

Plastik Boru Üretimi Prosesinde Ekstrüzyon Parametrelerinin Yapay Sinir Ağları ile Modellenmesi

Bekir Çırak¹,

1 Şırnak Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Enerji Sistemleri Mühendisliği Bölümü, Şırnak, Türkiye

Özet

Plastik ekstrüzyonu endüstride son zamanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Bunun en önemli nedeni ekstrüzyon kalıpları ile istenen şekil ve boyutlarda dikişsiz plastik ürünlerin kolay bir şekilde üretilmesidir. Plastik ekstrüzyon ürünleri kalıptan şekillenerek çıkarken çok sayıda ve farklı parametrelerden etkilenirler. Bu etkileri görebilmek için yapay zeka sistemlerini kullanarak doğru ve pratik çözümler bulmak daha kolaydır. Bu çalışmada LDPE eriyik sıcaklığı, kalıp sıcaklığı parametreleri giriş değerleri, ekstrüzyon süresi ise çıkış değeri kabul edilerek Yapay sinir Ağı (YSA) modeli oluşturulmuş ve MATLAB programlama dilinde benzetimi yapılmıştır. YSA tarafından eğitilen ekstrüzyon süresinin geçerliliğini kontrol etmek için deneysel bir çalışma yapılmıştır. Deneysel çalışma için LDPE plastik malzemesinden elde edilen ve yeraltında kullanılan bir doğalgaz borusu seçilmiştir. YSA tarafından hesaplanan ekstrüzyon süresi, deneysel çalışmadan elde edilen ekstrüzyon süresi ile karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak her iki süre arasında % 15.1 lik bir fark olduğu tesbit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Plastik, Ekstrüzyon, Ekstruder, LDPE (Düşük Yoğunluklu LDPE), YSA (Yapay Sinir Ağı)

Modeling of Extrusion Parameters in Products of An Extrusion Plastic Pipe With Artificial Neural Network

Abstract

Plastic extrusion products are generally used in every area of the industry. The most important reason for this the production of the seamless plastic products with desired shape and dimensions are easily produced in extrusion dies. Plastic products are subjected to many different parameters during their extruded. For this reason, determining the effects of the extrude parameters and finding accurate and practical solutions are easier with the utilization of intelligent system. In this study, an Artificial Neural Network (ANN) model, which parameters of LDPE melt temperature and die temperature are input values and parameter of extrusion time is output value. This parameters are simulated in the MATLAB programming. An ANN model was trained to check the validity of the extrusion time, experimental studies have been performed. For the experimental study obtained from LDPE plastic material, natural gases pipe elements sample is selected. The extrusion time obtained from the ANN model is compared with extrusion time obtained from experimental work. As a result the extrusion time differences between the ANN model and experimental results have been observed up to % 15.1.

Key Words: Extrusion; Plastic, Process, Extruder, LDPE (LowPolyEthylen), ANN (Artificial Neural Network)

* Yazışma Adresi: e-mail: bekircirak@mynet.com

1. Giriş

Günlük hayatta kullanılan kablolar, hortumlar, temiz ve atık su olmak üzere kanalizasyon boruları, altyapı boruları vb. gibi plastik ürünlerin birçoğu ekstrüzyon metotları ile üretilmektedir. Plastik ekstrüzyon, eritilmiş plastik malzemenin bir kalıp içinden fişkırması ile şekillendirilmesi ve soğutulması son şeklini alması işlemine tabi tutulan bir imalat yöntemidir. Ekstrüzyon yöntemleri ile istenilen şekil ve boyutta ürünler, ikinci bir işlem gerektirmeden seri bir şekilde elde edilebilmektedirler. Ekstrüzyon ve enjeksiyon, plastik üretiminde kullanılan kardeş yöntemlerdir. Enjeksiyon genel olarak hacim doldurma işlemi ile plastik ürünlerin elde edilmesinde işe yarar. Ekstrüzyon ise kalıptan fişkırma suretiyle o kalıbın şeklini alarak plastik ürün elde etmeye yarar. Ekstrüzyon, genellikle uzun ve kesilerek kullanılacak ürünlerin elde edilmesinde kullanılır. Günümüzde plastik ekstrüzyon yöntemleri ile ilgili çok sayıda çalışma yapılmaktadır.

Özek ve Çelik [1] yaptıkları çalışmada, enjeksiyon kalıplarında ergimiş plastiğin kalıp boşluğunu doldurması için gerekli olan enjeksiyon süresi elde edilmeye çalışılmıştır. Enjeksiyon süresine etki eden parametreler için YSA tabanlı bir model geliştirilmiştir. Geliştirilen bu YSA modelinin gerçek uygulamadaki hata miktarını belirlemek için deneysel bir çalışma ve Mold-Flow analizi yapılmıştır. Deneysel çalışması yapılan plastik elemanın enjeksiyon süresi YSA analizinden elde edilen enjeksiyon süreleri ve MoldFlow analizi sonucu ile karşılaştırılmıştır. YSA'nın ürettiği enjeksiyon sürelerinin gerçek uygulamadaki enjeksiyon sürelerine çok yakın sonuç verdiğini tespit etmişlerdir.

Prasad ve diğ. [2] yaptıkları çalışmada, plastik enjeksiyon ile üretimde enjeksiyon süresine etki eden kalıp sıcaklığı, plastiğin erime sıcaklığı, plastiğin ağırlığı ve enjeksiyon basıncı gibi parametreleri MATLAB programında Levenberg Marquard algoritmasını kullanarak eğitmişlerdir. Eğitilen enjeksiyon süresinin gerçek uygulamadaki enjeksiyon süresi ile karşılaştırılması için MATLAB simülasyon programı kullanmışlardır. Levenberg Marquard

algoritması kullanılarak eğitilen enjeksiyon süresi ile gerçek uygulamadaki enjeksiyon süresi arasındaki farkı görebilmek için farklı plastik malzemelerin kalıp boşluğuna dolma sürelerini hesaplamışlardır. YSA'nın ürettiği enjeksiyon sürelerinin gerçek uygulamadaki enjeksiyon sürelerine çok yakın sonuç verdiğini tespit etmişlerdir.

Ergüney ve diğ. [3] akış uzunluğu ile kalıbın dolup dolmayacağı tahmin edildiğinden spiral kanallı bir kalıpta farklı ekstrüzyon parametrelerinin; ekstruder barel (silindir) sıcaklığı, ekstruder basıncı, plastik eriyik debisi ve kalıp sıcaklığı gibi faktörlerin etkilerini araştırmak için plastiklerin akış uzunluklarını incelemişlerdir. Ekstrüzyon parametrelerinin değerleri arttıkça akış uzunluğunun arttığını belirtmişlerdir.

Çakır ve diğ. [4] LDPE plastik ürünlerdeki çekme miktarını, enjeksiyon parametrelerini ve kalıp özelliklerinin etkilerini deneysel olarak araştırmışlardır. Yaptıkları deneylerde ekstruder sıcaklığı, katkı maddesi miktarı ve kalıptan çıkma süresinin ekstrude edilmiş ürünlerde oluşan çekme miktarı üzerindeki etkilerini incelemişlerdir. Böylece ekstruder basıncı ile kalıptan çıkma süresinin artması sonucunda çekmenin azaldığını, katkı maddesi miktarı ile enjeksiyon sıcaklığının artması sonucunda ise çekmenin arttığını tesbit etmişlerdir.

Öktem ve diğerleri [5], plastik ürünlerin üretimi esnasında çekme payı oranına bağlı olarak hata problemlerini azaltmak için optimizasyon tekniklerini kullanmışlardır.

Sadeghi[6], plastik enjeksiyon kalıpları için YSA ile ilgili bir çalışma yapmıştır. Giriş değerleri olarak; plastik malzeme çeşitleri, ekstrüzyon süresi, kalıp sıcaklığı, ve erime sıcaklığı parametrelerini kullanmış, Çıkış değeri olarak ise ayrı modellerde ürün kalitesi, ekstrüzyon süresi, eriyik sıcaklığı, ekstrüzyon basıncı gibi parametreler kullanmıştır.

Ferreira ve Mateus [7], plastik enjeksiyon kalıpları için farklı soğutma sistemleri geliştirmişler ve kalıp problemlerini azaltmak için algoritmik matris yöntemi kullanmışlardır.

Shelesh- Nezhad ve Siores [8], kalıp parametrelerinin etkilerini tesbit etmek için eriyik plastiğin kalıp içindeki akma boyutlarını incelemişlerdir.

Chen ve diğ.[9] enjeksiyon kalıplarının, soğutma aşamasında meydana gelen fiziksel değişimlerini göz önünde bulundurarak, ısı ile visko elastisite teoremleri arasında bazı matematiksel denklemler çıkartmışlardır. Bu denklemleri çıkartırken sonlu elemanlar metodundan yararlanmışlardır.

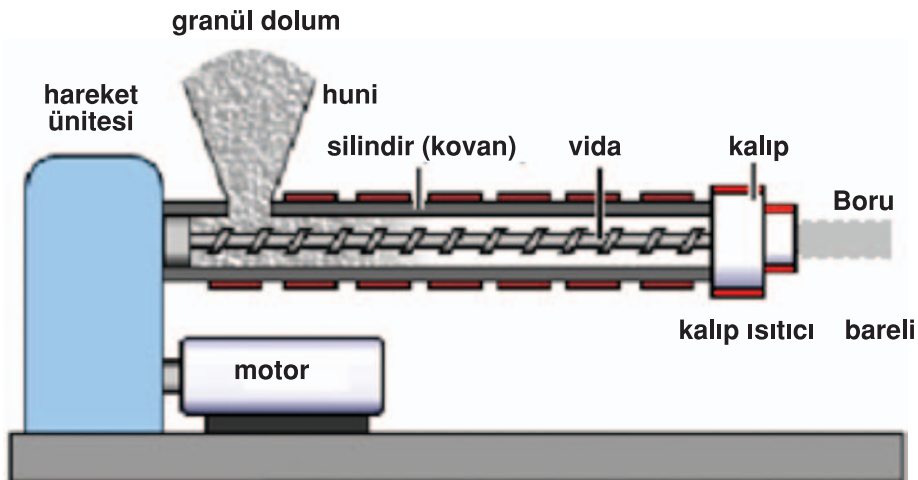
Lau ve diğ.[10] plastik enjeksiyon kalıplarından kalıplama için yapay sinir ağı ve bulanık mantık sistemlerini kullanmışlardır. Yapay sinir ağları ile enjeksiyon süresi,soğutma süresi, ütüleme süresi ve ütüleme basıncı gibi giriş parametrelerinin kalıplanan parça üzerindeki etkisini araştırmışlardır. Bulanık mantık ile kalıp ölçülerinin değişimini iterasyon sayısı ile ilişkilendirmişlerdir.

Bu çalışmada ekstrüzyon kalıplarında ergimiş plastiğin kalıp boşluğundan fışkırması için gerekli olan ekstrüzyon süresi elde edilmeye çalışılmıştır. Ekstrüzyon süresine etki eden parametreler için YSA tabanlı bir model geliştirilmiştir. Geliştirilen bu YSA modelinin gerçek uygulamadaki hata miktarını belirlemek için deneysel bir çalışma yapılmıştır. Deneysel çalışması yapılan plastik elemanın ekstrüzyon süresi YSA analizinden elde edilen ekstrüzyon süreleri ile karşılaştırılmıştır.

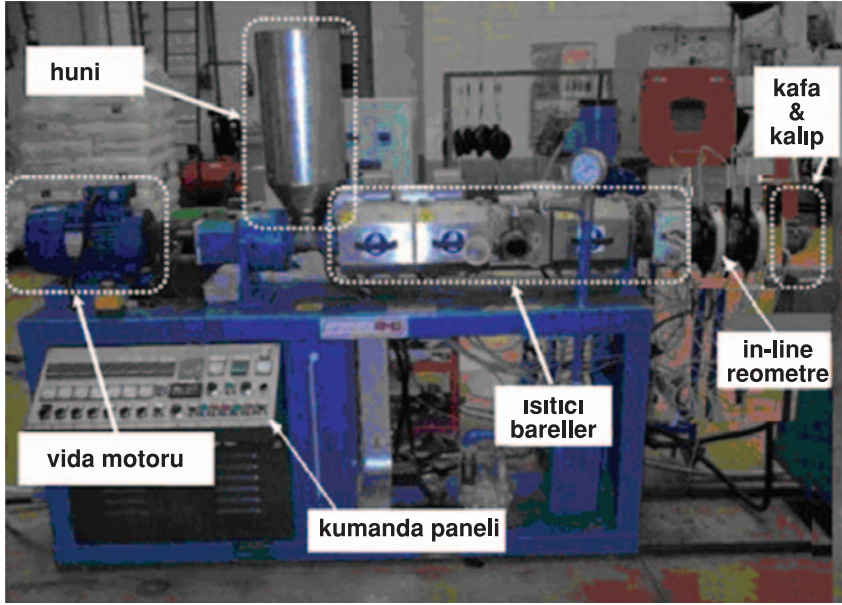
2. Materyal ve Metod

Bütün termoplastik maddelerden değişik profilde ve boyda parça üreten kalıplara, profil kalıpları denir. Bu tip kalıplarla simetrik kesitli boru, tüp, film, dikdörtgen, kare ve benzeri profildeki borular üretilmektedir. Ayrıca, bu tip kalıplarla düzgün kesitli olmayan profilli parçalar da üretilmektedir. Profil kalıplarının, ekstrüzyon montajı göz önünde bulundurularak tasarımı yapılır. Yapım ve montaj kolaylığı bakımından silindirik boyutlu profil kalıpları tercih edilir. Çünkü, üretilecek profile göre sık sık değiştirilmesi gereken kalıplardır. *Şekil 1*. de profil kalıbı ve fışkırtma ekstruderi gösterilmektedir.

Profil kalıplarıyla simetrik kesitli olmayan pek çok parçalar üretilmektedir. Ancak, üretilecek plastik maddenin cinsine göre soğutma sistemi, sulu veya basınçlı havalı yapılmaktadır. Yapışkanlığı fazla ve çok yumuşak plastik maddelerden üretilecek parçalar için çabuk soğutmalı sistem seçilmelidir. Örneğin: naylon ve polipropilen plastik maddelerden üretilecek parçanın kalıpları su soğutmalı, ABS ve akrilik plastik maddelerden üretilecek parçaların kalıpları su veya basınçlı havalı soğutmalı sistemli olmalıdır. *Şekil 2* de profil fışkırtma kalıplarının üretildiği deney ekstruderi gösterilmiştir.



Şekil 1: Ekstruderin Kısımları



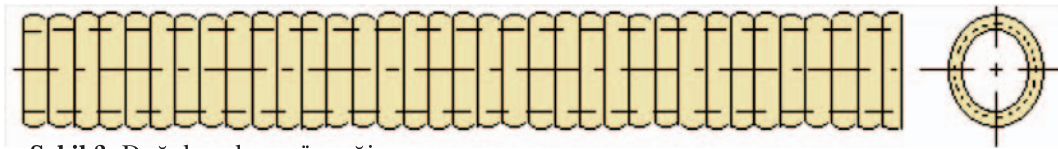
Şekil 2: Deneyde kullanılan Ekstruder

Şekil 2' de kullanılan ekstrudere ait özellikler tablo 1. de gösterilmiştir. Burada yapılan çalışmalar ve deneyler Öznur Kablo A.Ş.ve Mardin Boru A.Ş. şirketleri tarafından desteklenmiştir.

Tablo 1: Ekstrudere ait bilgiler

Model	BJEX 65 PWC
Vida Çapı (mm)	65
L/D Oranı	26
Elektrik Motor Gücü (Kw)	15
Soğutma	Soğutma suyu
Ekstruder Barel	4 Bölgele elektrik ısıtıcı

Ekstrüzyon sürelerini tespit etmek üzere ekstrude edilen plastik eleman Şekil 3'te gösterilmiştir. Yer altına doğalgaz borusu olarak döşenen bu borunun bir örneği Şekil 2 deki gibi ekstruderden elde edilmiştir.



Şekil 3: Doğalgaz boru örneği

YSA tabanlı modelleme, ve deneysel çalışmadan elde edilen ekstrüzyon süreleri Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Ekstrüder basıncı 485 bar olarak ayarlanan doğalgaz borusu için elde edilen ekstrüzyon süreleri (sn)

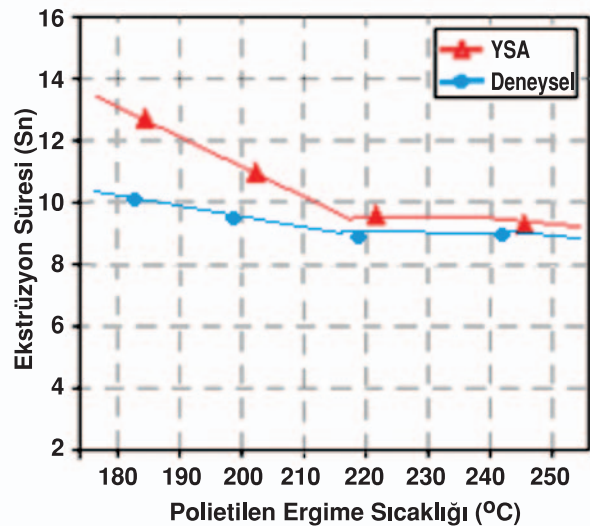
Kalıp sıcaklığı (°C)	Plastik Eriyiği Sıcaklığı (°C)	YSA Ekstrüzyon Süresi (Sn)	Deney Ekstrüzyon Süresi (Sn)
45	180	13.55	10.27
	190	12.15	9.66
	200	11.55	9.65
	210	10.05	9.64
	220	9.90	9.63
	230	9.95	8.63
	240	9.90	8.64
	250	9.65	9.08
65	180	13.57	10.22
	190	12.20	9.45
	200	11.45	9.50
	210	10.12	9.56
	220	9.75	9.47
	230	9.90	8.46
	240	9.87	8.75
	250	9.65	8.10
85	180	13.58	10.05
	190	12.12	9.36
	200	11.50	9.35
	210	10.10	9.44
	220	9.80	9.54
	230	9.90	8.45
	240	9.70	8.36
	250	9.45	8.08

Kalıp sıcaklıkları soğutma sistemleri kullanılarak sabit tutulduğu zaman ergimiş plastik sıcaklığı arttıkça ekstrüzyon süresinin daha kısa bir zamanda tamamlandığı görülmüştür. Ancak, plastiğin erime sıcaklığı sabit tutulduğu zaman kalıp sıcaklığı arttıkça ekstrüzyon süresi de artmaktadır. Ekstrüzyon ile kalıplamada, kalıp sıcaklığı minimum seviyede tutulup ergimiş plastik malzemenin sıcaklığı maksimum bir değere çıktığı zaman ergimiş plastik malzeme, kalıp boşluklarından en kısa sürede fişkıraarak çıkmaktadır. Yani ekstrüzyon süresi düşmektedir.

Kalıp sıcaklığı maksimum seviyede ve ergimiş plastik malzemenin sıcaklığı minimum bir değere çıktığı zaman ise ekstrüzyon süresi artmaktadır. Benzer çalışma Prasad ve Cobby [13] tarafından da elde edilmiştir. Kalıp sıcaklığı 45 °C’de sabit tutularak doğalgaz borusunun farklı ergimiş plastik sıcaklıklarındaki çalışmalardan elde edilen ekstrüzyon sürelerinin değişimi Şekil 4’de verilmiştir.

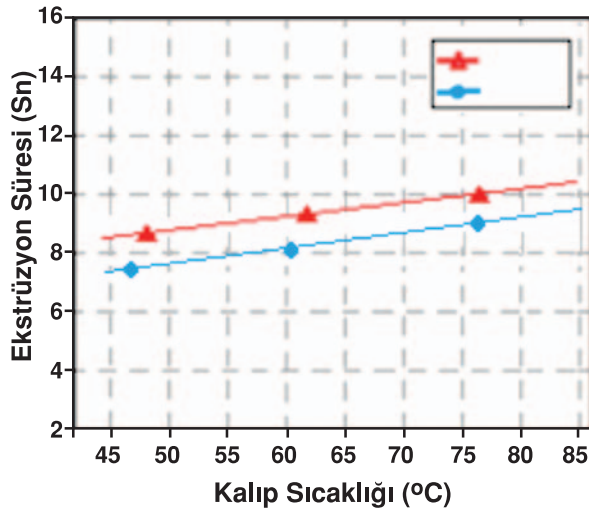
Kalıp sıcaklığının 45 °C, ergimiş plastik malzeme sıcaklığının 180 °C olması durumunda

uygulaması yapılan doğalgaz borusunun ekstrüzyon süresi 10.27 sn iken ergimiş plastik sıcaklığı 250 °C’ye çıkarıldığında ekstrüzyon süresi 9.08 sn olarak elde edilmiştir. Aynı parametreler için YSA tabanlı modellemede ekstrüzyon süreleri sıra ile 13.55 sn 9.65 sn olarak hesaplanmıştır.



Şekil 4. 45 °C kalıp sıcaklığı için doğalgaz borusunda ekstrüzyon sürelerinin ergimiş plastik sıcaklığına bağlı olarak değişimi

Uygulamadaki ekstrüzyon süresi ile YSA tabanlı modellemeden elde edilen ekstrüzyon sürelerinin farklı olduğu görülmüştür. Uygulama sonucu elde edilen ekstrüzyon süresi ile YSA tabanlı modellemeden hesaplanan ekstrüzyon sürelerinde ortalama olarak %14,4 hata elde edilmiştir. Ergimiş plastik sıcaklığı 180°C için YSA çalışmasından ve deneysel çalışmadan elde edilen ekstrüzyon sürelerinin kalıp sıcaklığına bağlı olarak değişimi Şekil 5’de gösterilmiştir.



Şekil 5. 180 °C ergimiş plastik sıcaklığı için doğal gaz borusunun ekstrüzyon sürelerinin kalıp sıcaklığına bağlı olarak değişimi

Ergimiş plastik sıcaklığı 180 °C’de sabit tutulduğunda, YSA tabanlı modellemeden ve deneysel çalışmadan elde edilen ekstrüzyon süresi sırasıyla 13.55 sn ve 10.27 sn olarak elde edilmiştir. Kalıp sıcaklığının 45 °C olması durumunda YSA ile deneysel çalışma sırasında %15.21 kadar fark olduğu tespit edilmiştir. Kalıp sıcaklığının 85 °C ‘ye çıkmasıyla bu fark %16.01 olarak hesaplanmıştır. Kalıp sıcaklığına bağlı olarak elde edilen ortalama ekstrüzyon süreleri, gerçek uygulamada 9.23 sn, YSA tabanlı modellemede 10.33 sn’dir.

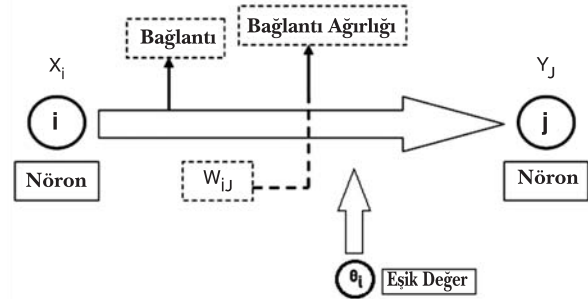
YSA tabanlı modelden elde edilen ekstrüzyon süresinin gerçek uygulamadaki ekstrüzyon süresine yakın bir değerde olduğu görülmüştür. Sonuç olarak, kalıp ve ergimiş plastik sıcaklığı ile ekstrüzyon süreleri çok az da olsa değişmektedir. YSA tabanlı modelin daha fazla parametre ve örnek sayısı ile eğitilmesi durumunda ekstrüzyon sürelerinin gerçek uygulamadaki

ekstrüzyon sürelerine daha yakın sonuçlar verebileceği düşünülmektedir.

3. Yöntem

Yöntem olarak bu çalışmada yapay sinir ağları ile modelleme yöntemi kullanılmıştır. YSA yöntemi, insan beyninin temel işlem elemanı olan nöronu, şekilsel ve işlevsel olarak basit bir şekilde taklit eden ağlar yardımıyla, biyolojik sinir sisteminin basit bir simülasyonu için oluşturulan programlar sistemini içerir. Bu nöronlar, çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahip ağı oluştururlar. Benzer karakteristiğe sahip nöronlar, YSA’da katmanlar halinde yapılandırılırlar. YSA’ya ait matematiksel fonksiyon, veri alan nöronlara ve çıktı üreten nöronlara sahip ağ tarafından şekillendirilir.

Şekil 6’da gösterildiği üzere, YSA’da üç ana elemandan söz edilir. Bunlar sırasıyla; işlem elemanı olan nöron, girdi ve çıktı yolunu sağlayan bağlantı ve bu bağlantıların sağlamlığını gösteren bağlantı ağırlığıdır. Örnekler kullanılarak belirlenen bu ağırlıklar, girdi değişkenleri ile tahmin edilen değişkenler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarırlar. Eğitilen YSA, yeni veriler için yeni tahminler üretir. Bir ağın performansı, düşünülen sinyal ve hata kriteri ile ölçülür. Ağın çıktısı, amaçlanan çıktı ile karşılaştırılarak hata payı elde edilir. Geriye yayılma olarak adlandırılan algoritma, hata payını azaltacak şekilde ağırlıkları ayarlamak için kullanılır. İşlem defalarca tekrar edilip, ağ eğitilerek performans ölçümleri bazında optimum çözüme ulaşılabilir.[11]



Şekil 6. Yapay sinir ağlarının temel yapısı

$$y(t+1) = \alpha \left[\sum_{j=1}^m w_{ij} x_j(t) - \theta_i \right] \quad (1)$$

Burada α etkinleştirme fonksiyonu θ_i ise i . İşlem elemanının eşik değeridir. İşlem elemanlarının bilgi işlemleri giriş ve çıkış olmak üzere iki kısımdan oluşur. Bir işlem elemanı, dışarıdan almış olduğu x_i giriş bilgilerini bağlı oldukları w_{ij} ağırlıkları üzerinden birleştirerek bir net değeri üretir. i . İşlem elemanının net değeri denklem 2 ile hesaplanır.

$$net = \left[\sum_{j=1}^m w_{ij} x_j - \theta_i \right] \quad (2)$$

Her bir işlem elemanının ikinci süreci, net değerinin bir α etkinleştirme fonksiyonundan geçirerek çıkış değerini bulmaktır. Etkinleştirme fonksiyonları işlem elemanlarının çok geniş aralıktaki çıkışını belli aralıklara çekmektedir. Böylece her bir işlem elemanının tepkisi yumuşak olmaktadır ve daha küçük değerlerde olması sağlanır. Dolayısıyla yapay sinir ağının eğitiminde hata değişiminin ıraksaması engellenerek kararlılığa ulaşmasına yardımcı olunur.

Çok yaygın olarak kullanılan bazı etkinleşme fonksiyonları: Birim basamak, signum, rampa, tek ve çift yönlü sigmoid fonksiyonlarıdır.[10-11]

Levenberg-Marguardt algoritması kullanılarak gerçekleştirilen YSA eğitimini aşağıdaki adımları içermektedir. Ağa tüm girişler verilir ve karşılık gelen ağ çıkışları ve hataları hesaplanır. Tüm girişler için, performans ölçütü olarak seçilen MSE (Mean Squared Error) hesaplanır. MSE değeri denklem 3 ile hesaplanır.

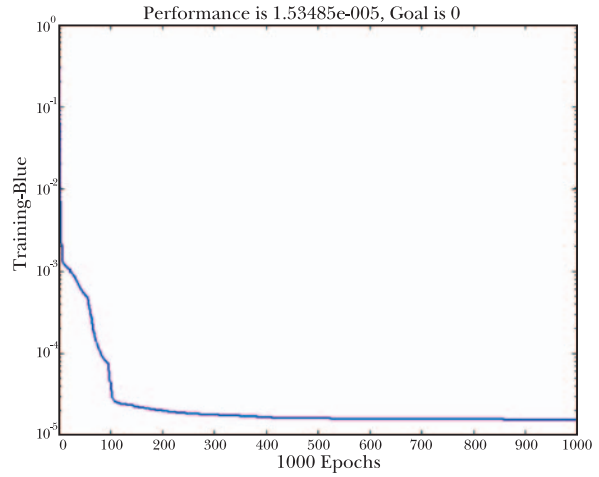
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2 \quad (3)$$

Burada

e : Hedef (istenen) ve YSA çıkışları arasındaki hata,
 t_i : Hedef (istenen) çıkış değeri y_i : YSA çıkış değeridir.

Yapay sinir ağı bir problemi çözmeyi öğrenebilir. Eğitime ve/veya öğrenme sinir ağların tercih edilmesindeki en büyük sebeptir. Öğrenme, ağda bulunan nöronlar arasındaki bağlantı ağırlıklarının değiştirilmesi ile olur. Tek nöronun çıkışı, transfer fonksiyonunun aynı olması koşulu ile çıkışını yalnızca; gelen işaret ve nörona bağlı giriş ağırlıkları belirler.

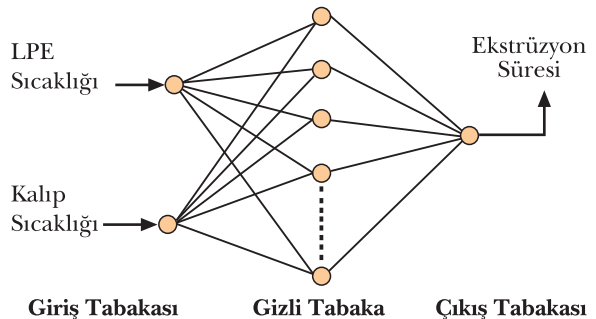
Nöronun gelen bilgiye doğru cevap vermesi ve performansı, bağlantı ağırlıklarına bağlıdır. Eğitime ve öğrenme aynı anlama gelmezler. Eğitime ağı öğrenmesi işlemidir. Öğrenme ise eğitime işleminin sonucudur. Eğitime ağa dışarıdan yapılan müdahaledir. Öğrenme ise ağı içerisinde oluşan olaydır. YSA'nın eğitimi esnasında çevrim sayısına göre hesaplanan MSE değerlerinin bulunduğu Performans grafiği *Şekil 7* de verilmiştir.



Şekil 7. YSA performans grafiği

Bu modellemede öğrenme algoritması olarak, mühendislikte ve pek çok alanda, işleminin kolay, yapısının basit ve öğrenme kapasitesinin yüksek olması nedeniyle genelde tercih edilen, geriye yayılma algoritması kullanılmıştır. İleri beslemeli sinir ağının çözümünde kullanılan denetimli öğrenme tipi seçilmiştir. Ağı genel yeteneği, sisteme uygun giriş-çıkış parametrelerinin seçimi, veri tabanının dağıtımı, eğitim ile test verilerinin belirlenmesi ve ağı veri tabanını sunma formatıdır.

Modellemenin sonucunda yüksek doğruluk ve performansta değerler elde etmek için; eğitim algoritması, gizli tabaka, nöron sayısı ve gizli tabaka-çıkış tabakası arasındaki transfer fonksiyonunun seçimi çok önemlidir. YSA'da mevcut olan eğitim algoritmalarının amacı, hataları en aza indirmektir.[12]



Şekil 8. YSA modeli ağ yapısı

Oluşturulan YSA modeli Şekil 8'de gösterildiği gibi iki girişli, tek gizli tabakalı, tek çıkışlı bir yapıya sahiptir. Ağın eğitiminde kullanılan toplam veri 60 adettir. YSA sistemindeki ağ yapısı oluşturulurken seçilen test değerleri toplam verilerin % 20'sini, eğitim değerleri ise %80'ini oluşturmaktadır. Söz konusu test değerleri rasgele seçilmiştir.

YSA modeli giriş katmanı, ara katman ve çıkış katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Giriş parametreleri; kalıp sıcaklığı ve plastiğin ergime sıcaklığıdır. Çıkış parametresi ise ekstrüzyon süresidir. Tüm giriş ve çıkış parametreleri 0 ile 1 arasında normalize edilmiştir. Başlangıçta YSA modeline ait tüm değişkenler için giriş ve çıkış parametrelerin elde edilmesi gerekmektedir. Bu parametrelerin elde edilmesi için; yapılmış olan bilimsel çalışmalardan, uzman kişilerden ve plastikte üretim yapan firmalardan (Mardin Boru A.Ş. ve Öznur Kablo A.Ş.) yararlanılmıştır.

Giriş parametrelerine bağlı olarak MATLAB yapay sinir ağı toolbox'ı kullanılarak ileri beslemeli çok katmanlı YSA modelinin eğitimi gerçekleştirilmiştir. Elde edilen en uygun YSA modeli parametreleri Tablo 3' de verilmiştir. Durum değişkenlerine ait $i+1$. veri YSA modelinin girişi olarak uygulandığında $i+1$. veri o değişkeninin çıkışı olmaktadır. Giriş ile ara katman ve ara katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıklar 60 adet farklı ekstrüzyon parametreleri girilerek eğitilmiştir. Eğitimin kontrolü için ise 15 adet kalıplama parametreleri denenmiştir.

YSA model yapay sinir ağı tasarımında kullanılan ağ yapısına ait bilgiler *Tablo 3'* de görülmektedir.

YSA modelinde farklı 70 örnek sayısı için normalize edilmiş ekstrüzyon sürelerinin gerçek ve tahmini değerleri Şekil 9'da gösterilmiştir. Grafikte görüldüğü gibi gerçek değerler ile tahmini değerler birbirine yakın olarak elde edilmiştir. Dolayısıyla iyi bir eğitimin sağlandığı düşünülmektedir. YSA modelinin eğitilip eğitilmediğini net olarak anlayabilmek için doğalgaz borusuna örnek bir yaklaşımda bulunulmuştur. Bu elemanın geometrik boyutları sabit olduğundan dolayı YSA modeline numunenin boyutları tanımlanmıştır. Daha sonra, farklı ergimmiş plastik ve kalıp sıcaklığı için YSA modelinin hesapladığı tahmini ekstrüzyon sürelerinin değişimi incelenmiştir.

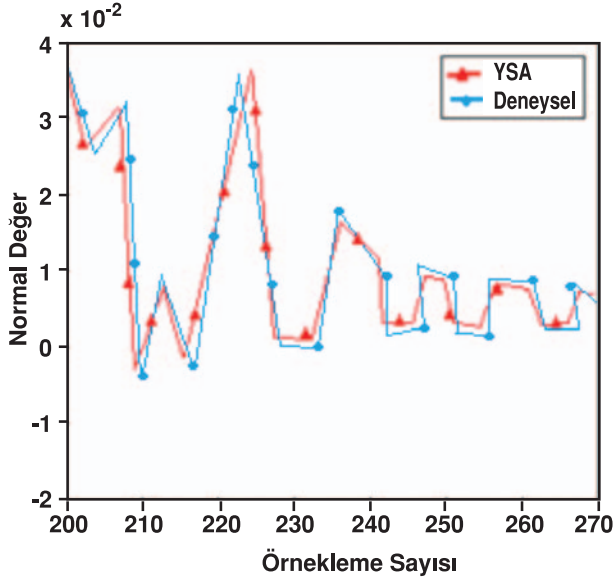
YSA modelinden tahmin edilen ekstrüzyon süreleri, kalıplama sırasındaki gerçek ekstrüzyon süreleri arasındaki değişim oranını görebilmek için LDPE plastik malzemeden üretilen doğalgaz borusunun deneysel çalışması yapılmıştır. Deneysel çalışmada, optimum işleme ve ölçü numuneler ekstrüzyon hassasiyeti göz önünde bulundurularak BJEX 65 PWC marka ekstruder makinesinde kalıplanmıştır. YSA'da Geri yayılım ağı çok katmanlı ileri beslemeli yapıya sahip bir ağıdır ve bir katmandaki nöronlar bir önceki ve bir sonraki katmanlardaki nöronlarla bağlantılıdır. Ancak katmanlardaki nöronlar arasında ve bir katmandan öteki katmana geriye doğru bağlantı bulunmaz. Tasarlanan geriye

Tablo 3. YSA Model Yapısı

AĞ TİPİ	İleri Beslemeli Geri Yayılım Ağı
EĞİTİM YÖNTEMİ	Öğrencili Eğitime
TRANSFER FONKSİYONU	Tansig-tansig-Pureline
EĞİTİM FONKSİYONU	Levenberg-Marquardt
ÖĞRENME FONKSİYONU	Gradient Descent
PERFORMANS ÖLÇÜTÜ	Mean squared Error
İŞLEM GİRİŞLERİ	Random
KARESEL HATA	0.001
EĞİTİM PARAMETRE SAYISI	60
TEST PARAMETRE SAYISI	15
KATMAN SAYISI	3
DÜĞÜM SAYILARI	2-5-1

yayınım ağı, ağ çıkışı ile istenen çıkışın karşılaştırılması ile bulunan hatayı dikkate alarak, performans ölçütü için seçilen fonksiyonu minimize eden bir algoritmadır [13].

Eğitim yöntemi olarak kullanılan öğreticili eğitimde ağ giriş ve çıkış bilgisi (hedef vektörü)



Şekil 9. YSA test sonuçları

verilir. Ağ, verilen girişlere karşı doğru (hedeflenen) çıkışı üretmek hedefiyle kendini ayarlamaktadır. Ağ kendi çıkışını doğru cevaplar ile karşılaştırır ve hatayı bulur. Çıkış hatası istenen düzeye ininceye kadar ağ nöronlar arasındaki ağırlıkları değiştirerek çevrime devam eder. Seçilen transfer fonksiyonuna uygun olarak giriş-çıkış verileri 0-1 arasında normalize edilmiştir. Normalize edilmiş değerlerin örnekleme sayısına göre grafiği Şekil 9'da gösterilmiştir.

4. Sonuçlar

Ekstrüzyon kalıplama tekniklerinde, plastik malzemelerin kimyasal özelliklerinden dolayı her plastik malzeme için kalıp ve erimiş plastik malzeme sıcaklıklarının belirli değerde olması gerekmektedir. LDPE plastik malzeme için önerilen kalıp sıcaklıkları 45°C - 85 °C, ergimiş plastik malzeme sıcaklıkları ise 180 °C - 250 °C arasında olması gerekmektedir. Bu faktörler göz önünde bulundurularak POLİETİLEN plastik malzemeden imalatı yapılan doğalgaz borusunun deneysel çalışmasından ve YSA tabanlı modellemeden farklı sıcaklıklardaki ekstrüzyon süreleri elde edilmiştir.

5. Kaynaklar

1. C. Özek, Y.H. Çelik, (2011), Plastik Enjeksiyon Kalıplarında Enjeksiyon Sürelerinin Yapay Sinir Ağları ile Modellenmesi, Fırat Üniversitesi, Mühendislik Bilimleri Dergisi, 23(1), 35-42
2. Prasad, K.D.V, Y., Eric. C.W, C.(1999). A neural network system for prediction of process parameters in pressure die casting. *Journal of Material Processing Technology*, 89-90 (1999) 583 - 590
3. S. Ergüney, Ç. Karataş ve Sarıtaş. (2005). Ticari plastiklerin kalıpta akış boylarının incelenmesi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Dergisi*, Cilt 20, No 3, 297-303
4. Y. Çakır, A. Özdemir ve A. Gültaş, (2001). Plastik ürünlerde çekme miktarına etki eden Enjeksiyon parametrelerinin incelenmesi *Teknoloji Dergisi*, Sayı 1-2, 19-29.
5. H. Oktem, T. Erzurumlu, I. Uzman,(2007). Application of Taguchi optimization technique in determining plastic injection molding process parameters for athin-shell part. *Materials and Desing*, 28, 1271-1278.
6. B.H.M. Sadeghi, (2000). A BP-neural network predictor model for plastic injection molding process, *Journal of Materials Processing Technology*, 103, 411-416.

7. J.C. Ferreira, A. Mateus, (2003). Studies of rapid soft tooling with conformal cooling channels for plastic injection moulding, *Journal of Material Processing Technology*, 142, 508-516.
8. Shelesh-Nezhad, K., Siores, E, (1997). An intelligent system for plastic injection molding process desing. *Journal of Materials Processing Technology*, 63, 758-462.
9. X. Chen, Y.C. Lam, D.Q. Li, (2000), Analysis of thermal residual stress in plastic injection molding. *Journal of Materials Processing Technology*, 101, 275-280.
10. H.C.W. Lau, T.T. Wong, K.F. Pun, (1999). Neural-fuzzy modeling of plastic injection molding machine for intelligent control, *Expert System With Applications*, 17, 33-43.
11. D. Hanbay, İ. Türkoğlu, Y. Demir, (2007). Chua Devresinin yapay sinir ağı ile modellenmesi, *Fırat Üniv. Fen ve Müh. Bil. Dergisi*, 19(1), 67-72.
12. A. Şengür, İ. Türkoğlu, M.C. İnce, (2005). Eğitici-siz Yapay Sinir Ağları İle Görüntü Bölüntüleme Uygulamalar, IEEE, SIU 16-18 Mayıs 2005.
13. Prasad, K.D.V, Y., Cobby, A.T.K. (2001). Development of hybrid neural network system for prediction of process parameters in injection moulding. *Journal of material processing Technology*, 118, 110-116.