

EREDŐ ERŐ ELŐREJELZÉSE KEVERT-RENDŰ SUGENO MODELL ALKALMAZÁSÁVAL MÉHSEJT SZENDVICS KOMPOZIT MARÁSAKOR

RESULTANT FORCE PREDICTION FOR HONEYCOMB SANDWICH COMPOSITE IN THE MILLING PROCESS USING MIXED-ORDER SUGENO MODEL

Laufer Edit*, Horváth Richárd**

ABSTRACT

Nowadays, composites and fiber-reinforced composites are increasingly used due to their extremely favorable properties. These kinds of materials have excellent mechanical properties at low weight, but new problems arise during their production and cutting compared to traditional materials. Knowledge of cutting forces is vital, as they are known to affect the problems that arise during machining. A common issue with this type of task is that insufficient data are available to create a statistical model due to cost- and time-consuming or impractical measurements. For this reason, authors propose a predictive model that takes advantage of the fuzzy approach. The main goal is to predict resultant force for honeycomb sandwich composite in the milling process. In order to achieve a more realistic result, a mixed-order Sugeno model was developed.

1. BEVEZETÉS

Az éghajlatváltozás és a globális felmelegedés a 21. század egyik legnagyobb kihívása, amely jelentősen érinti a repülőgéptervezést is. 2050-ig a légiközlekedésben elérendő célnak tekinthető az utaskilométerenkénti CO₂ kibocsátás 75%-os, az NO_x-kibocsátás 90%-os, a zaj pedig 65%-os csökkentése, ami csak a technológia, illetve az alkalmazott anyagok megújításával érhető el. A modern repülőgép-tervezés kulcsa, a fenti célok tükrében az üzemanyag-fogyasztás, amelyre szintén nagy hatást gyakorolnak az alkalmazott anyagok jellemzői. Ennek köszönhetően az elmúlt évtizedekben számos kutatás foglalkozik a könnyű anyagok, például a fémötvözetek és a kompozitok mechanikai tulajdonságaival, alkalmazhatóságával. A legmodernebb kereskedelmi repülőgépek, mint például az Airbus A350 XWB és a Boeing B787, az anyag összetételének valamivel több, mint 50%-át a kompozitok teszik ki [1]. A szálerősített műanyag (FRP),

azonban a klasszikus, például acél megmunkálása esetén felmerülő kérdésekkel (romló felületi érdesség, maradék feszültség, magas hőmérséklet) ellentétben, új megmunkálási problémákat vet fel. Az FRP megmunkálásának új kihívásai közé tartozik a száلكihúzás, a szál törése, a mátrixkenés, valamint a delamináció [2].

A javasolt módszer alapját képező fuzzy megközelítés hatalmas előnye, hogy képes kezelni a mérnöki feladatokban is gyakran felmerülő bizonytalanságot, pontatlanságot, szubjektivitást, ami az adatok és a kiértékelési folyamat szintjén egyaránt felmerülhet. Szintén gyakori probléma, hogy nem áll rendelkezésre elegendő adat egy statisztikai modell létrehozásához a költség- és időigényes, vagy nem kivitelezhető mérések okán. A fuzzy modellek ilyen problémák esetén is megfelelő eredményt képesek szolgáltatni a prediktív modellek létrehozása által. Ezeknek a kedvező tulajdonságoknak köszönhetően egyre szélesebb körben alkalmazzák a lágy számítási módszerek körébe tartozó fuzzy megközelítést mérnöki problémák megoldására, mint például a forgácsolás folyamat modellezésére [3], [4].

A prediktív modellek hatalmas jelentőséggel bírnak, hiszen alkalmazásukkal kiválthatók a rendkívül idő- és költségigényes mérések, illetve abban az esetben is képesek eredményt adni, amikor a mérés egyáltalán nem kivitelezhető [3]. Az ilyen típusú modellek képesek arra, hogy az összes lehetséges marási beállítás kombinációjára meghatározzák a várható kimenetet, anélkül, hogy ténylegesen végre kellene hajtani a műveletet. A reális eredmények biztosítása érdekében azonban elengedhetetlen a szakértői tudás szabálybázison keresztül történő beépítése a rendszerbe.

A szerzők javaslatot tesznek egy a fenti tulajdonságokkal rendelkező kevert-rendű Sugeno modellre, ami az aktuális marási beállítások alapján, mint a forgácsoló sebesség (v_c , m/min) és az előtolási sebesség (v_f , mm/min) képes előre jelezni az egyik legfontosabb maráshoz kapcsolódó mérőszámot, az eredő erőt (F_e).

* egyetemi docens, Óbudai Egyetem, Bánki Donát Gépész és Biztonságtechnikai Mérnöki Kar, laufer.edit@bgk.uni-obuda.hu

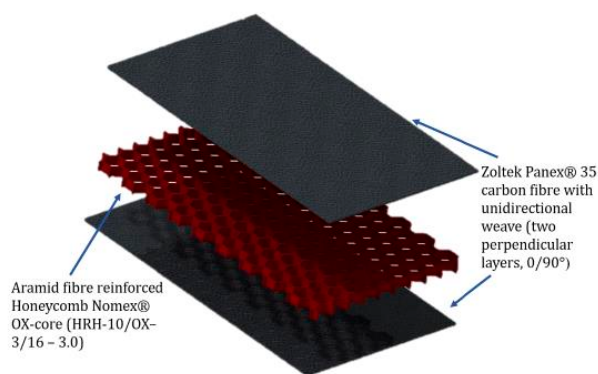
** egyetemi docens, Óbudai Egyetem, Bánki Donát Gépész és Biztonságtechnikai Mérnöki Kar, horvath.richard@bgk.uni-obuda.hu

A cikk felépítése a következő: A 2. fejezet a marási folyamat elméleti háttérét, alapvető paramétereit részletezi. A 3. fejezet a javasolt módszer alapját képező Sugeno modell felépítését és működési elvét mutatja be, majd a javasolt prediktív modell ismertetése következik. A 4. fejezet az eredmények értékelését, validálását tartalmazza, az 5. fejezetet pedig a következtetések levonásának szenteltük.

2. ANYAGOK ÉS SZERSZÁMOK

2.1. Az alkalmazott anyagok

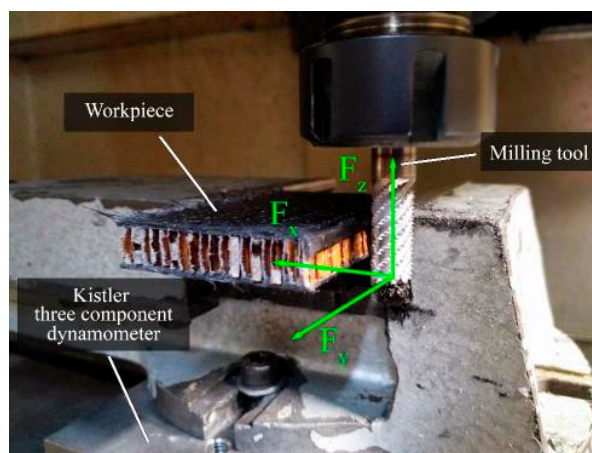
A tervezett szénszállal erősített méhsejt szendvicsszerkezet modelljét az 1. ábra szemlélteti. Az ilyen anyagokat vagy szerkezeteket számos helyen használják a kis sűrűségük és a relatív jó mechanikai tulajdonságaik miatt.



1. ábra A szendvics struktúra CAD modellje

2.2. A használt szerszámgépek és eszközök

A gyártott minták marása egy MAZAK VCN 410A-II függőleges megmunkáló központban történt. A minták megmunkálásához egy méhsejt anyagokhoz tervezett speciális marót használtunk, melynek megnevezése HCC. 10,0 10°. R.HA. Ti28 (cikkszám: 50936010), WNT Ceratizit Group. A mérési elrendezést és az alkalmazott erőket a 2. ábra szemlélteti.



2. ábra A szerszám és a mintadarab elrendezése (az eredő erő - F_e a három mért erőkomponens vektoriális összegeként értelmezhető - F_x, F_y, F_z)

3. A KEVERT-RENDŰ SUGENO MODELL

3.1. A Sugeno modell felépítése és működési elve

A fuzzy következtetési rendszerek két legelterjedtebb változata a Mamdani és a Sugeno-típusú modell, melyek a közelítő következtetés elvén működnek. A fő különbség a két megközelítés között, hogy míg a Mamdani következtetés esetén a kimenet általában egy normális, nem-konvex tagsági függvény, amit defuzzifikálni kell, addig a Takagi-Sugeno rendszer kimenete konstansként, vagy a bemenetek függvényeként adott. Ebből következően a Sugeno-típusú modellek számításigénye jóval kisebb, ami valós idejű, adaptivitást igénylő rendszerekben rendkívül fontos tényező, ezért ilyen típusú feladatok esetén elterjedtebb ez a változat. Mind a Mamdani, mind a Sugeno-típusú modellben „HA feltétel AKKOR következmény” felépítésű természetes nyelvi szabályokat alkalmazunk, a fentiekben ismertetett különbség ezen szabályok konzekvens részében jelenik meg, attól függően, hogy a szabálykimenet crisp érték, lineáris függvény, vagy fuzzy halmaz.

A Sugeno-típusú következtetési rendszer kimenete lehet konstans érték (nulladrendű Sugeno), vagy a bemenetek lineáris függvénye (elsőrendű Sugeno, Takagi-Sugeno). Legyenek a bemenetek x_1, x_2, \dots, x_n az X_1, X_2, \dots, X_n univerzumból, a kimenet pedig $y \in Y$, a kimenetet előállító függvény pedig $g_{i_1, \dots, i_n}(x_1, \dots, x_n)$. Ekkor a Takagi-Sugeno rendszer a következő felépítésű szabályokkal reprezentálható:

$$HA \ x_1 = A_{1, i_1} \text{ és } \dots \text{ és } x_n = A_{n, i_n} \text{ AKKOR } y = g_{i_1, \dots, i_n}(x_1, \dots, x_n)$$

ahol, A_{k, i_k} a k -edik bemenethez tartozó i_k -edik antecedens, $g_{i_1, \dots, i_n}(x_1, \dots, x_n)$ a szabályok következmény része, $i_j = 1, \dots, n_j$, n_j a j -edik bemenethez tartozó antecedens halmazok száma.

A Sugeno típusú modellnek több változata is ismert, attól függően, hogy a kimenetet milyen módon adjuk meg:

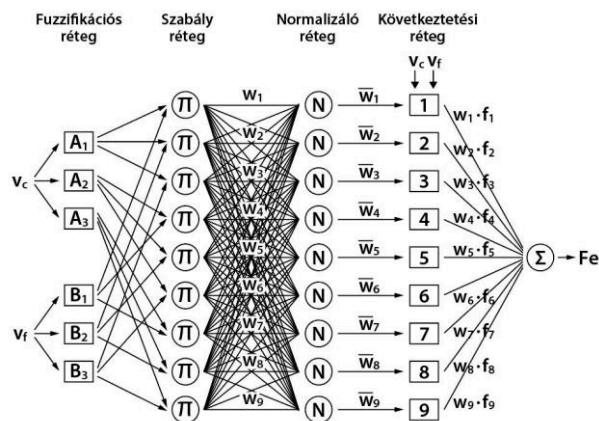
- Nulladrendű (Sugeno): c_i
- Elsőrendű (Takagi Sugeno): $p_i x_1 + q_i x_2 + r_i$
- Magasabbrendű (Takagi-Sugeno-Kang): a bemenetek magasabb rendű függvénye

Ebben a tanulmányban kizárólag a nullad- és elsőrendű modellt vizsgáljuk, alacsonyabb számítási bonyolultsága okán.

3.2. A prediktív modell létrehozása

A modell létrehozása a fuzzy irányítási rendszerrel ekvivalens adaptív neurális hálózat segítségével történt a rendelkezésre álló mérési adatok alapján betanítva a hálózatot. Az ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) egyfajta mesterséges neurális hálózat, amely felhasználható egy Sugeno típusú (Sugeno, Takagi-Sugeno) modell létrehozására az adott feladathoz rendelkezésre álló bemenet-kimenet párok alapján. A tanítás alapvető módszere a gradiens módszer és a láncszabály. Mivel a gradiens módszer tipikusan lassú konvergenciát biztosít, és gyakran csak a lokális minimumot találja meg, ezért abban az esetben, ha a kimenet a paraméterhalmaz egy részhalmazától lineárisan függ, ezen értékek optimalizálására a legkisebb négyzetek módszere is használható [8]. Ilyenkor hibrid tanítási algoritmust alkalmazunk, vagyis a fenti két módszer előnyös tulajdonságait ötvözve a lineáris paramétereket a legkisebb négyzetek módszere, míg a nemlineáris paramétereket a gradiens módszer segítségével optimalizáljuk. Az ANFIS egy olyan neurális hálózatot hoz létre, amely a fuzzy következtetés lépéseivel ekvivalens rétegekből áll [6].

A prediktív modell nullad- és elsőrendű változatát is létrehoztuk, majd az így létrehozott modellek kimeneteinek rendjét variáltuk egy jobb közelítő képességgel rendelkező modell létrehozása érdekében. Az ANFIS modellekben hibrid tanulási algoritmust alkalmaztunk, 20 lépésben hangolva a modell paramétereit. A kapott elsőrendű Sugeno modellt a 3. ábrán mutatjuk be, a nullad- és a kevert-rendű modell felépítése is ehhez hasonló, azzal a különbséggel, hogy a Következtetési rétegben nem, vagy nem mindig lineáris függvény szerepel, hanem konstans érték.



3. ábra A prediktív modell struktúrája

A Fuzzifikációs rétegben minden csomópont paraméterezett, az aktivációs függvény az adott szabály adott bemenetéhez tartozó tagsági függvény, amely a paraméterek segítségével hangolható:

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{(x-c_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (1)$$

ahol, c_i az i -edik tagsági függvény középpértéke, σ_i pedig a szórása.

A Szabály réteg, az aktuális szabály antecedens részének tüzelési szint (w_i) számítását végzi, valamilyen konjunkciós, vagy diszjunkciós operátort alkalmazva. A modellben a szorzat operátort alkalmaztuk.

$$w_i = \prod_{k=1}^m \mu_{A_{kj}}(x) \quad (2)$$

ahol, m a bemenetek száma, $\mu_{A_{kj}}(x)$ a j -edik bemenet k -edik antecedenshez tartozó tagsági értéke.

A Normalizáló réteg a tüzelési szintek normalizálására szolgál, vagyis azt adja meg, hogy az adott szabály milyen mértékben játszik szerepet a rendszerben a többi szabályhoz képest.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (3)$$

ahol, n a szabályok száma, w_i az i -edik szabály tüzelési szintje.

A normalizálást követi a Következtetési réteg, ami a szabály következmény részét képviseli, és egy aktivációs függvény segítségével számítható ki az adott szabály kimenete. Bemenetei a korábban normalizált tüzelési szintek és a szabálykonzekvensek paraméterei (p_i, q_i, r_i).

$$\bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (4)$$

ahol, p_i , q_i , r_i az i -edik csomópontához tartozó kimeneti paraméter halmaz.

Az utolsó, ötödik réteg feladata a szabályonkénti konzekvensek összesítése, az előző réteg eredményeiből számolt súlyozott átlag segítségével, ahol a tüzelési szint szerepel súlyként.

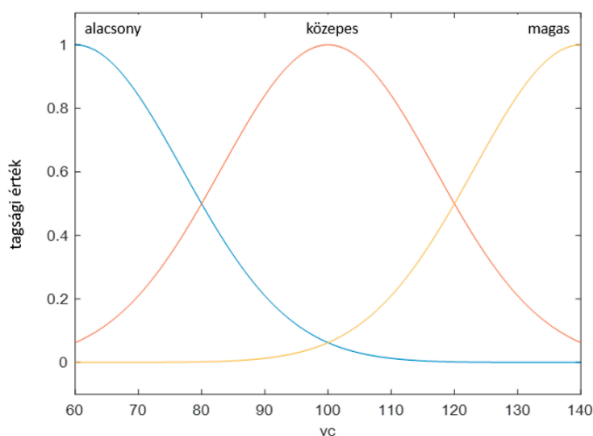
$$\sum_{i=1}^n \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_{i=1}^n w_i f_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (5)$$

3.3. A kevert-rendű prediktív Sugeno modell

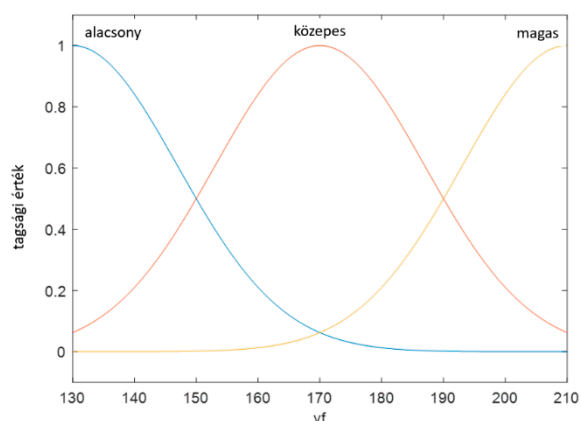
A szerzők az előző fejezetben bemutatott prediktív modellnek egy speciális, kevert-rendű változatát hozták létre, melynek sajátossága, hogy a kimenetek alapján nem beszélhetünk tisztán nullad- vagy elsőrendű Sugeno modellről, hanem a konstans és a lineáris függvény kimeneteket vegyesen alkalmazva érzük el a kimenet pontosságának növelését. A modell célja, az egyik legalapvetőbb marási paraméter, az eredő erő (Fe) becslése az aktuális beállítások (forgácsoló sebesség, v_c ; előtolási sebesség v_f) alapján. A forgácsoló sebesség esetén a bemeneti értékek kiválasztása a [60, 140] tartományból történt, m/min-ben megadva, míg az előtolási sebesség tartománya [130, 210], mm/min-ben meghatározott. A bemeneteket fuzziifikálása Gauss-görbe alakú tagsági függvények, $\mu(x, \sigma, m)$, segítségével történt az (1) egyenlet szerint, az 1. táblázatban definiált paraméterek alkalmazásával, melyeket a 4. és 5. ábra illusztrál a hozzárendelt nyelvi jellemzőket is feltüntetve.

1. táblázat Bemeneti tagsági függvények

	Forgácsoló sebesség		Előtolási sebesség	
	$v_c, m/min$		$v_f, mm/min$	
Alacsony	$e^{-\frac{(x-60)^2}{2 \cdot 16,99^2}}$		$e^{-\frac{(x-130)^2}{2 \cdot 16,99^2}}$	
Közepes	$e^{-\frac{(x-100)^2}{2 \cdot 16,99^2}}$		$e^{-\frac{(x-169,9)^2}{2 \cdot 16,99^2}}$	
Magas	$e^{-\frac{(x-140)^2}{2 \cdot 16,99^2}}$		$e^{-\frac{(x-210)^2}{2 \cdot 16,99^2}}$	



4. ábra A forgácsolósebesség tagsági függvényei (v_c)



5. ábra Az előtolási sebesség tagsági függvényei (v_f)

A kimenetek a kevert-rendű modellben konstans értékek és lineáris függvények egyaránt lehetnek. A modell megalkotása során a 2. táblázatban látható kimenet típusokat alkalmazva értük el a legjobb közelítést, az ehhez kapcsolódóan létrehozott szabálybázist a 3. táblázat illusztrálja. A táblázatban a forgácsolósebesség nyelvi jellemzői függőlegesen, az előtolási sebességhez tartozó jellemzők pedig vízszintesen olvashatók. A szabályok antecedens részének kiértékelésekor a szorzat operátort alkalmaztuk (2) a fuzzy metszet előállítás érdekében.

2. táblázat Bemeneti tagsági függvények

Szabály	Kimenet típusa	Szabálykonzekvens
1	Konstans	16
2	Lineáris	$0,06945 \cdot v_c + 0,1047 \cdot v_f + 0,002275$
3	Lineáris	$0,1654 \cdot v_c + 0,05741 \cdot v_f - 0,002194$
4	Konstans	12
5	Lineáris	$0,3394 \cdot v_c - 0,1 \cdot v_f + 0,01327$
6	Lineáris	$0,1828 \cdot v_c + 0,001798 \cdot v_f + 0,0009915$
7	Konstans	12,5
8	Lineáris	$0,2831 \cdot v_c - 0,1639 \cdot v_f - 0,009143$
9	Konstans	15,7

3. táblázat Az alkalmazott szabályrendszer

II	Alacsony	Közepes	Magas
Alacsony	16	$0,06945 \cdot v_c + 0,1047 \cdot v_f + 0,002275$	$0,1654 \cdot v_c + 0,05741 \cdot v_f - 0,002194$
Közepes	12	$0,3394 \cdot v_c - 0,1 \cdot v_f + 0,01327$	$0,1828 \cdot v_c + 0,001798 \cdot v_f + 0,0009915$
Magas	12,5	$0,2831 \cdot v_c - 0,1639 \cdot v_f - 0,009143$	15,7

4. A MODELL VALIDÁLÁSA

4.1. Tesztkörnyezet

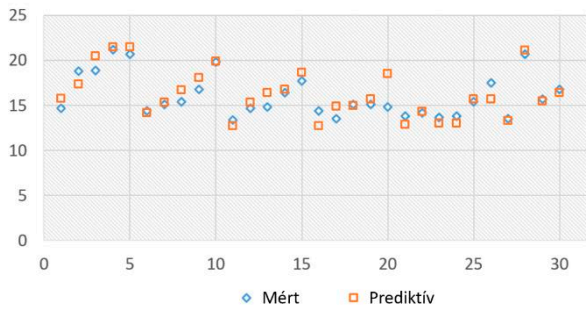
A fuzzy modellt Matlab környezetben hoztuk létre. A megfelelő pontosságú modell megalkotása érdekében az ANFIS tanításakor a mérésekből rendelkezésre álló bemenet – kimenet párokat véletlenszerűen 2 részre osztottuk úgy, hogy azok 60%-a képezte a tanító adatokat, 40%-a pedig a teszt adatokat. A felosztást összesen 10 alkalommal végeztük el, így mindig más adatokkal dolgoztunk. Kiindulásként egy nullad- és egy elsőrendű Sugeno modellt állítottunk elő, majd a kimenetek rendjét keverve alkottuk meg a végső modellt, úgy hogy az eredmények egyre jobb közelítést adjanak.

4.2. A modell validálása

A javasolt kevert-rendű Sugeno modell célja az eredő erő megfelelő pontosságú becslése méhsejt szendvics kompozit marásakor. A validáláshoz 30 különböző mérési pontban mért értékek álltak rendelkezésre, a 4. táblázatban részletezett beállításokkal. A prediktív modell által becsült értékeket, ezekkel a mérési eredményekkel hasonlítottuk össze. Ennek eredményét a 6. ábrán szemléltettük, ahol egyértelműen látható, hogy a kevert-rendű modell jó közelítést ad, hiszen a mért és a becsült értékek különbsége minden esetben 1 N alatt marad.

4. táblázat A mérési pontok és a mért eredő erő

Mérési pont	v_c , m/min	v_f , mm/min	F_e , N
1	60	130	14,7
2	60	150	18,8
3	60	170	18,9
4	60	190	21,2
5	60	210	20,7
6	80	130	14,4
7	80	150	15,1
8	80	170	15,4
9	80	190	16,8
10	80	210	19,8
11	100	130	13,4
12	100	150	14,7
13	100	170	14,8
14	100	190	16,4
15	100	210	17,7
16	120	130	14,4
17	120	150	13,5
18	120	170	15,1
19	120	190	15,1
20	120	210	14,8
21	140	130	13,8
22	140	150	14,2
23	140	170	13,7
24	140	190	13,8
25	140	210	15,4
26	70	140	17,5
27	130	140	13,5
28	70	200	20,7
29	130	200	15,7
30	100	170	16,8



6. ábra A becsült és a mért eredő erő értékek összehasonlítása

A nullad- (Sugeno) és az elsőrendű (Takagi-Sugeno) modelleket azonos körülmények között implementáltuk és ezek eredményét is összehasonlítottuk a kevert-rendű modell eredményével. Az átlagos eltérés ($d_{\text{át}}$), a szórás (σ), és a maximális eltérés (max) értékeket vetettük össze mindhárom modell tekintetében, melynek eredményeit az 5. táblázatban foglaltuk össze. Az összehasonlításakor az eltérés abszolútértékét vettük figyelembe.

5. táblázat A különböző rendű Sugeno modellek összehasonlítása

Mérőszám	Sugeno	Takagi-Sugeno	Kevert
$d_{\text{át}}$	0,96	0,94	0,93
σ	0,685	1,157	0,585
max	2,4	3,8	1,7

Az eredmények alapján nyilvánvaló, hogy a kevert-rendű Sugeno-modell szolgáltatja a legjobb közelítést, mivel az átlagos és a maximális eltérés, valamint a szórás értéke egyaránt ennél a modellenél a legalacsonyabb. A hagyományos modelleket tekintve látható, hogy az átlagos eltérés ugyan valamivel jobb az elsőrendű modell esetén a nulladrendűhöz képest, a másik két mérőszám, a szórás és a maximális eltérés esetén azonban lényegesen rosszabb értékeket kapunk. Ez nyilvánvalóan azt jelenti, hogy bár több olyan érték van, ami jobban közelíti a mért értékeket, mint a nulladrendű esetben, azonban számos helyen sokkal nagyobb eltérések figyelhetők meg (max), ami nem megengedhető. Következésképpen kijelenthető, hogy a kevert-rendű Sugeno modell nagy megbízhatósággal képes becsülni az eredő erőt, ezáltal alkalmas az idő- és költségigényes mérések helyettesítésére. A nullad- és elsőrendű modellek tekintetében pedig megállapítható, hogy nincsen közöttük jelentős különbség, azonban a nulladrendű valamelyest jobb eredményt ad.

5. ÖSSZEFOGLALÁS

A technológiai folyamattervezésben rendkívül fontos az elkészült munkadarab megfelelő minőségi jellemzőinek biztosítása. Sok esetben azonban az ehhez

szükséges mérések elvégzése idő- és költségigényes, esetleg egyáltalán nem elvégezhető. Erre a problémára nyújtanak megoldást a mérnöki feladatokban is nagy népszerűségnek örvendő lágy számítási módszerek. Az ilyen típusú módszerek hatalmas előnye, hogy abban az esetben is képesek egy prediktív megoldás előállítására, ha nem áll rendelkezésre elegendő adat egy statisztikai modell megalkotásához, mivel képesek a bizonytalanságok kezelésére.

A szerzők egy korszerű anyag, méhsejt szendvics kompozit marásakor alkalmazható fuzzy alapú prediktív modellt alkottak, ami az aktuális beállítások (forgácsoló sebesség és előtolási sebesség) alapján képes előre jelezni az eredő erőt. A kiértékelést egy kevert-rendű Sugeno modell végzi, melyben a kimenetek típusa (konstans, lineáris függvény) különbözhet annak érdekében, hogy a lehető legjobb közelítést adja. A modell eredményeit a rendelkezésre álló mérési eredmények alapján validáltuk, melynek eredményeként kijelenthető, hogy a javasolt modell képes nagy pontossággal becsülni az eredő erő értékét, vagyis kiváltható vele a szükségtelenül nagyszámú idő- és költségigényes méréssorozat.

SUMMARY

In technological process design, it is extremely important to ensure the appropriate quality parameters of the finished workpiece. However, in several cases the required measurements are cost- and timeconsuming, or may not possible to carry out them at all. The widely used soft computing methods provide an efficient solution to this problem. Great advantage of these kinds of methods is that they are able to create a predictive solution even if there is not enough data to create a statistical model, as they are able to handle uncertainties.

The authors have developed a fuzzy-based predictive model for honeycomb sandwich composite milling that can predict the resultant force based on current settings (cutting speed and feed rate). The evaluation is performed by a mixed-order Sugeno model in which the type of the rule consequences (constant, linear function) may differ in order to ensure the best possible approximation. The results of the model were validated on the basis of the available measurement results. It can be concluded that the proposed model is able to estimate the value of the resultant force with high accuracy, i.e. it can be used to replace unnecessarily time-consuming and costly measurements.

5. KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A cikk az Óbudai Egyetem Bánki Donát Gépész és Biztonságtechnikai Mérnöki Karán működő Fuzzy Rendszerek Tudományos Műhely támogatásával készült.

6. IRODALOM

- [1] R. M'SAOUBI, D. AXINTE, S. LEUNG SOO, C. NOBEL, H. ATTIA, G. KAPPMAYER, S. ENGIN, WEI-MING SIM: High performance cutting of advanced aerospace alloys and composite materials, CIRP Annals – Manufacturing Technology, Vol 64, pp 557-580, 2015
- [2] J. MILLER, E. D. ENEYEW, & M. RAMULU: Machining and Drilling of Carbon Fiber Reinforced Plastic (CFRP) Composites. SAMPE Journal, Vol 49, Issue 2, pp 36-47, 2013
- [3] T. OBEIDI, C. LARBES, A. ILINCA, G. F.T. KEBIR, Fuzzy Logic-based Maximum Power Point Tracking for a Solar Electric Vehicle, Acta Polytechnica Hungarica, vol. 15, no. 7, pp. 133-156, 2018
- [4] E. TÓTH-LAUFER, R. HORVÁTH: A MIMO Fuzzy Model to Predict Turning Metrics, Proc. of the IEEE 17th International Symposium on Intelligent Systems and Informatics Proceedings, SISY 2019, pp. 109-113, 2019
- [5] E. TÓTH-LAUFER, R. HORVÁTH: Fuzzy model based surface roughness prediction of fine turning, FME Transactions, vol. 45, pp. 180-188, 2017
- [6] T. TAKAGI, M. SUGENO: Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, vol. 15, pp. 116-132, 1985
- [7] J-S. R. JANG. ANFIS: adaptive-network based fuzzy inference system. IEEE Trans. on SMC, 23(3):665–685, 1993
- [8] L. T. KÓCZY, D. TIKK: Fuzzy rendszerek, Kempelen Farkas Tankönyvtár, 2001 [Online]. Available: <http://www.tankonyvtar.hu/hu/tartalom/tkt/fuzzy-rendszerek-fuzzy/adatok.html>