

Yapay Sinir Ağları ile Ağız Kokusundan Diyabet Tanısı

Diagnosing Diabetes from Breath Odor Using Artificial Neural Networks

Prof.Dr. Bekir KARLIK,^a
Müh. Shaul CEMEL^b

^aBilgisayar Mühendisliği Bölümü,
Mevlana Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi, Konya
^bBilgisayar Mühendisliği Bölümü,
Technion-İsrail Teknoloji Enstitüsü,
İsrail

Geliş Tarihi/Received: 19.01.2011
Kabul Tarihi/Accepted: 26.10.2011

Yazışma Adresi/Correspondence:
Prof.Dr. Bekir KARLIK
Mevlana Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi,
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Konya,
TÜRKİYE/TURKEY
bkarlik@mevlana.edu.tr

ÖZET Amaç: Bu çalışma, tıbbi tanılamayı desteklemek amacıyla elektronik burun cihazı ve yapay sinir ağları (YSA) yöntemi kullanılarak ağız kokusundan diyabet tanısı koymayı hedeflemektedir. **Gereç ve Yöntemler:** İnsan vücudunun ürettiği kan, idrar, ter ve nefes kokuları gibi parametreler, tıpta hastalık tanısına ışık tutmasının yanı sıra, kokudan bazı hastalıkların tanısı da, bilim adamlarının dikkatini çekmiş ve koku ile ilgili pek çok araştırma yapılmaya başlanmıştır. İnsan nefesinde en çok görülen 200 ila 400 arasında farklı tipte gaz bulunmaktadır. Ayrıca nefeste algılanmış ve tanımlanmış gaz sayısı 3000'i geçmektedir. Elektronik Burun teknolojisinden yararlanılarak bu gazlar algılanabilmektedir. Bu çalışmada, koku tanımak için FIS firmasına ait SB-41 kodlu bir elektronik burun kullanılmıştır. Bu sensör dizisi yardımı ile insan nefesindeki değerler ölçülmüş ve bunlar sayısal verilere dönüştürülmüştür. On saniyelik aralıklarla ölçümler yapılmış ve hasta başına 60 adet giriş verisi toplanmıştır. Sayısal değerlere dönüştürülen bu veriler MatLab ortamında oluşturulan iki farklı Yapay Sinir Ağı yöntemi kullanılarak derlenmiştir. **Bulgular:** Bu çalışmada ağız kokusundan diyabet tanısında kullanılan sınıflandırıcı yöntemleri; Çok Katmanlı İdrak (ÇKİ), Radyal Tabanlı Fonksiyon (RTF) ve Vektör Nicelermeli Öğrenme (VNÖ) algoritmalarıdır. Aynı koku verileri kullanılarak bu her üç algoritmanın performansları karşılaştırıldı. **Sonuç:** Deneysel sonuçlara göre, ÇKİ, RTF ve VNÖ nicelermeli öğrenme algoritmalarının hepsi çeşitli kokuları sınıflandırmada yüksek tanıma olasılığı sağladığı bilinmektedir. Ancak, RTF yöntemi, diğer yöntemlerden daha iyi tanıma özelliğine sahip olduğunu gösterdi.

Anahtar Kelimeler: Gliburid; sinir ağları (bilgisayar); yapı tanıma, fizyolojik

ABSTRACT Objective: his study aims to diagnose diabetes from breath odor using electronic nose device and artificial neural networks (ANN) method in order to support medical diagnosis. **Material and Methods:** Parameters like blood, urine, sweat and breath odors produced by human body are frequently used for diagnosis of diseases in medicine. Recently, besides lightening the disease diagnosis by parameters of blood and urine analysis, diagnosing some diseases using odors called scientists' attention and many investigations have been conducted about odor. There are about 200-400 different types of common odors in human breath. Additionally, the number of gases sensed and described in breath exceeds 3000. These gases may be recognized utilizing electronic nose technology. In this study, an electronic nose with a code of 41 produced by FIS company was used for odor recognition. Values in human breath were measured utilizing this sensor sequence and they were converted to numerical data. Measurements were done with 10 second intervals and 60 input data were collected for each patient. The data converted to numerical values were collected using two different Artificial Neural Network methods formed in MatLab context. **Results:** In this study, the methods used for the diagnosis of diabetes from bad breath are Multi Layer Perceptron (MLP), Radial Based Functions (RBF) and Learning Vector Quantization (LVQ) algorithms. Afterwards, performances of all these three algorithms were compared using similar odor data. **Conclusion:** According to experimental results, all of MLP, RBF and LVQ algorithms are known to provide high recognition probability for classification of various odors. However RBF method was shown to have a better recognition capacity compared to the others.

Key Words: Glyburide; neural networks (computer); pattern recognition, physiological

doi: 10.5336/medsci.2011-22770

Copyright © 2012 by Türkiye Klinikleri

Türkiye Klinikleri J Med Sci 2012;32(2):331-6

İnsan vücudunun ürettiği ter, kan, idrar ve gaita gibi parametreler, hastalıkların tanısı için kullanılabilir. İnsan nefesinin de vücudun ürettiği diğer parametreler gibi vücut sağlığı hakkında önemli bilgiler taşıdığı bilinmektedir. Bu kapsamda insan nefesinden çıkan gazların incelenmesiyle bazı hastalıkların tanısı konulabilmektedir.¹⁻⁴

Akciğerlerde kanın temizlenmesi esnasında kandaki gazlar alveoller vasıtasıyla nefese geçmektedir. Dolayısıyla nefeste vücutla ilgili pek çok parametre mevcuttur. Nefes yoluyla dışarı verilen gazlar çeşitli alkalik ve aromatik bileşenlerden oluşmaktadır. Bu bileşenlerin her biri hastalık bilgisini de ifade edebilmektedir. Sağlıklı bir insan nefesinde bulunan gazlar ve bunların oranları belirlenmiştir. Şayet insan hastalanırsa, hastalanma sebebi ile ilgili olarak nefeste bulunan gazların oranları değişmektedir. Bu da vücutta oluşan bir hastalığın belirtisidir ve nefesten bu gazların oranlarının değişimi tanımlanabilirse hastalığın tanısı konulabilir.⁵⁻⁷

İnsan nefesinde en çok görülen gazların sayısı 200 ile 400 arasında değişmektedir. Ayrıca nefeste algılanmış ve tanımlanmış gaz sayısı 3000'i geçmektedir. Elektronik Burun teknolojilerinden yararlanılarak bu gazlar algılanabilmektedir. Son yıllarda elektronik burun kullanılarak kokudan hastalık tanısı çalışmaları olmuştur.⁸⁻¹⁰

GEREÇ VE YÖNTEMLER

Bu çalışmada, FIS firmasının SB-41 kodlu sensor dizisi ve diyabet hastalarından alınan koku verisi (aseton kokusu) kullanılarak değişik yapay sinir ağları ile sınıflandırma sonucu tip 1 ve tip 2 şeker hastalığı tanısı konulmuştur. SB-41 Sensör yardımı ile insan nefesindeki koku buharı moloküllerine ait ölçülen fiziksel değerler sayısal verilere dönüştürülmüştür. On saniyelik periyotlarla ölçümler yapılmış ve hasta başına 60 adet veri toplanmıştır. 'Yirmisi hastalıklı, 10'u sağlıklı toplam 30 kişiye ait verinin yarısı eğitime diğer yarısı da test için kullanılmıştır. Sayısal değerlere dönüştürülen bu veriler derlenip MatLab ortamında oluşturulan üç değişik Yapay Sinir Ağında (MLP, LVQ ve RBF) eğitilmiştir.

Diabetes mellitus (Diabetes: Yunanca: idrara geçen, Latince mellis= tatlı ya da bal), sıklıkla yalnızca diyabet olarak adlandırılan, genellikle kalıtsal ve çevresel etkenlerin birleşimi ile oluşan ve kan glukoz seviyesinin aşırı derecede yükselmesiyle sonuçlanan metabolik bir bozukluktur. Vücutta kan şekerinin düzenlenmesi pek çok sayıda kimyasal madde ve hormonun karmaşık etkileşimi sonucunda sağlanır. Şeker metabolizmasının düzenlenmesinde rol oynayan hormonlardan en önemlisi pankreasın beta hücrelerinden salgılanan insülin hormonudur. Diabetes mellitus ya insülin salgılanmasındaki yetersizlik ya da insülinin etkisindeki bir bozukluk sonucunda ortaya çıkan yüksek kan şekerinin yol açtığı birkaç grup hastalığı tanımlamak için kullanılan ortak bir terimdir. Diyabet ya insülin üretiminin azalması yüzünden (Tip 1 diyabette) ya da insülinin etkisine karşı direnç gelişmesiyle (Tip 2 diyabette ve gestasyonel diyabette) oluşur. Her iki durum da sonuçta kan şekerinin yükselmesine (hiperglisemi) neden olur.^{11,12} Aseton normalde vücutta çok az miktarda bulunur ve karaciğer tarafından temizlenir, fazlası vücut için zararlıdır, sağlıklı insanlarda uzun süren açlık dönemleri dışında idrarda aseton görülmez, iyi tedavi olan şeker hastasında da idrarda aseton yoktur. Aseton bir ketondur. Kan şekeri, normal olmasına ve idrarda şeker olmamasına rağmen aseton görülebilir. Özellikle sabahları aç iken bu durumla karşılaşılabilir, buna açlık asetonu denir. Yemekten sonra ise aseton kaybolur. Vücutta aseton birikmesinin adına ketoasidoz denir. Vücutta aseton kokusu şu durumlarda gözlenir:

- Kan şekeri fazla yükseldiği zaman,
- Eğer kullanılan insülin yeterli gelmiyorsa,
- Diyabet yeterince etkili olarak tedavi edilemiyorsa,
- Şekeri yükselten bir sebep varsa (ateşli hastalıklar örneğin ateşli üst solunum yolu iltihabı, bronşit, diş çürüğü iltihabı, ayak yarası gibi) kan şekeri çok yükselebilir, idrarda şeker ve bunun yanında aseton çıkmaya başlar.

Akciğerlerde kanın temizlenmesi esnasında kandaki gazlar alveolar vasıtasıyla nefese geçmektedir. Dolayısıyla vücutla ilgili pek çok parametre

nefeste mevcuttur. Nefes yoluyla dışarı verilen gazlar çeşitli alkalik ve hoş kokulu bileşenlerden oluşmaktadır. Bu bileşenlerin her biri hastalık bilgisini de ifade edebilmektedir. Sağlıklı bir insan nefesinde bulunan gazlar ve oranları belirlenmiştir. Şayet insan hastalanırsa, hastalanma sebebi ile ilgili olarak nefeste bulunan gazların oranları değişmektedir. Bu da oluşan hastalığın belirtisidir ve nefesten bu gazların oranlarının değişimi tanımlanabilirse hastalığın tanısı konulabilir.

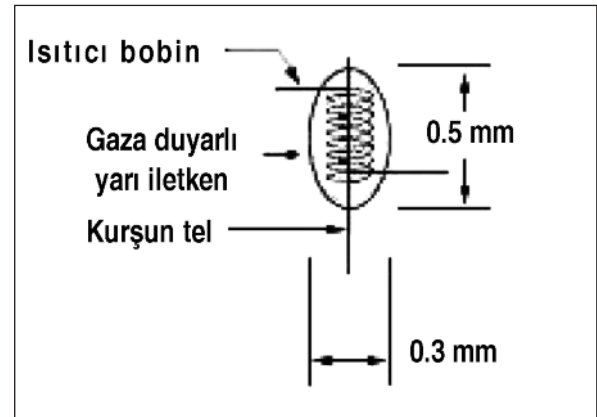
İnsan nefesinde en çok görülen 200 ila 400 arasında farklı gaz bulunmaktadır. Ayrıca nefeste algılanmış ve tanımlanmış gaz sayısı 3000'i geçmektedir. Elektronik Burun teknolojisinden yararlanılarak bu gazlar algılanabilmektedir. Ancak nefesteki bu gazların algılanmasına engel olan en önemli problemlerden biri nefesteki nemdir. Elektronik Burunda kullanılan sensörlerin çeşitliliğine göre; frekans, direnç, ısı ve kütle değişimi şeklinde veri sinyalleri üretilmekte ve her sensörde bu tepkiler farklı olmaktadır. Bu sensör tepkileri; sensör dizisine, gaz akışı hızına, kokunun kimyasal özelliğine, aktif sensör kaplama malzemeleriyle kokunun reaksiyonuna, basınç, ısı, nem gibi birçok fiziksel parametreye bağlı olmaktadır. Elektronik Burunda bulunan kimyasal sensör dizisi, n tane sensörden oluşmuş bir gruptur. Bir sensör dizisi farklı algılama özelliklerine sahip sensörlerden oluşmaktadır. Bu sensörler farklı birçok kimyasal bileşenleri ve kokuyu elektriksel niceliklere dönüştürerek tanımlayabilmektedir.¹⁻¹⁰ Koku duyusu ile ilgili sistem, gelen kokuların örüntü sınıflandırması ve tanınması işlemlerini yürütür. Elektronik/Yapay burun otomatik algılama ve gazların ve kokuların sınıflandırılması için geliştirilmiştir. Elektronik burunun iki önemli bileşeni duyarlılık sistemi ve örüntü tanıma sistemidir. Duyarlılık sistemi koku kümesi şeklinde birtakım duyarlı elemanlar olabileceği gibi koku kümesi üreten tek bir aygıt (spektrometre) da olabilmektedir. Her bir kokunun kendine has özellikleri vardır. Birçok kokuyu küme şeklinde ifade etmekle kendine has özellikleri olan kokuların veri tabanını oluşturabilir. Bu veritabanı ile örüntü tanıma sisteminin eğitilmesi için veriler oluşturulmuş olur. Bu eğitime işleminin amacı koku tanıma işlemi sırasında çeşitli kokuların sistem tarafından

otomatik algılanabilmesi için sisteme öğretilmesidir.⁴

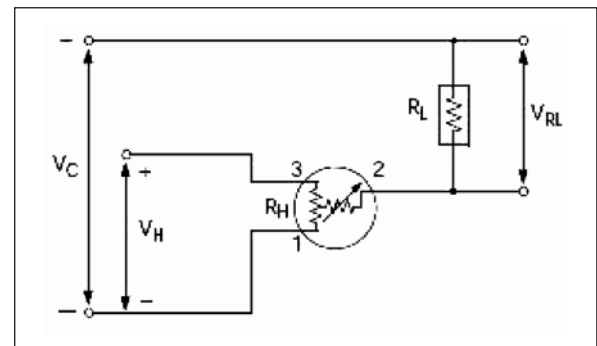
Bu çalışmada, Japon sensör üretici bir firma olan FIS firmasının SB-41 kodlu ürünü kullanılmıştır. SB-41 bir kalay dioksit yarı iletken olup yüksek seviyeli hassasiyeti vardır. Bu model, soğutucu gazların teşhisinde iyi sonuç vermektedir. Başka bir özelliği de az güçle çalışmasıdır (120 mW). Gazı hissedeni yarı iletken yarı iletken madde küçük bir bilye gibi ve elektrot elementi gömülü haldedir. Şekil 1'de element algılayıcılar gösterilmiştir.

Şekil 2'de standart işlem döngüsü gösterilmiştir. Bu, sensör direncini değiştirmek R_s çıkış voltajını ayarlamaya yarar.

Şekil 3, SB-41'in hassasiyetini göstermektedir. FIS gaz sensörünün hassasiyeti sensör dayanıklılığı ve gaz yoğunluğunun aralarındaki ilişkiyle ifade edilir. Sensör dayanıklılığı gaz yoğunluğunun artmasıyla logaritmik olarak azalır.



ŞEKİL 1: Tanecikleri algılama.



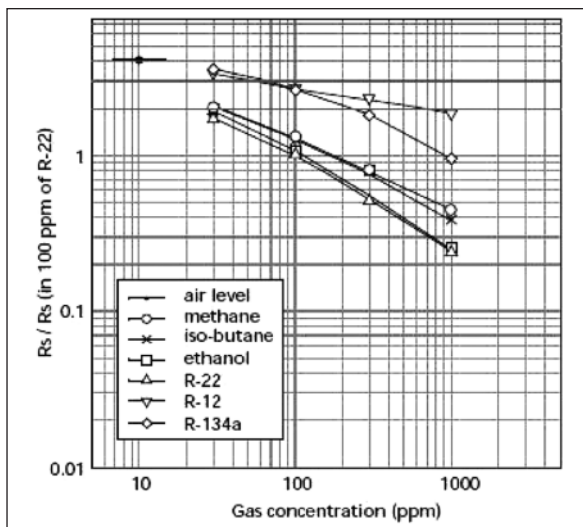
ŞEKİL 2: Standart işlem döngüsü.

BULGULAR

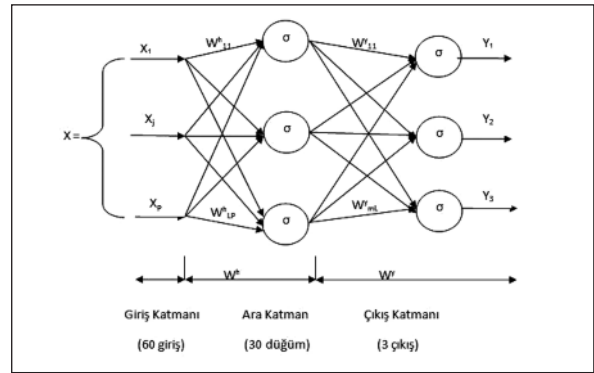
Yapay sinir ağının, tıpta birçok uygulamaları olmuştur.^{13,14} Uygulamalarda en çok kullanılan YSA mimarisi, çok katman içeren bir mimaridir. Bu ağların dinamiği matematiksel olarak hesaplanabilir. Genel bir ağ mimarisi üç katmandan oluşur. Bu çalışmada, 60 girişli, üç çıkışlı, tek gizli katmanda 30 yapay sinir hücresinin kullanıldığı bir ağ yapısı tercih edilmiştir. Sınıflandırıcı yazılımı olarak MatLab kullanılmıştır. İlk katmanlarda kullanılan transfer fonksiyonu tanjant sigmoid, çıkış katmanında ise lineer'dir. Öğrenme algoritması, gradyent azaltım algoritması olan genelleştirilmiş delta kuralı (generalized delta rule learning) algoritmasıdır. Kullanılan çok katmanlı idrak (Multi Layered Perceptron-MLP) yapısı Şekil 4'te verilmiştir.

Burada; YSA girişi, X= Elektronik burun sensörlerinden alınan verileri, Y_1 : Sağlıklı, Y_2 : Tip 1 Diyabet hastası, Y_3 ise Tip 2 Diyabet hastasını göstermektedir. Şekil 5'te görüldüğü gibi, ağın iterasyon sayısı arttıkça hata oranı azalmaktadır. Şekilden de görüldüğü gibi hedefe 526 iterasyon sayısında ulaşılmış ve test değerlerinde %94,2 doğru tanıma gerçekleşmiştir.

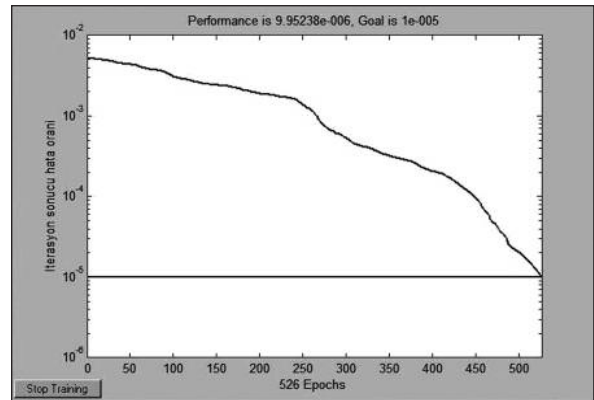
Back-Propagation (BP) algoritmasının ara katman sayısı daha fazla girildiğinde, örneğin 60 adet, daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür fakat projede



ŞEKİL 3: Hassasiyet karakteristik grafiği.



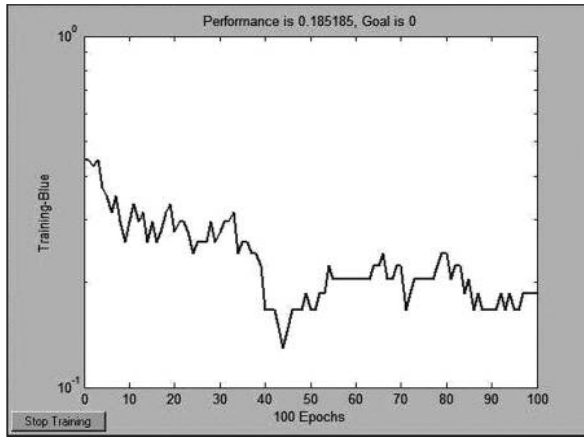
ŞEKİL 4: Kullanılan MLP (Multi Layered Perceptron) mimarisi.



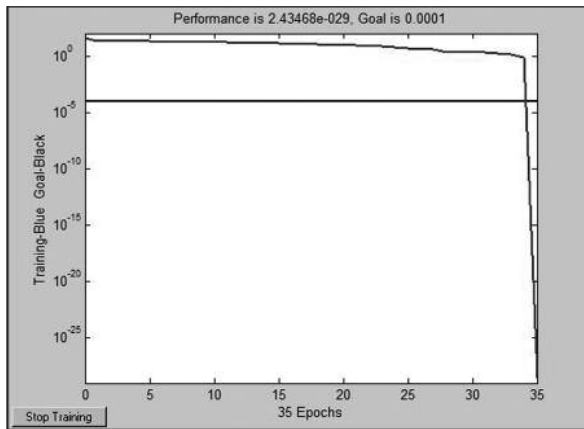
ŞEKİL 5: İterasyona bağlı hata oranları grafiği.

algoritmalar arasında karşılaştırma yapılacağından, parametrelerin birbirlerine sadık kalmalarına özen gösterilmiştir. Aynı veriler benzer YSA mimarisi kullanılarak Vektör nicelemeli öğrenme (Learning Vector Quantization-LVQ) ve Radyal Tabanlı Fonksiyon (Radial Basis Function-RBF) algoritmaları ile de eğitilmiştir. Şekil 6 ve Şekil 7'de sırasıyla LVQ ve RBF algoritmalarının performansları görülmektedir.

LVQ algoritması, bilgi nicelemede kullanılan başlıca yöntemlerden biridir. Bu algoritma Kohonen tarafından bilgi nicelemede kullanılması için önerilmiştir. LVQ algoritmasında başlangıçta niceleme istenen bilgilerle aynı boyuttaki, kullanıcı tarafından belirlenen sayıda betimleyici (representative) vektöre rastgele olarak seçilir. Eğitim setinin herhangi bir örneği için, bu örneğe rastgele seçilen betimleyici vektörlerden en yakın olanı belirlenir. Eğer örnekle betimleyici vektör aynı etikete sahip



ŞEKİL 6: LVQ (Learning Vector Quantization) ağıının performans grafiği.



ŞEKİL 7: RBF (Radial Basis Function) ağıının performans grafiği.

ise betimleyici vektör o sınıfı daha iyi temsil etmesi için örnek vektöre yaklaştırır. Eğer farklı etiketlere sahip ise daha sonraki adımlarda örneğin sınıfıyla aynı sınıftan olan betimleyici vektörler seçilsin diye bu adımdan seçilen betimleyici vektör örnek vektörden uzaklaştırılır. Diğer bir ifade ile her adımda betimleyici vektörden biri kazanır ve eğer doğru sınıflandırma yapılmışsa ödüllendirilir. Yanlış sınıflandırma yapılmışsa cezalandırılır.¹⁵

Bir RBF ağıının çalışma ilkesi, gizli katmanda bulunan RBF'lerin, ağıın istenilen giriş-çıkış ilişkisini sağlaması için uygun genişlik ve merkez parametreleri ile çözüm uzayına yerleştirilmeleri olarak açıklanabilir. Yani veri takımında bulunan her bir giriş verisi için, ağıdaki her bir RBF, bu verinin kendi merkezine olan uzaklığı ile doğru orantılı bir değer üretir. RBF'lerin her birinin ürettiği bu de-

ğerler çıkış katında ağırlıklandırılarak toplanır. Böylece ağıın bu giriş verisi için ürettiği çıkış elde edilmiş olur. Pek çok radyal taban işlevi olmasına karşılık uygulamalarda RBF ağıları için yaygın olarak Gauss biçimli radyal taban işlevi kullanılır.

Tablo 1'de; MLP, LVQ ve RBF algoritmalarının sınıflandırma başarımları testi sonuçları gösterilmiştir. Sonuçlardan da anlaşılacağı üzere en başarılı performansı daha az iterasyona rağmen RBF algoritması göstermiştir. Genelde daha başarılı sonuç alındığı sanılan LVQ algoritması kullanıldığında tanıma doğruluk oranı %66,6 olarak tespit edilmiştir.¹⁵⁻¹⁷ Ağıımız farklı ara katmanlarla denenmiş olup en iyi performansı 30 ara katmanlı ağı göstermiştir. Sonuçlar daha fazla iterasyon ve daha fazla ara katman ile denendiğinde sonuçlar pek tatmin edici olmamaktadır.

SONUÇ

Bu çalışmada, diyabet hastalığının, hastanın ağız kokusundan yararlanılarak tanımlanmasında alternatif bir yöntem sunulmuştur. Çalışmanın başlangıç aşamasında hedeflenen ağız kokusuna sebebiyet veren pek çok hastalığın tanısını yapmak idi. Ancak, daha hassas ölçüm yapan çoklu sensör dizisine sahip bir Elektronik Burun temin etmek oldukça pahalı olması ve daha fazla sayıda değişik hastalıklara ait veri elde etmekteki zorluklardan ötürü, sadece iki tip diyabet hastalarına ait ağız kokuları üzerine çalışılmıştır. Hastalardan elde edilen veriler üç gruba ayrılır: İlk grup hastalar Tip 1 diyabet, ikinci grup hastalar Tip 2 diyabet, üçüncü grup ise hasta olmayanlar olarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırıcı olarak üç değişik tip (BP, RBF ve LVQ) YSA algoritması denenmiş ve RBF algoritmasının daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir.

TABLE 1: Algoritmalarının performans karşılaştırması.

	Ara katman nöron sayısı	Doğrulama hatası	İterasyon sayısı	Tanıma oranı	Performans
MLP	60	1e-5	526	%94,2	9,95238e-6
LVQ	30	1e-4	100	%66,6	0,185185
RBF	100	1e-4	35	%99,9	2,43468e-9

MLP: Multi Layer Perceptron; LVQ: Learning Vector Quantization; RBF: Radial Based Functions.

İleriye yönelik olarak, bu çalışma ağız koku-suna sebebiyet veren verem, akciğer kanseri vb. diğer hastalıkların da dâhil edilmesiyle genişleti-

lerek çok daha verimli hale getirilebilir, tabipler-in daha hızlı tanı koymalarına yardımcı oluna-bilir.

KAYNAKLAR

- Risby TH. Current status of clinical breath analysis. In: Amman A, Smith D, eds. *Breath Gas Analysis for Clinical Diagnosis and Therapeutic Monitoring*. 1st ed. Singapore: World Scientific Publishing; 2005. p.251-66.
- Grote C, Pawliszyn J. Solid-phase microextraction for the analysis of human breath. *Anal Chem* 1997;69(4):587-96.
- Lord H, Yu Y, Segal A, Pawliszyn J. Breath analysis and monitoring by membrane extraction with sorbent interface. *Anal Chem* 2002;74(21):5650-7.
- Karlık B, Bastaki Y. Real time monitoring odor sensing system using OMX-GR sensor and neural network. *WSEAS Transactions on Electronics* 2004;2(1):337-42.
- O'Neill HJ, Gordon SM, O'Neill MH, Gibbons RD, Szidon JP. A computerized classification technique for screening for the presence of breath biomarkers in lung cancer. *Clin Chem* 1988;34(8):1613-8.
- Di Natale C, Macagnano A, Martinelli E, Paolesse R, D'Arcangelo G, Roscioni C, et al. Lung cancer identification by the analysis of breath by means of an array of non-selective gas sensors. *Biosens. Bioelectron* 2003;18 (10):1209-18.
- Harrison GR, Critchley AD, Mayhew CA, Thompson JM. Real-time breath monitoring of propane and its volatile metabolites during surgery using a novel mass spectrometric technique: a feasibility study. *Br J Anaesth* 2003;91(6):797-9.
- Karlık B, Bastaki Y. Bad breathe diagnosis system using OMX-GR sensor and neural network for telemedicine. *Clin Informat Telemed* 2004;2:237-9.
- Saraoğlu HM, Ozmen A, Ebeoğlu MA. Anesthetic level prediction using a QCM based enose. *J Med Syst* 2008;32(3):251-7.
- Wang C, Sahay P. Breath analysis using laser spectroscopic techniques: breath biomarkers, spectral fingerprints, and detection limits. *Sensors* 2009;9:8230-62.
- MacFarlane IA, Bliss M, Jackson GL, Williams G. The history of diabetes mellitus. In: Pickup JC, Williams G, eds. *Textbook of Diabetes*. Vol. 1. 2nd ed. Oxford: Blackwell Science Ltd; 1997;1(1)1-21.
- DeFronzo RA. Classification and diagnosis diabetes mellitus. *Current Management of Diabetes Mellitus*. Vol. 1. St. Louis: Mosby-Year Book Inc; 1998. p.1-4.
- Yazıcı AC, Ögüş E, Ankaralı S, Canan S, Ankaralı H, Akkuş Z. [Artificial neural networks: review]. *Türkiye Klinikleri J Med Sci* 2007;27(1):65-71.
- Etikan İ, Elbozan Cumurcu B, Çam Çelikel F, Erkorkmaz Ü. [Neural networks and application on psychiatry dataset for classification diagnosis]. *Türkiye Klinikleri J Med Sci* 2009; 29(2):314-20.
- Temel T, Karlık B. An improved odor recognition system using learning vector quantization with a new discriminant analysis. *Neural Network World* 2007;17(4):287-94.
- Ghosh A, Biehl M, Hammer B. Performance analysis of LVQ algorithms: a statistical physics approach. *Neural Network* 2006;19(6-7):817-29.
- Golz M, Sommer D. The performance of LVQ based automatic relevance determination applied to spontaneous biosignals. *Knowledge-Based Intelligent Information & Engineering Systems KES* 2006;4253: 1256-63.