





Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi

Araştırma Makalesi

Ark Kaynağı Elektrotlarındaki Kaynak Parametrelerinin Yapay Zekâ Yöntemleri ile İncelenmesi¹

 Handan TOPRAK ŞENOL^a,  Osman ÖZKARACA^{b,*}

^a Zaimoğlu Holding, Manisa, TÜRKİYE

^b Bilişim Sistemleri Mühendisliği Bölümü, Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Muğla, TÜRKİYE

* Sorumlu yazarın e-posta adresi: osmanozkaraca@mu.edu.tr

DOI: 10.29130/dubited.1014926

Öz

Son yıllarda oldukça popüler bir alan olan yapay zekânın alt yöntemlerinden Yapay Bağışıklık Sistemi (YBS) ile Klonal Seçim Algoritması (KSA) üzerine bir çok çalışma yapılmaktadır. Bu çalışmada, endüstride geniş bir kullanım alanına sahip kaynak makinası elektrotlarının en uygun değerlerinin bulunabilmesi için Yapay Bağışıklık Sistemi (YBS) algoritması ile, Bulanık Mantık yönteminin bir arada kullanıldığı hibrit bir model önerilmektedir. Gerçekleştirilen çalışmada kaynak sarf malzemesinin daha kaliteli bir ürün olması için gerçekleştirilen Ar-Ge faaliyetlerini hızlandırmak ve maliyetlerini düşürmek amacıyla kaynak parametrelerini optimize ederek kombinasyonlarını veren bir yazılım geliştirilmiştir. Visual Studio ortamında gerçekleştirilen bu çalışma ile farklı kaynak girdi parametreleri kullanılarak kaynak sarf malzemelerinin akma mukavemeti (N/mm²) optimize edilmiştir. Bu çalışmada kaynak üretim Ar-Ge faaliyetlerini hızlandırmak ve maliyetlerini düşürmek amacıyla YBS Klonal Seçim Algoritması (KSA) ile Bulanık Mantık hibrit algoritma yöntemi ele alınmıştır.

Anahtar Kelimeler: Yapay bağışıklık sistemi, Bulanık mantık, Ark kaynak elektrotu, Hibrit sistemler, Klonal seçim algoritması

Investigation of Welding Parameters of Arc Welding Electrodes by Artificial Intelligence Methods

ABSTRACT

In recent years, many studies have been carried out on Artificial Immune System (AIS) with Clonal Selection Algorithm (CSA), which is one of the sub-methods of artificial intelligence, which is a very popular field. In this study, a hybrid model is proposed in which the AIS algorithm and fuzzy logic method are used together in order to find the most suitable values for welding machine electrodes, which have a wide usage area in the industry. In the study, a software has been developed that optimizes the welding parameters and gives their combinations in order to speed up the R&D activities carried out in order to make the welding consumable a better-quality product and to reduce the costs. With this study carried out in the Visual Studio environment, the yield strength (N/mm²) of welding consumables was optimized by using different welding input parameters. In this study, AIS clonal selection algorithm (CSA) and fuzzy logic hybrid algorithm method are discussed in order to speed up resource production R&D activities and reduce costs.

Keywords: Artificial immune system, Fuzzy logic, Arc welding electrode, Hybrid systems, Clonal selection algorithm

¹ICAAME 2021 konferansında sunulmuş olup, özet metin olarak basılmıştır.

Geliş: 27/10/2021, Düzeltme: 15/12/2021, Kabul: 20/12/2021

I. GİRİŞ

İmalat sektöründe yeni ürün ihtiyaçları ya da mevcut ürünler üzerinde düşük maliyetler amaçlanarak üretim geliştirme çalışmaları devam etmektedir [1-2]. Bu yüzden yeni nesil kaynak tüketim malzemelerinde kalite ve karakteristik özellikleri yakalayabilmek adına birçok deneyler geliştirilmektedir. Her kaynak ürününe özgü deneyler ve geliştirmeler Ar-Ge maliyetlerini yükseltmektedir. Birçok alanda Ar-Ge ihtiyaçlarına yönelik faaliyetleri hızlandırmak ve maliyetleri azaltmak için kullanılan zeki sistemlerin, kaynak alanında da kullanılması iyi bir çözüm yolu olacağı düşünülmüştür [2].

Günümüzde kaynaklı imalatlarda düşük maliyetler ile yüksek kalite amaçlayan kaynak sektörü üretim süreçlerinde yenilikçi teknik çözümler, hibrit teknolojik yaklaşımlar ve optimizasyon çalışmaları birçok araştırmacılar tarafından uygulanmıştır [1,3]. Ar-Ge faaliyetlerinde kaliteli ürün geliştirmek, testleri çoğaltmak, ürün test ve ürün prototip maliyetlerinden kurtulmak amacıyla özellikle veri madenciliği ve veri analizi konularında birçok çalışma gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen bu çalışmada kaynak metallere istenilen kalite gereksinimine göre ve standart uygunluğunu test etmek için optimize edilmiş kaynak parametre kombinasyonlarını [4] veren bir yazılım geliştirilmesi planlanmıştır.

Birçok araştırmacı tarafından ark kaynağı işlemi sırasında kaynak parametrelerinin etkileri üzerinde çeşitli yaklaşımlarda bulunmuşlardır. Çünkü kaynağın kalitesi; malzeme türü, kaynak yuvası formları, elektrot çapının seçimi, yay uzunluğu, elektrot ilerleme açısı, elektrot salınım açısı ve hareketi, kaynak hacminin hesaplanması, operatör manipülasyonu, akım, gerilim, ilerleme hızı gibi birçok parametreden etkilenmektedir. Bu nedenle, araştırmacılar deneysel verilere dayalı optimizasyon algoritmaları modelleri uyguladılar [1,5-7].

Bazı araştırmacılar, kaynak kimyasal bileşim elementlerinin bileşim oranlarının yanı sıra kaynak akım, gerilim ve penetrasyon gibi kaynağın hem mekanik hem de fiziksel olan başlıca parametrelerinin kaynak işlemine önemli etkileri olduğu sonucuna varmışlardır. Bu nedenle bu çalışmada malzemenin kaynak özelliklerini incelemek ve kaynak parametrelerini optimize etmek için hibrit uygulama üzerinde Yapay Bağışıklık Sistemi Klonal Seçim Algoritması ile Bulanık Mantık Mamdani tekniğine dayalı bir deney planı kullanılmıştır.

Çalışmada tercih edilen yöntemlerden olan YBS, doğal bağışıklık sisteminden esinlenerek ortaya çıkan bir hesaplama yöntemidir. Yapay zekâda, yapay bağışıklık sistemleri (YBS), omurgalılardaki bağışıklık sisteminin ilkeleri ve süreçlerinden esinlenerek geliştirilmiş hesaplama açısından akıllı ve kural tabanlı makine öğrenme sistemlerinin bir sınıfındandır. Bağışıklık sistemine olan ilgi de son yıllarda artarak devam etmiş; mühendisler, bilgisayar bilimcileri, filozoflar, matematikçiler ve diğer araştırmacılar, karmaşık yapısı ile beyin sistemine benzeyen yetenekleri üzerinde ilgi duymuştur. Bunun sonucunda bağışıklık sistemi karmaşık problem çözme alanlarına uygulanan modellerde esinlenerek aritmetiksel sistemler olarak yapay bağışıklık sistemleri önerilmiştir. YBS'ler, mobil yazılımlar, virüs yazılımları, siber güvenlik, robotik, sahtekarlık tespiti ve anomali tespiti gibi birçok alanlarında gerçek dünyadaki karmaşık problemleri çözmek için çokça kullanılmıştır [8-11]. Ayrıca bazı sistemlerde modelleme doğru bir şekilde yapıldığı halde denetleyici tasarımlarının karmaşık sorunlara ve yüksek maliyetlerle zarara yol açmaktadır. Bu yüzden bazı sistemlerin matematiksel modellenmesi mümkün olmamaktadır. Bu nedenle hibrit sistemler ile birden çok algoritma yeteneklerini birleştirerek çözüm ve süreçler tamamlamaktadır. Bu nedenle de bu çalışmada Bulanık Mantık algoritması denetim mekanizması ile sözel ifadeler ve mantıksal değişkenler arasındaki ilişkiyi uzman görüşü, deneyimi ve bilgisi yararlanılarak çözüme gidilmektedir.

Önerilen YBS'nin sunduğu optimizasyon süreçleri ile bulanık mantık kural tabanlı; üyelik fonksiyonlarının parametreleri maksimum değerde çıkış parametresine göre performans edilerek hesaplanmıştır. Çalışmada kullanılan kaynak kimyasal bileşim elementlerinden olan %Karbon,

%Silisyum ve %Manganez giriş kaynak parametreleri, çıkış kaynak parametresi olan Akma Mukavemetine göre YBS ve BM hibrit kullanılarak optimum aralığa yaklaştırılmaya çalışılmıştır. Ar-Ge faaliyetleri sırasında yapılan testleri hem çoğaltmak hem de hızlandırmaktır. Buradan optimize edilmiş en iyi aralıktaki parametre değerlerine ulaşmaktır. Böylelikle klonlanan ve en iyi optimal değerlere sahip testlerle ürün test ve ürün prototip testleri ile Ar-Ge maliyetlerini düşürmek amaçlanmıştır. Bu çalışmada amaca uygun yapay bağışıklık algoritması ile bulanık mantık algoritması (YBA-BM) birlikte kullanılarak hibrit bir model geliştirilmiştir. E7018-1 tipi örtülü elektrotta maksimum akma mukavemeti için optimum kaynak parametrelerinin elde edilmesi amaçlanmıştır. Bu çalışmada öncelikle kullanılan algoritmaların içerikleri ve çalışma mantıklarının kısa bir özeti verilmiştir. Ardından gerçekleştirilen uygulama detaylı bir şekilde verilmektedir. Son bölümde ise uygulama ile elde edilen bulgular ve hesaplamalar incelenmiştir. En son bölümde ise gerçekleştirilen çalışmanın sonuçları ve gelecek çalışmalar ile ilgili önerilerine yer verilmektedir.

II. HİBRİT SİSTEMLER

Yapay Zekâ yaklaşımı makinelerde insan zekasını uygulamayı esas almaktadır. Bilimsel, endüstriyel ve ticari gibi alanlara bakıldığında belirsiz, kesin olmayan ve eksik bilgi analizlerinin gerekli olduğu durumlarda zeki sistemler kullanımına yönelim olmuştur. Böylelikle akıllı hibrit sistemlerin kullanımı, proses kontrolü, mühendislik tasarımı, finansal ticaret, kredi değerlendirmesi, tıbbi teşhis ve bilişsel simülasyon gibi birçok alanda başarılı uygulamalarla hızla büyümektedir [12]. Son uygulamalara bakıldığında iki veya daha fazla akıllı teknoloji içeren hibrit entegrasyona yönelim göstermektedir [13].

Bu çalışmada Yapay Bağışıklık Sistemleri ve Bulanık Mantık algoritmaların birleşiminden oluşan bir hibrit sistemin kaynak teknolojisi alanındaki kullanımı ve başarımı incelenmiştir.

Yapay Bağışıklık Sistemleri, doğal bağışıklık sistemlerinden esinlenilmiştir. İnsan bağışıklık sistemi, vücudumuzu virüs ve bakteri gibi yabancı maddelerin saldırılarından korumaktadır. Bu yabancı organizmalara antijen denilmektedir. Antijenlerin varlığını hisseden bağışıklığı sağlayan antikörlerin sayısı klonlama yoluyla hızlıca artırılır. Bu işleme “klonal seçim prensibi” denmektedir. Bir antijen hücre karşılık olarak antikör hücresi eşleştğinde oluşacak bağışıklık etkileşimini ortaya koyan klonal seçim mekanizmasıdır. De Castro ve Von Zuben ise doğal seçim mekanizmasına göre CLONALG algoritmasını ortaya koymuşlardır. Şekil 1’ de klonal seçim algoritmasının akış diyagramı görülmektedir. Aşağıda ifade edilen “ f ” amaç fonksiyonunu (Uygunluk Fonksiyonu) temsil etmektedir. “ Ab ” Antijen dizisini (Başlangıç popülasyonu), “ n ” seçimi, “ C ” klonlanan popülasyonu, “ d ” popülasyon sayısını ifade etmektedir. Bu algoritmanın adım adım çalışma prensibi aşağıdaki gibidir.

Adım 1: Amaç fonksiyonu $g(.)$ optimize edilmek için kullanılır. Her Ab antikoru aslında başlangıç popülasyonun da elemanıdır yani gelen antikörün benzerlik değeri hesaplandığı amaç fonksiyonun karşılığına dek gelir.

Adım 2: Her Ab için f amaç fonksiyon değeri yani afinite değeri hesaplanır.

Adım 3: En fazla benzerlik gösteren n tane antikör Ab kümesinden seçilir. Ardından yeni bir $\{n\}$ Ab kümesi oluşturulur.

Adım 4: n tane antikör seçilir ve antijenik benzerliklerine göre klonlama başlatılır. Klonlananlar C repertuarıdır. Seçilen her bir n antikörün klon sayısı f benzerlik değeri ile orantılı olduğu için daha yüksek benzerlik oranı olanlar daha fazla sayıda klonlanmış demektir. Klonlama ifadesi Denklem 1’de verilmiştir.

$$C = \text{Round}\left(\frac{\beta \times s(Ab)}{i}\right) \quad (1)$$

Formülü her bir antikör için hesaplanmıştır. Böylece her bir antikörden kaç adet klonlanacağı belirlenir. Burada;

β : dışarıdan girilen bir değişken,

$s(Ab)$: Ab giriş kümesinin eleman sayısı,
 i : Klonlanacak antikorun Ab kümesi içindeki sıra numarasıdır.

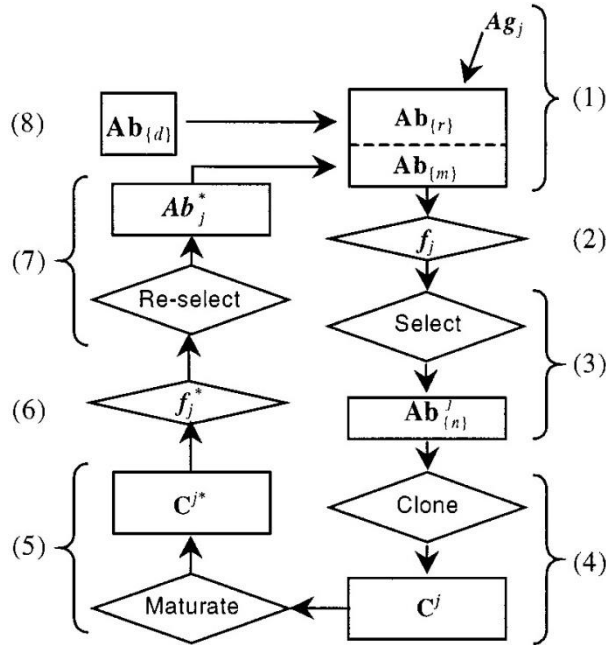
Adım 5: Olgunlaştırma süreci yani hipermutasyon, C repertuarının antijenik benzerlik oranı ile ters orantılı sürecidir. Hipermutasyona uğrayan kopyaların kümesi C^* popülasyonunu oluşturur. Klonlanan elemanların mutasyona uğrama oranı ile benzerlik oranı ters orantılıdır. Daha az mutasyon oranı demek daha yüksek benzerlik veya daha yüksek uygunluk değeri demektir. Mutasyon Denklem 2’de verilmiştir.

$$Round \left[\left(e^{\frac{-10 \cdot (Ab(i))}{\max(f)}} \right) \times 2 \right] \quad (2)$$

Adım 6: Mutasyona uğratılan C^* klonların benzerlik değerleri (afinite) hesaplanır.

Adım 7: Ab kümesine eklenmek için en yüksek uygunluk değerine sahip n tane antikor yeniden seçilir. Benzerlik oranı yüksek olan orijinal antikorlarından daha büyük olduğu için bir sonraki popülasyon jenerasyonunu oluşturmak üzere seçilir.

Adım 8: Oluşan Ab kümesinden en düşük benzerlik oranına sahip d tane antikor ile yeni oluşmuş antikorlar ile değiştirilir [14]. En kötü antikorlar popülasyondan çıkartılarak yerini yeni rasgele oluşturulmuş antikorlar alır. Bu işlem bir durdurma durumuna (nesil sayısı) ulaşılan kadar tekrarlanır.



Şekil 1. Klonal seçim algoritması [14].

İnsan bağışıklık sistemi, virüsler ve bakteriler gibi neredeyse sınırsız sayıda yabancı işgalcilere cevap verebilen karmaşık bir ağ yapısı olduğundan paralel ve dağıtılmış uyarlanabilir sistem, pek çok akıllı hesaplama işleminde muazzam bir potansiyel oluşturmaktadır. Bağışıklık temelli tekniklerden bazıları, görünmeyen verilerle ilgili tahminlerde bulunmak için gözlenen verilerdeki kalıpları belirleyebilen algoritmaların geliştirilmesi ve analizini içermektedir [15]. Sözel ifadelerin bilgisayara aktarılması matematiksel bir temele dayanan Bulanık sistemde, bu verilerdeki aralıkları belirlerken veri kümesine uyum sağlamaktadır. Bu verilerin belirli fonksiyonlara göre matematiksel aşaması bir AIS algoritması

kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Böylelikle bulanık mantık denetleyiciler, sözel ifadeler ile mantıksal değişkenler arasındaki ilişkiyi oluşturmaktadır.

III. UYGULAMA

YBA ve BM hibrit tabanlı bir dinamik girişli kaynak uygulaması gerçekleştirilmiştir. Hibrit algoritmasında etkili olan kaynak parametrelerine ilişkin üyelik fonksiyonlarının optimizasyonu gerçekleştirilmiştir.

YBA algoritması ile %Karbon, % Mangan, %Silikon değerlerine karşılık akma mukavemeti değerleri üretilerek, bu değerlerin aralıkları BM yöntemi kullanılarak belirlenmiştir. Bu çalışmada önerilen hibrit algoritmalarda; YBA yöntemi KSA ile tasarlanırken BM sisteminde Mamdani çıkarımları kullanılmıştır.

1. YBA Popülasyonun Oluşturulması
2. Klonal Seçim Algoritması Aşaması
3. Bulanık Mantık Aşaması

Metodoloji bölümü, önerilen YBA-BM hibrit algoritmasını oluşturarak bu adımların her birinin süreci nasıl geliştirildiğini detaylandıracaktır.

A. YBA POPÜLASYONUN OLUŞTURULMASI

Başlangıç popülasyonunu oluşturmak için gerekli olan amaç fonksiyonunu, Tablo 1.'de olan Ar-Ge bazı test verileri üzerinden bir regresyon denklemi belirlenmiştir.

Tablo 1. YBA başlangıç popülasyonu.

İterasyon	% Karbon	% Mangan	% Silikon	Akma Mukavemeti
1	0,0544	1,3982	0,3412	468,748
2	0,0768	0,7028	0,479	401,667
3	0,064	1,001	0,3156	448,218
4	0,0631	1,0796	0,4554	426,235
5	0,0731	1,421	0,4992	458,187

Kaynak uzmanları E7018-1 standardına ait test verilerini Minitab istatistiksel programında akma mukavemeti maksimize sağlayan ifade Denklem 3.1.'i elde etmişlerdir. Ardından geliştirilen bu uygulamaya giriş olarak %Karbon, %Mangan ve %Silisyum aralık değerleri ile Denklem 3.1. için esnek veri giriş ekranı hazırlanmıştır. Aşağıdaki Denklem 3'de X1: Karbon, X2: Mangan, X3: Silisyum olarak tanımlanmıştır.

$$(357 + (1015 * X_1) + (90 * X_2) - (202 * X_3)) \quad (3)$$

Bu denklem uygulamanın yapay bağıklık uygunluk fonksiyonunu ifade etmektedir. E7018-1 standarda ilişkin elektrotlar için maksimum ve minimum kimyasal bileşim sınırları belirlidir. Kaynak uzmanları tarafından bu aralıklar içerisinde belirlenen maksimum ve minimum kimyasal bileşimlerin ağırlıkça miktar aralıkları aşağıdaki Tablo 2.'de yer almaktadır.

Tablo 2. Kimyasal bileşim değer aralıkları.

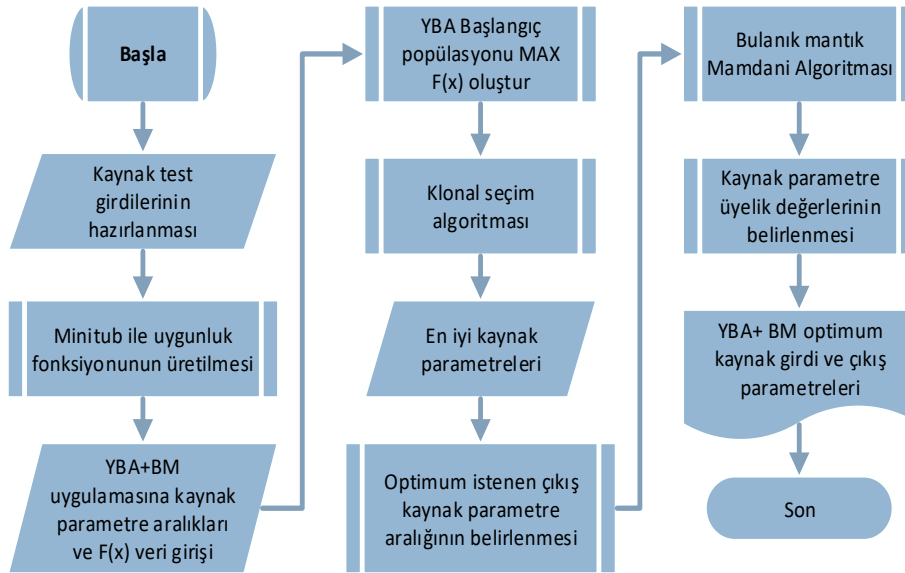
Kimyasal Bileşen	Minimum Ağırlıkça Miktar (%)	Maksimum Ağırlıkça Miktar (%)
%Karbon	0,045	0,085
%Mangan	0,60	1,60
% Silisyum	0,30	0,50

Kaynak metalinin standarda uygun minimum ve maksimum akma mukavemeti de bu sınır değerlerle belirli orantılıdır. Uzmanlara göre bu giriş parametrelerine göre akma mukavemeti minimum ve maksimum sınırları Tablo 3.'de belirtilmiştir. Akma mukavemetinin iyi üyelik derecesine ait YBA'ya giriş maksimum değeri, başlangıç popülasyonunun (A_b) amaç fonksiyonuna göre ürettiği maksimum akma mukavemeti değeri olarak belirlenmiştir.

Tablo 3. Akma mukavemeti değer aralıkları.

	Kötü		Orta		İyi	
	Min.	Mak.	Min.	Mak.	Min.	Mak.
Akma Mukavemeti (N/mm²)	420	450	450	480	480	AAb (Mak.)

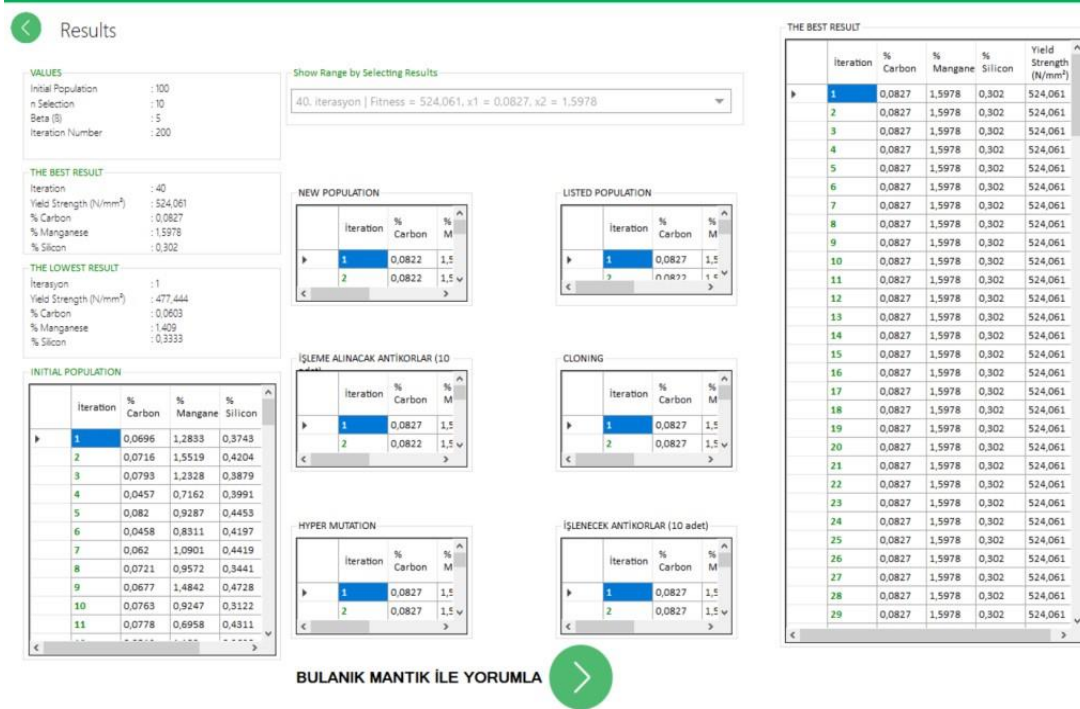
Kaynak kimyasal parametrelerinden Karbon, Manganez, Silisyum ve Akma Mukavemeti, Yapay Bağışıklık Sistemlerinden Klonal seçim algoritması ile uygulamada akma mukavemetini yüksek değer vermesini amaçlayan parametrelerin optimizasyon çalışması yapılmıştır. Gerçekleştirilen uygulamada YB algoritmasının çalışma prensibi ve örnek akış diyagramı Şekil 2'deki gibidir.



Şekil 2. YBA-BM hibrit yaklaşımının akış şeması.

Kaynak giriş parametrelerinin aralıklarının maksimizasyonu alınır ve en iyi fitness yani akma mukavemeti elde edilir. İterasyon sayısı programda opsiyoneldir. Uygulamada her iterasyon sonunda elde edilen en iyi çözümler gride yer almaktadır. Ayrıca program boyunca elde edilen en iyi çözüm ve hangi iterasyonda bulunduğu bilgisi ile bu çözümü oluşturan değişkenleri de gösterilmektedir. Ardından Bulanık Mantık Kontrol adımlarına aralıkların üyelik değerleri oluşturulması sağlanmaktadır. Bulanık Çıkarım Mekanizması olarak Mamdani fonksiyonu ve Üçgen üyelik fonksiyonları kullanılmıştır.

Uygulamada her iterasyon sonunda elde edilen en iyi çözümler program ekranında (Şekil 3) yer almaktadır. Ayrıca program boyunca elde edilen en iyi çözüm ve hangi iterasyonda bulunduğu bilgisi ile bu çözümü oluşturan değişkenleri de gösterilmektedir.



Şekil 3. Uygulamadaki YBA algoritma iterasyon adımları.

B. BULANIK MANTIK ALGORİTMASI AŞAMASI

Bulanık Mantık Kontrol adımlarına aralıkların üyelik değerleri oluşturulması için kullanılmaktadır. Bulanık Çıkarım Mekanizması olarak Mamdani fonksiyonu ve Üçgen üyelik fonksiyonları kullanılmıştır.

Kaynak mühendisleri ile bulanık mantık kural tabanı oluşturulmuştur. Böylelikle modelleme için yapay bağımsızlıktan beslenen değerler yeni bulanık aralıkları ile sentezlenmesi amaçlanmıştır.

Bu çalışmada, kaynağın direncine etkili olan kimyasal bileşenlerinden %Karbon, %Manganez ve %Silisyum parametrelerine ilişkin üyelik fonksiyonlarının optimizasyonu gerçekleştirilmiştir. Giriş parametreleri olan “%Karbon, %Manganez ve %Silisyum ve çıkış parametresi olan Akma Mukavemeti için üçgen üyelik fonksiyonu tercih edilmiştir. Bu parametreler, standartlara uygun başlangıç değer aralıkları ve YBA-BM sonrası giriş ve çıkıştaki her bir bulanık kümenin üyelik fonksiyonları için klonal seçim algoritması kullanılarak optimize edilmiştir. YBA-BM hibrit uygulamadan örnek yapılan bir deneyden kaynak parametrelerinin üçgen üyelik aralıklarının grafikleri Şekil 4’te gösterimi sağlanmıştır.

Bulanık mantık kural tabanı oluşturulduktan sonra sonuç örnekleri aşağıdaki gibidir:

“Eğer Karbon 0,079 Yüksek ve Mangan 0,918 Düşük ve Silisyum 0,48 Düşük ise Akma Mukavemeti 422,845 Kötü)”

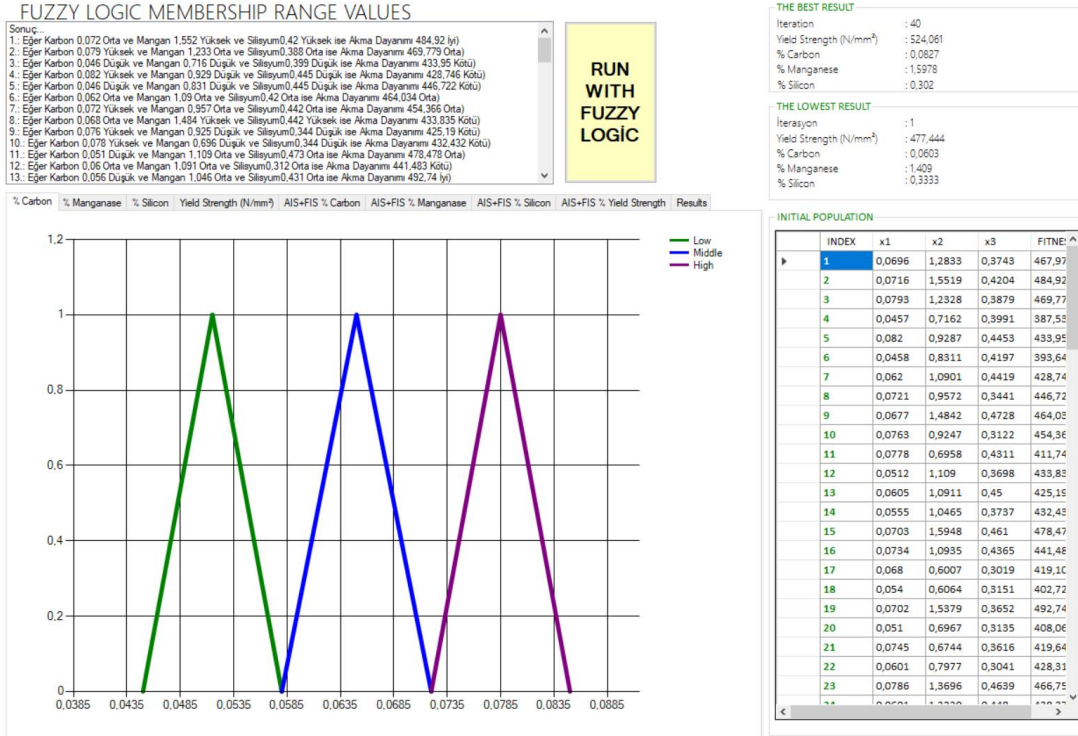
“Eğer Karbon 0,061 Düşük ve Mangan 1,366 Yüksek ve Silisyum 0,48 Yüksek ise Akma Mukavemeti 460,247 Orta)”

“Eğer Karbon 0,062 Düşük ve Mangan 1,126 Yüksek ve Silisyum 0,404 Yüksek ise Akma Mukavemeti 430,774 Kötü)”

“Eğer Karbon 0,069 Yüksek ve Mangan 1,403 Yüksek ve Silisyum 0,326 Yüksek ise Akma Mukavemeti 488,83 İyi)”

“Eğer Karbon 0,066 Yüksek ve Mangan 1,36 Yüksek ve Silisyum 0,317 Yüksek ise Akma Mukavemeti 458,182 Orta)”

“Eğer Karbon 0,072 Yüksek ve Mangan 1,286 Yüksek ve Silisyum 0,449 Yüksek ise Akma Mukavemeti 492,998 İyi)”



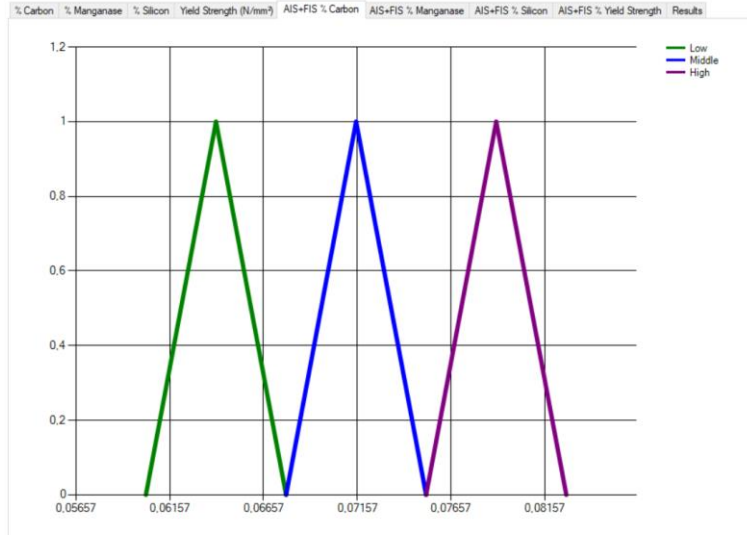
Şekil 4. Uygulamadaki bulanık mantık grafiksel sonuçları.

III. HESAPLAMA

YBA-BM algoritmasıyla amaçlanan maksimizasyon akma mukavemetinin kaynak parametreleri üzerindeki etki sonuçları aşağıdaki grafiklerle verilmiştir. Karbon, Manganez ve Silisyum kaynak giriş parametrelerinin algoritmaya tabi tutuldukça aralığın daraldığı, maksimum akma mukavemeti için ise düşük, orta, yüksek için yeni üyelik optimum aralıkları oluşturduğu gözlemlenmiştir.

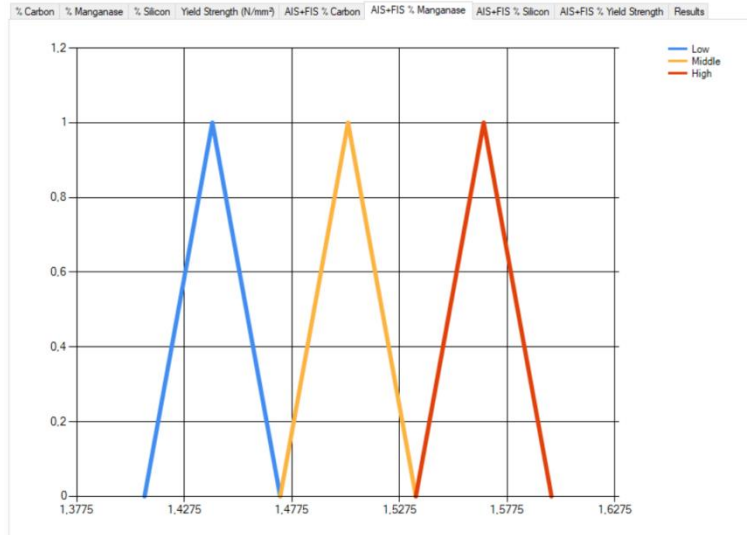
Karbonun uzmanlar tarafından belirlenen giriş değer aralıkları: minimum 0.045 maksimum 0.085 olarak uygulamaya girilmiştir. YBA başlangıç popülasyonu ile bu aralıkta değerler üretilmiştir. YBA-BM hibrit algoritmalarından sonra elde edilen optimum değer aralıkları minimum 0.06 maksimum ise 0.083 bulunmuştur. Böylelikle Şekil 5’de gösterildiği gibi “düşük”, “orta” ve “yüksek” olarak oluşturulmuş olan aralıkların daraldığı gözlemlenmiştir. %Karbon için çıkış üyelik aralıkları Düşük için 0.06 ile 0.068, Orta için 0.068 ile 0.075, Yüksek için 0.075 ile 0.083 değerleri arasındadır. Bu değerlere göre üçgen üyelik fonksiyonu kullanılarak çizdirilen grafik Şekil 5’de görülmektedir.

Akma mukavemeti değerlerinin yüksek olması istenildiği durumlarda elektrot içeriğinde karbon miktarının da yüksek olması sağlanmaktadır. Bu yüzden kaynak uzmanları tarafından oluşturulan formüle göre yüksek akma mukavemeti amaçlanarak karbon yüzdeliği yüksek olması beklenmiştir. Sonuçlara göre %Karbon elementi için en düşük 0.045 değerinden 0.06 değerine algoritma ile çıkması sonucu yüksek akma mukavemeti için yüksek karbon değerleri kullanılabilceği gözlemlenmiştir.



Şekil 5. Uygulamadaki % Karbon elementi çıkış aralıkları.

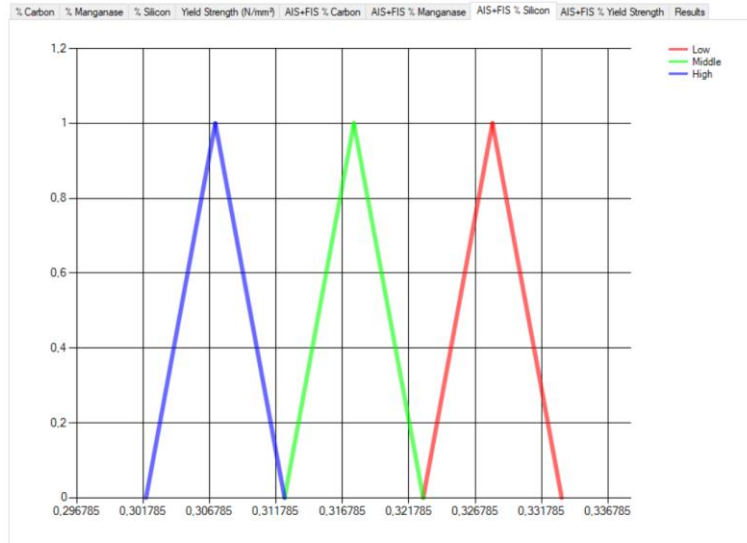
Manganez parametresi için belirlenen giriş değer aralıkları minimum 0.60 maksimum 1.60 olarak girilmiş ve YBA başlangıç popülasyonu ile bu aralıkta değerler üretilmiştir. YBA-BM hibrit algoritmalarından sonra elde edilen optimum değer aralıkları minimum 1.409 maksimum ise 1.598 olarak bulunmuştur. Böylelikle Şekil 6’te gösterildiği gibi “düşük”, “orta”, ve “yüksek” oluşturulmuş olan aralıklar daraldığı gözlemlenmiştir. %Manganez için çıkış üyelik aralıklarına baktığımızda ağırlıkça miktarları (%); Düşük 1.409 ile 1.472, Orta 1.472 ile 1.535, Yüksek 1.535 ile 1.598 değerleri arasındadır. Bu değerlere göre üçgen üyelik fonksiyonu kullanılarak çizdirilen % Manganez için çıkış üçgen üyelik fonksiyonlarının grafikleri Şekil 6’te görülmektedir. Karbon elementi gibi Mangan elementi de akma mukavemetini arttıran özelliğe sahiptir. Bu bakımdan fitness fonksiyonumuzda karbon ve manganezin yükselimi akma mukavemeti değerini de arttıran doğru orantıya sahiptir.



Şekil 6. Uygulamadaki % Manganez elementi çıkış aralıkları.

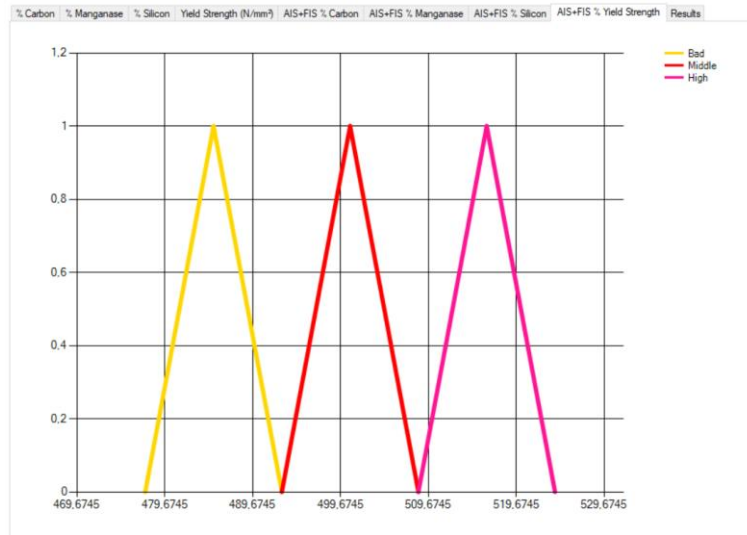
% Silisyum parametresi için belirlenen giriş değer aralıkları: minimum 0,30 maksimum 0,50 olarak girilmiş ve YBA başlangıç popülasyonu ile bu aralıkta değerler üretilmiştir. % Silisyum için çıkış üçgen üyelik fonksiyonlarının grafikleri Şekil 7 ’de görülmektedir. YBA-BM hibrit sistem ile minimum 0,333 maksimum ise 0,302 olarak bulunmuştur. Silisyum parametresinin giriş ve çıkış üçgen üyeliklerine bakarsak; fitness fonksiyonundaki negatiflik durumu ile Akma Mukavemetine etkisi ters orantıya sahiptir. Böylelikle girişe göre düşük değerler arasında daralmasına sebep olmuştur.

Ne kadar akma mukavemeti artırımına etkisi olsa da Karbon ve Manganez elementlerine göre etkisi daha az olduğu gözlenmiştir.



Şekil 7. Uygulamadaki % Silisyum elementi çıkış aralıkları.

Akma Mukavemeti için uzmanlar tarafından minimum 420 N/mm² maksimum fitness maksimum değeri belirlenmiştir. YBA başlangıç popülasyonun üyelik aralıkları minimum 422,127 N/mm² maksimum 510,336 N/mm² üretilmiştir. YBA başlangıç popülasyonu ile bu aralıkta değerler üretilmiştir. YBA-BM hibrit sisteme tabi tutulduktan sonra istenilen maksimum Akma Mukavemeti aralıkları; minimum 477,444 maksimum ise 524,061 olarak bulunmuştur. Bu değerlere göre üçgen üyelik fonksiyonu kullanılarak çizdirilen akma mukavemeti için çıkış üçgen üyelik fonksiyonlarının grafikleri Şekil 8’de görülmektedir.



Şekil 8. Uygulamadaki akma mukavemeti elementi çıkış aralıkları.

Giriş parametreleri olan “%Karbon, %Manganez ve %Silisyum ve çıkış parametresi olan Akma Mukavemeti parametresinin başlangıç popülasyonu ile YBA-BM hibrit algoritması sonuçları Şekil 9’da yer almaktadır. Buradan görüleceği üzere her bir elementin uygulamaya girmeden önceki minimum ve maksimum aralıkları ile sisteme girdikten sonraki minimum ve maksimum aralıkları tablo halinde resmedilmiştir. Buradaki amaç uygulama mühendisi için her bir giriş parametresinin değişimine karşılık akma mukavemetinin nasıl değiştiği görülmektedir. Çalışmada klonal seçim

algoritması kullanılarak gerçekleştirilen maksimizasyon istenilen akma mukavemeti parametresi için giriş parametre aralıkları daraltılmıştır. Böylelikle uygulama ile daha az sayıda deney ve prototiplerle Ar-Ge çalışmalarında kaynak elektrod üretimini hızlandıracaktır. Ayrıca daha yüksek dirençli ve kaliteli elektrodlar üretimi için esnek veri girişli uygulama diğer kaynak parametrelerine uygunluk göstermektedir.

% Carbon	% Manganese	% Silicon	Yield Strength (N/mm ²)	AIS+FIS % Carbon	AIS+FIS % Manganese	AIS+FIS % Silicon	AIS+FIS % Yield Strength	Results
BEFORE AIS + FIS : CARBON								
Carbon Min Low:	0,045							
Carbon Max Low:	0,058							
Carbon Min Middle:	0,058							
Carbon Max Middle:	0,072							
Carbon Min High:	0,072							
Carbon Max High:	0,085							
BEFORE AIS + FIS : MANGANESE								
Manganese Min Low:	0,601							
Manganese Max Low:	0,929							
Manganese Min Middle:	0,929							
Manganese Max Middle:	1,283							
Manganese Min High:	1,283							
Manganese Max High:	1,599							
BEFORE AIS + FIS : SİLİCON								
Silicon Min Low:	0,302							
Silicon Max Low:	0,365							
Silicon Min Middle:	0,365							
Silicon Max Middle:	0,436							
Silicon Min High:	0,436							
Silicon Max High:	0,499							
AFTER AIS + FIS : Carbon								
Carbon Min Low:	0,06							
Carbon Max Low:	0,068							
Carbon Min Middle:	0,068							
Carbon Max Middle:	0,075							
Carbon Min High:	0,075							
Carbon Max High:	0,083							
AFTER AIS + FIS : MANGANESE								
Manganese Min Low:	1,409							
Manganese Max Low:	1,472							
Manganese Min Middle:	1,472							
Manganese Max Middle:	1,535							
Manganese Min High:	1,535							
Manganese Max High:	1,598							
AFTER AIS + FIS : SİLİCON								
Silicon Min Low:	0,333							
Silicon Max Low:	0,323							
Silicon Min Middle:	0,323							
Silicon Max Middle:	0,312							
Silicon Min High:	0,312							
Silicon Max High:	0,302							
BEFORE AIS + FIS : YIELD STRENGTH								
Yield Strenght Min Bad:	422,127							
Yield Strenght Max Bad:	449,055							
Yield Strenght Min Middle:	449,055							
Yield Strenght Max Middle:	481,63							
Yield Strenght Min High:	481,63							
Yield Strenght Max High:	510,336							
AFTER AIS + FIS : YIELD STRENGTH								
Yield Strenght Min Bad:	477,444							
Yield Strenght Max Bad:	492,983							
Yield Strenght Min Middle:	492,983							
Yield Strenght Max Middle:	508,522							
Yield Strenght Min High:	508,522							
Yield Strenght Max High:	524,061							

Şekil 9. Uygulamadaki parametrelerin giriş ve çıkış aralık sonuçları.

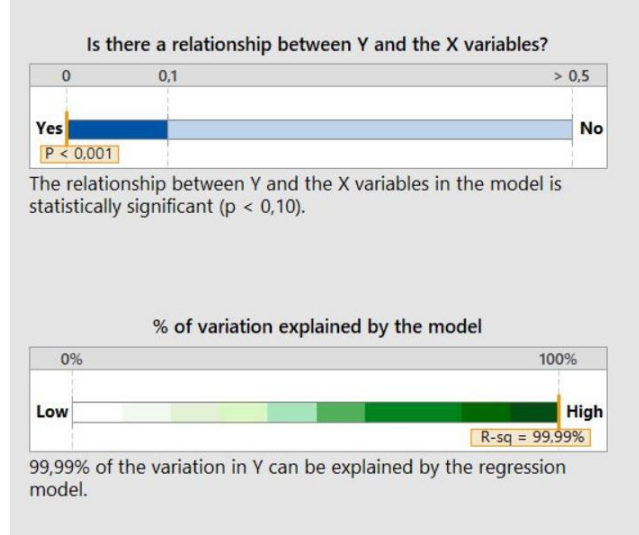
IV. SONUÇ

Bu çalışmada, önerilen metodolojiyi doğrulamak ve performansı test etmek adına sektöriyel olarak fabrikada yapılan MINITAB-17 uygulaması ile çalışma sonuçları karşılaştırılmıştır. Denklem 4, E7018-1 tipi örtülü elektrotta maksimum akma mukavemeti için optimum kaynak parametrelerinin elde edilmesi için kullanılan denklemdir. Bu denklem birçok deneme sonucunda elde edilmiştir. Denklem 5’de elde edilen %Karbon, %Silisyum ve %Manganez katsayıları ise uygulama tarafından elde edilen değerlerdir. Test sonuçlarına bakıldığında paket programa verilen Denklem 4’deki değerler, geliştirilen uygulama ile elde edilen Denklem 5’deki parametreler karşılaştırıldığında %99.9 oranında tutarlılık görülmektedir.

$$(357 + (1015 * \text{Karbon}) + (90 * \text{Manganez}) - (202 * \text{Silisyum})) \quad (4)$$

$$(356,862 + (1015,69 * \text{Karbon}) + (89,942 * \text{Manganez}) - (201,761 * \text{Silisyum})) \quad (5)$$

Modeldeki giriş değişkenleri (Karbon, Silisyum, Manganez) X, çıkış değişkeni (Akma mukavemeti) Y olarak tanımlandığına göre, X ve Y değişkenleri arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu regresyon modeli Y’deki değişimin %99,99 oranıyla açıklanabilirliğini Şekil 10’de göstermektedir.



Şekil 10. Minitab Programı giriş ve çıktıların optimal sonuçları.

Çalışmalarımızda, kaynak üretim Ar-Ge faaliyetlerini hızlandırmak ve maliyetlerini düşürmek amacıyla YBS Klonal Seçim Algoritması (KSA) ile Bulanık Mantık hibrit algoritma yöntemi ele alınmıştır. Deneysel çalışmalar bahsedilen parametreler göz önüne alınarak gerçekleştirilmiştir. E7018-1 tipi kaynak sarf malzemesi üzerine yapılan çalışmada, elle ark kaynak parametrelerinin kaynak dayanımına etkileri incelenmiş ve yüksek mukavemetli ürünler üretmek için kaynak parametreleri optimize edilmiştir. Deney sonuçları ile maksimum akma mukavemeti amaçlanarak, %Karbon, %Silisyum, %Manganez giriş kaynak parametre aralıkları daraltılmıştır. YBA-BM hibrit algoritma yöntemi ile Maksimum akma mukavemeti için optimum değerlerin başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Gerçekleştirilen çalışmanın başarısını belirlemek amacıyla uzman kararları ile karşılaştırma yapılmış ve sistemin sonuçlarının en iyi optimum değerleri; düşük hata oranları Minitab istatistiksel uygulama ile başarılı bir şekilde tespit ettiği gözlenmiştir. Bulanık girişim sistemi, nihai çekme dayanımını bulmak için kullanılmıştır. YBA-BM uygulaması ile her parametrenin anlamlılık seviyesinin bulunmasına yardımcı olmaktadır. MINITAB-17 yazılımı kullanılarak optimum değer öngörülmüştür.

Ar-Ge faaliyetleri esnasında, alaşımlama yani örtüden kaynak metaline element geçişini sağlamak amacıyla, çeşitli yüzdelerde karbon, silisyum ve manganez içeren ferro alyaj hammaddeler kullanılmaktadır. En sık kullanılan ferro alyajlar; ferro-silisyum, ferro manganez afine, elektrolitik manganez, ferro manganez karbür ve siliko-manganezdır. Bu hammaddeler uygun mekanik özellikleri sağlamak amacıyla uzmanlar tarafından çeşitli yüzdelerle sarf malzeme formüllerine ilave edilir. İlave edilecek ideal hammadde miktarının belirlenmesi adına çok sayıda denemeler gerçekleştirilmektedir. Bu denemeler hem malzeme hem de zaman açısından kayıplara sebep olmaktadır. Çalışma sonucunda elde edilen “elementlerin daraltılmış aralıkları” sayesinde, Ar-Ge faaliyetinin henüz başında, ilave edilecek hammaddelerin miktarıyla ilgili kısıtlamalar belirlenerek, çok daha az sayıda deneme gerçekleştirilmesi sağlanmış olacaktır. Bilinen bir ürün için yapılan bu çalışmanın sonuçlarından yola çıkılarak zeki yöntemler kullanarak Ar-Ge faaliyetlerinde hammadde miktarları, daha doğru aralıklar ve daha doğru yüzdelerle saf malzeme formüllerinin sağlanabileceği görülmektedir. Böylelikle ideal hammadde miktarları daha az ve daha doğru deneylerle gerçekleştirilecektir.

V. KAYNAKLAR

[1] G. Casalino, F. Facchini, M. Mortello & G. Mummolo, “ANN modelling to optimize manufacturing processes: the case of laser welding” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 12, pp. 378-383, 2016.

- [2] S. Huff, "TIG Welding Skill Extraction using a Machine Learning Algorithm," Texas State University, San Marcos, Texas, 2017.
- [3] S. Wu, T. Polte and D. Rehfeldt, "A fuzzy logic system for process monitoring and quality evaluation in GMAW," *Welding Journal*, vol. 80, no. 2, pp.33-38, 2001.
- [4] S. Mahesh and V. Appalaraju, "Optimization of MIG Welding Parameters for Improving Strength of Welded Joints," *International Journal of Innovative Technology and Research*, vol. 5, no. 3, pp. 6453-6458, 2017.
- [5] K. R. Naik and A. K. Khandelwal, "Effects of the Bead Geometry of MIG Arc Welding Analysis by Fuzzy Logic Method," *International Journal of Science, Engineering and Technology*, vol. 5, no. 6, pp.166-171, 2017.
- [6] A. Al-Faruk, A. Hasib, N. Ahmed and U. K. Das, "Prediction of Weld Bead Geometry and Penetration in Electric Arc Welding using Artificial Neural Networks," *International Journal of Mechanical & Mechatronics Engineering*, vol.10, no. 4, pp.19-24, 2010.
- [7] B. Sunil, B. B. Naik, K. Sammaiah, K. Murti and N. Ananth, "Discretization and artificial neural network approach in resistance spot welding of aluminium alloy AA6063 T6 sheets used in automotive applications," *International Journal of Advanced Research and Development*, vol. 2, no.6, pp.371-377, 2017.
- [8] J. Timmis, T. Knight, L. N. Castro and E. Hart, "An Overview of Artificial Immune Systems", in, *Computation in Cells and Tissues*, R. Paton, H. Bolouri, M. Holcombe, J. Parish, & R. Tateson Natural Computing Series, Berlin, Heidelberg: Springer, pp. 51-91, 2004.
- [9] S. Forrest, A. P. "Self-nonsel self discrimination in a computer," *IEEE Computer Society Symposium on Research in Security and Privacy*, Oakland, 1994.
- [10] J. Brown, M. Anwar and G. Dozier, "Detection of Mobile Malware: An Artificial Immunity Approach," *IEEE Security and Privacy Workshops*, San Jose, CA, 2016, pp. 74-80.
- [11] B. Alatas, I. Aydin and E. Akin, "Asenkron Motorların Hata Teşhisinde Yapay Bağışıklık Sistemi Yaklaşımı," *2. Mühendislik Bilimleri Genç Araştırmacılar Kongresi*, İstanbul, Türkiye, 2005, ss. 76-85.
- [12] R. Singh and T. Prasad, "Exploration of Hybrid Neuro Fuzzy Systems," *National Conference on Advances in Knowledge Management*, Faridabad, Haryana, India, 2010, pp.1-7.
- [13] I. Hatzilygeroudis and J. Prentzas, "Integrating (rules, neural networks) and cases for knowledge representation and reasoning in expert systems," *Expert Systems with Applications*, vol. 27, no. 1, pp.63-75, 2004.
- [14] O. Engin and A. Döyen, "Artificial Immune Systems and Applications in Industrial Problems," *Gazi University Journal of Science*, vol. 17, no.1, pp.71-84, 2004.
- [15] O. Nasaroui, F. Gonzalez, and D. Dasgupta, "The fuzzy artificial immune system: motivations, basic concepts, and application to clustering and Web profiling," *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Honolulu, HI, USA, 2002.