



# Polimer-Polimer Karışabilirliğinin Guguk Kuşu Arama Algoritmasına Dayalı Ağırlıklı Bulanık Sınıflandırma Sistemiyle Tahmini

Gözde Güldiken<sup>1\*</sup>, Mehmet Levent Koç<sup>2</sup>, Dilek İmren Koç<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Kimya Mühendisliği Bölümü, Sivas, Türkiye, (ORCID: 0000-0002-4510-5303), [guldikengozde@gmail.com](mailto:guldikengozde@gmail.com)

<sup>2</sup> Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Sivas, Türkiye (ORCID: 0000-0003-4993-6152),  
[mkoc@cumhuriyet.edu.tr](mailto:mkoc@cumhuriyet.edu.tr)

<sup>3</sup> Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Kimya Mühendisliği Bölümü, Sivas, Türkiye (ORCID: 0000-0003-3657-3794), [dimren@cumhuriyet.edu.tr](mailto:dimren@cumhuriyet.edu.tr)

(1st International Conference on Applied Engineering and Natural Sciences ICAENS 2021, November 1-3, 2021)

(DOI: 10.31590/ejosat.1008608)

**ATIF/REFERENCE:** Güldiken G., Koç M.L., İmren Koç D. (2021). Polimer-Polimer Karışabilirliğinin Guguk Kuşu Arama Algoritmasına Dayalı Ağırlıklı Bulanık Sınıflandırma Sistemiyle Tahmini. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (28), 519-525.

## Öz

Bu çalışma, "ağırlıklı bulanık sınıflandırma sistemi" ile guguk kuşu aramasının birleşiminden oluşan yeni bir hibrit bulanık sınıflandırma sistemini çözümlenmiş fazındaki sodyum aljinat/poli(etilen glikol) karışımların karışabilirlik tahmini için önermekte ve söz konusu bulanık sistemin tahmin etme yeteneğini incelemektedir. Test sonuçları, önerilen bulanık sistemin, iki farklı bulanık sisteme (Mamdani-Tip ve Sugeno-Tip) ve etkileşim parametrelerini ( $\alpha$ ,  $\Delta\eta$  and  $\beta$ ) kullanan geleneksel viskozimetrik analize kıyasla, daha yüksek doğru sınıflandırma oranı elde ettiğini göstermiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Bulanık Sistem, Guguk Kuşu Araması, Polimer, Karışabilirlik, Viskozimetri

## Prediction of Polymer-Polymer Miscibility by Cuckoo Search Algorithm Based Fuzzy Classification System

### Abstract

This study proposes a new hybrid fuzzy classification system which combines "weighting fuzzy classification system" with cuckoo search algorithm in order to predict the miscibility of sodium alginate/poly(ethylene glycol) blends in solution phase and examines its predictive capability. The test results show that the proposed fuzzy system gets a more accurate classification rate than the two types of fuzzy systems (Mamdani-Type and Sugeno-Type) as well as traditional viscometric analysis using interaction parameters ( $\alpha$ ,  $\Delta\eta$  and  $\beta$ ).

**Keywords:** Fuzzy System, Cuckoo Search, Polymer, Miscibility, Viscometry

\* Gözde Güldiken: [guldikengozde@gmail.com](mailto:guldikengozde@gmail.com)

$$R_j: \text{Eğer } x_1 A_{j1} \text{ ve ... ve } x_n A_{jn} \text{ ise sınıf } CF_j \text{ ile } C_j \text{ dir,} \\ j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

## 1. Giriş

Son yıllarda yapılan bazı çalışmaların ortaya koyduğu sonuçlar, polimer-polimer karışabilirliğini tahmin etmek amacıyla "bulanıklık" altında gerçekleştirilecek viskozimetrik analizleri yeni çalışmalarla desteklenmesi gereken güncel araştırma konuları haline getirmiştir: Koç ve Koç (2016) klasik viskozimetrik analizi "bulanıklaştırma" aracı olarak temelde bulanık regresyonu kullanmışlar; Koç et al., (2019) ise bulanık (Mamdani, 1977) ve nöro-bulanık (Takagi, Sugeno, 1985) sistemleri önermişler ve bulanık regresyona/nöro-bulanık sisteme kıyasla bulanıklaştırmanın ve bulanıklık altında işlem yapmanın daha kolay ve hesaplama yönünden daha az maliyetli yolları olan bulanık sistemlerin, bu avantajlarına karşın, tahmin (sınıflandırma) yeteneklerinin geliştirilmelerine duyulan ihtiyacı vurgulamışlardır. Bulanık sistemlerin sınıflandırma yeteneklerinin iyileştirilmesine dönük temel yaklaşımlardan biri bulanık kural tabanının veri tabanı üzerinden, uzman bilgisine dayanmaksızın, kendiliğinden çıkarımı olup bu kapsamda önerilen yöntemlere örnek olarak "ağırlıklı bulanık sınıflandırma sistemi" (Ozkaya ve Seyfi, 2016; Nakashima et al., 2007) verilebilir. Burada, söz konusu yöntem, esas olarak, benzerlerinden sisteme ait girdilerin ağırlık faktörleriyle ayrıştırılmasıyla farklılık göstermekte ve amaç fonksiyonunun en küçükleme ile bulanık kural tabanının çıkarımına dayanmaktadır. En küçükleme işlemi için uygun optimizasyon tekniklerinden biri guguk kuşlarının "kuluçka asalaklığı" davranışını taklit eden guguk kuşu arama algoritması (Yang and Deb, 2013; Yang and Deb, 2014) olup görece yeni sayılabilen bu meta-sezgisel algoritmanın yaygın kullanılan genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu, yapay arı koloni algoritması gibi tekniklere kıyasla daha iyi çözüm performansına sahip olduğu (Yang and Deb, 2013; Nawi et al., 2013; Kumar and Rawat, 2015; Samir et al., 2018; Ebenezer et al., 2019) ve daha önce klasik bulanık sınıflandırma sistemlerinin optimal tasarımında (Hodashinsky, 2015; Ding et al., 2015) sınırlı olarak kullanıldığı söylenebilir. Bu çalışmada, ağırlıklı bulanık sınıflandırma sistemi, sodyum aljinat/poli(etilen glikol) (SA/PEG) karışımlar örneğinde (Koç et al., 2019), guguk kuşu arama algoritmasına dayalı olarak polimer-polimer karışabilirlik tahminine literatürde ilk kez uygulanmış ve bu yolla i) bulanık sistemlerin karışabilirlik tahmin/sınıflandırma yeteneklerinin iyileştirilme olanaklarının araştırılması, ii) farklı alanlardaki bulanık sınıflandırma problemlerinin çözümüne de yardımcı olabilecek yeni bir hibrit bulanık sınıflandırma yaklaşımı ortaya konması amaçlanmıştır.

## 2. Yöntem: Ağırlıklı Bulanık Sınıflandırma Sistemi

Ağırlıklı bulanık sınıflandırma sistemi (ABSS), "ağırlık faktörleri" ile "ağırlıklandırılmış" bir eğitime veri kümesinden bulanık kural tabanının kendiliğinden çıkarımına dayanan, sınıflandırma amaçlı, bulanık kural tabanlı bir sistem olarak tanımlanabilir ve bulanık kural tabanındaki bir kural ( $R_j$ ), n-boyutlu bir sınıflandırma problemi için, aşağıdaki şekilde verilebilir:

Burada,  $x_i$  sistemin girdi değişkeni ( $i = 1, 2, \dots, n$ ),  $A_{ji}$  girdi değişkenine ait bulanık alt küme ( $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, N$ ) ve  $CF_j$  (j. kural için kesinlik derecesi) ile  $C_j$  (j. kural için göz önüne alınan probleme ait sınıflardan herhangi biri) sistemin çıktıları olup aşağıda verilen adımlarla belirlenebilir:

1. Adım: eğitime veri kümesine ait her bir girdi vektörü ( $X_p = (x_{p1}, \dots, x_{pn})$ ) için bulanık alt kümelerin ( $A_{ji}^k$ ) üyelik fonksiyonları  $\mu_{ji}(\cdot)$  yardımıyla kurala ait  $\mu_j(X_p)$  değerini hesapla ( $k = 1, \dots, z$ ):

$$\mu_j(X_p) = \mu_{j1}(x_{p1}) \times \dots \times \mu_{jn}(x_{pn}), \\ p = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

Bu çalışmada, girdi değişkenlerine ait toplam bulanık alt küme sayısı ( $z$ ) dört olarak seçilmiş olup  $k = 1, 2, 3$  ve 4 olarak etiketlenen bulanık alt kümeler için üyelik fonksiyonları sırasıyla aşağıdaki şekillerde tanımlanmıştır:

$$\mu_{ji}(x_{pi}) = \begin{cases} 1 - e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x_{pi} - c_i}{\sigma_i} \right)^2} & x_{pi} \leq c_i \\ 0 & x_{pi} > c_i \end{cases} \quad (3)$$

$$\mu_{ji}(x_{pi}) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x_{pi} - c_i}{\sigma_i} \right)^2} \quad (4)$$

$$\mu_{ji}(x_{pi}) = \begin{cases} 1 - e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x_{pi} - c_i}{\sigma_i} \right)^2} & x_{pi} \geq c_i \\ 0 & x_{pi} < c_i \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_{ji}(x_{pi}) = 1 \quad (6)$$

2. Adım: probleme ait her bir sınıf ( $h$ ) için  $\beta_h(R_j)$  değerini eğitime veri kümesi ağırlık faktörleri ( $w_p$ ) yardımıyla hesapla:

$$\beta_h(R_j) = \sum_{x_{pe} \in h} \mu_{j1}(x_{p1}) \dots \mu_{jn}(x_{pn}) w_p, \quad h \\ = 1, 2, \dots, C \quad (7)$$

3. Adım:  $\beta_h(R_j) = \max(\beta_1(R_j), \dots, \beta_C(R_j))$  için sınıfı ( $C_j$ )  $h$  olarak belirle ve  $CF_j$  değerini hesapla:

$$CF_j = \frac{\beta_h(R_j) - \bar{\beta}}{\sum \beta_h(R_j)} \quad (8)$$

$$\bar{\beta} = \frac{\sum_{h \neq h} \beta_h(R_j)}{C - 1} \quad (9)$$

$N$  adet kuraldan oluşan bulanık kural tabanının göz önüne alınması halinde ise bir girdi vektörü  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  için bulanık sistemin çıktısı (probleme ait sınıflardan herhangi biri) aşağıda verilen adımlarla belirlenebilir:

1. Adım: probleme ait her bir sınıf ( $h = 1, 2, \dots, C$ ) için  $\delta_h(X)$  değerini hesapla:

$$\delta_h(X) = \max\{\mu_j(X)CF_j | C_j = h\} \quad (10)$$

2. Adım:  $\delta_{h^*}(X) = \max(\delta_1(X), \dots, \delta_C(X))$  için sistemin çıktısını  $h^*$  olarak belirle ve birden fazla sınıf için  $\delta_{h^*}$  değeri eşit ise göz önüne alınan girdi vektörünü "sınıflandırılmaz" olarak etiketle.

Bulanık kural tabanının bir eğitme veri kümesinden (ağırlıklandırılmış) kendiliğinden çıkarımı, uygun bir "eğitme algoritması" yardımıyla aşağıda verilen amaç fonksiyonunun ( $F$ ) minimizasyonu ile sağlanabilir:

$$F(S) = \sum_{p=1}^m w_p Z_p(S) \quad (11)$$

Burada,  $Z_p(S)$  bulanık sistemin ( $S$ ) çıktısı (sınıf) doğru ise  $Z_p(S) = 0$  ve aksi durumda  $Z_p(S) = 1$  değerini alan ikili bir değişken iken  $w_p$  eğitme veri kümesi için ağırlık faktörü olarak tanımlanabilir. Bu çalışmada, eğitme veri kümesi "sınıf tabanlı ağırlıklandırma" yöntemiyle (Nakashima et al., 2005) ağırlıklandırılmış ( $w_p = (w_p^1, \dots, w_p^h, \dots, w_p^C)$ ) olup bulanık sınıflandırma sisteminin parametre vektörü,  $S = (w_p^1, \dots, w_p^C, c_1, \dots, c_n, A_{11}^k, \dots, A_{1n}^k, A_{21}^k, \dots, A_{Nn}^k)$ , üzerinden tanımlanan amaç fonksiyonu,  $F(S) = \sum_{p=1}^m w_p Z_p(S)$ , guguk kuşu arama algoritması ile en küçüklenmiştir. Guguk kuşu arama algoritması, üç temel kurala dayalı olarak, guguk kuşlarının agresif üreme stratejilerini taklit eden bir optimizasyon tekniği olarak tanımlanabilir (Yang and Deb, 2013; Yang and Deb, 2014): 1) her bir guguk kuşu bir seferde bir yumurtayı rastgele seçilmiş bir yuvaya bırakır, 2) yüksek kaliteli yumurtalara veya çözümlere sahip en iyi yuvalar sonraki jenerasyonlara aktarılır, 3) uygun konak yuva sayısı sabittir ve konak kuşun, guguk kuşu tarafından bırakılan bir yumurtayı bir  $P_a \in [0,1]$  olasılığı ile fark etmesiyle yumurta konak kuş tarafından yuvadan atılır ya da yuva konak kuş tarafından terk edilir. Guguk kuşu arama algoritmasının eğitme aşaması uygulaması için kaba-kod aşağıda verilmiştir:

Kadet konak yuva  $S_i$  için başlangıç popülasyonunu rastgele üret ve uygunluk/amaç fonksiyonu  $F_i$  değerlerini hesapla ( $i = 1, \dots, K$ )

**While**(durdurma kriteri)

Lévy uçuşu ile rastgele bir guguk kuşu al (varsayalım  $j$ ) ve buna ait uygunluk değerini  $F_j$  hesapla.

$K$  Yuva arasından rastgele bir yuva seç (varsayalım  $i$ )

**if**  $F_j < F_i$  **then**

$S_i \leftarrow S_j$

$F_i \leftarrow F_j$

**end if**

Fraksiyon değerine ( $P_a$ ) göre kötü yuvaları terk et ve Lévy uçuşu ile yenilerini inşa et.

Yeni yuvaların uygunluklarını amaç fonksiyonuna göre değerlendir.

En iyi yuvaları/çözümleri sakla.

Çözümleri sırala ve mevcut en iyi çözümü bul.

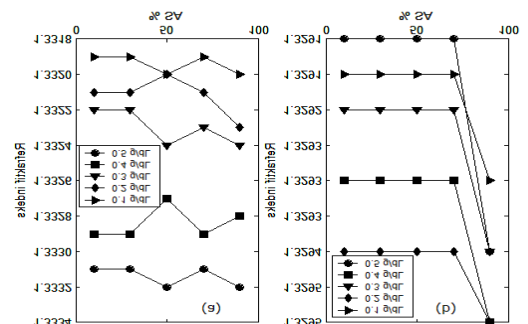
**end while**

Burada, Lévy uçuşu, Lévy dağılımı ile karakterize edilen bir tür "rassal yürüyüş" olarak tanımlanabilir (Yang and Deb, 2013) ve yeni çözümlerin aranması sırasında uçuşun ölçeği, adım büyüklüğü faktörü ( $\alpha > 0$ ) ile kontrol edilir. Bu çalışmada,  $P_a$  ve  $\alpha$  değerleri sırasıyla 0,2 ve 0,01 olarak seçilmiş olup durdurma kriteri olarak maksimum jenerasyon sayısı 1000 olarak alınmıştır.

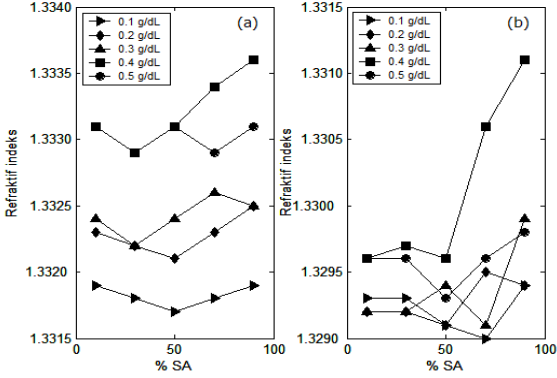
### 3. Bulgular ve Tartışma

SA/PEG sulu çözelti karışımlarının karışabilirlik tahminine yönelik olarak sunulan ABSS tipi bulanık sistemin eğitme/test aşamasında farklı derişim aralıkları (0,1-0,5 g/dL), karışım oranları (10/90, 30/70, 50/50, 70/30 ve 90/10 SA/PEG-4000 ve SA/PEG-8000) ve sıcaklıklar (30 °C ve 50 °C) için elde edilen  $\alpha$ ,  $\Delta\eta$  ve  $\beta$  klasik etkileşim parametreleri (Tablo 1) ile birlikte refraktif indeks (Şekil 1 ve 2) değerlerinden (Koç ve ark., 2019) yararlanılmıştır. Bulanık sınıflandırma sisteminin girdileri  $\alpha$  ve  $\beta$  etkileşim parametreleri olup bu girdi değişkenleri sırasıyla  $\alpha_1(k=1)$ ,  $\alpha_2(k=2)$ ,  $\alpha_3(k=3)$ ,  $\alpha_4(k=4)$  ve  $\beta_1(k=1)$ ,  $\beta_2(k=2)$ ,  $\beta_3(k=3)$ ,  $\beta_4(k=4)$  bulanık alt kümeleriyle/üyelik fonksiyonlarıyla (Eşitlik 3-6) temsil edilirken; KRZ (karışmaz) ve KR (karışabilir) sınıfları sistemin çıktısını oluşturmuştur.

Şekil 1. Refraktif indeks değerlerinin SA/PEG-4000 karışımları için SA içeriği ile a) 30 °C ve b) 50 °C'de değişimi (Koç ve ark. 2019)



Şekil 2. Refraktif indeks değerlerinin SA/PEG-8000 karışımları için SA içeriği ile a) 30 °C ve b) 50 °C’de değişimi (Koç ve ark. 2019)



Tablo 1’de verilen veri kümesinin % 60’ı eğitime kalan kısmı ise test aşamasında kullanılmış ve eğitime aşaması (Şekil 3) sonucunda elde edilen parametre vektörüne karşılık gelen üyelik fonksiyonları Şekil 4 ve 5’de; bulanık kural tabanı ise aşağıda verilmiştir.

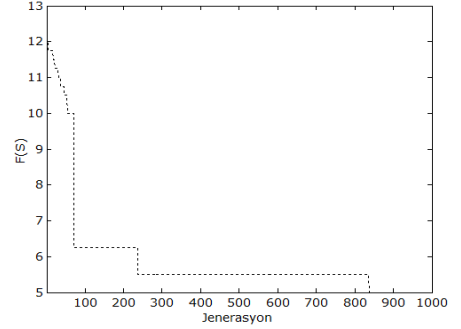
$R_1$ : EĞera  $\alpha_1$  ve  $\beta \beta_2$  ise sınıf  $CF_1 = 0.999$  ile KRZ dir

$R_2$ : EĞera  $\alpha_2$  ve  $\beta \beta_3$  ise sınıf  $CF_2 = 0.269$  ile KR dir

$R_3$ : EĞera  $\alpha_3$  ve  $\beta \beta_2$  ise sınıf  $CF_3 = 0.136$  ile KRZ dir

$R_4$ : EĞera  $\alpha_2$  ve  $\beta \beta_1$  ise sınıf  $CF_4 = 1.000$  ile KRZ dir

Şekil 3. Eğitime aşaması için amaç fonksiyonunun jenerasyon sayısına bağlı değişimi

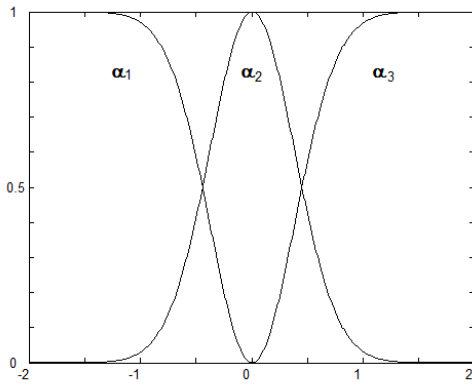


Tablo 1. SA/PEG karışımları için etkileşim parametreleri (Koç ve ark. 2019)

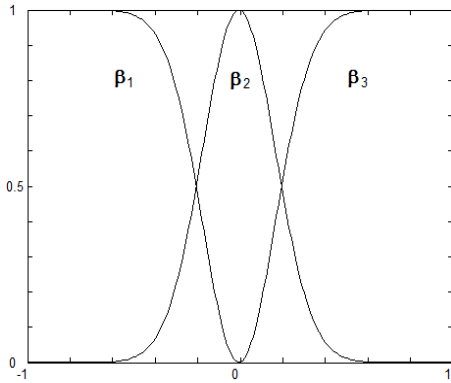
SA/PEG4000	SA İçeriği	Sıra No	C (g/dL)	30°C			Sıra No	50°C		
				$\alpha$	$\Delta\eta$	$\beta$		$\alpha$	$\Delta\eta$	$\beta$
SA/PEG4000	10/90	1*	0.1	1.114	5.023	0.4845	51*	1.753	3.802	0.691
		2	0.2	0.455	4.765	0.2207	52	1.005	3.526	0.470
		3	0.3	0.253	4.501	0.1281	53	0.426	3.347	0.212
		4	0.4	0.201	4.183	0.0994	54	0.331	2.988	0.167
		5*	0.5	0.101	3.582	0.0471	55	0.163	2.481	0.082
	30/70	6	0.1	1.606	7.120	0.7359	56	1.380	7.050	0.675
		7*	0.2	0.701	6.440	0.2783	57*	0.588	6.324	0.248
		8	0.3	0.457	5.583	0.1445	58	0.389	5.774	0.142
		9*	0.4	0.213	4.648	0.0549	59*	0.204	4.734	0.058
		10	0.5	0.105	3.024	0.0217	60*	0.087	3.622	0.022
	50/50	11	0.1	-0.014	14.113	-0.0018	61	0.045	11.493	0.032
		12*	0.2	-0.005	13.011	-0.0030	62*	0.041	10.319	0.010
		13*	0.3	0.000	11.561	-0.0025	63	0.023	9.397	0.002
		14	0.4	-0.002	10.010	-0.0023	64	0.014	7.676	-0.001
		15*	0.5	-0.001	7.363	-0.0014	65	0.001	5.959	-0.002
	70/30	16	0.1	-0.095	18.392	-0.0139	66*	0.079	14.318	0.028
		17*	0.2	-0.045	16.867	-0.0066	67	0.077	12.694	0.010
		18	0.3	-0.022	14.824	-0.0032	68	0.044	11.400	0.003
		19*	0.4	-0.013	12.657	-0.0019	69	0.017	8.999	0.000
		20	0.5	-0.006	8.987	-0.0010	70	0.005	6.677	-0.001
90/10	21*	0.1	-0.051	21.223	-0.0019	71	-0.183	18.429	-0.006	
	22	0.2	-0.022	19.275	-0.0011	72*	-0.069	16.356	-0.003	
	23	0.3	-0.009	16.639	-0.0006	73	-0.039	14.691	-0.002	
	24	0.4	-0.006	13.856	-0.0004	74*	-0.019	11.610	-0.001	
	25*	0.5	-0.003	9.163	-0.0002	75	-0.012	8.682	-0.001	
SA/PEG4000	10/90	26	0.1	1.292	5.855	0.5686	76*	0.909	3.984	0.3818
		27	0.2	0.799	5.557	0.3920	77*	0.576	3.812	0.3162
		28*	0.3	0.384	5.233	0.2020	78*	0.281	3.604	0.1748
		29*	0.4	0.129	4.832	0.0720	79*	0.079	3.193	0.0623
		30	0.5	0.119	4.301	0.0610	80*	0.076	2.640	0.0521
	30/70	31*	0.1	-1.187	12.582	-0.5524	81	0.421	6.804	0.1985
		32*	0.2	-0.574	11.870	-0.2428	82	0.349	6.160	0.1263
		33	0.3	-0.408	10.967	-0.1483	83	0.094	5.586	0.0186
		34*	0.4	-0.223	9.968	-0.0738	84	0.060	4.506	0.0063

SA/PEG8000	50/50	35	0.5	-0.143	8.399	-0.0389	85	0.042	3.359	0.0048
		36	0.1	-0.040	14.717	-0.0210	86*	-0.163	12.340	-0.0732
		37*	0.2	-0.030	13.592	-0.0151	87	-0.071	11.223	-0.0379
		38*	0.3	-0.014	12.109	-0.0083	88	-0.048	10.285	-0.0255
		39	0.4	-0.008	10.513	-0.0051	89	-0.023	8.536	-0.0135
	40*	0.5	-0.004	7.905	-0.0029	90	-0.015	6.793	-0.0083	
	70/30	41	0.1	-0.050	18.365	-0.0147	91*	0.880	13.493	0.1632
		42	0.2	-0.024	16.826	-0.0081	92	0.282	11.904	0.0226
		43	0.3	-0.013	14.764	-0.0045	93*	0.114	10.600	0.0023
		44*	0.4	-0.008	12.569	-0.0027	94*	0.074	8.182	0.0004
		45	0.5	-0.003	8.923	-0.0014	95	0.048	5.845	0.0003
	90/10	46	0.1	-0.081	21.966	-0.0063	96	0.839	15.031	0.0469
		47*	0.2	-0.038	20.014	-0.0030	97	0.319	12.969	0.0074
		48	0.3	-0.018	17.372	-0.0015	98	0.152	11.301	0.0015
		49	0.4	-0.010	14.580	-0.0008	99*	0.083	8.214	0.0002
50		0.5	-0.005	9.895	-0.0004	100*	0.041	5.282	-0.0001	

Şekil 4.  $\alpha$  için bulanık alt kümeler



Şekil 5.  $\beta$  için bulanık alt kümeler



ABSS için test aşamasına ait sonuçlar ise Koç ve ark., (2019) tarafından aynı eğitime ve test kümelerine dayalı olarak geliştirilen Mamdani ve Sugeno tipi bulanık sistemlerle birlikte klasik etkileşim parametreleri ( $\alpha$ ,  $\beta$  ve  $\Delta\eta$ ) ve refraktif indeks yöntemleriyle karşılaştırmalı olarak Tablo 2’de verilmiştir.

Çalışmanın ortaya koyduğu bulgular aşağıda kısaca özetlenmiştir: Klasik etkileşim parametreleri  $\alpha$ ,  $\beta$  ve  $\Delta\eta$  değerlerine göre doğru sınıflandırma oranları sırasıyla % 77.5, 82.5 ve 65 olarak elde edilmesine karşın bu yöntemlerin birbiriyle uyumlu olmayan kararlara neden olduğu görülmektedir. Bu durum, daha önce detaylı olarak tartışıldığı (Koç ve ark.,2019) için burada yeniden ele alınmayacak olup elde edilen sonuçlar "bulanıklık altında karşılaştırılabilirlik analizinin" alternatif yollarla iyileştirilebileceğini (Koç ve ark.,2019) teyit eder niteliktedir: Refraktif indeks yöntemiyle alınan kararlar (KRZ veya KR) dikkate alındığında ABSS tipi modelin Sugeno ve Mamdani tipi sistemlere kıyasla daha başarılı olduğu görülmektedir; Mamdani ve Sugeno tipi sistemler için doğru sınıflandırma oranı sırasıyla % 85 ve % 73 (Koç ve ark.,2019) iken ABSS için bu değer % 90 olarak elde edilmiştir (Tablo 2). Burada, klasik bulanık sistemler (Sugeno ve Mamdani tipi) ile ABSS tipi modellerin, bulanık kural tabanlı modellemenin iki farklı yaklaşımını temsil ettiği söylenebilir. Sugeno ve Mamdani tipi sistemler uzman bilgisine dayalı ve sabit kural tabanlı modeller iken ABSS tipi modeller kural çıkarımını, bir veri tabanı üzerinden, kendiliğinden yapabilen; dolayısıyla göz önüne alınan bir sistemin davranışı modelleyebilen araçlar olarak değerlendirilebilir. Bu özellikleri nedeniyle, bu çalışmada da gösterildiği üzere klasik bulanık sistemlere (Sugeno ve Mamdani tipi) kıyasla, ABSS tipi bir model daha az sayıda bulanık kurala ihtiyaç duyması nedeniyle daha anlaşılabilir ve daha esnek bir modelleme aracı olarak kabul edilebilir ve bu durum, önerilen bulanık sınıflandırma modelinin daha az sayıda bulanık kural (dört adet) yardımıyla daha yüksek tahmin performansına ulaşmasının da nedeni olarak görülmektedir. Bu çalışma, ABSS tipi bir bulanık sistemin hibrit bir yaklaşım çerçevesinde guguk kuşu aramasına dayalı olarak bir optimizasyon problemi şeklinde formüle edilebileceğini ve guguk kuşu aramasının bu kapsamda uygun bir arama algoritması olduğunu da göstermektedir.

Tablo 2. Bulanık sistemler, etkileşim parametreleri ve refraktif indeks yöntemleriyle elde edilen karışabilirlik/karışmazlık karar/sınıflandırma durumları

Sıra No	$\alpha^*$	$\beta^*$	$\Delta\eta^*$	Mamdani tipi sistem*	Sugeno tipi sistem*	ABSS	Refraktif indeks*
77	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KR
80	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KR
74	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
15	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
31	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
93	KR	KR	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
76	KR	KR	KRZ	KR	KR	KR	KR
78	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KR
60	KR	KR	KRZ	KRZ	KRZ	KR	KR
28	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KRZ
99	KR	KR	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
17	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
9	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KRZ	KR
51	KR	KR	KRZ	KR	KRZ	KR	KR
7	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KR
29	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KRZ
13	KR	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
47	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
66	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KR
37	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
25	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
5	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KR
38	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
59	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KR
91	KR	KR	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
86	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
94	KR	KR	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
44	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
21	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
72	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
40	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
32	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
62	KR	KR	KRZ	KRZ	KRZ	KR	KR
12	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
19	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
57	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KR
1	KR	KR	KRZ	KR	KR	KR	KR
34	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ
79	KR	KR	KRZ	KRZ	KR	KR	KRZ
100	KR	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ	KRZ

#### 4. Sonuç

Bu çalışmada, önerilen ABSS tipi model polimer-polimer karışımların karışabilirlik/karışmazlık tahminine SA/PEG karışımlar örneğinde uygulamıştır. Elde edilen sonuçlar, önerilen modelin klasik (bulanık) sistemlere kıyasla daha yüksek tahmin performansına sahip olduğunu; polimer-polimer karışabilirlik tahminlerinin viskometrik verilerin bulanıklık altında işlenmesi yoluyla iyileştirilebileceğini ve bunun karar almayı kolaylaştırabileceğini göstermiştir.

#### Kaynakça

- Ding, X., Xu, Z., Cheung, N.J., Liu, X., Parameter estimation of Takagi-Sugeno fuzzy system using heterogeneous cuckoo search algorithm, Neurocomputing 151, 1332-1342, 2015.
- Ebenezer, N.G.R., Ramabalan, S., Navaneethasanthakumar, S., Advanced design optimization on straight bevel gears pair based on nature inspired algorithms, SN Applied Sciences 1:1155, 2019.
- Hodashinsky, I.A., Minina, D. Yu., and Sarin, K.S., Identification of the parameters of fuzzy

- approximators and classifiers based on the cuckoo search, *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 51:3, 234-240, 2015.
- Koç, D.İ., Koç, M.L., Fuzzy viscometric analysis of polymer-polymer miscibility based on fuzzy regression, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 157, 58-66, 2016.
- Koç, D.İ., Özel Ergün, N., Koç, M.L. Prediction of miscibility of sodium alginate/poly (ethyleneglycol) blends by fuzzy systems, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University* 34:2 635-646, 2019.
- Kumar, M., Rawat, T.K., Optimal fractional delay-IIR filter design using cuckoo search algorithm. *ISA Transactions* 59:39-54, 2015.
- Mamdani, E.H., Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic systems, *Fuzzy Sets and Systems* 26, 1182-1191, 1977.
- Nakashima, T., Schaefen, G., Yokota, Y., Ishibuchi, H., A weighted fuzzy classifier and its application to image processing tasks, *Fuzzy Sets and Systems* 158, 284-294, 2007.
- Nawi, N.M., Khan, A., Rehman, M.Z., A new Levenberg Marquardt based backpropagation algorithm trained with cuckoo search, *Procedia Technology* 11, 18-23, 2013.
- Ozkaya, U., Seyfi, L. A novel fuzzy logic model for intelligent traffic systems. *Electronics World*, 122(1960), 36-39, 2016.
- Samir, K., Brahim, B., Capozucca, R., Wahab, M.A., Damage detection in CFRP composite beams based on vibration analysis using proper orthogonal decomposition method with radial basis functions and zuckoo search algorithm, *Composite Structures*, 187, 344-353, 2018.
- Takagi, T., Sugeno, M., Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 15(1), 116-132, 1985.
- Yang, X.S., Deb, S., Multi objective cuckoo search for design optimization, *Computers & Operations Research* 40, 1616-1624, 2013.
- Yang, X.S., Deb, S., Cuckoo search: Recent advances and applications, *Neural Computing and Applications* 24, 169-174, 2014.