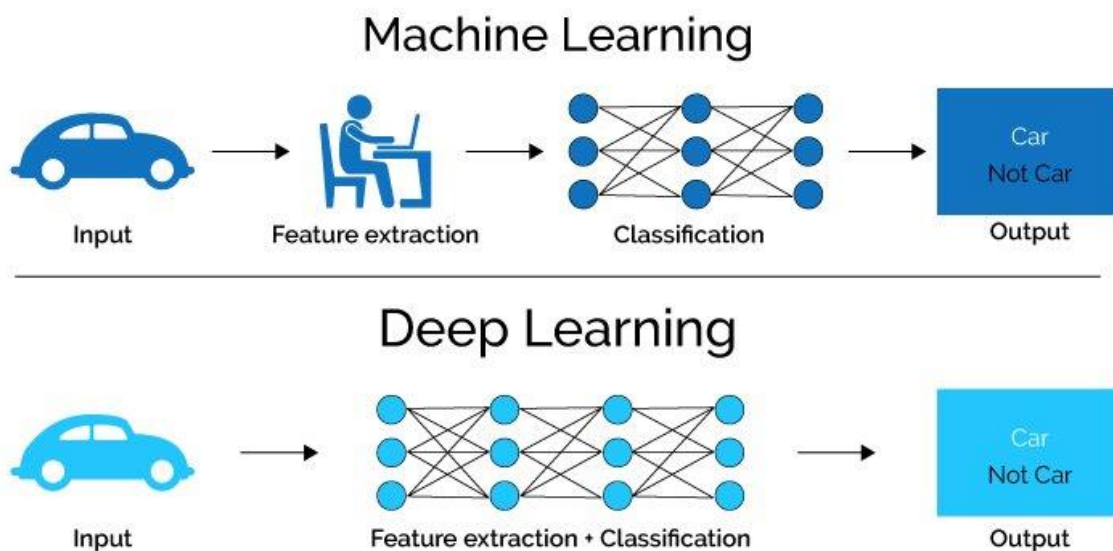
Felépítés szerint az ANN három részből épül fel, amiket rétegek alkotnak (angolul layer). Az első rész a bemeneti neuronokat, a harmadik pedig a kimeneti neuronokat magukban foglaló rétegek, melyek az adatok bemeneti és kimeneti pontjai. A két réteg között elhelyezkedő má-

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 tanulóhoz kezdenek tartozni. A leggyakrabban használt algoritmusok regressziót és besorolást használnak [5].



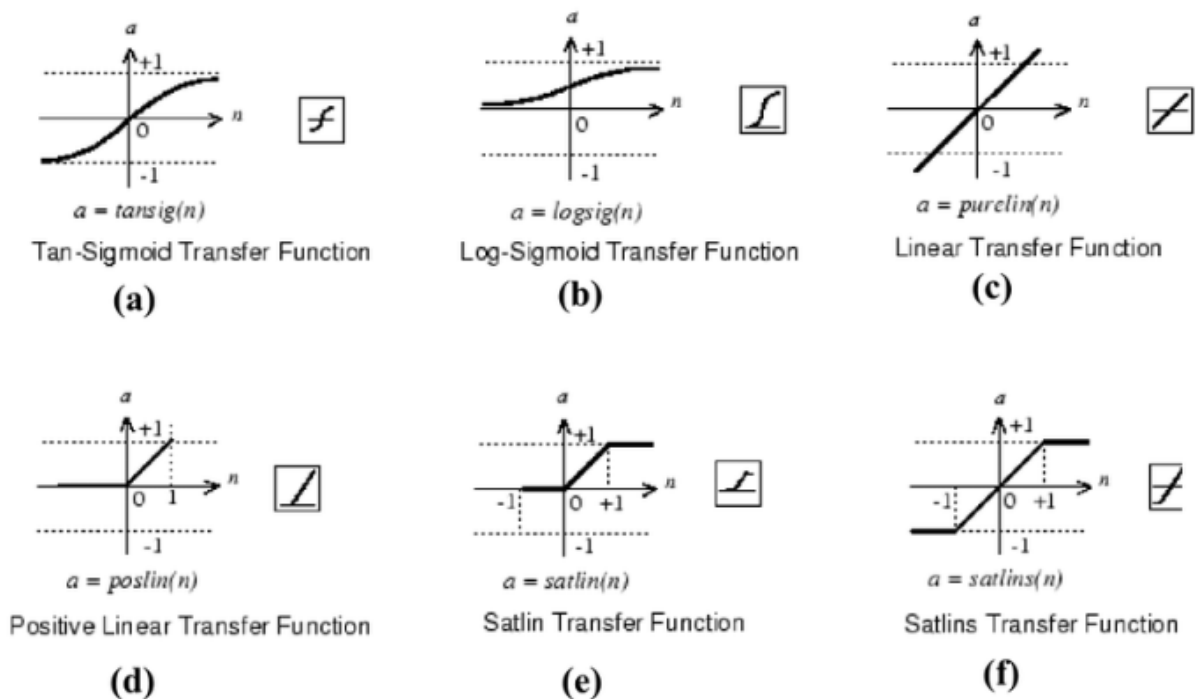
4. ábra: Különbség a gépi és a mély tanulás között [6]

Felügyelt tanulás során az algoritmusok az ember (felhasználó) által megadott címkézett példák alapján készítenek előrejelzéseket. A módszert akkor használják, ha tudják, hogyan kell kinéz-

nie 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

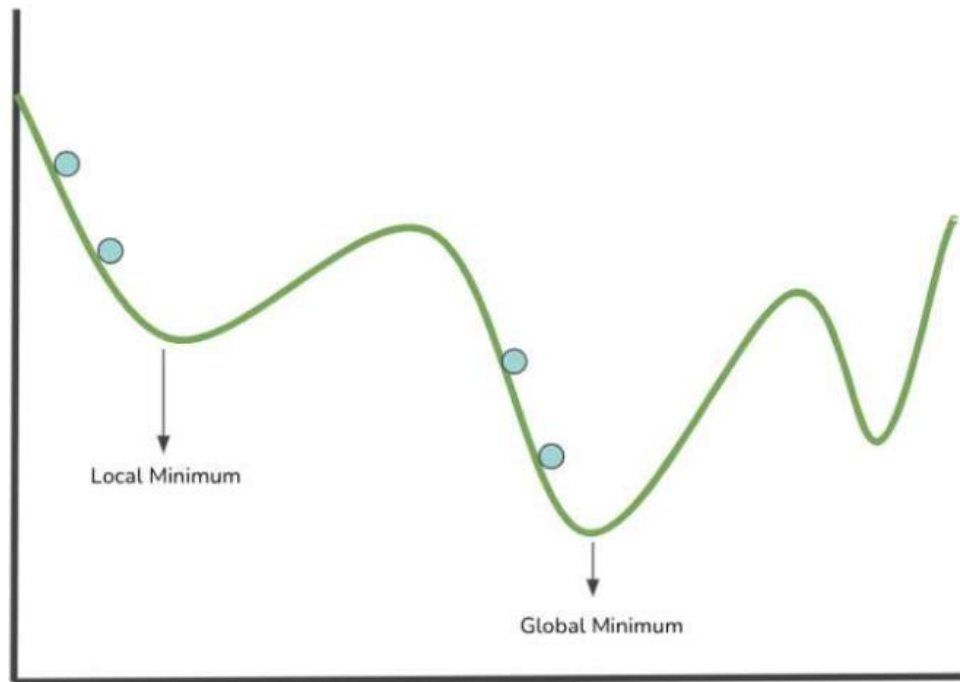


5. ábra: Egy ANN neuron réteg aktivációs függvényei: (a) tansig, (b) logsig, (c) poslin, (d) rectilin, (e) satlin és (f) satlins[8]

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. Ezeket az 5. ábra mutatja be. A kimeneti eredmények meghatározására leggyakrabban a lineáris függvényt alkalmazzák a kiemelkedően jó hatékonysága miatt [7].

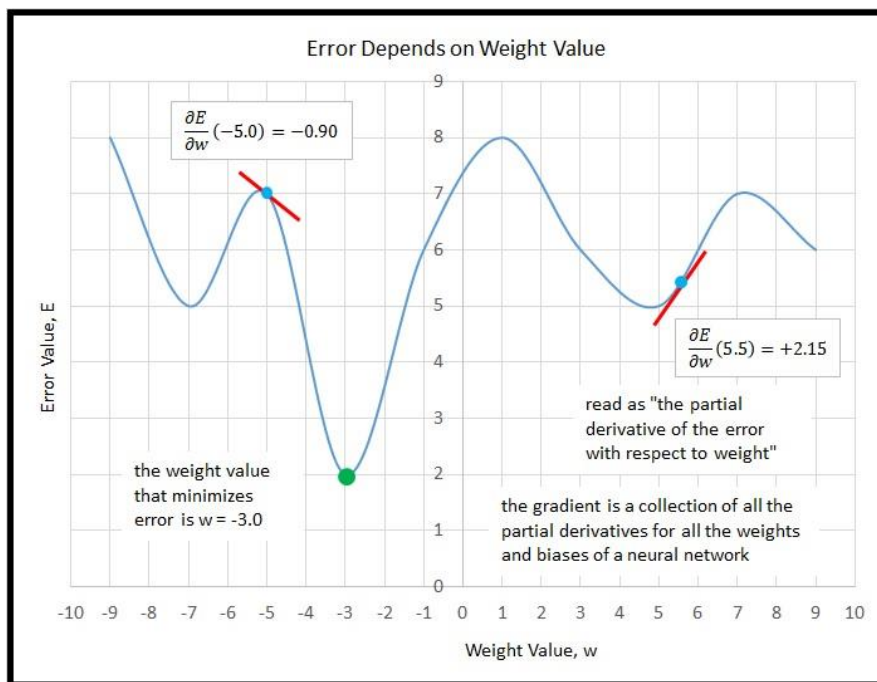
A mesterséges neurális hálózat betanítása magában foglalja az engedélyezett modellek kiválasztását, amelyekhez több kapcsolódó algoritmus létezik: Gradiens Csökkenés (Gradient Descent), Reziliens Hiba-Visszaterjesztés (Resilient Backpropagation), Konjugáló Gradiens (Conjugate Gradient), Quasi-Newton (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 stationárius 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].



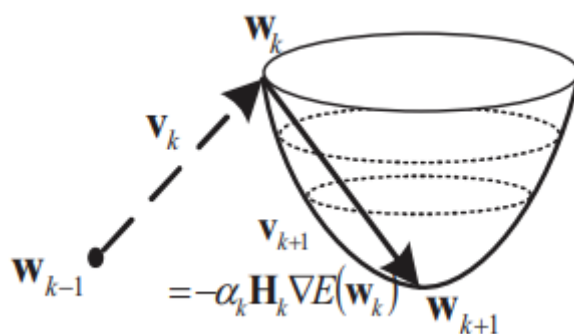
6. ábra: Gradiens Csökkenés ábrázolása [11]

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]

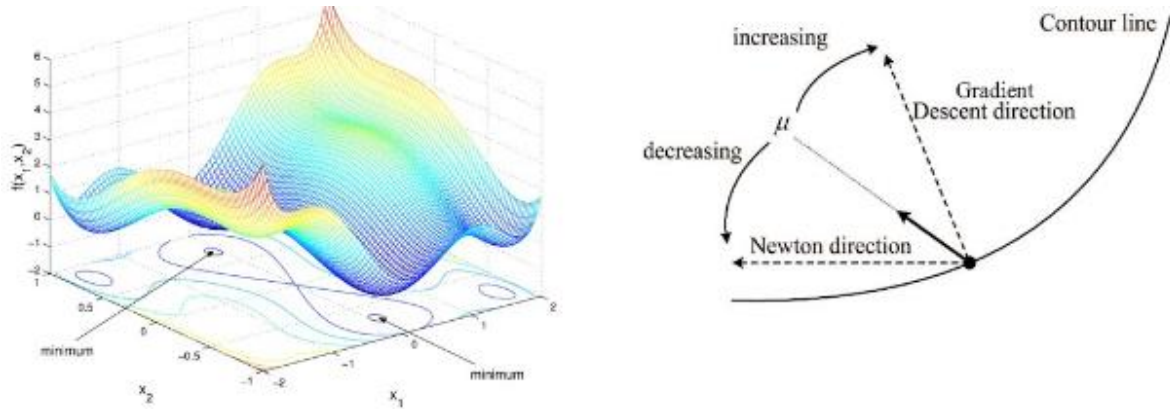
A Newton módszer a konjugált gradiens módszerek alternatívája a gyors optimalizálás érdekében. A Newton-módszer gyakran gyorsabban konvergál, mint a konjugált gradiens módszerek. Sajnos bonyolult és költséges a Hess-mátrix kiszámítása az előrecsatolt neurális hálózatokhoz. Van az algoritmusok egy osztálya, 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]

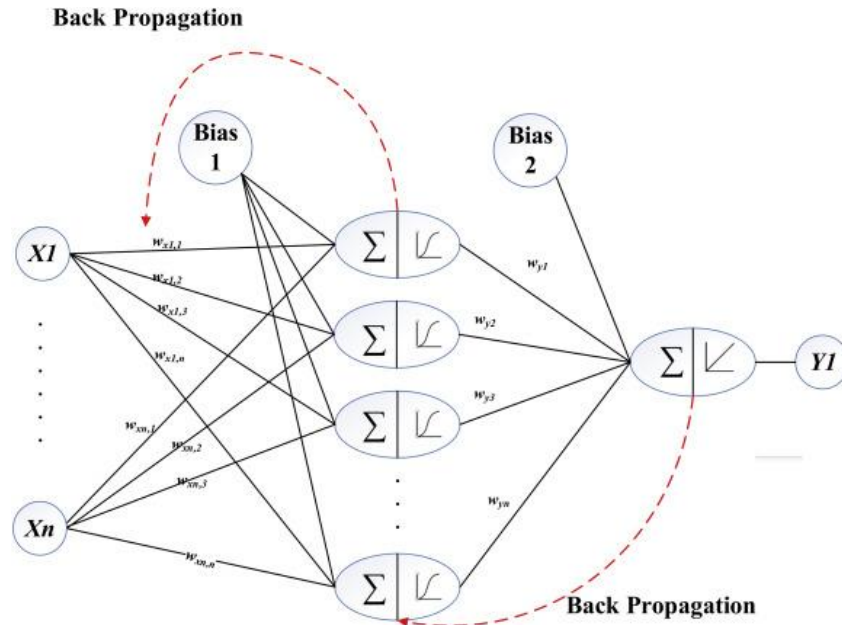
A Levenberg-Marquardt (LM) módszereket szokták a korlátozott lépésű módszerek, illetve a megbízhatósági tartományos módszerek között tárgyalni, illetve ez egyik leggyakrabban hasz-

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-



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

Marquardt optimizációhoz 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].

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 , illetve f_z , amennyiben élenkénti 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 esztergálási teljesítményének előrejelzéséhez. A 40 db kísérletet gyorsacél szerszámokkal hajtották végre, a leválasztott anyagmennyiség rátáját, illetve a szerszámkopást mérték. A kísérlettervezést CCD (Central Composit Design) stratégiával végezték. Az ANN betanításához és teszteléséhez a MATLAB 2016b programot használták fel. Három különböző betanító algoritmust vizsgáltak, különböző aktivációs függvényekkel. A rejtett rétegen található neuronok száma 2-20 között változott. A kísérleti eredményekből álló Data Set 70%-át használták fel az algoritmus betanítására, 15%-ot a validációjára és a maradék 15%-ot a tesztelésére. Az ANN becslésének jóságát az R^2 korrelációs együttható és az RMSE négyzetes hiba statisztikus jellemzőkkel értékelték. Az ANN modellt összevetették az ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System) gépi tanuló technikával, amely az ANN-t és a Fuzzy Logic-ot foglalja magába. Az ANN modell teszteléskor kiderült, hogy a 3 betanító algoritmus közül az LM-típusú volt a leghatékonyabb, ami a rejtett rétegen 10 neuront tartalmazott, valamint transig, illetve logsig aktivációs függvényeket használt. Összehasonlítva pedig az ANN az ANFIS-hoz képest jobban szerepelt, mivel a korrelációs együtthatója 92,1%-os volt az ANFIS 60-73%-ához képest [19].

Aleksandar Kosarac, et al. a felületi érdesség ANN alapú becslését tűzték ki célul marás esetén. A kísérletet AA7075-ös alumíniumon végezték el keményfém marószerszámmal, különböző hűtési megoldásokkal kísérve. A megmunkált felületek érdességét Mitutoyo berendezéssel vizsgálták meg. Az ANN alapú modell betanításához és teszteléséhez a MATLAB szoftvert használták. Több különböző betanító algoritmust vizsgáltak, 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 a validálásra és a maradék 15%-ot a tesztelésére. Az ANN becslésének jóságát az R^2 korrelációs együttható és az MSE átlagos négyzetes hiba statisztikus jellemzőkkel értékelték. A kísérlet arra mutatott rá, hogy a felületi érdesség becslését a modellek nagyon jó közelítéssel végezték kisebb elemszámú Data Set használata mellett is [20].

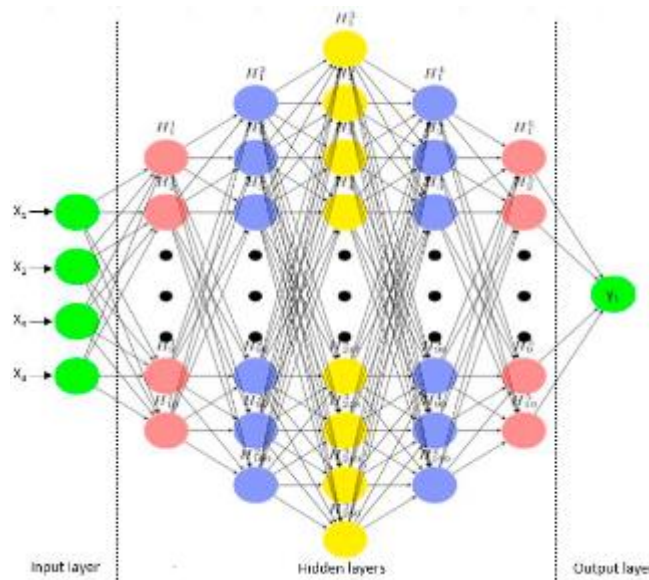
P.J. Bagga, et al. a szerszámkopást becsülték ANN alapú modell segítségével. A forgácsolási-kísérletek megtervezése a Taguchi L9-es módszer alapján történt. A kísérlet során keményfém szerszámokkal EN8-as szénacélt esztergáltak, aminek során mérték az erőt és a rezgéseket a szerszámkopás változásának a nyomonkövetése céljából. A mérési eredmények alapján ANN modell készült MATLAB szoftverrel. A legjobb eredményt egy 3-4-1-es felépítésű feed-forward típusú neurális hálózattal voltak képesek elérni, 3.48%-os átlagos hibával [21].

Uma Maheshwera Reddy Paturi, et al. az AISI 52100-as keményfém esztergálása során mesterséges neurális hálózat (ANN) alapú modellt alkalmaztak a forgácsoló szerszám kopásának becslése céljából. A kísérlethez Taguchi L27-es kísérlettervezési módszert használtak, és az így kapott eredményeket MATLAB-ban értékelték ki. A vizsgálatot száraz megmunkálás, nedves megmunkálás (elárasztó hűtés) és minimális kenés (MQL) esetén is elvégezték. Az ANN modellezés Levenberg-Marquardt módszerrel készült és tangens szigmoid (tansig) aktivációs függvényt tartalmazott mind a rejtett, mind pedig a kimeneti rétegekben. Az értékeléshez a négyzetes hiba (MSE) és az átlagos hiba (AE) értékeit vették alapul. Megállapították, hogy a 3-6-6-1-es felépítésű modell az optimális a becslésre [22].

Yun Zhang, et al. a gépi tanulás alkalmazásának lehetőségeit vizsgálták nagysebességű esztergálásnál (High Speed Turning) a forgácsoló erő, a felületi érdesség és a szerszáméltartam becslésére. Az ANN modell betanítását Gauss-i regressziós folyamati modellel (angolul: Gaussian Process Regression) végezték el, az eredményeket pedig összehasonlították ugyanazon Data Set-tel elvégzett, más típusú algoritmusokkal betanított ANN modellek eredményeivel. A Data Set 41 kísérleti eredményt tartalmazott. A kutatás eredményeként megállapították, hogy a

Gaussi regressziós folyamat modelle egyszerűen, gyorsan és pontosan képes meghatározni a High Speed Turning folyamatok esetén a megmunkálási paraméterek segítségével a kimeneti értékeket [23].

Vikas Marakini, et al. magnézium ötvözetek nagysebességű marási megmunkálása során fel-lépő rezgés miatt keletkező felületi érdesség optimalizálását tűzték ki célul. A kísérletük során AZ91-es magnéziumot hűtőközeg nélkül martak L9-es Taguchi kísérlettervezéssel, majd az eredményeket TOPSIS módszerrel dolgozták fel. A vizsgálat eredményeként arra jutottak, hogy a nagysebességű marás alkalmazásával a felületi érdesség 85%-kal, a felület mikrokemény-sége pedig 33%-kal javítható az adott körülmények között. A TOPSIS módszerrel sikerült a forgácsolási paraméterek optimumát meghatározni. A felületi érdességet legjobban befolyásoló paraméter az előtolás volt [24].

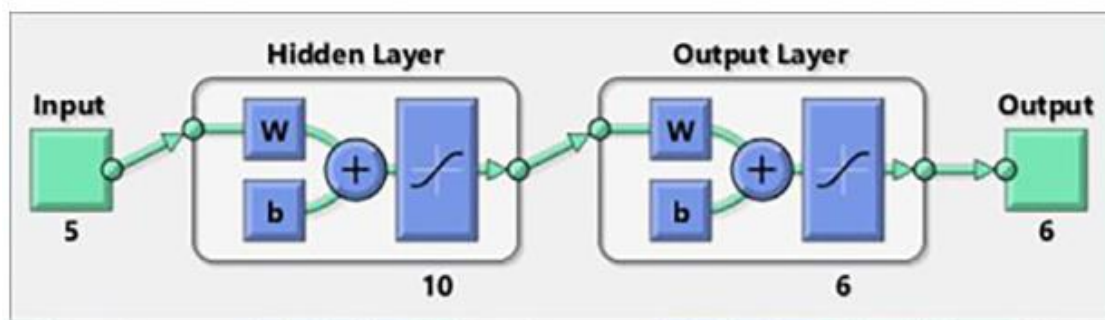


11. ábra: Az DMLP algoritmus általános felépítése [25]

Gokberk Serin, et al. a Deep Multi-Layer Perceptron alapú előrejelzést kutatta a marás energia-hatékonyságáról 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 horonymarás-nál. További észrevételek az megmunkálási paraméterek kapcsán, hogy az előtolás és a fogás-mélység volt a legnagyobb befolyásoló tényező. A DMLP algoritmus felépítéséről a 11. ábra ad jó tájékoztatást [25].

Jignesh G. Parmar, et al. egy Mesterséges Neurális Hálózat (ANN) alapú modellt tanítottak be

AISI1020 típusú acél anyag szármarási folyamatjellemzőinek (anyageltávolítási sebesség, megmunkálási idő, szerszáméltartam, forgácsolóerő, nyomaték, teljesítmény) becslése céljából. A MATLAB R2015a szoftvert használták fel az ANN modell betanítására és tesztelésére, melyen belül a Feedforward Backpropagation módszert alkalmazták 5 bemeneti neuronnal, 6 rejtett réteggel (minden rejtett rétegen 10 neuronnal) és 6 kimeneti neuronnal. Erről a 12. ábra ad információt. Jó korrelációt kaptak az ANN modell eredményei és a kísérleti eredmények között. Végző konklúzióként kimondták, hogy a kifejlesztett mesterséges neurális hálózat alapú modell hatékonyan, olcsón és gyorsan használható a vizsgált paraméterek előrejelzésére [26].



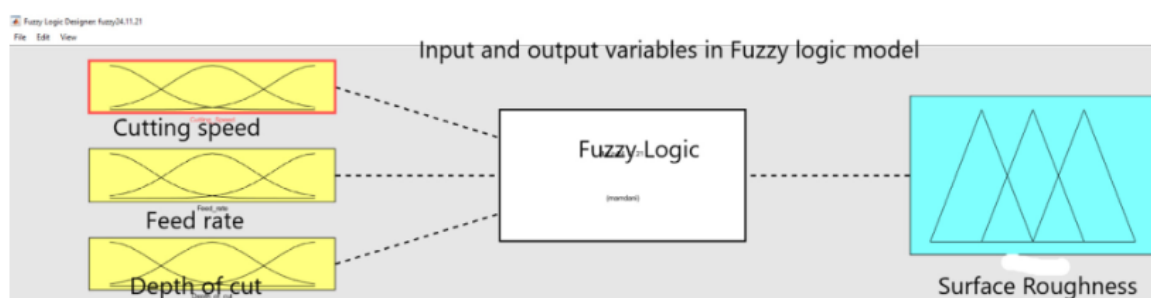
12. ábra: Az ANN modell MATLAB-os szerkezete[26]

Pradeep K. Singh, et al. célja a megmunkálási paraméterek felületi érdességre (SR) és anyageltávolítási sebességre (MRR) gyakorolt hatásának kiértékelése volt AISI H11 acél szármarása során. A megmunkálási kísérleteket függőleges főorsójú CNC marógépen végezték el Taguchi L27 kísérlettervezési stratégia alapján a felületi érdesség és az anyageltávolítási sebesség (MRR) közötti összefüggés vizsgálata céljából. Az optimalizálásnál a felületi érdesség és az anyageltávolítási sebesség legjobb kombinációját keresték. Az adatok elemzése MS EXCEL szoftverrel kerültek elvégzésre, a szignifikancia tesztek ANOVA módszerrel készültek. Az érdesség 20%-os súllyal, az anyageltávolítás pedig 80%-ossal került figyelembevételre nagyoló megmunkálásnál. A forgácsoló sebesség, az előtolás, valamint a fogásmélység hozzájárulása nagyoló megmunkálásnál 18,48%, 37,49%, illetve 35,61% volt. Simító eljárásnál a felületi érdességet 80%-os súlyozással, az anyageltávolítási sebességet pedig 20%-ossal vették figyelembe. Ebben az esetben a forgácsolási sebesség, az előtolás és a fogásmélység hozzájárulása 71,55%, 13,88% és 1,09% volt [27].

Chakradhar Bandapalli, et al. a kutatásuk során a felületi érdesség kísérleti vizsgálatát és becslését végezték el optimalizálási technikákkal. Ezek között volt a mesterséges neurális hálózat (ANN), a csoportos módszerrel végzett adatkezelése (GMDH) és a többszörös regressziós analízis (MRA). Ti-6Al-4V titánötvözet nagy sebességű mikroméretű szármarása során összehasonlító vizsgálatot végeztek a főorsó fordulatszáma, az előtolás és a fogásmélység megmunkált

felületi érdességre gyakorolt hatásának megismerése céljából. 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. a kutatásuk során a fuzzy logikát alkalmazták a felületi érdesség előrejelzésére EN31 acél kemény megmunkálásakor, TiAlN bevonatú vágószerszámmal használva. Kilenc anyagválasztási kísérletet végeztek három forgácsolási sebességgel, előtolási sebességgel és fogásmélységgel, majd a 9 felület minőségét mérték meg felületi érdességmérővel. A fuzzy logikai modellek fejlesztéséhez, melyet az 13. ábra mutat be, MATLAB R2020b szoftvert és



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

annak beépített fuzzy logic eszköztárát használták. A háromszög tagsági funkció minden paraméterhez és változóhoz hozzá volt rendelve. Kilenc fuzzy szabályt készítettek a megmunkálási kísérletekből származó adatok felhasználásával. A kutatók megállapították, hogy a fuzzy logikai modell elfogadható pontossággal képes a felületi érdesség becslésére. Kiderült, hogy a nagyobb forgácsolási sebesség és a kisebb előtolás jobb felületi minőséget biztosít [29].

M.V.R. Durga Prasad, et al. a kutatásuk során egy L27 Taguchi kísérleti terv használatával forgácsolási vizsgálatokat végeztek el EN31 edzett acélon, CBN szerszámmal, hűtő-kenő folyadék alkalmazása nélkül. A vizsgálat célja a forgácsoló sebesség, az előtolás és a fogásmélység, mint bemeneti paraméterek felületi minőségre gyakorolt közvetlen és közvetett hatásának a feltérképezése volt. 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 a felületi érdességre [30].

A. Johnson Santhosh, et al. a kutatásuk során AISI 4340 ötvözt acél alkatrészek felületi érdességének az előtolástól, a forgácsolási sebességtől és a fogásmélységtől való függését vizsgálták. A számított és a tényleges empirikus modelleket lapközepes CCD kísérlettervezési stratégia segítségével határozták meg a Válaszfelület módszer (RSM, Response Surface Methodology) alkalmazásával az értékek előrejelzése céljából. A megmunkálási paraméterek egymásra

hatásait háromdimenziós felületi diagramok segítségével tanulmányozták, az optimális folyamatparamétereket pedig a kívánatossági grafikon segítségével jósolták meg. A kutatók mesterséges neurális hálózat (ANN) alapú megközelítést alkalmaztak a regressziós együttható (R^2) növelésére és a legjobban illeszkedő modell biztosítására egy genetikusan algoritmus (Genetic Algorithm, GA) számára. A felületi érdességre vonatkozó validáló kísérleti eredmények alapján megállapítható volt, hogy a becslési hibaszázalék az AISI 4340 ötvöztött acél alkatrészek megmunkálásánál a genetikusan algoritmus esetén kisebb volt, mint a válaszfelületi módszertannál. Ennek eredményeként a szerzők az Artificial Neural Network (ANN) és a Genetic Algorithm (GA) módszertan kombinációjának használatát javasolják a legjobb megmunkálási folyamatparaméterek megtalálása és a gyakorlatban történő minél jobb teljesítmény elérése érdekében [31].

Maresh Gopal kísérleti vizsgálatot végzett a felületi érdesség előrejelzésére a következő paraméterek figyelembevételével: forgácsoló sebesség, előtolási sebesség, fogásmélység és csúcssugár Duplex 2205 (ASTM A276) típusú korrúd anyag keményszertergálásánál, keményszer szerszám felhasználásával. A kísérleteket 5 szintű és 4 faktoros tervezés alapján hajtották végre. A kísérleti eredmények nyomán megállapította, hogy a forgácsolási sebesség hatása a legnagyobb a megmunkálási eredményeire, a csúcssugár hatása kisebb. A felületi érdességre legnagyobb hatással bíró forgácsolási paraméterek felismeréséhez egy ANN-t használt fel, melyet MATLAB segítségével tanított be és értékelt ki. Három különböző ANN átviteli függvény hatékonyságát hasonlította össze a szerző a legjobb előrejelzett értékek kiválasztásához. A kutató szerint a Log-sigmoid a legalkalmasabb átviteli függvény, amely segítségével az ANN legjobban tudja közelíteni a felületi érdességet [32].

Ramanuj Kumar, et al. a szerszám hátfelületi kopásának előrejelzésével és forgácsmennyiség csökkentésén dolgoztak AISI D2 szerszámacél keményszer szerszámmal történő keményszertergálásának esetében. Az eredmények kiértékelését MATLAB szoftverben végezték, ahol a 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 igazol-

tak 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 szerszámélettartam előrejelzésével foglalkoztak esztergálás esetén neurális hálók, valamint a szerszámkopásról készült képek felhasználásával. A kísérlet során három forgácsoló él esetén gyűjtöttek adatokat, azonos forgácsolási paraméterek mellett. A szerszámkopást hagyományos módszerekkel mérték, de emellett, a hátfelületi kopásról készült képek és annak ANN segítségével történő kiértékelése alapján egy becslő modellt hoztak létre a szerszámélettartamra. Ennek 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 vizsgálták AISI 52100 csapágyacél keményesztergálása 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 a 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

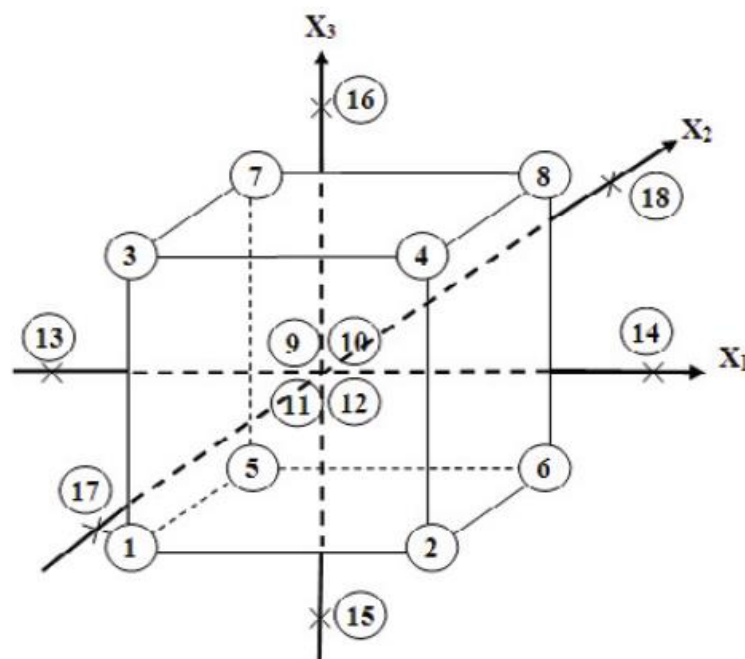
A költséghatékonyságot is szem előtt tartva jelen kutatás keretében korábban, más célból végrehajtott kísérletek dokumentált mérési eredményei (Data Set) kerültek felhasználásra az ANN alapú prediktív modellalkotáshoz. A kísérleti Data Set-nek J. B. Saeldon, et al. AISI D2-es (62 HRC) keményfém mikromarásáról szóló kutatását választottam, ahol a kutatás célja a szerszámélettartam 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 függvényszámítással. A kísérletet 3 tengelyes marógépen hajtották végre Ti-AlN 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

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

	v_c (m/min)	a_p (mm)	f ($\mu\text{m}/\text{ford.}$)	Élettartam (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

mérőrendszerrel biztosították. A kísérlettel kapcsolatban minden fontos paramétert dokumentáltak: a forgácsolósebességet, az előtolás nagyságát, a fogásmélységet, illetve a szerszáméltartalmot 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 csökkent a szerszám átmérője. Emellett azért döntöttek, mivel a szerszám elhajlása, a hőmérséklet miatti méretváltozás és a folyamatos megmunkálás egyéb előforduló hibáit akarták csökkenteni [36].

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

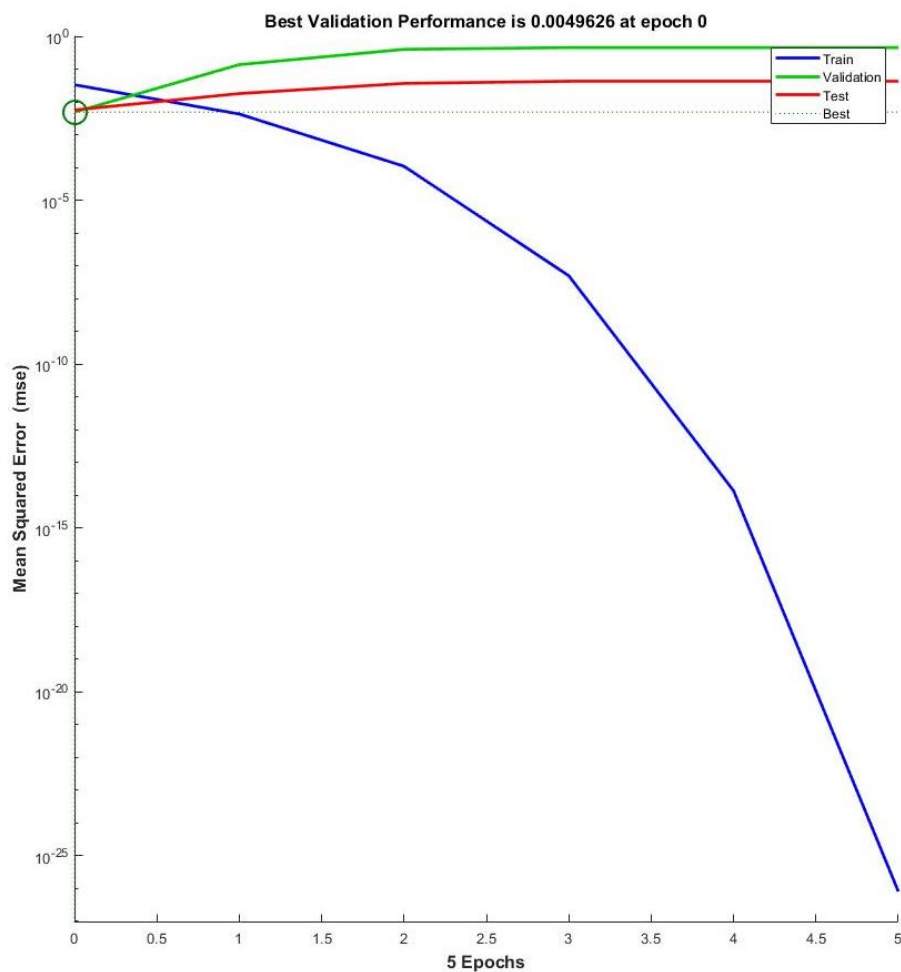


14. ábra: A kísérleti paraméterek elhelyezkedése a CCD modell szerint [36]

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 logaritmus (programbeli neve szerint logsig), míg a kimenetét 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.

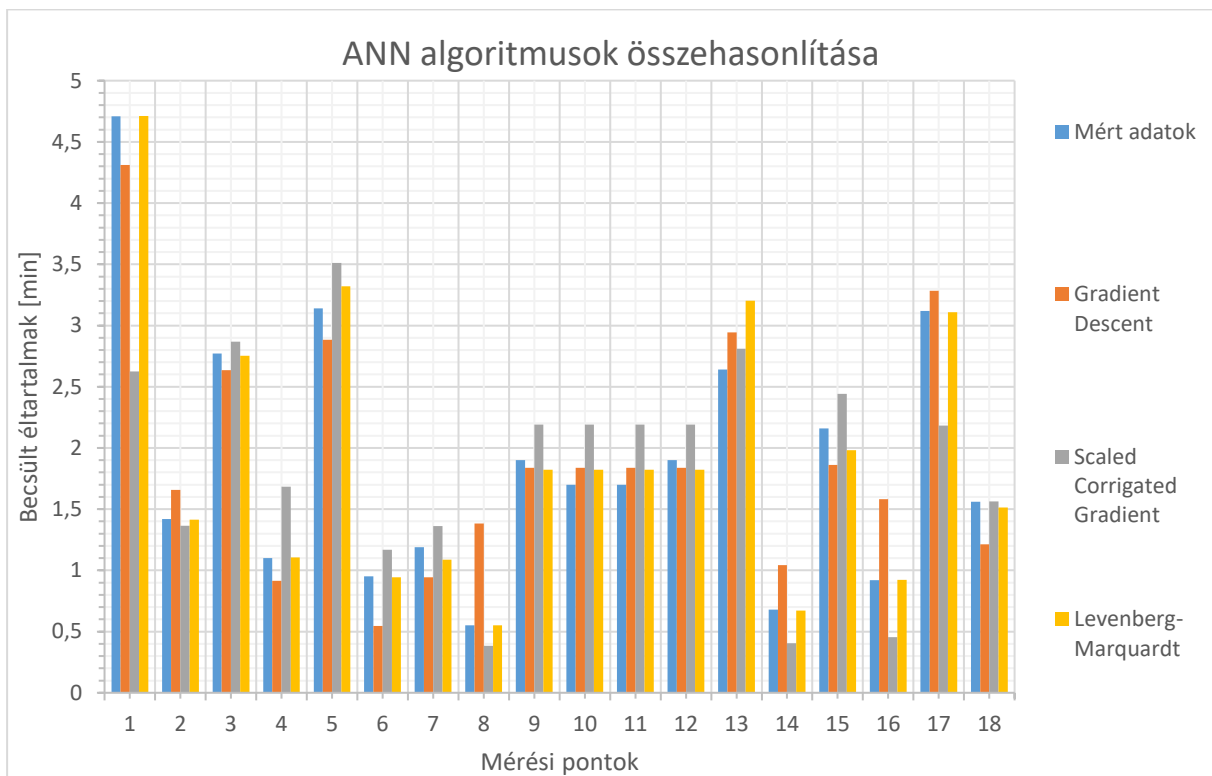


15. ábra: Példa a jó teljesítésre (performance) LM betanító algoritmus esetén

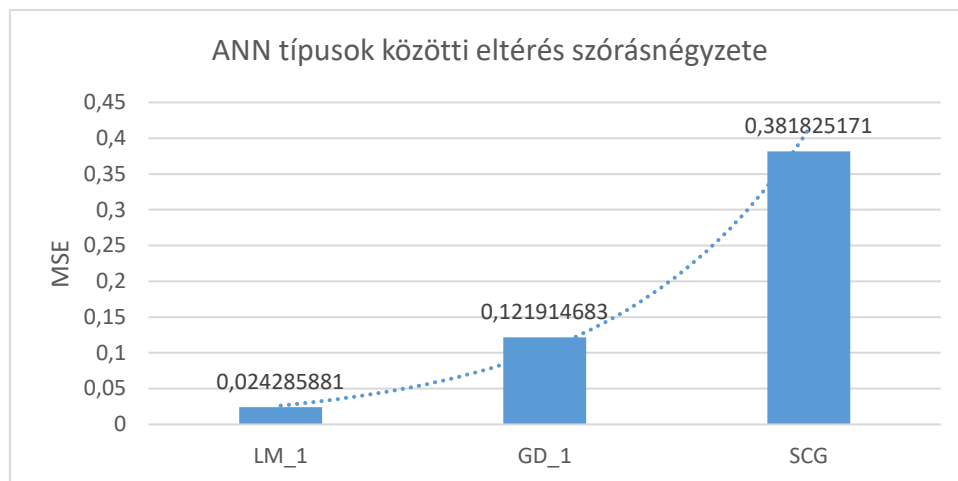
4.3. A prediktív modell becslési hatékonysága

4.3.1. BETANÍTÓ ALGORITMUSOK ÖSSZEHASONLÍTÁSA

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.



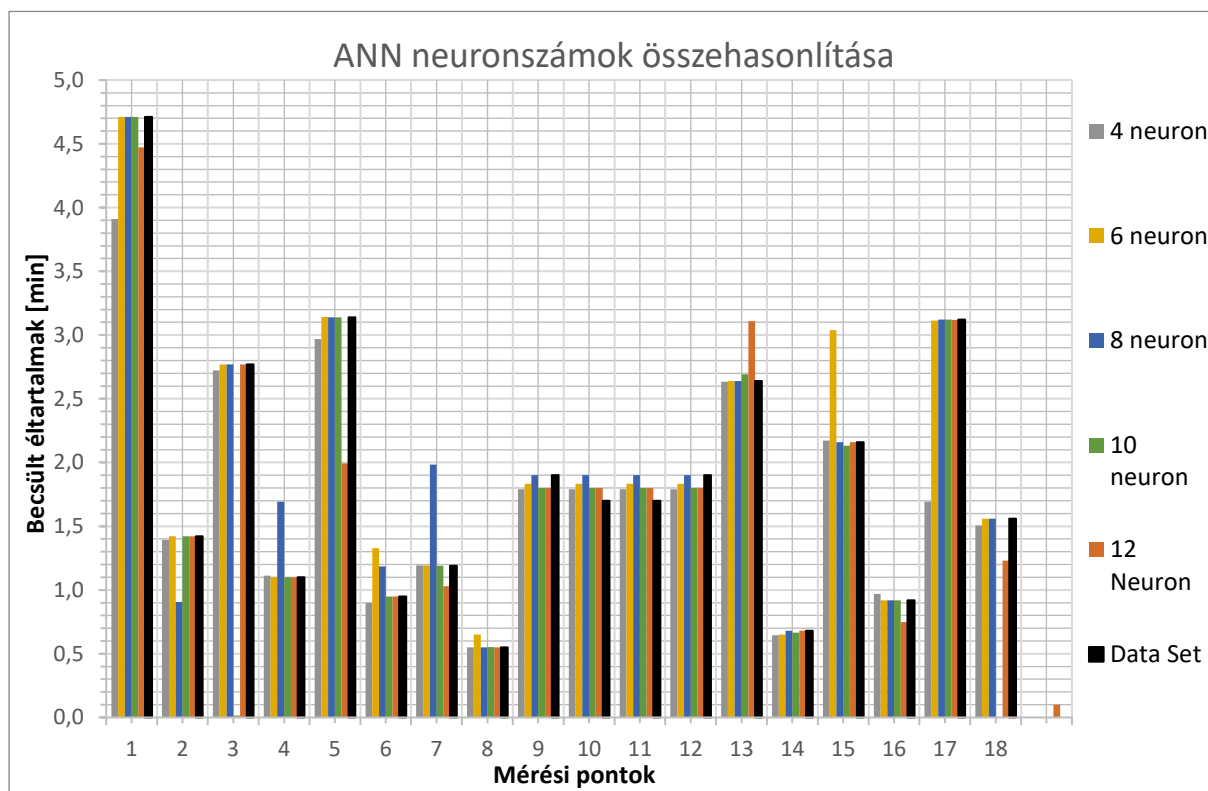
16. ábra: Különböző betanító algoritmusok eredményei



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

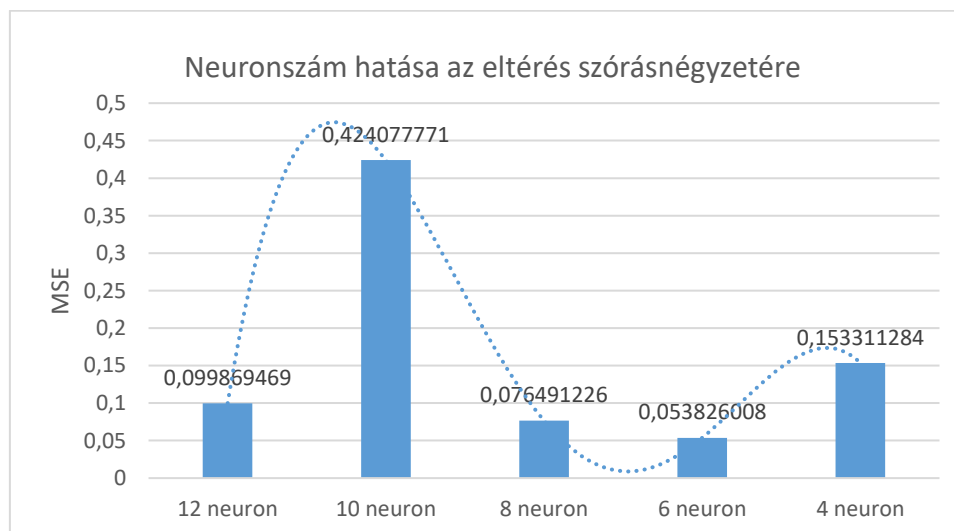
4.3.2. A NEURONSZÁM HATÁSÁNAK VIZSGÁLATA

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



18. ábra: Különböző neuronszámú ANN-ek eredményei

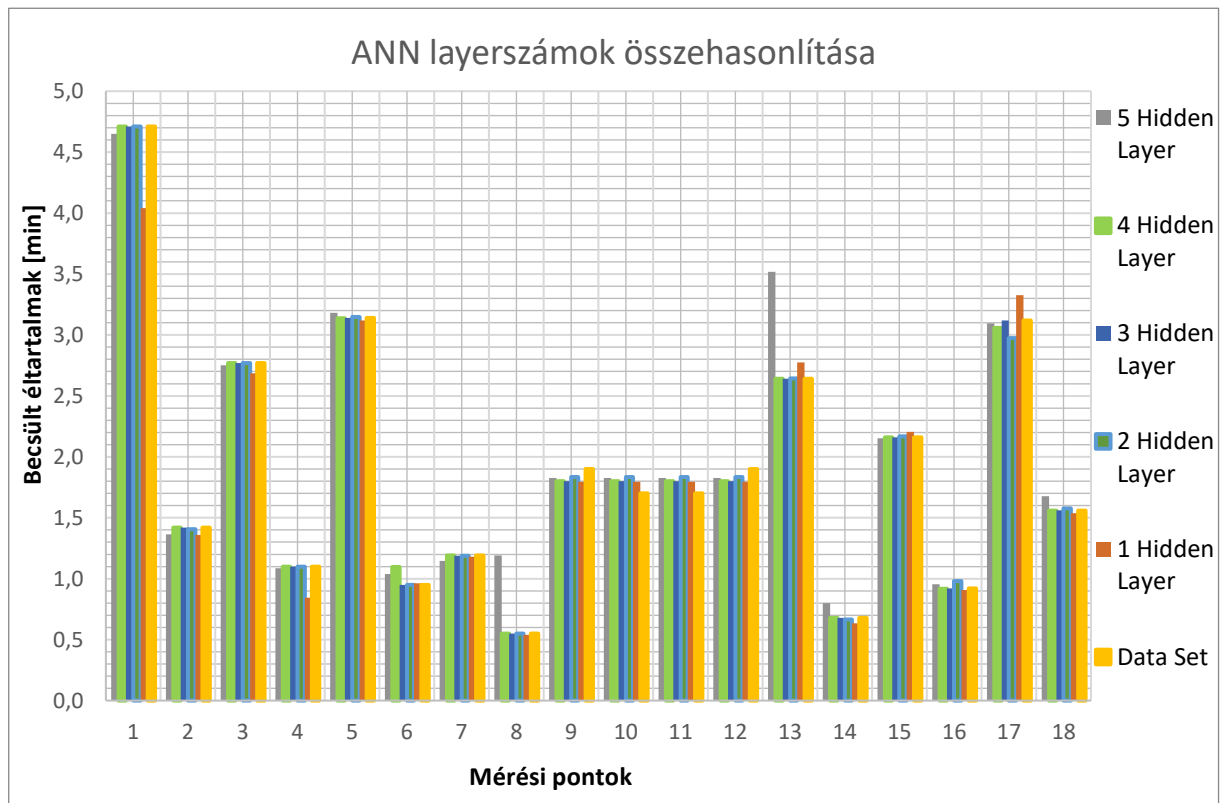
az algoritmusok jól közelítették az eredeti értékeket. Részleteket a 14.melléklettől a 23. mellékletig lehet megtalálni, az ANN-ek becslései a 3. táblázatban láthatóak. A 19. ábrán jól észrevehető, hogy a 8 és 6 neuronszámú modellek teljesítettek jobban. Egy polinominális trendgörbét a diagramra illesztve megkapjuk, hogy 7 az optimális neuronszám egy rejtett rétegben.



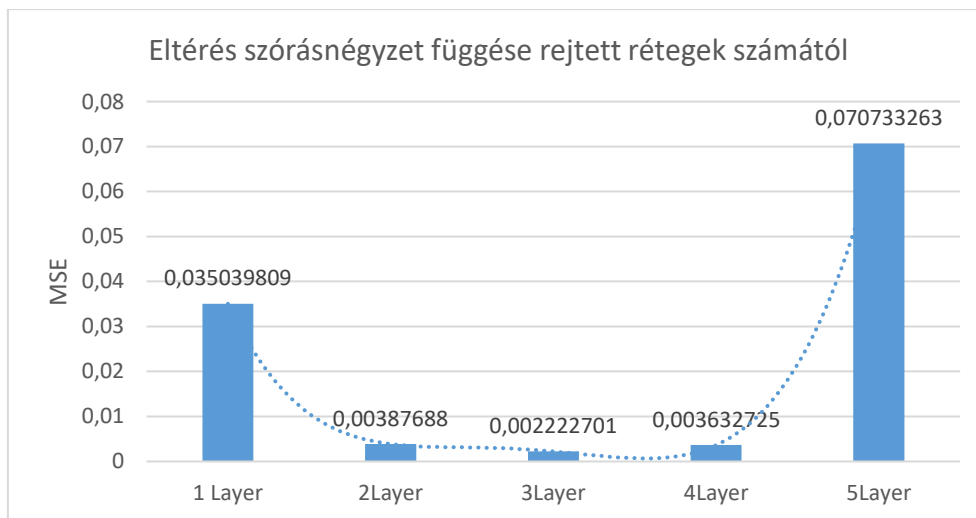
19. ábra: Neuronszám hatása az ANN modell jóságára

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 jóságára

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

vonatkozóan 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 adatdúsításnak nevezünk. Mesterséges adatdúsítás [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

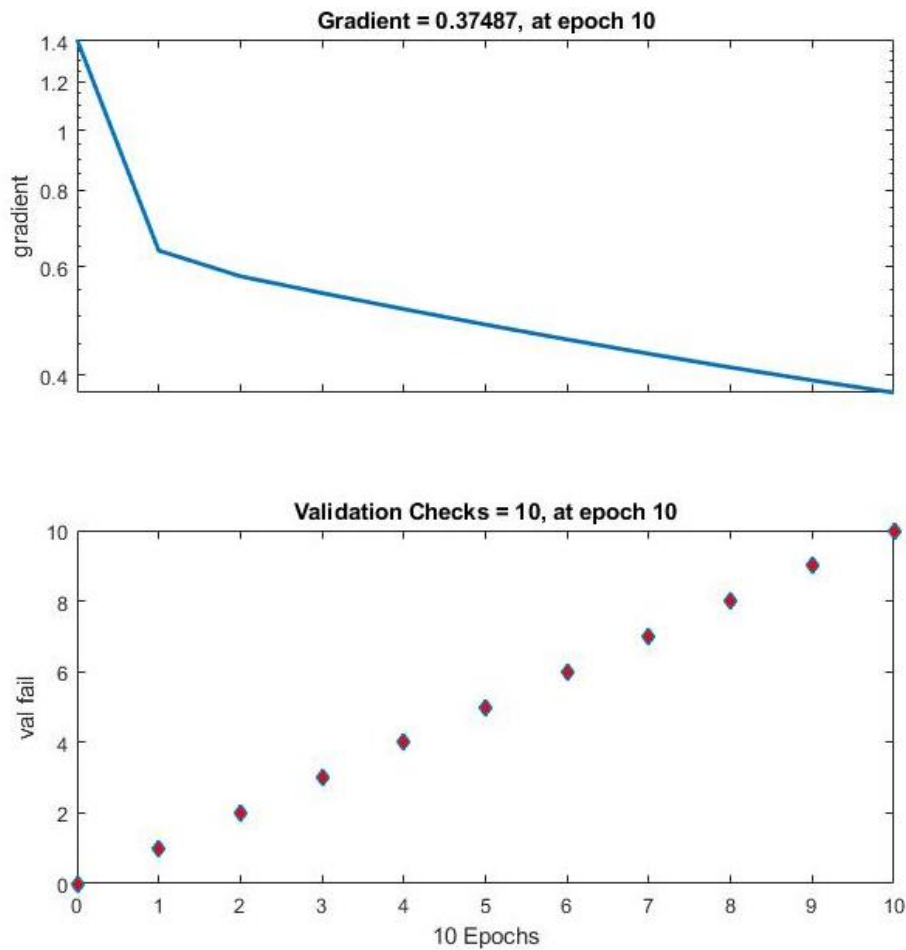
- [1] SECO, „MACHINE MONITORING - USE YOUR MACHINING DATA TO INCREASE MACHINE UPTIME”, 2022. <https://www.secotools.com/article/113696>
- [2] Technopedia, „Artificial Neural Network (ANN)”. Technopedia, 2021. [Online]. Elérhető: <https://www.techopedia.com/definition/5967/artificial-neural-network-ann>
- [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/deep-learning/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-developer.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

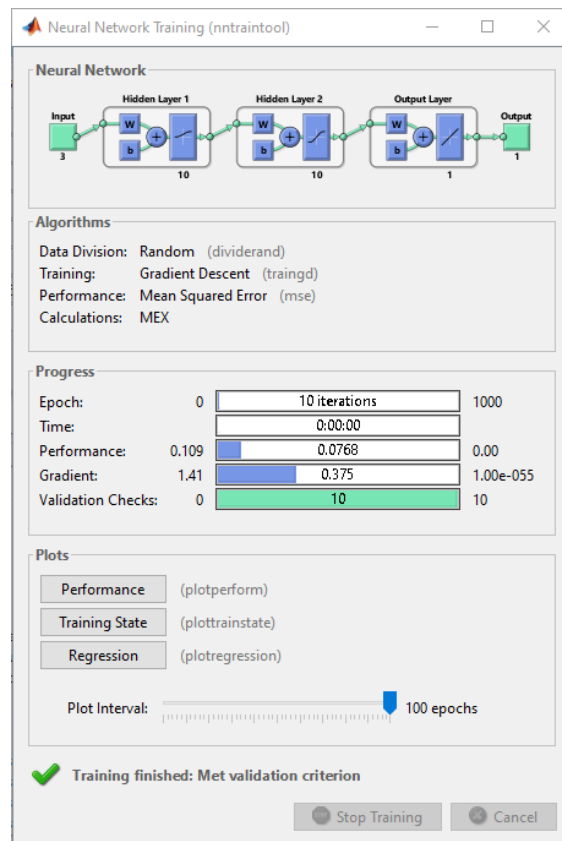
- [29] S. Sivarajan, et al., „Prediction of surface roughness in hard machining of EN31 steel with TiAlN coated cutting tool using fuzzy logic”, 2022, [Online]. Elérhető: Sciencedirect
- [30] M.V.R. DurgaPrasad, et al., „Sensitivity analysis for process parameters influencing surface roughness of hardened 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

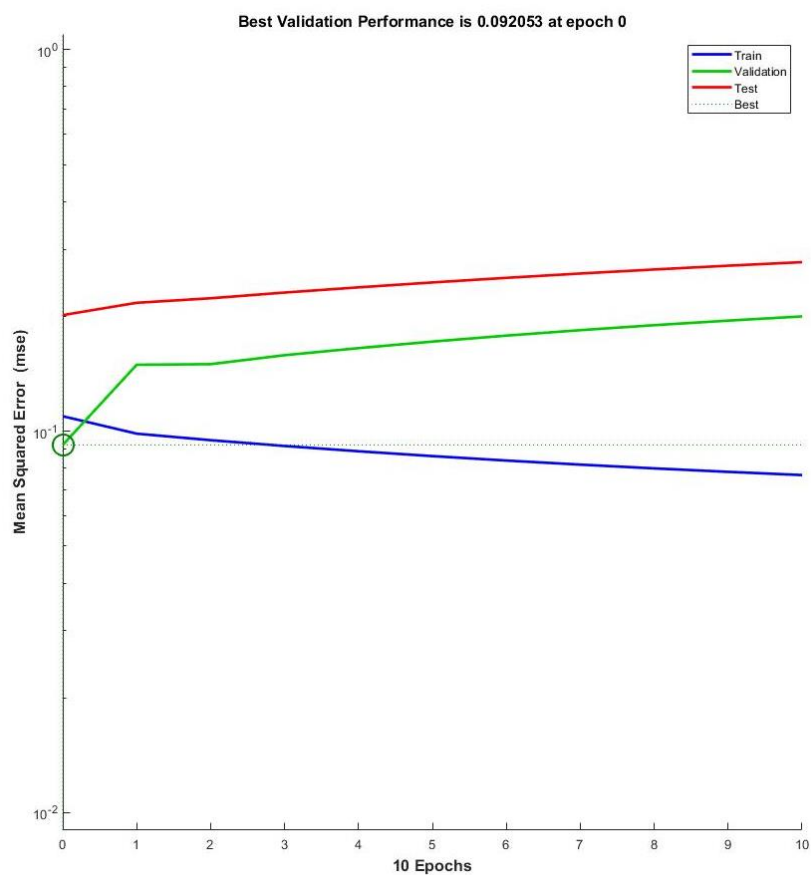
A kutatási munka egészének a minél jobb megértése, valamint a rekonstruálhatóság céljából az alábbiakban bemutatásra kerülnek a prediktív modellalkotás és modellértékelés részletes eredményei.



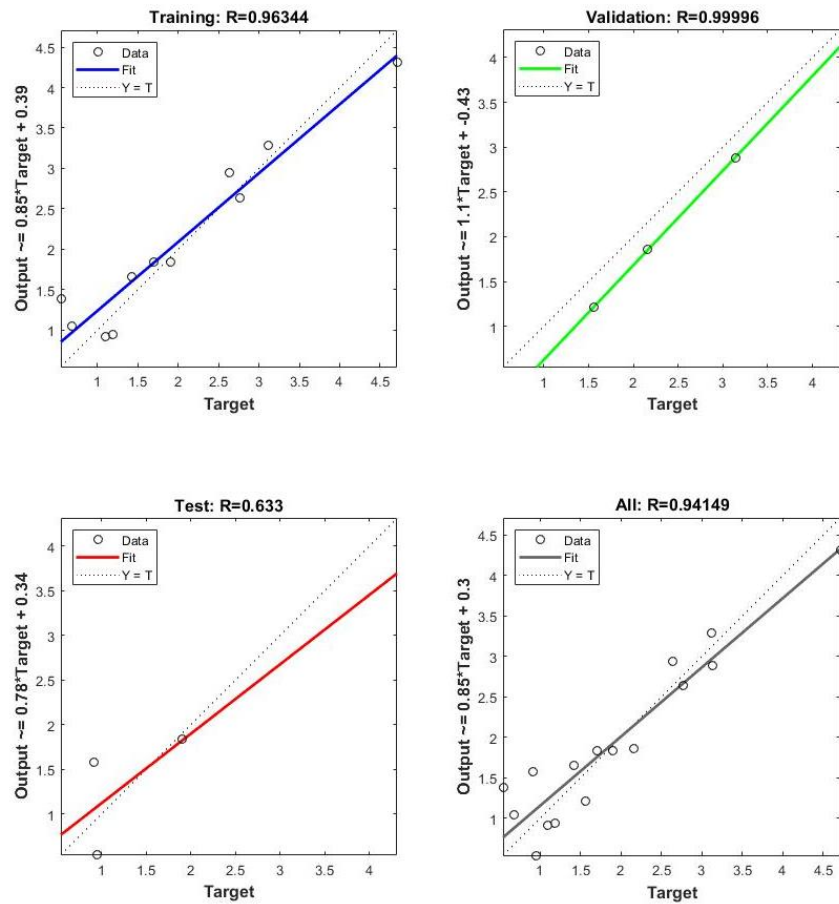
1. melléklet: GD betanításának MATLAB-os menete



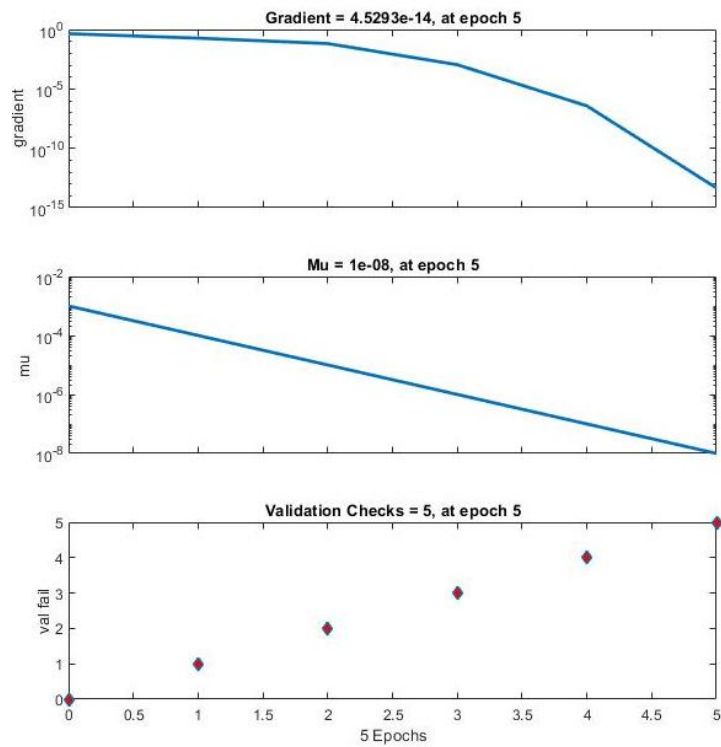
2. melléklet: GD betanításának MATLAB-os panelja



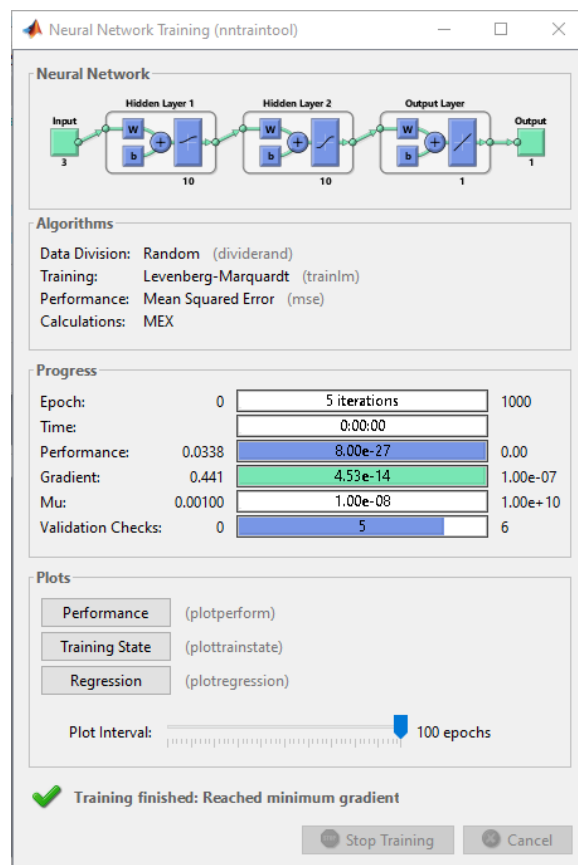
3. melléklet: GD betanításának MATLAB-os teljesítménye



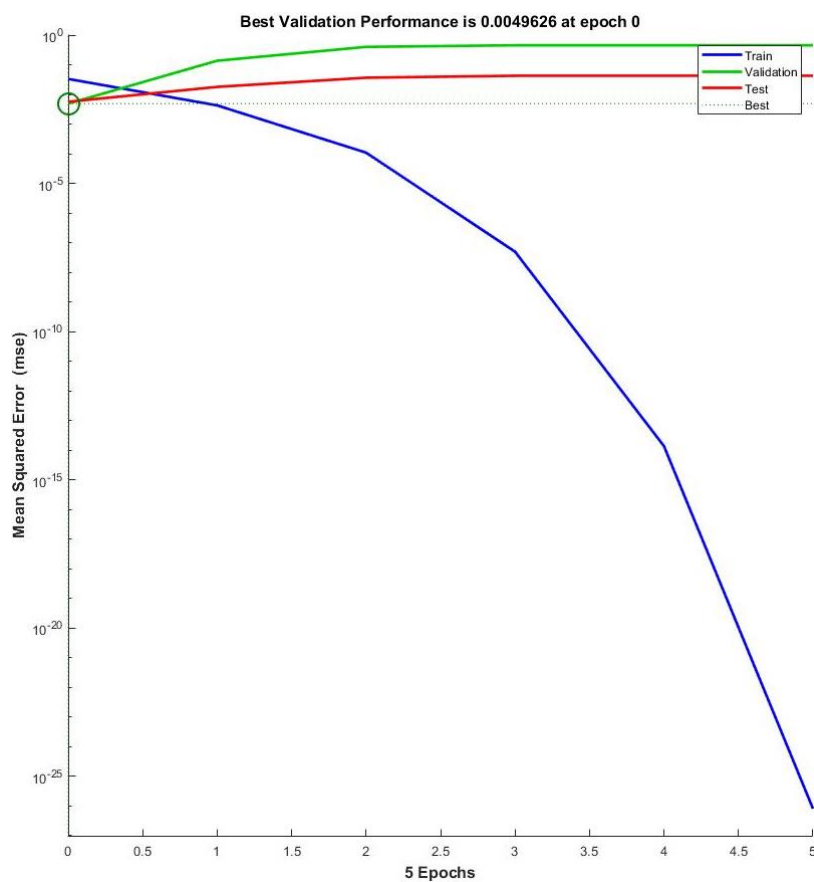
4. melléklet: GD betanításának MATLAB-os jóságának meghatározása



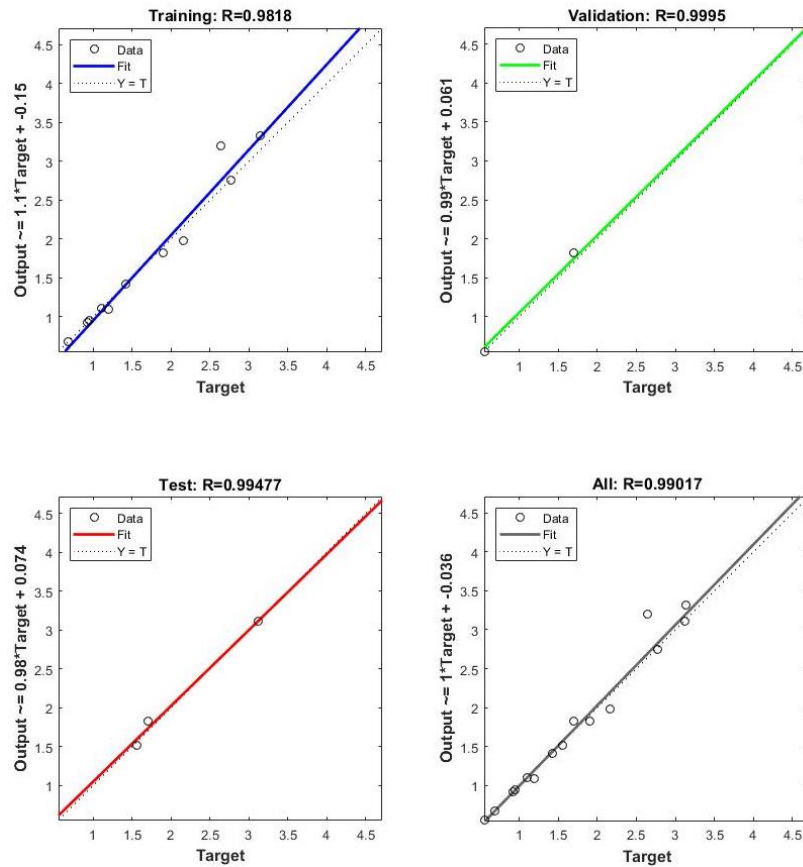
5. melléklet: LM betanításának MATLAB-os menete



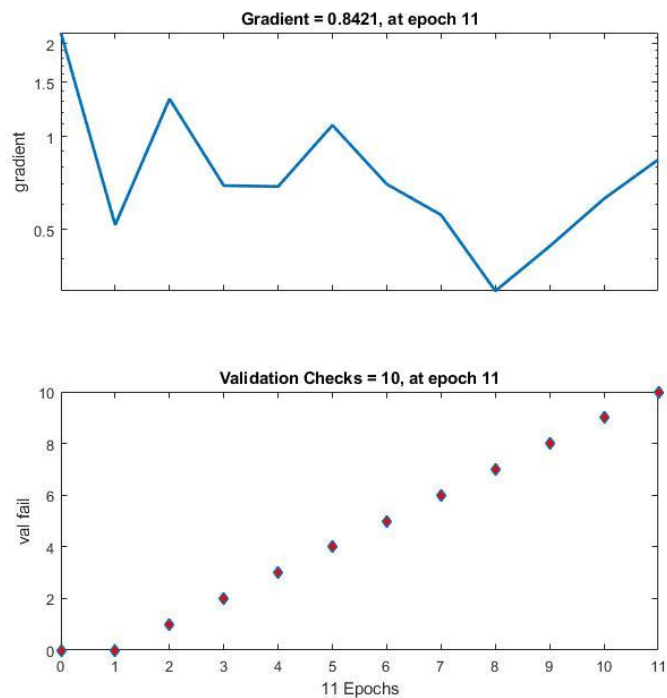
6. melléklet: LM betanításának MATLAB-os panelja



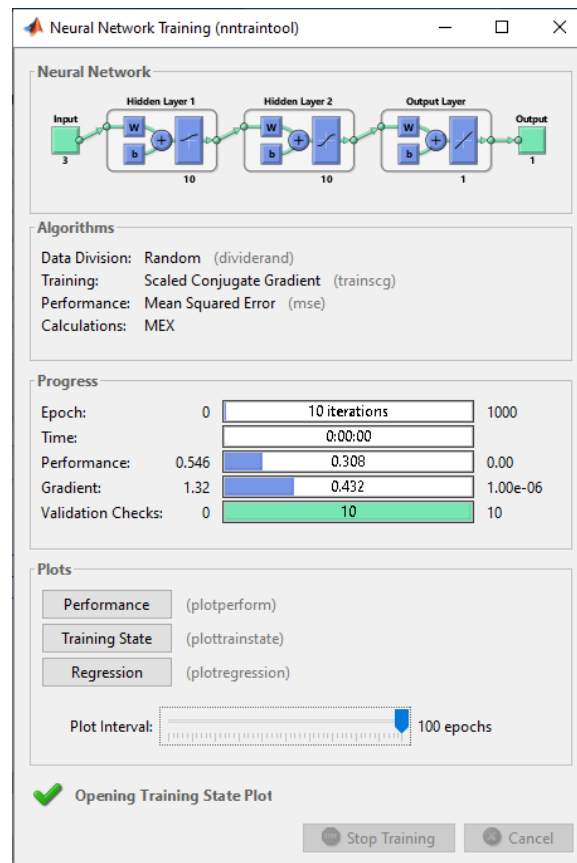
7. melléklet: LM betanításának MATLAB-os teljesítménye



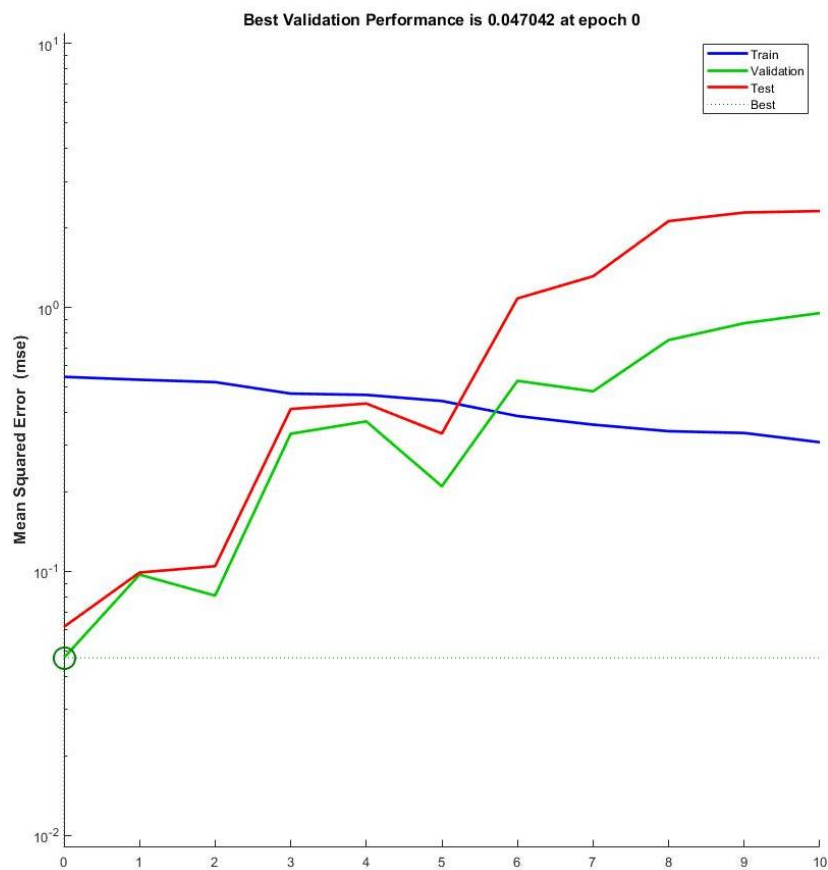
8. melléklet: LM betanításának MATLAB-os jóságának meghatározása



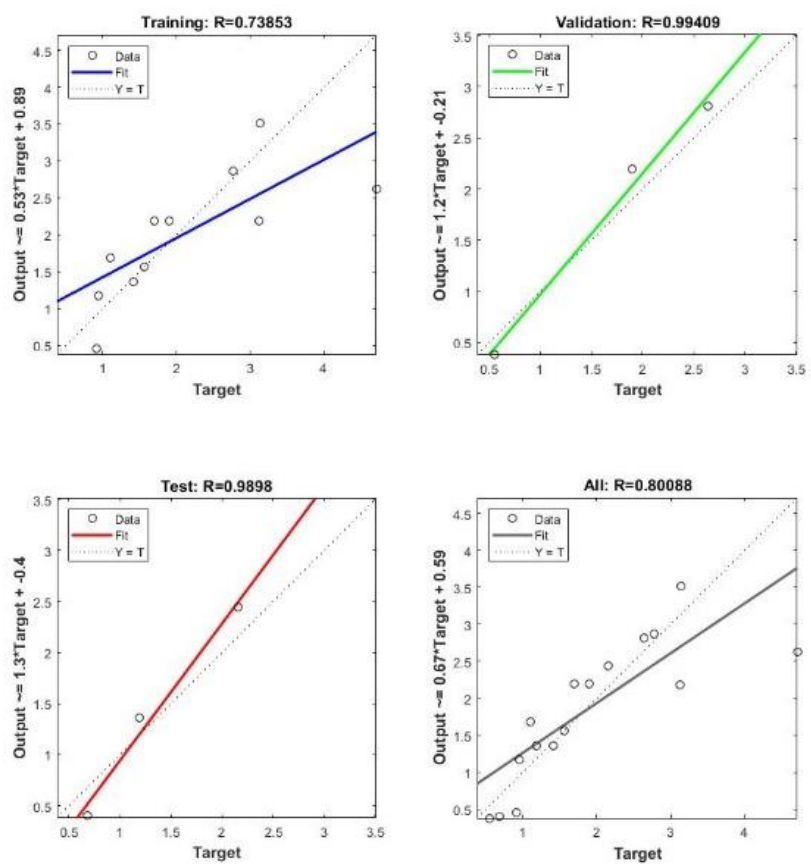
9. melléklet: SCG betanításának MATLAB-os menete



10. melléklet: SCG betanításának MATLAB-os panelja



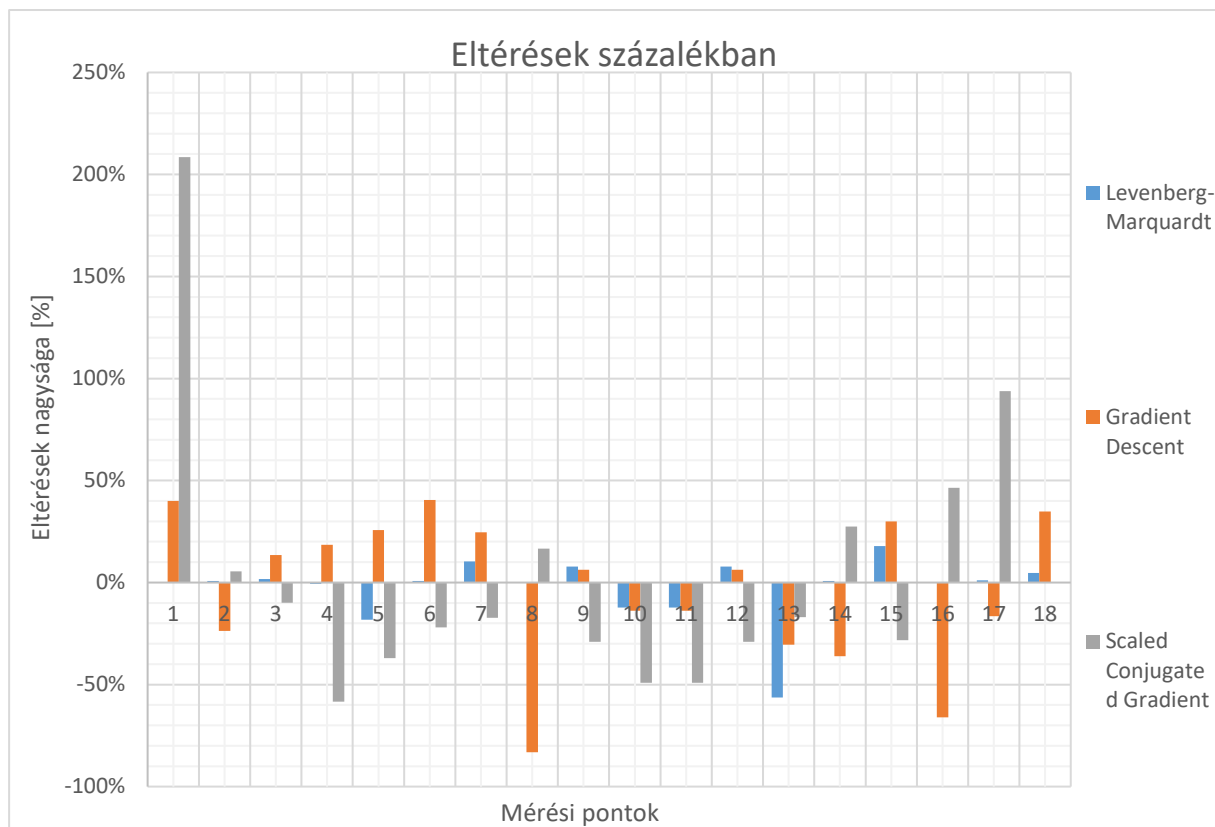
11. melléklet: SCG betanításának MATLAB-os teljesítménye



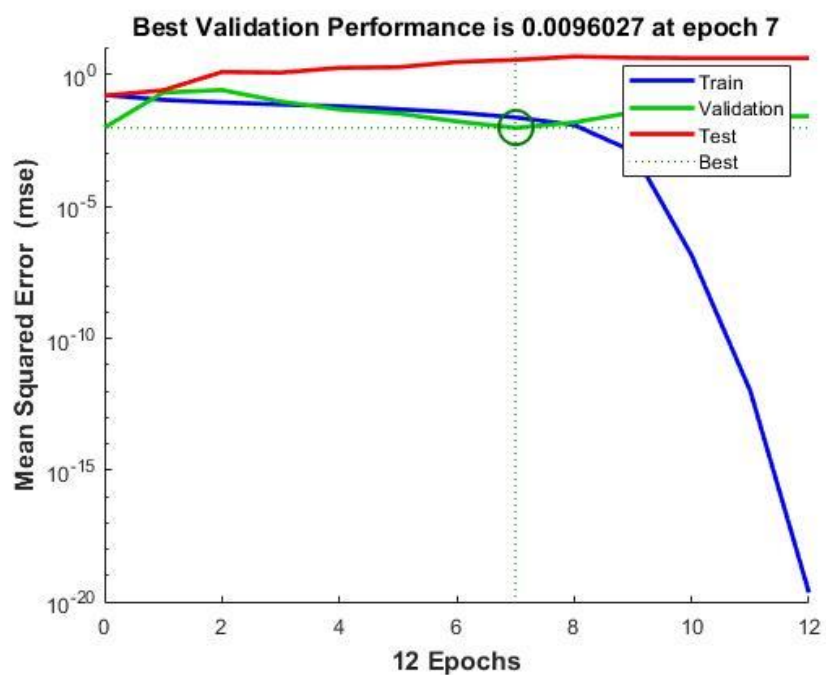
12. melléklet: SCG betanításának MATLAB-os jóságának meghatározása

2. táblázat: Különböző betanító algoritmusok eltérései

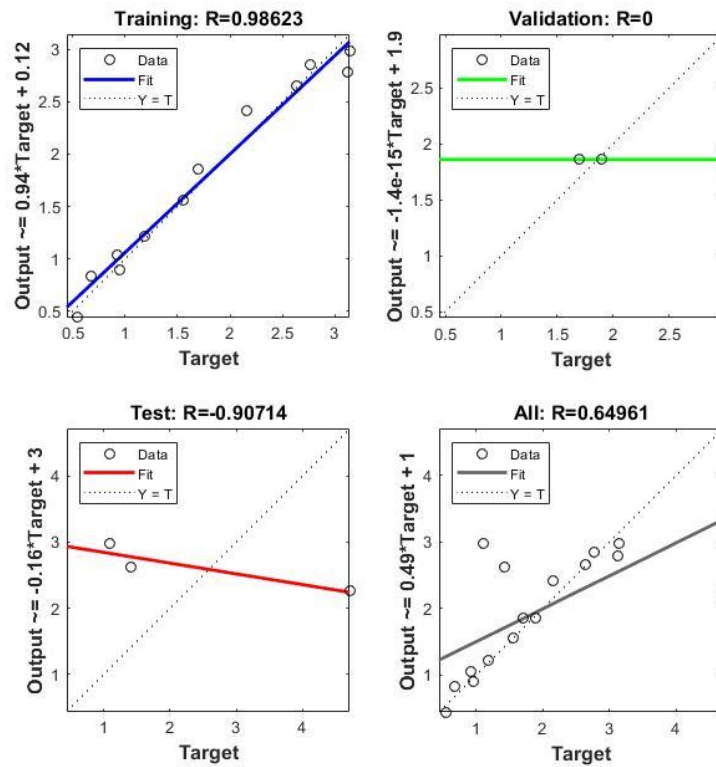
LM_1		GD_1		SCG	
becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés
4,710513751	-0,051375%	4,3106586	39,93414%	2,625465004	208,4535%
1,412927947	0,707205%	1,656746801	-23,67468%	1,364534804	5,5465%
2,753186822	1,681318%	2,635133279	13,48667%	2,86870797	-9,8708%
1,106247657	-0,624766%	0,915017524	18,49825%	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%



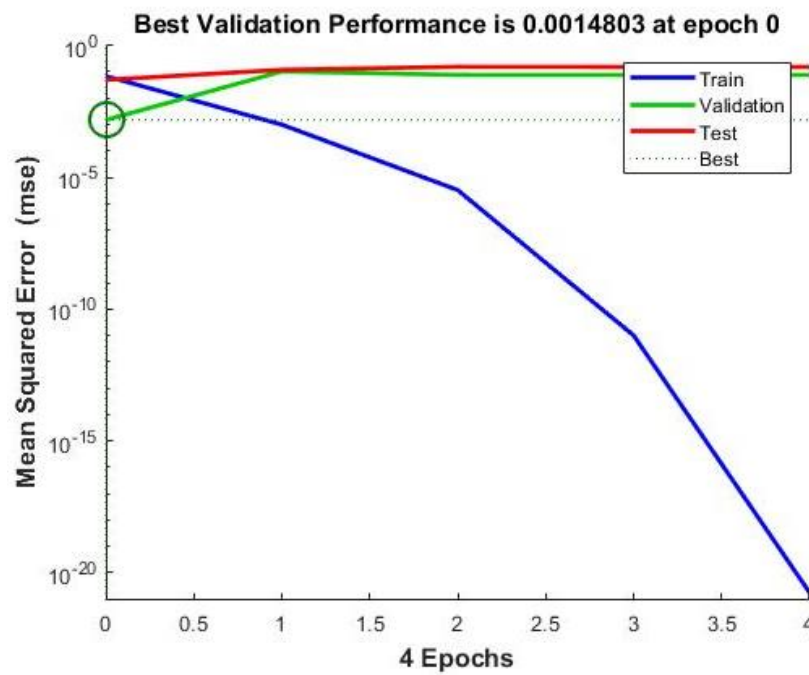
13. melléklet: Ábra az eltérések összehasonlítására



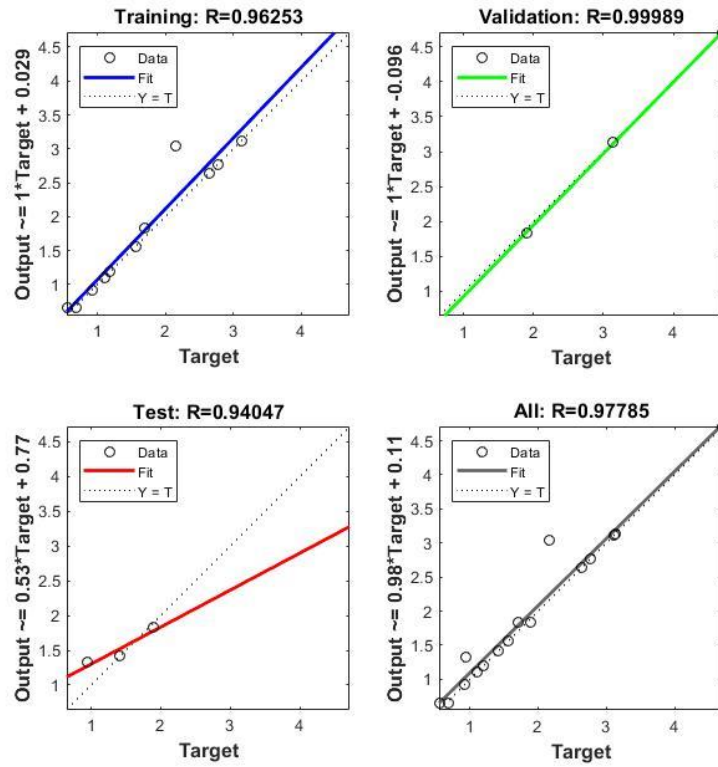
14. melléklet: 4 neuronos ANN modell teljesítménygörbéje



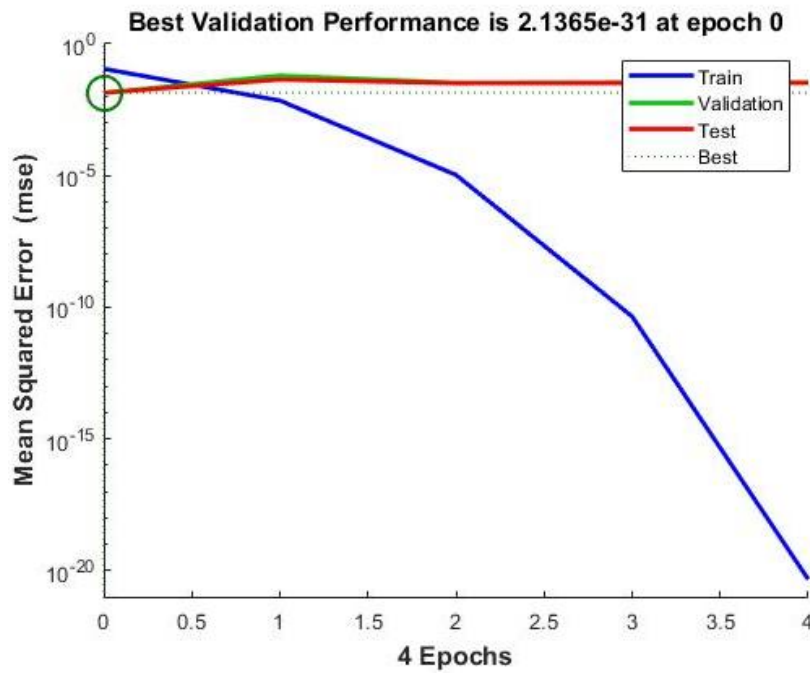
15. melléklet: 4 neuronos ANN modell jószág görbéje



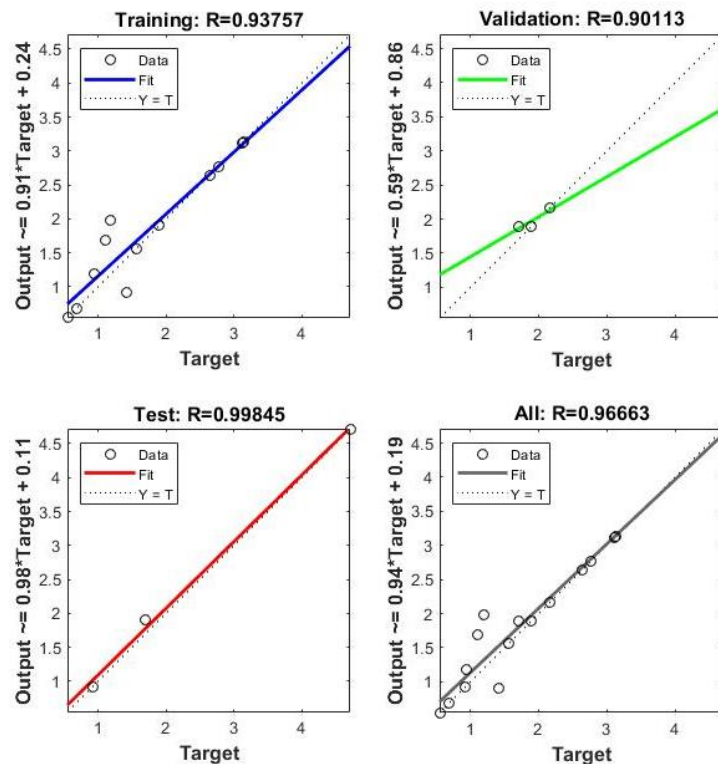
16. melléklet: 6 neuronos ANN modell teljesítménygörbéje



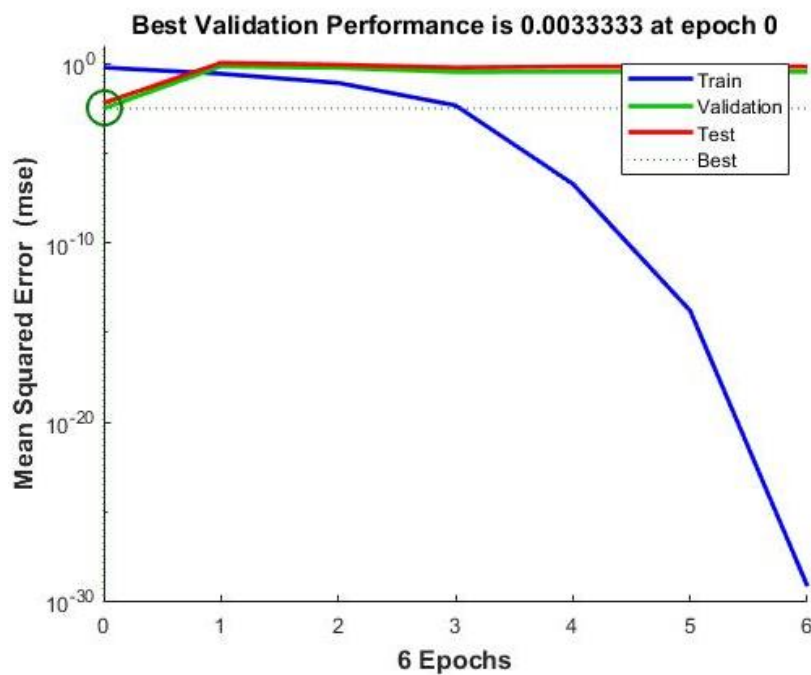
17. melléklet: 6 neuronos ANN modell jószág görbéje



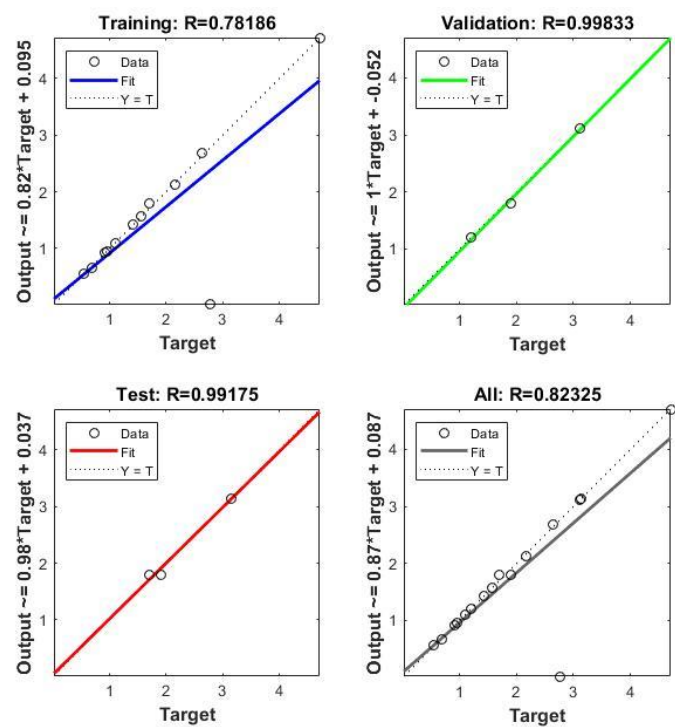
18. melléklet: 8 neuronos ANN modell teljesítménygörbéje



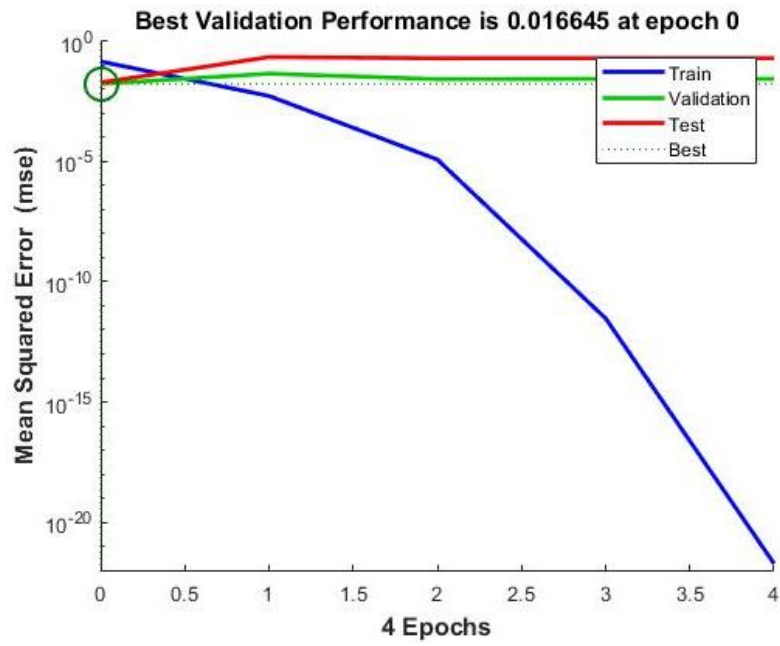
19. melléklet: 8 neuronos ANN modell jószág görbéje



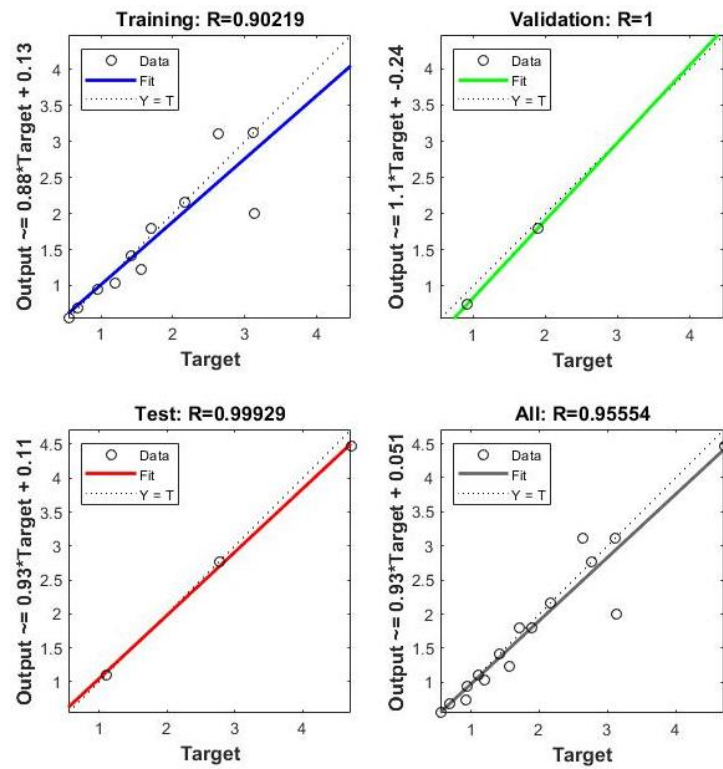
20. melléklet: 10 neuronos ANN modell teljesítménygörbéje



21. melléklet: 10 neuronos ANN modell jóság görbéje



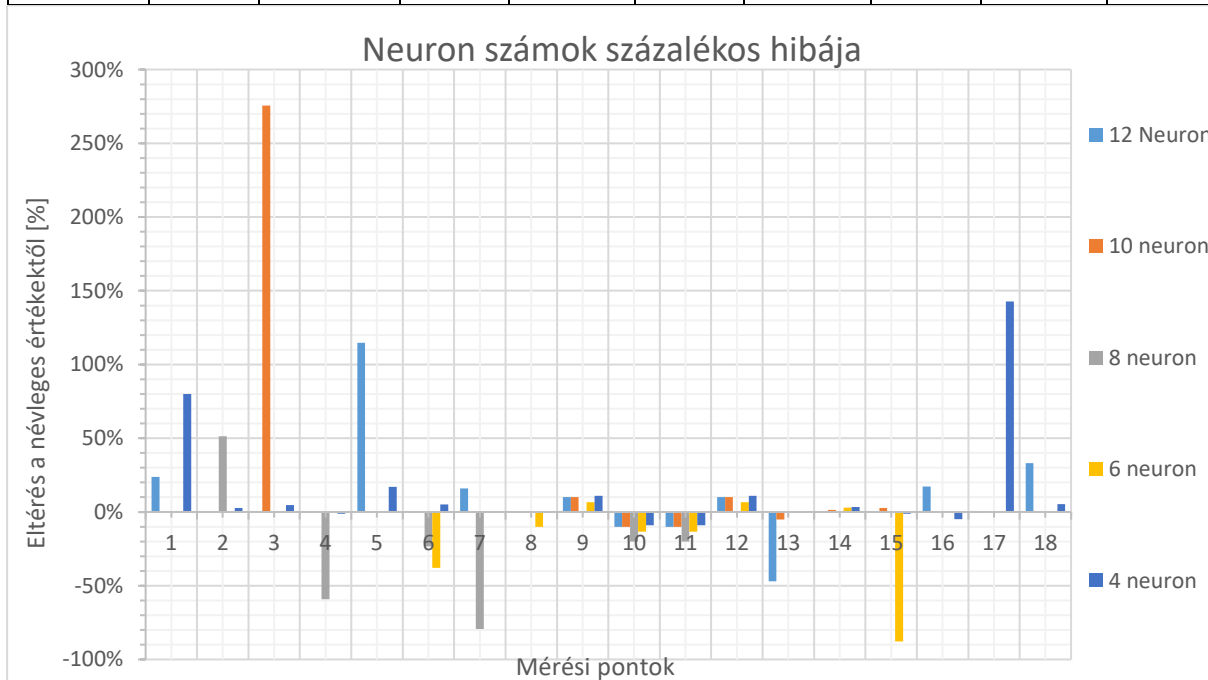
22. melléklet: 12 neuronos ANN modell teljesítménygörbéje



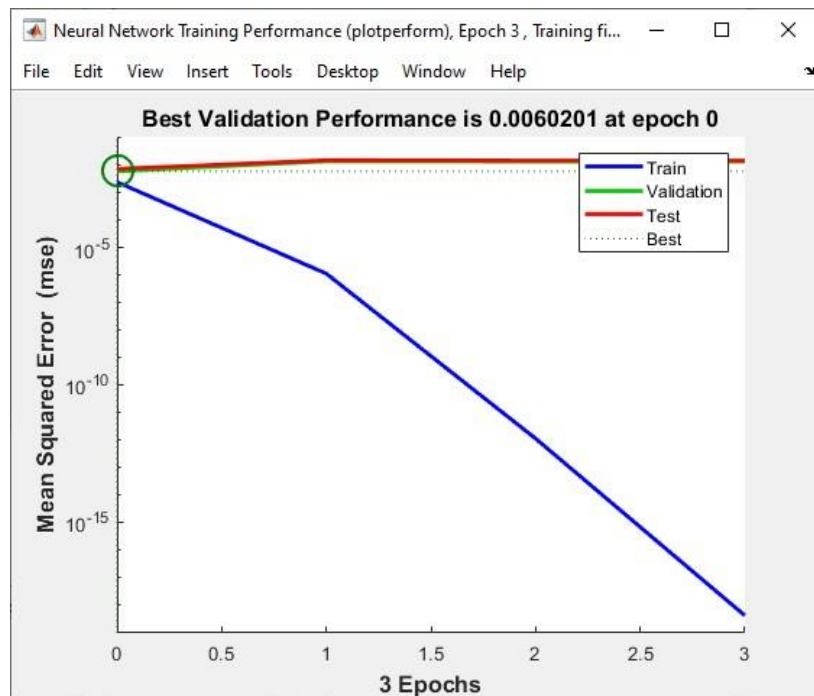
23. melléklet: 12 neuronos ANN modell jószág görbéje

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

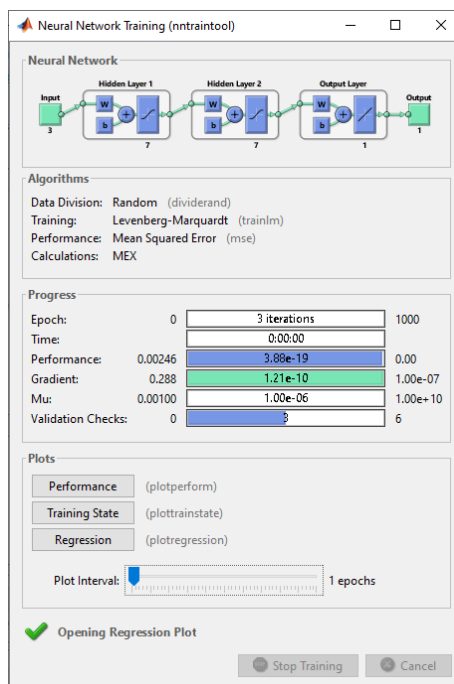
12 neuron		10 neuron		8 neuron		6 neuron		4 neuron	
becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés	becsült	eltérés
4,4718	23,8%	4,7100	0,0%	4,7100	0,0%	4,7102	0,0%	3,9102	80,0%
1,4199	0,0%	1,4200	0,0%	0,9074	51,3%	1,4202	0,0%	1,3928	2,7%
2,7699	0,0%	0,0151	275,5%	2,7700	0,0%	2,7701	0,0%	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%



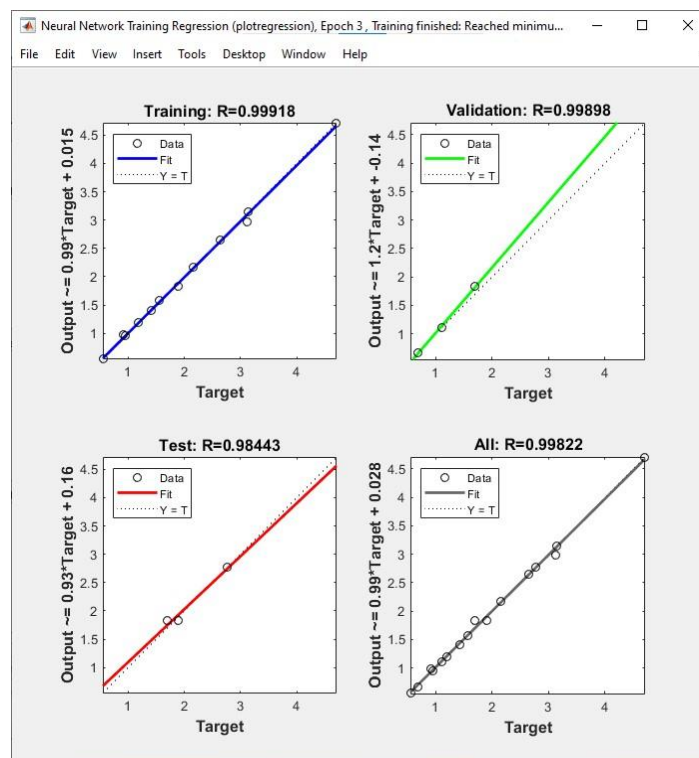
24. melléklet: Különböző neuronszámú ANN-ek százalékos eltérései



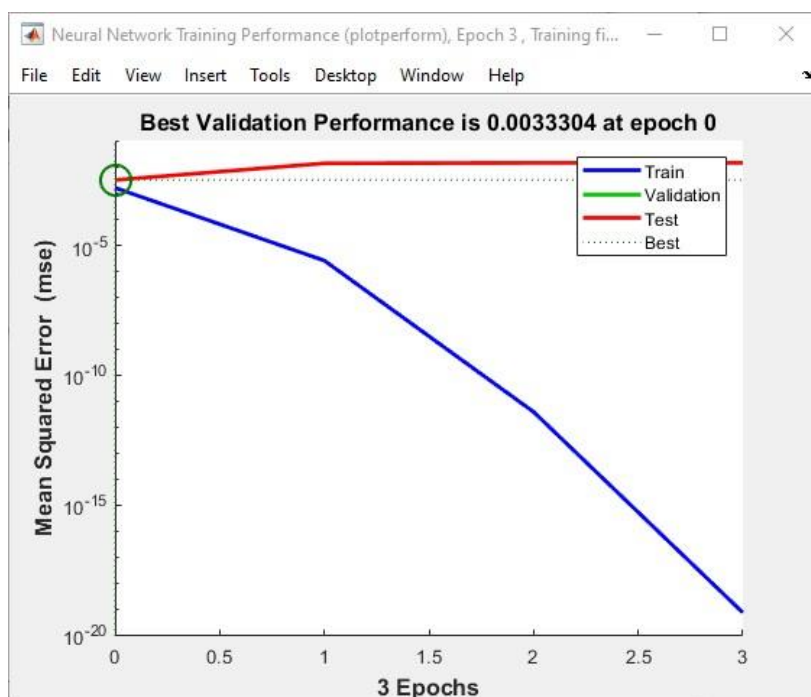
25. melléklet: 2 Rejtett réteges ANN teljesítménygörbéje



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



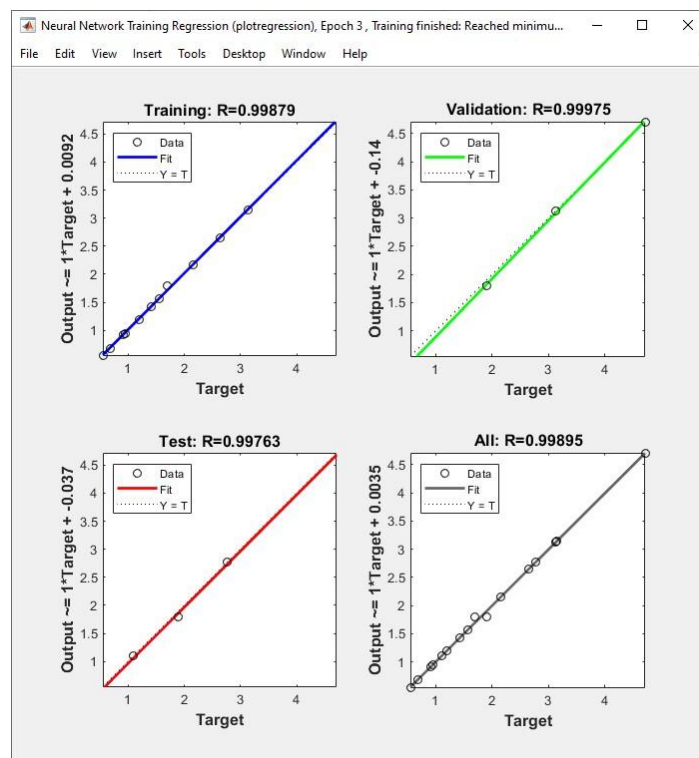
27. melléklet: 2 Rejtett réteges ANN jószág görbéje



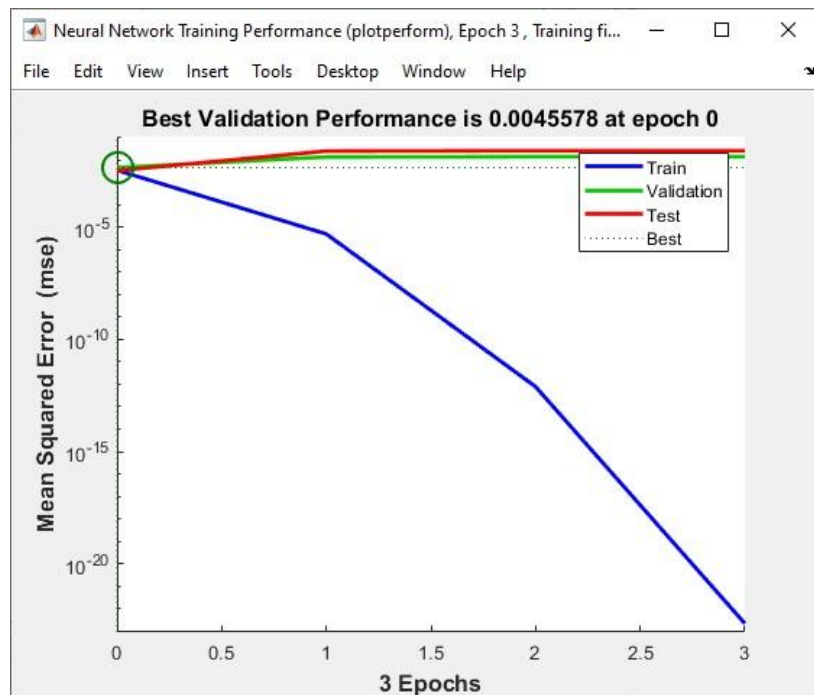
28. melléklet: 3 Rejtett réteges ANN teljesítménygörbéje



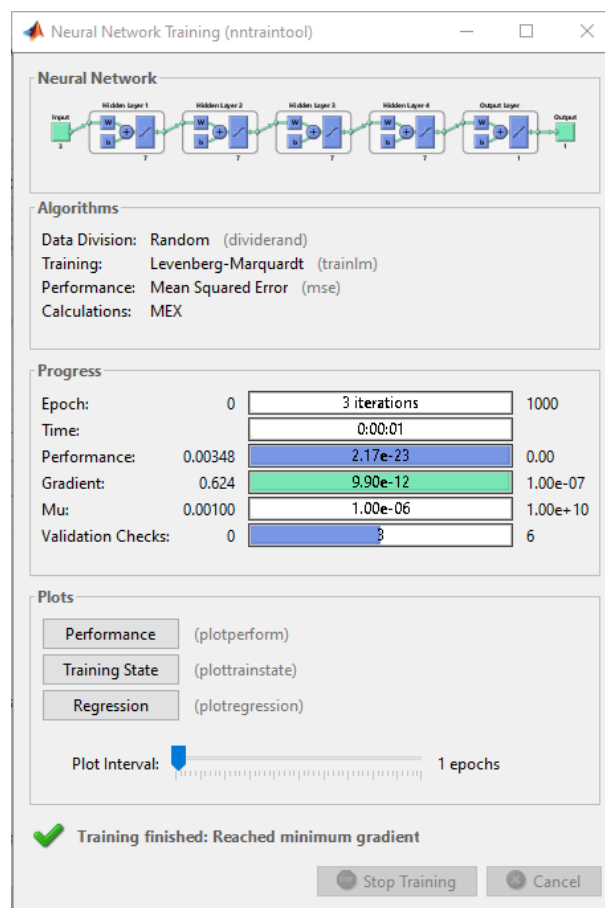
29. melléklet: 3 Rejtett réteges ANN MATLAB-os ablaka



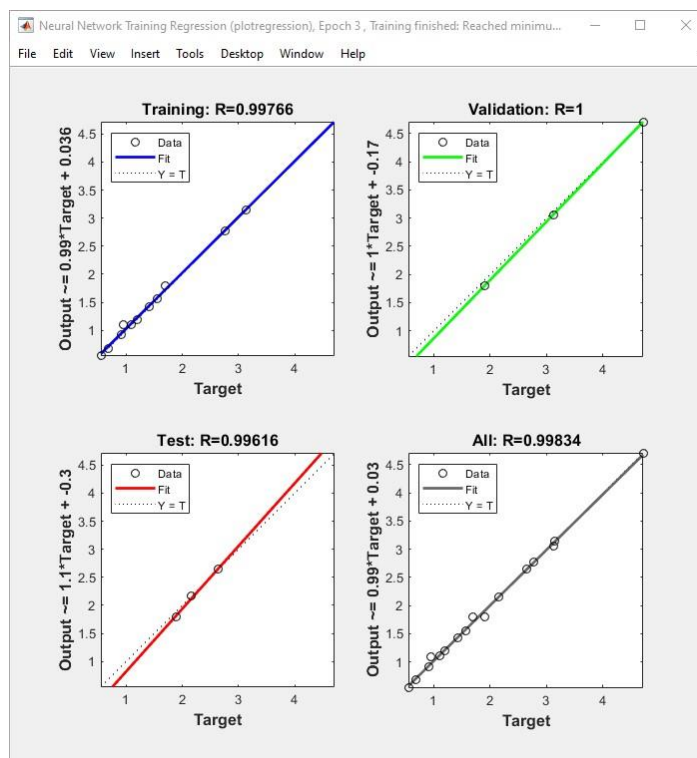
30. melléklet: 3 Rejtett réteges ANN jószág görbéje



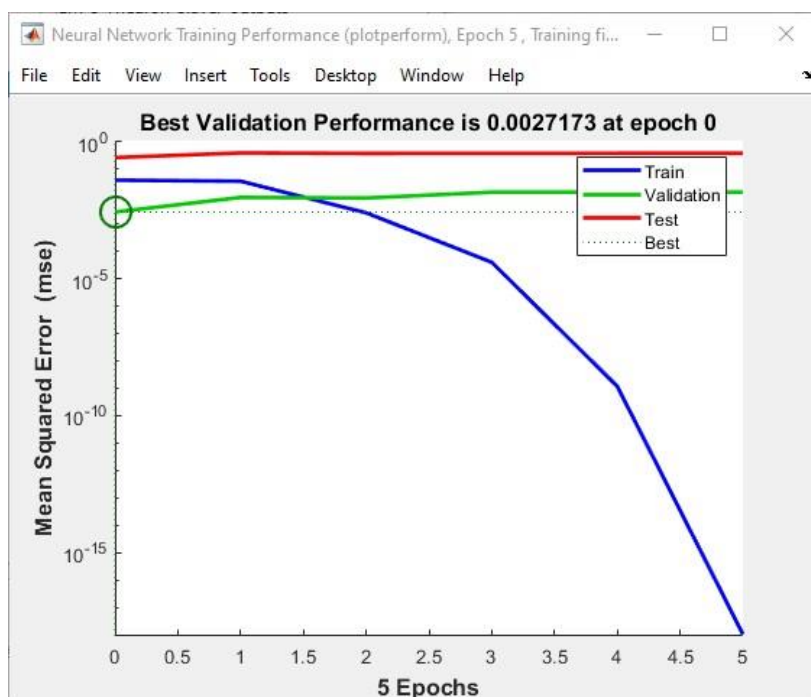
31. melléklet: 4 Rejtett réteges ANN teljesítménygörbéje



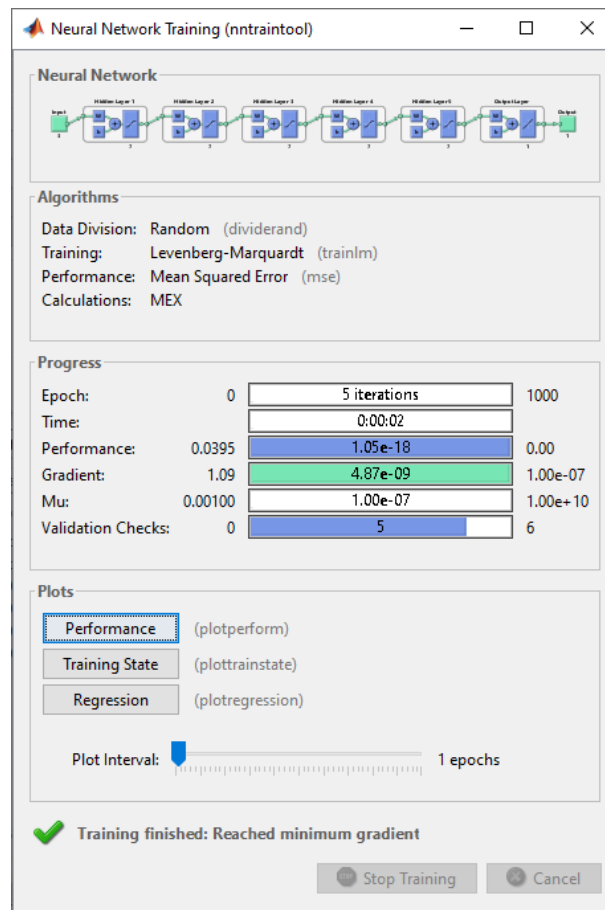
32. melléklet: 4 Rejtett réteges ANN MATLAB-os ablaka



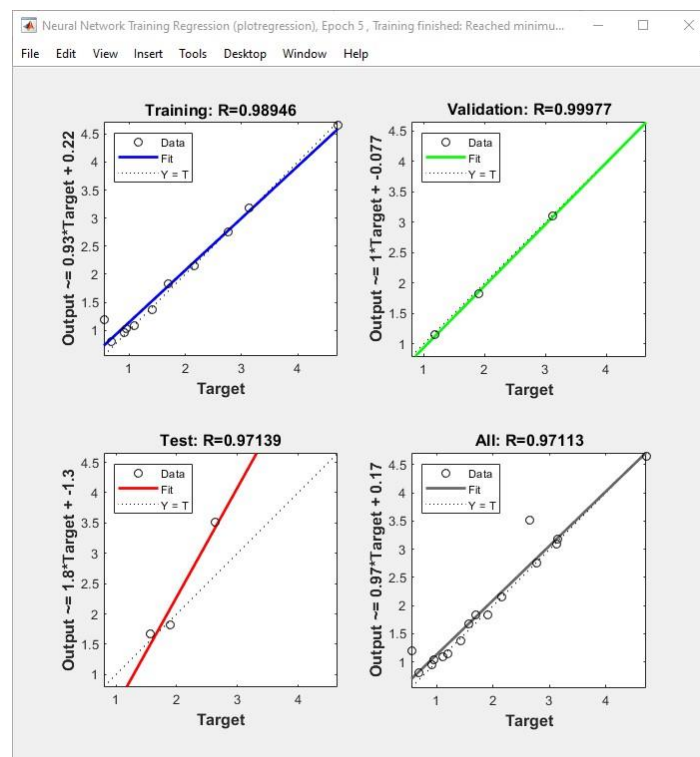
33. melléklet: 4 Rejtett réteges ANN jószág görbéje



34. melléklet: 5 Rejtett réteges ANN teljesítménygörbéje



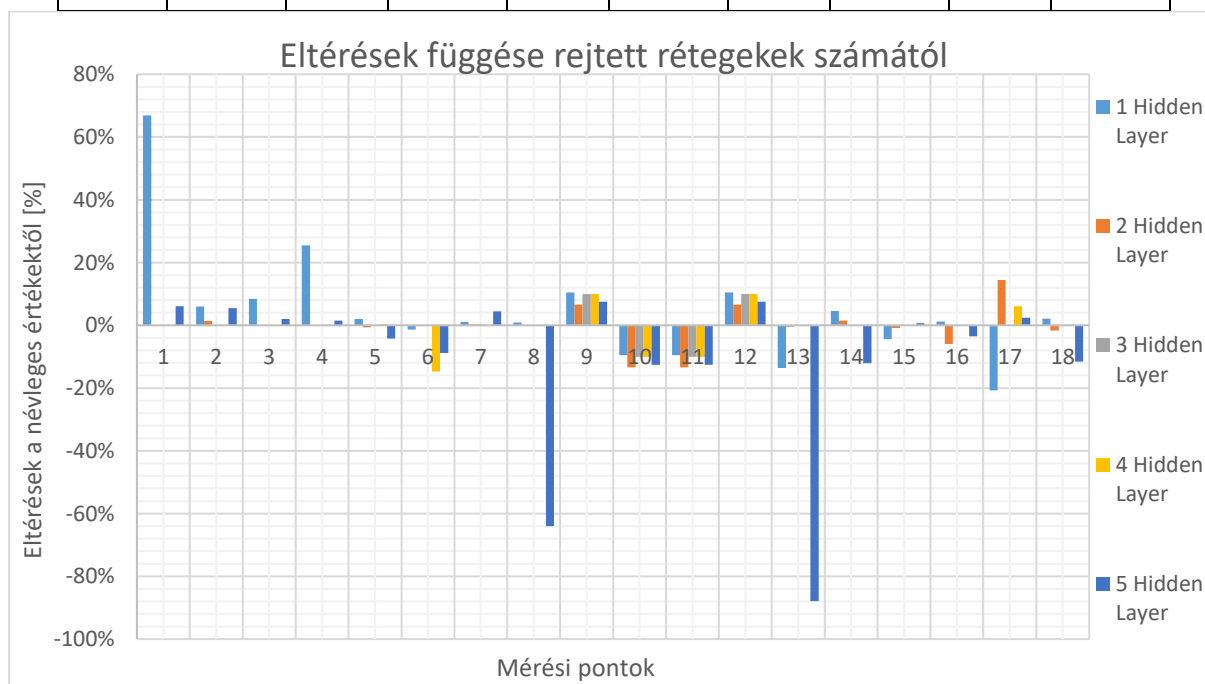
35. melléklet: 5 Rejtett réteges ANN MATLAB-os ablaka



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