

Neuro-fuzzy módszerek alkalmazása a kísérletmódszertanban

Johanyák Zsolt Csaba¹ – Dr. Kovács Szilveszter²

A minőségügy területén széleskörűen alkalmazzák a kísérletmódszertant, azaz kísérletek tervezését és kiértékelését ismeretlen vagy nagy bonyolultságú folyamatok bemenő és kimenő paraméterei közötti kapcsolat felderítésére vagy az optimális és külső zavaró hatásokra legkevésbé érzékeny paramétersor beazonosítására.

A jelen cikkben a kísérletmódszertan fontosabb kérdéseinek áttekintése után bemutatjuk a kísérleti eredményeknek egy a hagyományostól eltérő feldolgozási lehetőségét a mesterséges intelligencia eszköztárára támaszkodva, a folyamatot egy adaptív neuro-fuzzy rendszerrel modellezve.

1. Bevezetés

A gyakorlatban sokszor találkozhatunk olyan feladattal, amelyben egy adott folyamat esetén meg szeretnénk találni a kapcsolatot a folyamatot befolyásoló tényezők értékei és a folyamat kimenete között, vagy egyszerűen csak a számunkra valamely előre megadott szempont szerint legkedvezőbb folyamat-kimenetet biztosító paraméter értékekre vagyunk kíváncsiak, esetleg szeretnénk tartósan és a véletlenszerű hatásokra legkevésbé érzékenyen biztosítani az optimális eredményt. Szerencsés esetben kellő matematikai és fizikai ismeretekkel felvértezve elkészítjük a folyamat matematikai modelljét, és szükség szerint analitikus vagy numerikus úton meghatározzuk a kívánt szélsőértéket előidéző paramétersort.

Sok tényezőtől függő, nem teljesen ismert folyamatok esetében azonban nem követhető a fentiekben vázolt út. Ilyenkor a kísérletmódszertan (Design Of Experiments) technikái rendszerezett, megtervezett kísérleteken alapuló eszköztár biztosításával támogatják a probléma megoldását. A továbbiakban a kísérletmódszertan néhány fontosabb fogalmának és módszerének áttekintése után megvizsgáljuk, hogy hogyan alkalmazhatunk egy adaptív neuro-fuzzy rendszert az eredmények feldolgozása során.

¹ Főiskolai adjunktus, KF GAMF Kar, Kalmár Sándor Informatikai Intézet, Informatika Tanszék

² PhD, egyetemi adjunktus, ME, Informatikai Intézet, Általános Informatika Tanszék

2. Kísérletmódszertan

A kísérletmódszertan vagy ismertebb nevén kísérlettervezés elnevezés az ipari gyakorlatban széleskörűen alkalmazott módszer-családok halmazát jelöli. Bár hosszú fejlődése során igen sok irányzat alakult ki (pl. négyzetes-, válaszfelület- és faktoriális tervek), a mai ipari gyakorlatban szinte kizárólag faktoriális tervekkel találkozunk, ezért a továbbiakban csak ezen családdal foglalkozunk. Ide sorolhatók az egyfaktoros, a csoportfaktoros, teljes faktoriális, a részleges faktoriális és a Taguchi-féle módszerek. Alkalmazásuk során alapvetően három szakaszt különböztethetünk meg. Ezek a tervezés, a végrehajtás és az elemzés.

2.1. Tervezés

A faktoriális kísérletmódszertan első és talán legfontosabb szakasza a tervezés. Ez a folyamatról rendelkezésre álló adatok összegyűjtésével kezdődik. Tisztázni kell, hogy az előzetes ismeretek szerint mi az, ami befolyásolja a folyamatot, és mit tekintünk a folyamat kimenetének. A módszer-család nevét adó faktor egy mérhető vagy minősíthető változó mennyiség, amely adott időpontban meghatározott jellemzőkkel bír, és feltételezhetően hatást gyakorol a folyamat eredményét jellemző mennyiségre [2].

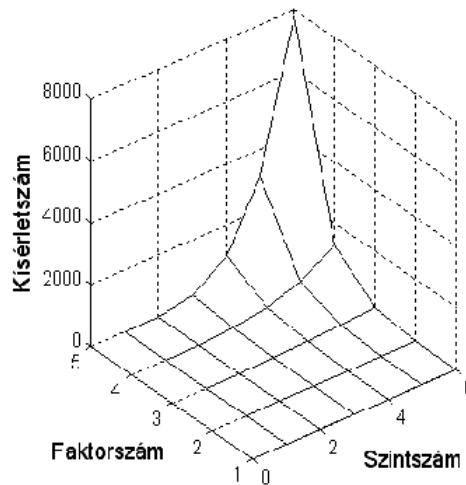
A faktorok száma jelentős mértékben befolyásolja a szükséges kísérletek számát és ezáltal idő- és költségigényét, ezért kezdettől fogva törekedni kell arra, hogy kiszűrjük a lényegtelen hatással bíró tényezőket. Másrészt a nem eléggé körültekintő tervezés során kihagyott faktorok alapvetően hibás eredményekhez vezethetnek, ami a teljes folyamat újrakezdését teheti szükségessé. A faktorok kiválasztása nem automatizálható, végrehajtása során nagy szerepe van a szaktudásnak és gyakorlati tapasztalatoknak. Amennyiben a folyamatra vonatkozó ismereteink igen korlátozottak, segítségünkre lehetnek a Shainin által ajánlott technikák [1], mint pl. a véletlen kiegyenlítés módszere, Plackett-Burman tervek stb. A faktorokkal szemben alapvetően két elvárást fogalmazhatunk meg:

1. közvetlenül a folyamatot minősítő jellemzőre irányuljon a hatása,
2. értéke ne legyen kiszámítható a többi faktor értékéből (függetlenség).

A kezelhetőség szempontjából a faktorokat két csoportba sorolhatjuk. A kézben tartható (irányítható) mennyiségek esetén az értelmezési tartományon belül bármely érték beállítható, és a kísérlet során állandó szinten tartható különösebb anyagi vagy műszaki nehézség nélkül. Azon faktorokat, amelyek nem sorolhatók az előző kategóriába, mivel az egyes értékek beállítása műszaki vagy gazdasági akadályba ütközik (nem megoldható), nem irányítható- vagy a Taguchi által bevezetett terminológia szerint „zajfaktoroknak” nevezzük [3].

A faktorok beazonosítása után rögzítjük mérésük vagy minősítésük jellemzőit. Például egy mért mennyiség esetén szükséges információ a mértékegység, mérési mód és elvárt mérési pontosság.

A kísérletezés során a folyamatot minden faktor több, különböző értéke mellett kipróbáljuk. Ezen előre meghatározott értékeket szinteknek nevezzük. A szintek és a faktorok száma komoly hatást gyakorol a szükséges kísérletek számára. Például teljes faktoriális terv esetén a kísérlettípusok száma $N = \text{szintszám}^{\text{faktorszám}}$ (1. ábra), azaz két szint és három faktor mellett nyolc kísérlettípussal kell számolnunk. Figyelembe véve azt is, hogy a statisztikai kiértékelés érdekében minden típust legalább háromszor végrehajtanak, már 24 kísérletnél tartunk. A gyakorlatban a legtöbb esetben a szintek száma kettőre korlátozódik, ami a fenti szempontok mellett annak is tulajdonítható, hogy erre a változatra található a szakirodalomban jól dokumentált és könnyen végrehajtható kiértékelési módszer. A szintek kiválasztása során fokozott hangsúly helyeződik a tapasztalatokra és a becslésre. Legtöbbször olyan ajánlással találkozhatunk, hogy válasszunk egy valószínűleg jó és egy valószínűleg gyenge eredményt hozó szintet [3]. Fontos szempont az is, hogy minden szint legyen összeegyeztethető a többi faktor összes szintjével, azaz különösebb veszély nélkül ki lehessen próbálni.



1. ábra. Faktorszám és szintszám hatása a kísérletszámra teljes faktoriális kísérletterv esetén

A kísérletek eredményeit egy vagy több jellemező segítségével értékeljük. A kísérletmódszertan irodalmában különböző elnevezésekkel is találkozhatunk, pl. optimalizációs paraméter, minőségi jellemző, célfüggvény, stb. Ezek mérhetőek vagy minősíthetőek lehetnek. A továbbiakban csak a mérhető esettel

foglalkozunk. Amennyiben a folyamatot több mennyiség együttesen jellemzi, akkor az egyes kísérletek eredményeinek összehasonlíthatósága érdekében egy általános értékelési kritériumot állítanak fel, amelyben az egyes jellemzők fontosságuknak megfelelő súllyal szerepelnek.

A tervezés következő fontos lépése a tervtípus kiválasztása. Két-három faktoros feladatnál az esetek többségében teljes vagy viszonylag ritkán részleges faktoriális tervet alkalmaznak egyszerűsége miatt, nagyobb faktorszám esetén azonban a kisebb kísérletszám következtében egyértelműen jelentkeznek a Taguchi által javasolt tervtípusok (táblázatok) használatának előnyei [3].

Amennyiben egynél több faktorra épül a terv a részleges faktoriális és a Taguchi féle módszernél kulcsfontosságú kérdés a faktorok közötti kölcsönhatások megléte vagy elhanyagolható volta. A faktorok kiválasztásához hasonlóan ennek kezdeti meghatározása is tapasztalatokra és becslésre épül. Itt is fennáll a hibás döntés kockázata, egy lényeges kölcsönhatás elhanyagolása alapvetően hibás eredményekhez vezet, míg nem létező kölcsönhatások vizsgálata a szükséges kísérletszám emelkedése miatt költségnövelő tényező. Ezt figyelembe véve bizonytalanság esetén mindenképp célszerű a második lehetőséget választva a tervbe beépíteni az adott kölcsönhatás vizsgálatát.

2.2. Végrehajtás és kiértékelés

A következő szakaszban a véletlenszerű sorrendben végrehajtanak több alkalommal minden kísérletet. Amennyiben lehetőség van rá, akkor a kiértékelés szempontjából előnyös, ha az azonos kísérleteket nem egymás után hajtják végre. Így könnyebben kiszűrhetők a paraméter-beállítási hibák [3].

A hagyományos kiértékelés alapvetően két szakaszból áll. Az első szakaszban grafikusán ábrázolják egy ún. hatásdiagramban az egyes faktorok és kölcsönhatások egyes szintjeinél tapasztalt átlagos eredményeket. Faktorok esetében ezeket főhatásnak is nevezik. Az egy faktor vagy kölcsönhatás szintjeit jellemző értékeket egy egyenes vonallal kötik össze, ezzel is jelezve, hogy kezdetben lineárisnak tekintik a viselkedést. Amennyiben minden kölcsönhatást jellemző vonal vízszintes, azaz nincs kölcsönhatás, a diagram alapján meghatározzák a feltételezett optimális beállítást. A kölcsönhatások megléte esetén, illetve olyankor, amikor alaposabb vizsgálat szükséges az eredményeket egy variancia elemzésnek vetik alá (ANOVA), melynek során kiszűrjük azokat a faktorokat és kölcsönhatásokat, amelyek statisztikailag elhanyagolható hatást gyakorolnak az eredményre. A fennmaradó, komoly hatással bírónak tekintett faktorok és kölcsönhatások egy polinommal leírva közelítik a folyamat valós viselkedését, vagy meghatározzák az optimálisnak tartott beállítást (paramétersort). Ez utóbbi esetben a számításokat rendszerint ellenőrző

kísérletek követik, melyeknek eredményeit az ún. csoportfaktoros módszerrel értékelik ki.

A továbbiakban áttekintjük, hogy a hagyományos kiértékelés helyett hogyan alkalmazhatunk neuro-fuzzy rendszert az eredmények feldolgozása során abban az esetben, ha a kísérletek célja a faktorok és az eredmény közötti kapcsolat beazonosítása.

3. Neuro-fuzzy rendszer

A kísérleti adatok feldolgozása, a bemenő és a kimenő értékek közötti kapcsolat modellezése szempontjából egy hibrid neuro-fuzzy struktúrák alkalmazása számos előnnyel járhat. A fontosabbakat kiemelve: nem szükséges a folyamat matematikai modelljének ismerete, különböző tanuló algoritmusok segítségével könnyen kialakítható a folyamatot leíró fuzzy modell, a fuzzy rendszer szabályai egyszerűen értelmezhetők, és könnyű megvalósítani a rendszert [4].

A neuro-fuzzy hibrid rendszerek a nyolcvanas évek végén jelentek meg, és jelentős fejlődésen mentek át napjainkig. Architektúrális szempontok szerint a következő hat kategóriába sorolhatók.

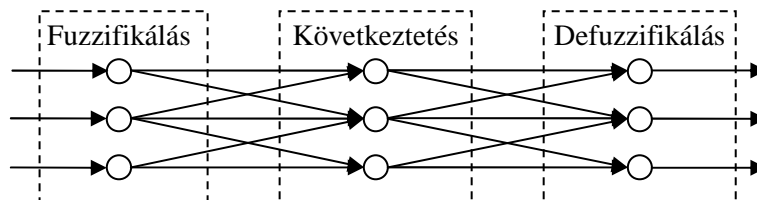
1. Kooperatív rendszer, melyben az alapvetően fuzzy rendszert neurális háló segítségével hangolják.
2. Egyetlen neurális hálózat formára alakított fuzzy következtetési eljárás, amely „fuzzy neuronokat” (pl. min/max neuronok) és fuzzy súlyokat tartalmaz. Az eredeti fuzzy rendszer struktúrája a hálózat topológiájából ismerhető fel.
3. Fuzzy szabályalapú rendszerrel támogatott neurális hálózat. Minden felügyelt tanulási lépésben a neurális hálózat új súlyait egy fuzzy következtetési rendszer határozza meg.
4. Párhuzamosan, de egymástól függetlenül működő neurális hálózat és a fuzzy logikai rendszer.
5. Komplex fuzzy rendszerekből, mint neuron modellekből felépített mesterséges neurális hálózat.
6. Egy klasszikus szakértő rendszer és az előzőekben felsorolt struktúrák valamely kombinációja.

A gyakorlatban az első két típus terjedt el, az ötödik típus az első továbbfejlesztésének tekinthető. A továbbiakban csak a második típussal és annak robusztusságot és gyors konvergenciát biztosító gyakorlati megvalósításával, az ANFIS rendszerrel foglalkozunk.

3.1. Mesterséges neurális hálózattal implementált fuzzy rendszer

A hibrid neuro-fuzzy rendszerek egyik legelterjedtebb változatában a teljes fuzzy rendszert neurális architektúrával implementálják. A háló rétegeit a fuzzy rendszereket általánosan jellemző három tevékenységcsoport köré szervezik (2. ábra).

A 2. ábrán bemutatott architektúra csak a módszer általános modelljét ismerteti, a konkrét alkalmazásokban az egyes tevékenységek megvalósítása több réteget és egy rétegen belül több vagy kevesebb neuront is igényelhet. A rendszer kidolgozásának egyik kulcskérdése a fuzzy rendszerekre jellemző értelmezhetőség megőrzése.



2. ábra. Neurális hálózattal megvalósított fuzzy rendszer általános architektúrája

3.2. ANFIS

A betűnév az Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, azaz adaptív neuro-fuzzy következtető rendszer rövidítésére szolgál [5]. Az ANFIS egy ötrétegű hálózat, amely nullad- és elsőrendű Sugeno következtetéssel dolgozó fuzzy rendszer modellezésére készült. Alkalmos bármilyen lineáris vagy nemlineáris függvény közelítésére, azaz univerzális approximátornak tekinthető [5]. A Sugeno típusú rendszerek sajátossága, hogy a szabályok az alábbi mintát követik:

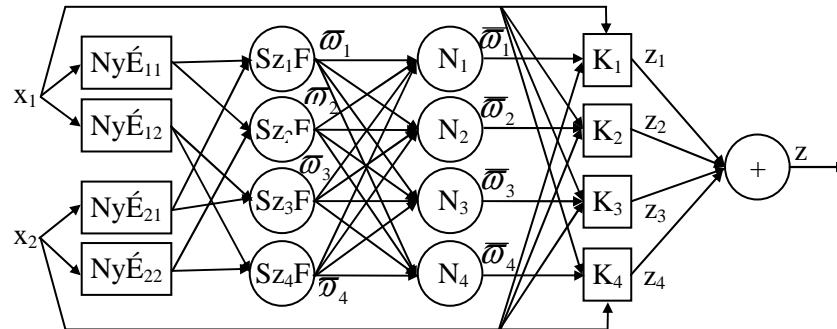
HA x értéke Nagy ÉS y értéke Hideg AKKOR $z=2x-y+3$

A fenti példában a rendszer két bemenettel (x és y) és egy kimenettel (z) rendelkezik, a Nagy és a Hideg szavak az x és y nyelvi változókhoz tartozó nyelvi értékek. Amennyiben a következmény rész képletében x és y együtthatói nullától különbözőek a rendszer elsőrendű, egyébként nulladrendű.

Az ANFIS architektúrája ötrétegű [7]. A 3. ábrán bemutatott rendszer két bemenettel rendelkezik (x_1, x_2). Mindkettőt két fuzzy halmazból álló partíció jellemzi. Az első réteg a tagsági függvény értékek meghatározására szolgál. A Matlab ANFIS rendszere által ismert tagsági függvény típusok a következők: háromszög, trapéz, általánosított harang, Gauss, szigmoid és Pi.

Az első réteg csomópontjai a bemeneti nyelvi változók nyelvi értékeinek ($Ny\acute{E}_{kj}$, ahol k a bemenet sorszáma, j a nyelvi érték partícióon belüli sorszáma) felelnek

meg. A réteg minden neuronjához csak egy bemenetről érkezik jel, aszerint, hogy a neuron melyik nyelvi változóhoz tartozik. A nyelvi értékekre jellemző tagsági függvények paramétereit a tanulási folyamat során határozza meg a rendszer.



3. ábra. Az ANFIS rétegei

A második réteg minden fuzzy szabály számára pontosan egy neuront (Sz_iF) tartalmaz. Ezek képezik a szabályok feltétel részét, és valósítják meg a premissza elemek közötti és/vagy kapcsolatokat. A kimenet megadja a feltétel rész eredő tagsági függvény értékét ($\bar{\omega}_i$).

A középső réteg neuronjai (N_i) számítják ki az egyes szabály illeszkedésének normalizált mértékét az összes szabály figyelembe vételével. A csomópontok száma itt is megegyezik a szabályok számával. Az alkalmazott képlet a következő:

$$\bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum_{j=1}^n \omega_j} \quad (1)$$

ahol i a szabály sorszáma, n a szabályok száma, $\bar{\omega}_i$ az i . szabály illeszkedésének normalizált mértéke.

A negyedik réteg (K_i) határozza meg az egyes szabályok következményeit. Itt minden neuron a harmadik rétegből pontosan egy csomóponttal kapcsolódik, és emellett megkapja a rendszer összes bemeneti értékét. Mivel az ANFIS csak nullad- és elsőrendű Sugeno típusú fuzzy rendszereket támogat [8], ezért az eredmény egy konstans értéknek vagy a bemenetek lineáris kombinációjának az előzőleg meghatározott $\bar{\omega}_i$ -vel képzett szorzataként áll elő (2).

$$z_i = \bar{w}_i \left(\sum_{j=1}^m \alpha_{ij} \cdot x_j + r_i \right) \quad (2)$$

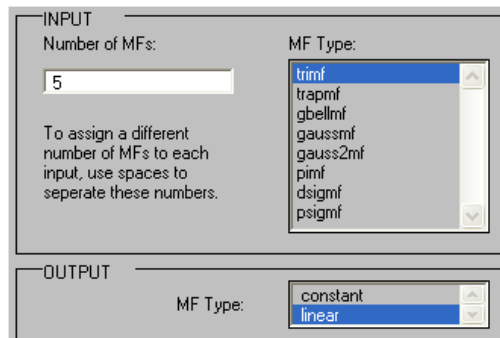
ahol m a bemenetek száma, α_{ij} az i . szabályhoz és a j . bemenethez tartozó konstans, x_j a j . bemenet, r_i az i . szabályhoz tartozó szabad tag. Az α_{ij} és r_i értékeket a tanulási folyamat során határozza meg a rendszer.

Az ötödik réteg egyetlen neuront tartalmaz, amelynek feladata a rendszer kimenetének előállítás. A negyedik réteg minden csomópontja kapcsolódik az ötödik réteg neuronjához. A rendszer kimenete egy egyszerű összeadás eredményeként keletkezik.

3.3. Az ANFIS tanítási folyamata

Az ANFIS tanítása egy fuzzy modellezési folyamat, amely az alábbi két szakaszra osztható [8].

1. A rendszer struktúrájának azonosítása. Ide tartozik a fuzzy halmazok számának, a tagsági függvények típusainak és a kimenet nullad- vagy elsőrendű voltának meghatározása. Ezen jellemzők beállítása kézzel történik, tapasztalatokra hagyatkozva (4. ábra) vagy ezek hiányában a Fuzzy Logic Toolbox által biztosított szubsztraktív klaszterezési módszer alkalmazásával. A fuzzy szabályok ember általi értelmezhetősége következtében a megfelelő szakértői tudás rendelkezésre állása esetén a tanulás időigénye és a lokális optimumba ragadás kockázata jelentősen csökkenthető ebben a szakaszban.



4. ábra. A rendszer struktúrájának megadása

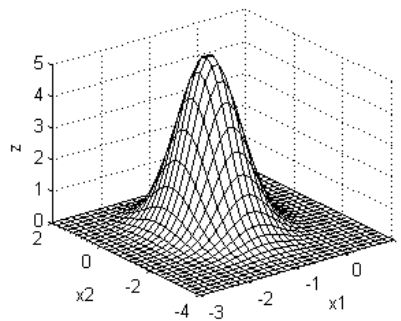
2. A második szakasz célja az, hogy optimális értékeket találjunk a tagsági függvény paraméterek (nemlineáris paraméterek) és a kimenetet meghatározó α_{ij} és r_i konstansok számára (lineáris paraméterek) az $(x_1, x_2, \dots, x_m, z)$ formában rendelkezésre álló adatsorok alapján. Az ANFIS ebben a szakaszban egy kétlépéses hibrid tanulási algoritmust alkalmaz. Az

előrevezető lépésben a neuron kimeneti értékek előre haladnak a 4. rétegig. A következmény paraméterek beazonosítása a legkisebb négyzetek módszerével történik. A második lépés a kimeneti hibák visszaterjesztése. A premissza paraméterek frissítésére a gradiens módszert alkalmazza a rendszer.

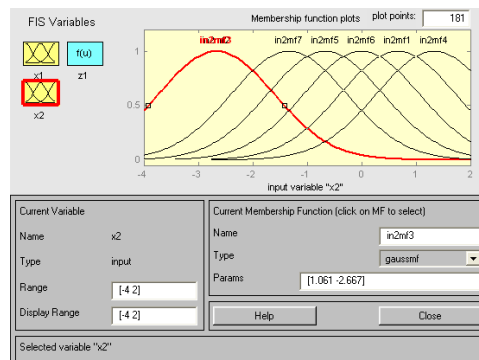
4. Kísérleti adatok feldolgozása a Matlab ANFIS modulja segítségével

Mintaalkalmazásként az 5. ábrán látható felülettel leírható folyamat beazonosítására alkalmaztuk az ANFIS-t. A felületet elméletileg leíró képlet az alábbi:

$$z(i, j) = 3 \cdot (1 - x_1)^2 \cdot e^{-x_1^2 - (x_2 + 1)^2} \quad (3)$$



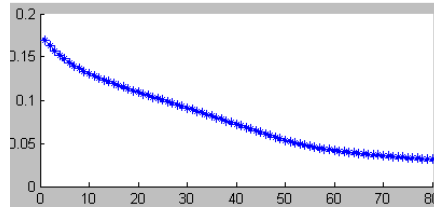
5. ábra. A faktorok és a kimenet kapcsolatát jellemző felület



6. ábra. A második faktor szubsztraktív klaszterezéssel előállított partíciója

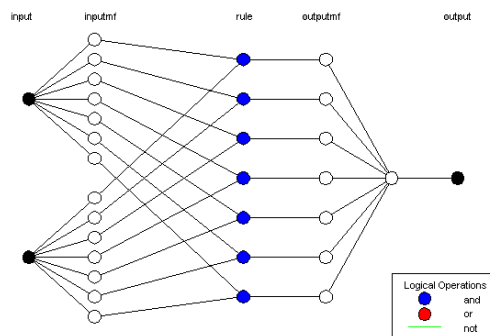
Mintafolyamatunk alakulását két faktor (x_1 és x_2) befolyásolja. Esetünkben mindkettő kézben tartható (irányítható). A tapasztalatok alapján a vizsgált értéktartomány x_1 esetében $[-3, 1]$, míg x_2 -nél $[-4, 2]$. A szintek számaként tízet

határoztunk meg. Mivel a kísérletek esetlegesen magas száma nem okoz nehézséget, ezért a megnövelt pontosság játszott fő szerepet a döntésnél. Az előzőek figyelembe vételével teljes faktoriális tervet választottunk, azaz x_1 minden értékével x_2 minden értékét kiprobáltuk.



7. ábra. A hiba alakulása a tanítási ciklusok függvényében

A minta valóságot megközelítő jellegének erősítése érdekében a mérési értékeket véletlenszerű zaj terhelte. Minden kísérletet háromszor hajtottunk végre, ezek képezték az ANFIS tananyagát.



8. ábra. A modell struktúrája

Ellenőrzési értékeként az adathármasok átlagát használtuk. A szubsztraktív klaszterezés mindkét faktornál hét darab, Gauss tagsági függvényekkel jellemzett partíciót határozott meg. A 6. ábra a második faktor ily módon előállított partícióját mutatja be.

A tanítási folyamatban több értéket kiprobálva végül 80 tanítási ciklust írtunk elő felső határértékként. A hiba alakulását az egyes ciklusok során a 7. ábra szemlélteti. A folyamatot modellező fuzzy rendszer hét szabályt tartalmaz, struktúrája a 8. ábrán látható. A vizsgálati intervallumnak a tanítástól eltérő pontjaiban a rendszer által előállított kimenet jó közelítéssel becsülte a valós értékeket.

5. Összefoglalás

Az ipari gyakorlatban a minőségügyi rendszerek működtetése során jelentős szerepet játszik a kísérletek tervezése, végrehajtása és eredményeik kiértékelése. A hagyományosan a matematikai statisztika eszköztárára támaszkodó adatfeldolgozás mellett komoly alkalmazási lehetőségek állnak nyitva egy neuro-fuzzy rendszer előtt.

A bemutatott adaptív neuro-fuzzy következtető rendszer fontos jellemzője a robusztusság mellett még az is, hogy egy rövid tanítási időszak után az előállított fuzzy struktúra ember által is jól értelmezhető. A kialakított fuzzy szabályok kiolvasásával jobban megérthető a modellezett folyamat.

IRODALOM

- [1] Kemény S., Deák A.: Kísérletek tervezése és értékelése. Műszaki Könyvkiadó, Budapest, 2000.
- [2] Adler, J. P., Markova, E. V., Granovszkij, J. V.: Kísérletek tervezése optimális feltételek meghatározására. Könyvkiadó, Budapest, 1977.
- [3] Roy, R. K.: A Primer on the Taguchi Method, Society of Manufacturing Engineers, 1990.
- [4] Teodorescu, H. N., Yamakawa, T.: Neuro-Fuzzy Systems: Hybrid Configurations. Fuzzy Logic Implementation and Applications 1996. pp. 267-297.
- [5] Jang, J. S. R.: Anfis: adaptive network-based fuzzy inference systems. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics 23 (3) 1993. pp. 665-685.
- [6] Retter Gy.: Fuzzy, neurális, genetikus, kaotikus rendszerek. Bevezetés a „lágyszámítás” módszereibe. Invest-Marketing Bt., 2003.
- [7] Vieira, J., Dias, F. M., Mota, A.: Artificial neural networks and neuro-fuzzy systems for modelling and controlling real systems: a comparative study, Engineering Applications of Artificial Intelligence (17) 2004 pp. 265-273.
- [8] Fuzzy Logic Toolbox User's Guide. The MathWorks Inc., Natick, 2002.

Adoption of neuro-fuzzy methods in design of experiments

Johanyák, Zsolt Csaba - Dr. Kovács, Szilveszter

Summary

The design, execution and evaluation of industrial experiments play a very important role in the operation of industrial quality management systems. Beside the traditional data processing methods based on the instrumentation of the mathematical statistics there are serious application possibilities for neuro-fuzzy systems. In this paper the adaptation of the ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) is suggested for such an application area.

Beyond its robustness an important property of the introduced adaptive neuro-fuzzy inference system is its quick convergence (a feasible result can be achieved in a rather short training period) and the simple human interpretability of the modelled process by the fuzzy rules extracted directly from the trained ANFIS structure.

Anwendung den Neuro-Fuzzy Methoden in der Versuchsmethodik

Johanyák, Zsolt Csaba – Dr. Kovács, Szilveszter

Zusammenfassung

Die Versuchsmethodik spielt eine bedeutungsvolle Rolle in der Betätigung den industriellen Qualitätsmanagementsystemen. Neben den traditionellen Datenverarbeitungsmethoden, die die Mittel, der mathematischen Statistik benutzen, sind es ernsthafte Anwendungsmöglichkeiten für die Neuro-Fuzzy Systeme.

Neben ihrer Robustheit eine wichtige Eigenschaft des vorgeführten ANFISs ist, dass nach einer kurzen Lehrperiode die erzeugten Fuzzy Struktur für den Mensch einfach zu verstanden ist.