



## Ubh Elementinin E4, M4, E5 ve M5 Geçişleri İçin Dönüşüm Katsayılarının Yapay Sinir Ağları Modeli ile Tahmin Edilmesi

Serkan AKKOYUN<sup>1,\*</sup>, Nilay AKKOYUN<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Cumhuriyet Üniversitesi Sağlık Hizmetleri Meslek Yüksekokulu, Sivas, TÜRKİYE

<sup>2</sup>Cumhuriyet Üniversitesi Fen Fakültesi Matematik Bölümü Yüksek Lisans, Sivas, TÜRKİYE

Received: 23.12.2013; Accepted: 20.01.2014

**Özet.** Süperağır çekirdekler için öncelikli bozunum modları, alfa yayınlanması ve kendiliğinden fisyonudur. Diğer bir önemli mod ise, gama yayınlanması ile yarışan, dönüşüm elektron yayınlanmasıdır. Dönüşüm elektronlarının gama ışınlarına oranı olarak bilinen iç dönüşüm katsayıları, teorik ve deneysel nükleer yapı çalışmalarında önemlidir. Bu katsayılar deneysel ve teorik yollarla hesaplanabilmektedir. Ayrıca, bu katsayıların hesaplanması için geliştirilmiş pek çok bilgisayar programı da mevcuttur. Bu çalışmada,  $Z=126$  atom numaralı Unbihexium (Ubh) süperağır çekirdeğine ait dönüşüm katsayıları, düşük geçiş enerji aralığında, E4 ve E5 (elektrik), M4 ve M5 (manyetik) geçişleri için, bir matematiksel model olan yapay sinir ağları metodu kullanılarak elde edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Süperağır Unbihexium, iç dönüşüm katsayısı, elektrik geçiş, manyetik geçiş, yapay sinir ağı

## Predictions of Conversion Coefficients for E4, M4, E5 and M5 transitions in Ubh element by Using Artificial Neural Network Model

**Abstract.** The primary decay modes for superheavy nuclei are alpha emission and spontaneous fission. Another decay mode is conversion electron emission which competes with the gamma-ray emission. Internal conversion coefficients, which are defined by the ratio of the number of emitted electron to the number of gamma-rays, are important for experimental and theoretical nuclear structure studies. These coefficients can be calculated by many experimental and theoretical ways. Furthermore, there are many computer code for calculations of these coefficients. In this work, the conversion coefficients belonging to the super heavy Unbihexium (Ubh) whose atomic number is 126 were calculated for E4 and E5 (electric), M4 and M5 (magnetic) multipole orders in the transition in low energy range. For the calculations, a mathematical model artificial neural network method was used.

**Keywords:** Superheavy Unbihexium, internal conversion coefficient, electric transition, magnetic transition, artificial neural network.

### 1. GİRİŞ

Nükleer şemanın proton ve nötron bakımından zengin bölgesinde yer alan çekirdeklerin özelliklerinin anlaşılması, nükleer yapı çalışmalarındaki güncel ve ilgi çekici konulardan biridir. Bu çekirdeklerin bozunması, öncelikli olarak alfa yayılması ya da kendiliğinden fisyon ile gerçekleşir. Bunun yanı sıra, gama yayınlanması ile yarışan iç dönüşüm elektronları yayınlanması da, bu çekirdeklerin anlaşılmasında oldukça önemlidir. İç dönüşüm, uyarılmış çekirdeğin atomik orbital elektronlarıyla elektromanyetik olarak etkileşmesi sonucu oluşan bir radyoaktif bozunum sürecidir. Bu süreçte, proton sayısı değişmediğinden, bir elementten diğerine dönüşüm de söz konusu değildir. Bu süreç ayrıca uyarılmış nükleer durumların spin ve

\* Corresponding author. *Email address:* sakkoyun@cumhuriyet.edu.tr

paritelerinin anlaşılmasında ve nükleer bozunum řemalarının oluşturulması gibi konularda da önemlidir. Çekirdekten birim zamanda yayınlanan bu dönüřüm elektronlarının sayısının, birim zamanda yayınlanan foton sayısına oranı, dönüřüm katsayıları [1, 2] olarak adlandırılır. Bu katsayıların belirlenmesi için çeřitli deneysel ve teorik yöntemler vardır [3]. Ayrıca bu katsayıların hesaplanması için geliştirilen bilgisayar programları mevcut olup, katsayılar bu programlar sayesinde hızlı ve kolay olarak elde edilebilmektedir [3, 4].

Bir matematiksel model olan yapay sinir ađları (YSA), son yıllarda bilimin pek çok alanında olduđu gibi, nükleer fizik alanında da yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu alıřmalara örnekler, atomik bađlanma enerjilerinin tahmini [8], nükleer yük yarıaplarının tahmini [9], beta bozunum enerjilerinin elde edilmesi [10], beta bozunum yarı ömürlerinin tahmini [11], nükleon ayırma enerjisi alıřmaları [12], bilinmeyen enerji seviyelerinin sınıflandırılması [13], ağır iyon arpıřmalarında vurma parametrelerinin belirlenmesi [14-16] olarak verilebilir. YSA metodunun bir probleme uygulanabilmesi için, girdi ve ıktı verileri arasında her hangi bir uyumun olması řartı aranmaz. Yüksek dereceli doğrusal olmayan iliřkilerde bile, yöntemin başarılı sonuçlar verdiđi, bilinmektedir. Çözümü zor ya da imkansız olan problemlerin YSA ile özümlemeleri mümkün olabilmektedir. Son zamanlarda YSA'lar, bilimin her alanındaki problemlerin özümlemesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bunun yanı sıra, günümüzde YSA hesaplarını yapabilen pek çok yazılım geliştirilmiř ve kullanılmaktadır.

Bu alıřmada, süperađır çekirdekler için Dirac-Fock [5, 6] metodu ile hesaplanan dönüřüm katsayıları kullanılarak, yapay sinir ađları (YSA) metodu [16-18] ile bu katsayılardan E4, M4, E5 ve M5 için olanların tahmini yapılmıřtır. Burada E ve M, sırasıyla elektrik ve manyetik geçiřleri, bunların yanındaki sayılar ise, gama ışını ya da dönüřüm elektronlarına çekirdek tarafından aktarılan açısız momentumun büyüklüğünü göstermektedir. alıřmanın amacı tüm çekirdekler için dönüřüm katsayılarını elde etmek olmayıp, YSA metodunun bu katsayıların tahmininde kullanılabilir olduđunun gösterilmesidir. Bu amaçla, 126 atom numaralı Unbihexium (Ubh) çekirdeđine ait en düşük mertebeli elektrik (E1, E2, E3, E4 ve E5) ve manyetik (M1, M2, M3, M4 ve M5) geçiřler için olan dönüřüm katsayıları kullanılmıř ve YSA ile tahminleri gerekleřtirilmiřtir. Bu amaçla, bilinen düşük mertebeli elektrik ve manyetik geçiřlerin dönüřüm katsayılarından yola ıkılarak, daha yüksek mertebeli olanların elde edilmesi hedeflenmiřtir. Düşük mertebelere ait dönüřüm katsayıları YSA'nın girdileri, elde edilmek istenen daha yüksek mertebeliler ise ıktıları olarak belirlenmiřtir. Düşük geçiř enerjileri bölgesinde, metodun başarılı sonuçlar verdiđi görülmüřtür.

## 2. MATERYAL ve METOT

### Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA) [16-18], insan beyninin çalışmasını taklit etme üzerine geliştirilmiş matematiksel bir modeldir. Ağ, nöron adı verilen işlem yapan birimlerden oluşur. Bu nöronlar, farklı katmanlarda yerleşerek istenilen problemin çözümü için en uygun mimari elde edilir. YSA'da temel olarak üç farklı katman vardır: girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı. Girdi katmanında bulunan nöronlar, probleme ait girdileri kabul ederler, çıktı katmanındakiler ise, problemin istenilen sonucunu üretir. Her bir farklı girdi ve çıktı tipi için, bir nöron vardır. Örneğin, iki sayının çarpımının sonucunun YSA ile elde edilmesi probleminde, girdi katmanında iki adet nöron ve çıktı katmanında bir adet nöron bulunmalıdır. Bu iki tabaka arasında, problemin çözümü için gerekli olan gizli katman veya katmanlar bulunur. Gizli katmandaki aktivasyon fonksiyonu ( $g(x)$ ), yaygın kullanımıyla, sigmoid tipli bir fonksiyondur ve bu çalışmada Denklem (2.1) ile verilen hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılmıştır.

$$g(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.1)$$

Gizli katmandaki nöronlar, gelen net girdiyi bu aktivasyon fonksiyonundan geçirerek çıktılarını üretir ve çıktı katmanına gönderir. Net girdi ( $I_j$ ), Denklem (2.2) ile hesaplanır

$$I_j = \sum_{i=1}^n A_{ij} O_i \quad (2.2)$$

Burada  $A_{ij}$ , i. girdi katman nöronunu j. gizli katman nöronuna bağlayan bağlantının ağırlığını göstermektedir. j. gizli katman nöronunun çıktısı, bu net girdinin aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile elde edilir.  $B_{jk}$ , j. gizli katman nöronunu k. çıktı katman nöronuna bağlayan bağlantının ağırlığını göstermek üzere ve  $z_j$  ise j. gizli nöron çıktısı olmak üzere, çıktı katmanı nöronları Denklem (2.3)'de verildiği gibi gelen net girdiyi ( $O_k$ ) aktivasyon fonksiyonundan geçirerek, kendi çıktısını üretir.

$$O_k = \sum_{j=1}^n B_{jk} Z_j \quad (2.3)$$

Gizli katman ve bu katmandaki nöronların sayısı için bir en iyi değer yoktur. Probleme göre bu değerler farklılık göstermekle birlikte, genellikle tek gizli katman hemen hemen tüm problemlerin çözümü için yeterlidir [16]. Bunun yanı sıra, gizli katman nöron sayısı, probleme göre farklılık gösterir.

Her üç katmanda bulunan nöronlar, diğer katmandaki nöronlara bağlıdır. Fakat, aynı katmana ait nöronların birbirlerine bağlantıları söz konusu değildir. Bu bağlantılar, ağırlıkları

ayarlanabilir bağlantılardır ki, problemin çözümünde önemli rol oynarlar. YSA metodunda temel iş, bu bağlantılara uygun ağırlık değerlerini vermek ve nihai ağırlık değerleri ile problemi çözmektir. Sürece başlarken, tüm ağırlık değerlerine keyfi birer başlangıç değerleri atanır. YSA'nın eğitimi adı verilen aşamada, probleme ait verilen girdi değerlerine karşı istenilen çıktıları elde etmek için, bu ağırlıklar değiştirilir. Her bir yeni girdi seti için, ağırlık değerleri tekrar tekrar güncellenerek, sonunda en uygun ağırlık değerleri ile eğitim süreci sonlandırılır. Bu aşamada, probleme ait verilerden, hem girdi hem de çıktıyı içeren bir kısmı kullanılır (kalan kısmı ilerde bahsedilecek olan test aşamasında kullanılacaktır). Eğitim sonunda YSA metodunun ürettiği çıktılar, probleme ait asıl çıktılar ile karşılaştırılır. Bu iki farklı çıktı arasındaki fark, Denklem (2.4) ile verilen kare ortalama karekök hata (KOKH) ile belirlenir.

$$KOKH = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (q_i - p_i)^2}{N}} \quad (2.4)$$

Burada N, toplam veri sayısı,  $q_i$  ve  $p_i$ , sırasıyla elde edilmek istenilen çıktı ve YSA'nın ürettiği çıktıdır.

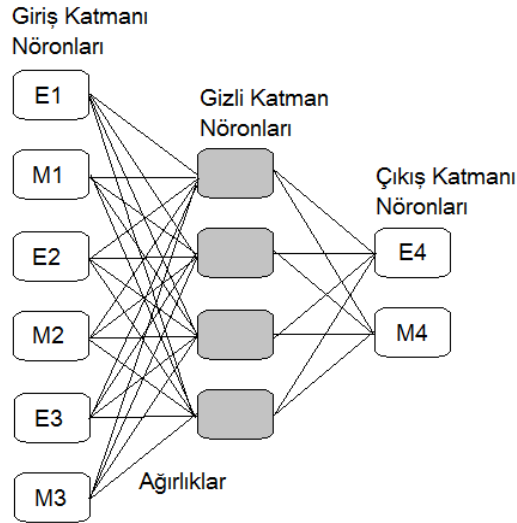
YSA'nın eğitimi tamamlandıktan, nihai ağırlıklar elde edildikten sonra kurulan YSA, daha önceden kullanılmamış olan test verileri üzerinde denenir. Ancak bu aşamanın başarı ile tamamlanması, yani düşük KOKH değerine sahip olması sonucu, YSA'nın problem için elverişli olduğu söylenebilir. Çünkü eğitim aşamasında, bilinen girdi ve çıktı verileri ile metod uygulanmış ve istenen çıktıların üretilmesi sağlanmıştır. Süreç boyunca YSA, tüm verileri görmektedir. Oysa test aşamasında, oluşturulan YSA, daha önceden hiç görmediği verilere ait çıktılar üretmektedir. Bu işlemi de başarı ile yaparsa, YSA'nın verilen problem için uygun olduğu söylenir. Yani bu YSA kullanılarak, bir daha eğitime gerek kalmadan verilecek aynı tarz girdi verileri için uygun çıktılar üretilebilir. Bunun sonucunda, YSA'nın, probleme ait verileri genellediği söylenir.

### 3. SONUÇLAR ve TARTIŞMA

Bu çalışmanın YSA hesaplarında, Neurosolution 6.02 [19] yapay sinir ağırları yazılımı kullanılmıştır. Problem, Unbihexium (Ubh) ( $A=310$ ,  $Z=126$ ) atom çekirdeğine ait E4, M4, E5 ve M5'e ait dönüşüm katsayılarının elde edilmesidir. Bu veriler, daha önceden Dirac-Fock hesapları yoluyla [6],  $Z=111$  ile  $Z=126$  arasındaki çekirdekler için, 1 ile 6000 keV aralığındaki geçiş enerjileri için elde edilmiştir. Bu çalışmada, bu teorik hesaplardan elde edilen sonuçlardan  $Z=126$  sayılı Ubh çekirdeğine ait düşük geçiş enerjisi aralığında olanlar kullanılmış ve YSA ile

metodu ile E4, M4, E5 ve M5' e ait dönüşüm katsayıları tahmin edilmiştir. Çalışmada amaç, YSA metodu kullanarak, tüm çekirdeklerin E4, M4, E5 ve M5 dönüşüm katsayılarının elde edilmesi olmayıp, bu metodun, bu katsayılarının tahminindeki başarısını ortaya koymaktır. Bu nedenle, sadece bir çekirdek ve belirli bir enerji aralığı seçilmiş ve uygulama bunun üzerinden yapılmıştır.

Problem iki farklı uygulamada çözülmüştür. İlkinde, E4 ve M4'ün elde edilmesi amaçlanmıştır. Bunun için, Ubh çekirdeğine ait E1, M1, E2, M2, E3 ve M3 verileri girdi olarak işaretlenmiş, E4 ve M4 ise çıktı olarak belirlenmiştir. Böylece probleme ait YSA, 6 girdi katmanı nöronu ve 2 çıktı katmanı nöronu içermektedir. Birçok denemeden sonra, problemin çözümü için en uygun gizli katman sayısının 1 ve gizli katman nöron sayısının ise 4 olduğu belirlenmiştir. Böyle bir YSA'nın mimarisi (6-4-2) olarak Şekil.1'de verilmiştir. Mimarideki toplam ağırlıklı bağlantı sayısı (N), bias kullanılmadığı durumda, Denklem (3.1) ile hesaplanabilir.



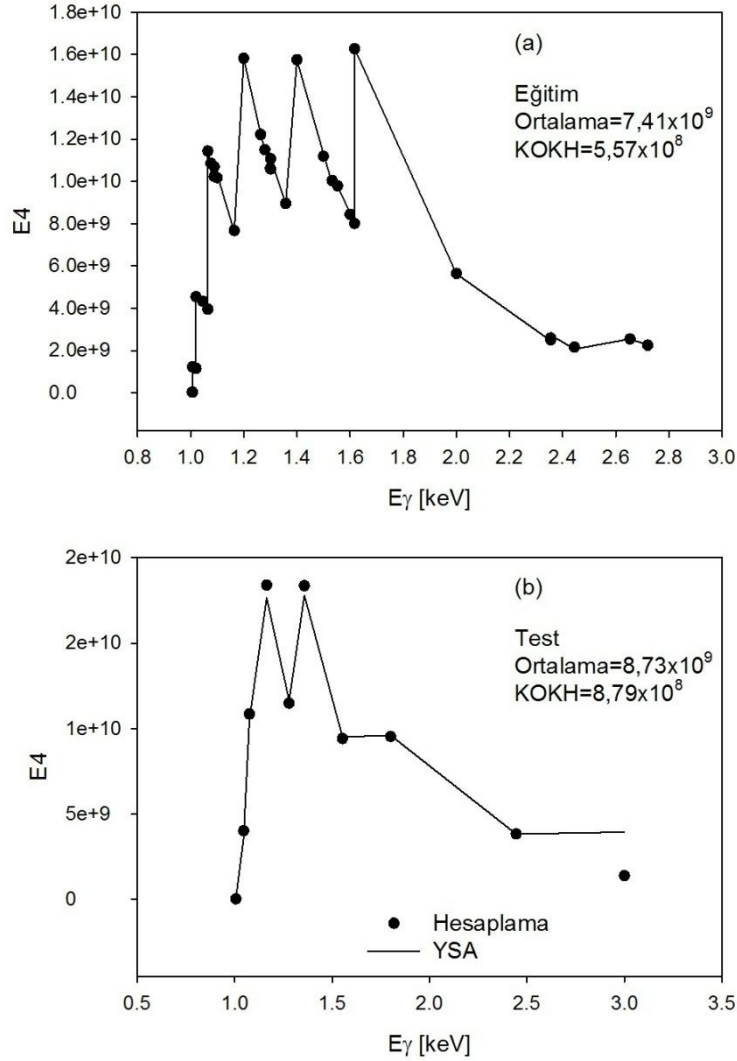
**Şekil 1.** Dönüşüm katsayılarının belirlenmesinde kullanılan YSA'nın yapısı. 6 girdi, 4 gizli ve 2 çıktı nöronu, birbirlerine ağırlıkları ayarlanabilen bağlantılarla bağlanmıştır.

$$N = p \times h + h \times r = 6 \times 4 + 4 \times 2 = 32 \quad (3.1)$$

$p$ ,  $h$  ve  $r$  sırasıyla girdi, gizli ve çıktı katmanındaki nöronlarının sayısını göstermek üzere, bu çalışmada kullanılan YSA mimarisindeki N, 32'dir.

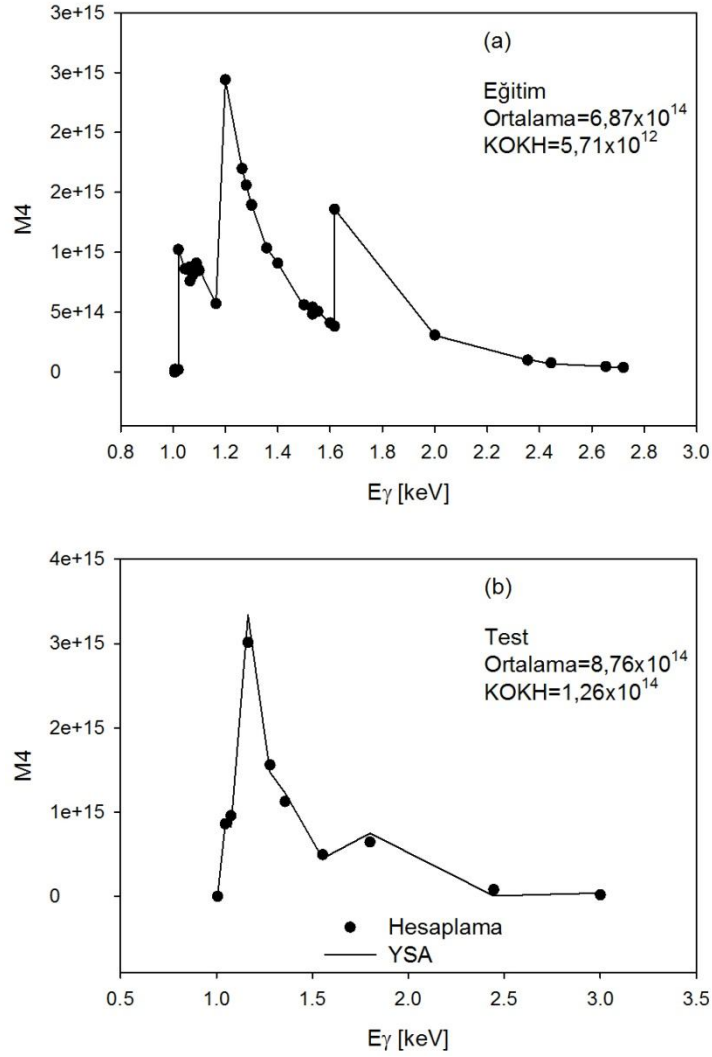
## Ubh Elementinin E4, M4, E5 ve M5 Geçişleri İçin Dönüşüm Katsayıları

YSA'nın eğitiminde, geri yayımlı Levenberg-Marquardt algoritması kullanılmıştır [20, 21]. Bilinen veriler kullanılarak eğitim gerçekleştirilmesinden sonra, oluşturulan YSA, öncelikle eğitimde kullanılan veriler üzerinde test edilmiştir. Şekil 2.a'dan açıkça görülebileceği gibi, E4 için istenilen çıktılar ile YSA'nın ürettiği çıktılar birbirleriyle uyumludur. KOKH değeri bu aşama için  $5,57 \times 10^8$  olarak elde edilmiştir. Verilerin ortalama değerinin  $7,41 \times 10^9$  olduğu göz önüne alınırsa, bu derecedeki bir hata yaklaşık %7'lik bir hata demektir. Bu aşamadan sonra YSA, daha önceden hiç görmediği test verileri üzerinde test edilmiştir. Şekil 2.b'den görülebileceği gibi, istenilen çıktılar ile YSA çıktıları arasında bir uyum vardır. Bu verilerdeki ortalama değerin  $8,73 \times 10^9$  olduğu göz önünde bulundurulursa,  $8,79 \times 10^8$ 'lik bir KOKH değeri yaklaşık %10'luk bir hata demektir. Bu derecedeki sapmalar, bu problem için kabul edilebilir sınırlar içerisinde.



Şekil 2. E4' e ait teorik (nokta) ve YSA tahminleri (çizgi). Eğitim verileri (a) ve test verileri (b) üzerinde metodun testine ait ortalama değerler ve KOKH değerleri.

Şekil 3.a ve b'de M4' ait için dönüşüm katsayılarının YSA ile tahminine ait sonuçlar verilmiştir. Buradan da görüldüğü gibi, YSA, M4'e ait tahminleri başarı ile yapmıştır. Eğitim verileri üzerindeki KOKH değeri  $5,71 \times 10^{12}$ , çıktı verilerinin ortalaması ise  $6,87 \times 10^{14}$ 'tür. Buradaki hata da yaklaşık %1'dir ve oldukça düşüktür. Test verilerine ait KOKH değerinin,  $1,26 \times 10^{14}$  ve çıktı ortalamalarının  $8,76 \times 10^{14}$  olduğu göz önüne alınırsa, burada da yaklaşık %14'lük bir hata vardır.

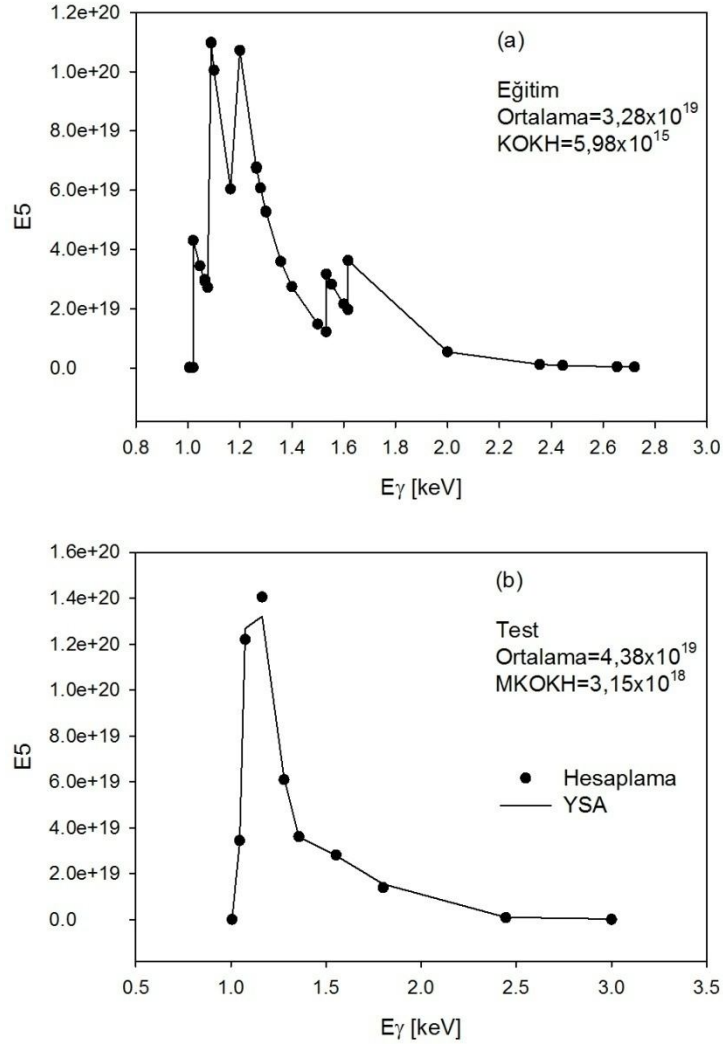


Şekil . M4' e ait teorik (nokta) ve YSA tahminleri (çizgi). Eğitim verileri (a) ve test verileri (b) üzerinde metodun testine ait ortalama değerler ve KOKH değerleri.

İkinci uygulamada, E5 ve M5'in elde edilmesi amaçlanmıştır. Bunun için, Ubh çekirdeğine ait E1, M1, E2, M2, E3, M3, E4 ve M4 verileri girdi olarak işaretlenmiş, E5 ve M5

## Ubh Elementinin E4, M4, E5 ve M5 Geçiřleri İin Dönüřüm Katsayıları

ise ıktı olarak belirlenmiřtir. Bu durumda probleme ait YSA, 8 girdi katmanı nöronu ve 2 ıktı katmanı nöronu iermektedir. Bu ařamada da, 1 adet gizli nöron katmanı ve bu katmana ait 4 adet nöron kullanılmıřtır. Problemin özümüne ait YSA mimarisi, (8-4-2) řeklinindedir. Sonular, řekil 4 ve 5' de, sırasıyla E5 ve M5 iin verilmiřtir.

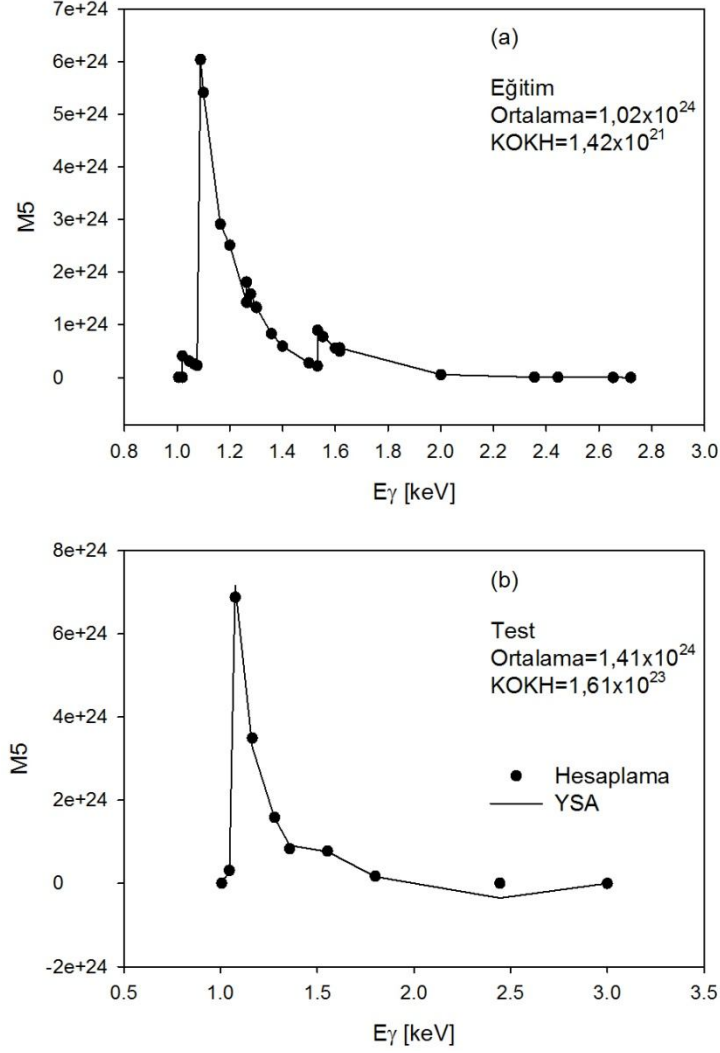


řekil 4. E5' e ait teorik (nokta) ve YSA tahminleri (izgi). Eđitim verileri (a) ve test verileri (b) üzerinde metodun testine ait ortalama deđerler ve KOKH deđerleri.

Ayrıca bu ařamaya ait ortalama deđerler ve KOKH deđerleri, Tablo 1'de gösterilmiřtir. Tablodan da aıka görülebileceđi gibi, E5 ve M5'in tahmininde, YSA metodu en fazla %10'luk sapma ile sonuları üretmiřtir. Bilinen düřük mertebeli dönüřüm katsayılarından yola ıkararak, daha yüksek mertebeli dönüřüm katsayılarının elde edilmesinde, YSA metodunun bařarılı sonular verdiđi bu bařlangı alıřmasında görülmüřtür. Bu alıřmanın, YSA girdilerinin



arttırılması ya da çeşitlendirilmesi ile daha da geliştirilerek iyi sonuçların elde edilebileceği görülmüştür.



Şekil 5. M5' e ait teorik (nokta) ve YSA tahminleri (çizgi). Eğitim verileri (a) ve test verileri (b) üzerinde metodun testine ait ortalama değerler ve KOKH değerleri.

Tablo 1. E5 ve M5 tahminlerine ait KOKH değerleri ve bu değerlerin ortalama değerden % sapmaları.

		Ortalama Değer	KOKH	% Hata
<b>E5</b>	<i>Eğitim</i>	$3,28 \times 10^{19}$	$5,98 \times 10^{15}$	0,02
	<i>Test</i>	$4,38 \times 10^{19}$	$3,15 \times 10^{18}$	7,00
<b>M5</b>	<i>Eğitim</i>	$1,02 \times 10^{24}$	$1,42 \times 10^{21}$	0,14
	<i>Test</i>	$1,41 \times 10^{24}$	$1,61 \times 10^{23}$	11,00

## KAYNAKLAR

- [1] Rose, M.E., Internal Conversion Coefficients, North-Holland, Amsterdam, 1958.
- [2] Rösel, F., Fries, H.M. ve Alder, K., Internal conversion coefficients for all atomic shells, Atomic Data and Nuclear Data Tables, 21 (1978) 91.
- [3] Pauli, H.C. ve Raff, U., A computer program for internal conversion coefficients and particle parameters, Comput. Phys. Commun., 9 (1975) 392.
- [4] Kibédi, T., vd., Evaluation of theoretical conversion coefficients using BrIcc, Nucl. Instrum. Meth. A., 589 (2008) 202.
- [5] Bayram, T., Akkoyun, S. ve Kara, S.O., A study on ground-state energies of nuclei by using neural networks, Annals of Nuclear Energy, 63 (2014) 172.
- [6] Akkoyun, S., Bayram, T., Kara, S.O. ve Sinan, A., An artificial neural network application on nuclear charge radii, J. Phys. G: Nucl. Part. Phys. 40 (2013) 055106.
- [7] Akkoyun, S., Bayram, T. ve Türker, T., Estimations of beta-decay energies through the nuclidic chart by using neural network, Radiation Physics and Chemistry 96 (2014) 186.
- [8] Costris N. vd., A Global Model of Beta(-) Decay Half-Lives Using Neural Networks. arXiv:nucl-th/0701096v1.
- [9] Mavrommatis E., Gernoth K. A. ve Clark J.W. One and Two Proton Separation Energies from Nuclear Mass Systematics Using Neural Networks. arXiv: nucl-th/0509075.
- [10] Peterson K. L. Classification of Cm II and Pu I Energy Levels Using Counter Propagation Neural Networks, Phys. Rev. A., 44 (1991) 126.
- [11] Bass, S.A., Bischoff, A., Maruhn, JA., Stöcker, H. ve Greiner, W., Neural networks for impact parameter determination, Phys. Rev. C, 53 (1996 ) 2358.
- [12] Haddad, F., vd., Impact parameter determination in experimental analysis using a neural network, Phys. Rev. C, 55 (1997) 1371.
- [13] David, C., Freslier, M. ve Aichelin, J., Impact parameter determination for heavy-ion collisions by use of a neural network, Phys. Rev. C, 51 (1995) 1453.
- [14] Band, I.M., vd., Dirac–Fock Internal Conversion Coefficients, Atomic Data and Nuclear Data Tables, 81 (2202) 1.
- [15] Kibédi, T., vd., Conversion coefficients for superheavy elements, Atomic Data and Nuclear Data Tables, 98 (2012) 313.
- [16] Haykin, S., Neural Networks: A Comprehensive Foundation, (Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall), 1999.
- [17] Hamzaebi, C., Yapay Sinir Ađları, Ekin Basım Yayın Dađıtım, 2011.
- [18] Öztemel, E., Yapay Sinir Ađları, Papatya Yayıncılık, 2012.
- [19] Neurosolutions. <http://www.neurosolutions.com/>.

[20] Levenberg, K., A Method for the Solution of Certain Problems in Least Squares, *Quart. Appl. Math.* 1944. V. 2. P. 164–168.

[21] Marquardt, D., An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters, *SIAM J. Appl. Math.* 1963. V. 11. P. 431–441.