

Sayısal Mamogram Görüntülerinde Bilgisayar Destekli Kitle Tespiti için Bir Bulanık Çıkarım Sistemi Tasarımı

A Fuzzy Inference System Design for Computer Aided Mass Detection in Digital Mammogram Images

Volkan Göreke¹, Esmâ Uzunhisarcıklı², Bilge Öztoprak³

¹ Cumhuriyet Üniversitesi Sivas Meslek Yüksek Okulu Bilgisayar Teknolojileri Bölümü vgoreke@cumhuriyet.edu.tr

² Erciyes Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği uzunhise@erciyes.edu.tr

³ Cumhuriyet Üniversitesi Tıp Fakültesi Radyoloji Anabilim Dalı boztoprak@gmail.com

Özetçe

Meme kanseri halen kadınlarda en sık görülen kanser türüdür ve kansere bağlı ölüm nedenlerinin de başında gelmektedir. Bu hastalık memenin düşük radyasyon kullanılarak elde edilen X-Ray görüntüsü ile tespit edilebilir. Radyolojik görüntülerin yorumlanmasında, hekime karar aşamasında yardımcı olmak amacıyla bilgisayar yardımıyla teşhis ve tespit sistemleri ile ilgili çalışmalar devam etmektedir. Bu sistemler; genel olarak görüntü işleme (image preprocessing), ve sınıflandırma olarak isimlendirilen temel aşamalara sahiptir. Mamogram görüntülerinden bilgisayar yardımıyla kitle tespitinde yapay zeka teknikleri ve bulanık çıkarım sistemleri gibi yöntemler kullanılabilir. Bu çalışmada MIAS veri tabanından görüntüler kullanılmıştır. Bu görüntülere görüntü işleme teknikleri uygulandıktan sonra görüntüye ait istatistiksel özellikler hesaplanmıştır. Bu özellikler kullanılarak kitle tespiti yapan bir bulanık çıkarım sistemi tasarlanmıştır. Tüm görüntüler, tasarlanan sistem tarafından test edilerek sistemin duyarlılık ve özgüllük değerleri hesaplanmıştır. Duyarlılık için %98, özgüllük için %99 değerleri elde edilmiştir. Aynı veri seti üzerinde daha önce yapay sinir ağı ile yaptığımız çalışmada elde edilen duyarlılık %96, özgüllük %96 değerlerinden daha başarılı sonuç alınmıştır.

Anahtar Kelimeler — bulanık çıkarım; görüntü işleme

Abstract

Breast cancer is the most common cancer in women. A mammogram is an X-ray of the breast, using very low levels of radiation. Artificial intelligence and fuzzy inference techniques can be used in CAD systems. These systems generally have main phases that their names are image processing, and classification. In this study, we used images of mammogram that were obtained MIAS database. The fuzzy inference system was designed using image processing techniques and statical features. The system was tested and for sensitivity and Specificity respectively, %98 and %99 was found. This study gave better results than our earlier studies using artificial neural network that have %96 sensivity and %96 specifity.

Keywords — fuzzy inference; image processing

1. Giriş

Meme kanseri halen kadınlarda en sık görülen kanser türüdür ve kansere bağlı ölüm nedenlerinin de başında gelmektedir. 2012 yılında yapılan bir araştırmaya göre dünya çapında kanserin neden olduğu ölümlerin %14,79'u meme kanseri nedeniyle [1]. Kanser belirtileri düşük seviyeli radyasyon içeren X Ray kullanılarak elde edilen mamogram görüntüleri ile tespit edilebilir [2]. Mamografik anormallikler çoğunluk olarak ya mikro kireçleme (micro-calcification) ya da kitledir (mass). Kiteller göğüste lezyon içeren bir alandır [3] ve büyüklük, şekil, konum, kontrast gibi bulgularla ilişkili olarak karakterize edilir [4]. Radyolojik görüntülerin yorumlanmasında uzman hekime yardımcı olmak amacıyla bilgisayar hesaplamasına dayanan pek çok çalışma gerçekleştirilmiştir [5]. Bu bilgisayar yardımıyla tespit ve teşhis sistemleri (CAD), modern tıpta uzman hekim için meme kanseri gibi hastalıkların tanımlanmasında artan bir başarı oranı sağlamaktadır [6, 7]. Bulanık çıkarım sistemleri, mamografik görüntülerin yorumlanması için geliştirilen ve bizim de önceki çalışmamızda [15] aynı amaç için kullandığımız yapay sinir ağı gibi CAD sistemlerinde kullanılan bir tekniktir [8].

Bu çalışmada MIAS veri tabanından elde edilen 206 adet kitle (tümör) içeren ve normal olarak isimlendirilen tümör içermeyen mamogram görüntüleri üzerinde görüntü ön işleme, görüntü iyileştirme işlemleri gerçekleştirilmiş veri tabanında piksel koordinatları ile belirtilen kitle bölgelerinden ve normal görüntülerden rastgele seçilen 16x16 piksel boyutundaki alanların GLCM kullanılarak üç doku özneliği çıkarılmıştır. Bu özellikler kullanılarak kitle (benign veya malignant) tespiti için bir bulanık çıkarım sistemi tasarlanmıştır.

2. Materyal ve Metot

Çalışma mamogram görüntülerin elde edilmesi, bu görüntülere ön işleme uygulanması, öznelik çıkarma ve bu özellikler ile birlikte istatistiksel yöntemler kullanılarak bulanık çıkarım sisteminin tasarımı aşamalarını içermektedir. Sistemin başarımı tüm görüntülerin sistem tarafından sınıflandırılması yapılarak hesaplanmıştır.

2.1 Medikal Görüntülerin Elde Edilmesi

Bu çalışmada kullanılan görüntüler bilimsel araştırmalar için açık erişime sahip veri tabanından alınmıştır. Her bir görüntü 1024x1024 piksel ve azaltılmış 200 mikron piksel kalınlığına

Tıbbi Görüntüleme 1

1. Gün / 15 Ekim 2015, Perşembe

sahiptir.

2.2 Görüntü Ön İşleme

MIAS veri tabanından alınan görüntüler gürültü, etiket bilgisi ve sayısallaştırma gürültüleri (bazı düz çizgiler) içermektedir. Görüntü ön işleme adımlarının amacı arka plan aşırı etkileri ortadan kaldırarak anormalliklerin aranma sürecini sınırlandırmak ve tespitini kolaylaştırmaktır [9]. Ön işleme adımları sırasıyla aşağıda verilmiştir.

2.2.1 Görüntü filtreleme

Medikal görüntü işleme alanında yaygın olarak kullanılan ve medyan filtre olarak isimlendirilen istatistiksel filtre ile bir görüntünün keskinliğini düşürmeden, sayısallaştırma kaynaklı aykırı değerler kaldırılabilir [10,11]. Bu çalışmada sayısallaştırma gürültüleri $W=5 \times 5$ 'lik bir pencere boyutu olan medyan filtre kullanılarak giderilmiştir.

2.2.2 Otsu metodu ve morfoloji

L sayıda birbirinden farklı gri seviyesine sahip bir görüntü 0'dan L-1'e kadar olan gri seviyelere ayrılarak $I(x,y)$ şeklinde ifade edilebilir. Gri renk tonu i olan piksel sayısı n_i , toplam piksel sayısı n ile ifade edilirse, gri seviye i 'nin görüntüde meydana gelme olasılığı eşitlik 1 ile tanımlanır.

$$p_i = \frac{n_i}{n} \quad (1)$$

$P_0(t)$ ve $P_1(t)$ kümülatif olasılıkları, $u_0(t)$ ve $u_1(t)$ sırasıyla, D_0 ve D_1 sınıfların ortalama seviyelerini gösterir.

Otsu D_0 ve D_1 arasındaki sınıf varyansını $\delta_b(t)$ 'yi aşağıdaki eşitlik 2 ile tanımlar.

$$\delta_b(t) = p_0(t)(u_0(t))^2 + p_1(t)(u_1(t))^2 \quad (2)$$

Optimal eşik değeri ise buna bağlı olarak aşağıdaki eşitlik 3 ile tanımlanır [12].

$$TH = \arg \max \delta_b(t) \quad (3)$$

En yaygın morfolojik işlemler nesne kenarlarına piksellerin eklenmesi olan açma ve nesne kenarlarından piksellerin kaldırılması olan kapama işlemleridir [13]. Görüntüye Otsu global eşikleme (thresholding) uygulanarak sadece siyah ve beyaz renge sahip görüntü elde edildikten sonra morfolojik açma kapama işlemleri ile etiket gibi istenmeyen bileşenler görüntü üzerinden kaldırılmıştır.

2.2.3 Görüntü İyileştirme

Histogram eşitleme bir görüntünün düşük görünürlüğünü artırmak için kullanılan en yaygın yöntemdir. Çıkış histogramını uniform bir dağılıma sahip hale getirir. Kontrast sınırlı adaptif histogram eşitleme ise histogram eşitlemenin gelişmiş şeklidir. Görüntü alt bölgelere ayrılarak her bölge için farklı değerlerde eşitleme yapar [14]. Kontrast sınırlı adaptif histogram eşitleme kullanılarak görüntü iyileştirme gerçekleştirilmiştir.

2.3 Öznitelik Çıkarma

Doku, piksel yoğunluğunun istatistiksel özniteliklerinin bir kümesidir. Doku öznitelikleri eş oluşum matrislerine dayanan istatistiksel öznitelikler kullanılarak hesaplanabilir.

Bu çalışmada Haralick doku öznitelikleri GLCM kullanılarak hesaplanmıştır. GLCM ikinci dereceden bileşik durum

olasılık yoğunluk fonksiyonunun $P(i, j | d, \theta)$, tahminine dayanır. Bu matris pikseller arasındaki uzaklık d ve açı θ iken gri seviyesi i 'den gri seviyesi j 'ye geçme olasılığını gösterir [15].

Bu çalışmada görüntü tanımda iyi bir başarımla sağlanan $d=1$ ve $\theta=0$ parametreleri için eşitlik 4,5,6 ile verilen enerji, kontrast ve homojenlik olmak üzere üç doku özniteliği, MIAS veri tabanında belirtilen kitlelerin merkez koordinatları başlangıç noktası seçilerek 16×16 piksel boyutundaki alanları içerisinden çıkarılmıştır.

$$\text{Enerji} = \sum_{i,j} p_{ij}^2 \quad (4)$$

$$\text{Kontrast} = \sum_{i,j} |i-j|^2 p_{ij} \quad (5)$$

$$\text{Homojenlik} = \sum_{i,j} \frac{p_{ij}}{1+|i-j|} \quad (6)$$

3. Bulanık Çıkarım Sistemi

Bulanık mantık belirsizliğin ve insanların düşünme, algılama şeklinin modellenmesinde bir metodoloji sağlar. Klasik modellerde değişkenler gerçek sayı değerlerine sahiptir ve ilişkiler matematiksel fonksiyonlarla tanımlanır. Çıktılar "crisp" olarak adlandırılan keskin değerlere sahiptir. Bulanık mantık da ise sistemi etkileyen değişkenler ve sistemi etkileyen değişkenler arasındaki ilişkinin ifadesi vardır. Bu sistemde değişken değerleri "küçük," "orta," "büyük" gibi sözel terimlerle ifade edilir. Sistemlerin giriş çıkış ilişkisi ise if-then kuralları ile tanımlanır [16]. Bir değişkenin bir kategoriye aidiyeti klasik mantıkta olduğu gibi "ya aittir, ya değildir" şeklinde tanımlanmaz. Aidiyet üyelik derecesi ile tanımlanan 0 ile 1 arasında bir değerle ifade edilir ve farklı türlerde üyelik fonksiyonları (triangular, gaussian) vardır [17]. İlk defa 1965 yılında Zadeh tarafından tanıtılan bu sistem, uzman bilgisi ve nümerik veriler kullanılarak tasarlanabilir. Bir bulanık çıkarım sistemi bulanıklaştırma, kural tabanı, çıkarım sistemi ve durulaştırma olarak isimlendirilen gibi dört temel unsurdan oluşur [18].

3.1 Bulanıklaştırma

Bu süreçte bir bulanık değişken için üyelik fonksiyonu kullanılarak bir üyelik değeri üretilir. En çok kullanılan üyelik fonksiyonlarından biri triangular üyelik fonksiyonudur ve eşitlik 7 ile verilmiştir.

$$\mu_A(x) = \max \left[\min \left[\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right], 0 \right] \quad (7)$$

Burada $\mu(x)$ bulanık sistemin üyelik fonksiyonu, x giriş veya çıkış parametre değeri, a, b, c ise sabit değerlerdir [18].

3.2 Kural tabanı

Bulanık önermelerin bir kural tabanı ile temsil edilmesi gerekir. Kural tabanı IF-THEN kurallarından oluşur. IF ve THEN arasındaki bölüm öneri (antecedent) THEN ifadesinden sonraki bölüm ise sonuç (consequent) olarak isimlendirilir. Mamdani modeli olarak bilinen bu model bulanık sistemlerde en çok kullanılan algoritmadır. Örneğin,

Tıbbi Görüntüleme 1

1. Gün / 15 Ekim 2015, Perşembe

If x is high (antecedent) then y is low (consequent)

Burada high ve low terimleri üyelik fonksiyonları ile temsil edilir.

Bir bulanık çıkarım sisteminde her bir kural eşitlik 8 ile hesaplanabilen bir ilişki olarak gösterilebilir.

$$\mu_{R_i}(x, y) = I(\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(y)), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

Bu eşitlikte, $\mu_{R_i}(x, y)$, x ve y girişlerine göre i kuralının üyelik derecesidir. $\mu_{A_i}(x)$ ve $\mu_{B_i}(y)$ sırasıyla x ve y girişlerinin üyelik derecesidir min (and) ve max (or) operatörlerini belirtir. n ise kural sayısıdır [17].

3.3. Bulanık çıkarım mekanizması ve durulaştırma

Bu kuralları birleştiren bulanık çıkarım mekanizması, giriş ve çıkışları ilişkilendirerek makul bir çıkış elde etmek için kullanılır [17]. Bulanık ilişkilerde bulanık çıkışın elde edilmesinde kullanılan en yaygın yöntem max-min yöntemidir, matematiksel ifadesi aşağıdaki eşitlik 9 ile verilmiştir.

$$\mu_{C_k}(Z) = \max \left[\min \left[\mu_{A_k}(\text{input}(x)), \mu_{B_k}(\text{input}(y)) \right] \right] \quad (9)$$

$$K = 1, 2, \dots, r$$

Burada μ_{C_k} , μ_{A_k} , μ_{B_k} sırasıyla k kuralı, x ve y girişleri için Z çıkışının üyelik fonksiyonlarıdır [18].

Bulanık değerlerden keskin değerlerin elde edilme yöntemi olarak bilinir bu çalışmada da literatürde en çok kullanılan alanın ağırlık merkezi yöntemi kullanılmış, matematiksel bağıntısı eşitlik 10 ile verilmiştir.[18]

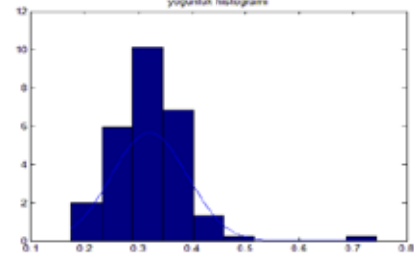
$$Z_c = \frac{\int \mu_A(Z)Zdz}{\int \mu_A(Z)dz} \quad (10)$$

Z_c , Z çıkışının keskin değeri, $\mu_A(Z)$, çıkış üyelik fonksiyonudur.

4. Tasarlanan Bulanık Çıkarım Sistemi

MIAS veri tabanından elde edilen tümör (benign, malign) içeren görüntüler kitle ve tümör içermeyen görüntüler normal olarak isimlendirilmiştir. Matlab Fuzzy Toolbox kullanarak Mamdani tipi tasarladığımız sistemde giriş değişkenleri GLCM matrisinden elde edilen kontrast, homojenlik ve enerji öznitelikleridir. Bu özniteliklere ait minimum, maksimum ve ortalama değerler değişkenlere ait üyelik fonksiyonlarının parametre değerleri olarak kullanılmak üzere her sınıf için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Her iki sınıfa ait görüntülerden elde edilen üç özniteliğe ait histogram dağılımları Matlab ortamında grafik olarak çıkarılmıştır. Bu grafikler sınıflara ait özniteliklerin hangi değer aralığında olduğu ve nasıl dağıldığı konusunda istatistiksel bilgi sağlamaktadır. Normal sınıfına ait enerji değişkeninin histogramı şekil 1' de örnek olarak verilmiştir. Bu grafikte enerji değişkeninin 0,2 ile 0,5 değer bandı arasında olanların sayısının artan, maksimuma ulaşan ve azalan bir yapıda (üçgen) olduğu görülmektedir. Ayrıca diğer değişkenlerinde histogramları incelendiğinde benzer

özellik gösterdiği tespit edilmiş ve bu yüzden tüm değişkenlere ait üyelik fonksiyonları triangular (üçgen) yapı tercih edilmiştir. Enerji değişkeninin değerine bağlı olarak normal sınıfta bulunan bir görüntüyü yorumladığımızda 0,2'nin altında bir değer aralığında olanların sayısı az, 0,3-0,4 değer aralığında en çok, 0,5 ve üzerinde az gibi bir sözselsel ifade kullanabiliriz. Değişkenlerin bu tarz ifadesi de bulanık çıkarım sistemleri ile olabilir.



Şekil 1 Normal sınıfına ait enerji histogramı

Triangular üyelik fonksiyonu için tanımlanması gereken üç parametre değeri (min, tepe değeri, max) her sınıf için istatistiksel olarak hesaplanarak tablo 1 de verilmiştir. Üyelik fonksiyonunda üyelik değerinin 1'e eşit olduğu tepe değeri her değişkene ait öznitelik değerlerinin ortalaması olarak alınmıştır. Tasarlanan bulanık çıkarım sistemi iki kurala sahiptir.

1. *If (kontrast is düşük) and (homogeneity is kh) and (enerji is ke) then (durum is var)*

2. *If (enerji is se) then (durum is yok)*

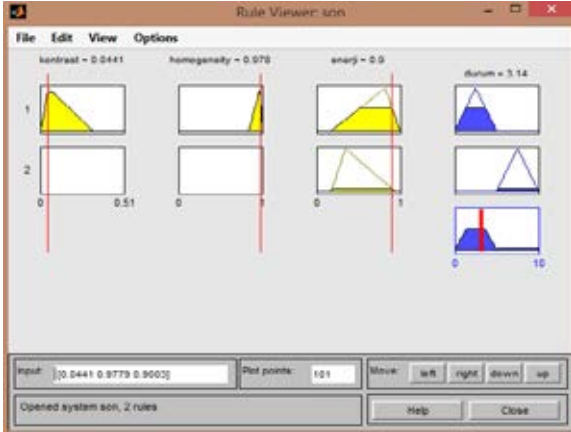
SINIF	İSTATİSTİK	Kontrast	Homojenlik	Enerji
KİTLE	Minimum	0,0037	0,8401	0,1722
	Ortalama	0,0490	0,9982	0,8200
	Maksimum	0,3199	0,9755	0,9927
NORMAL	Minimum	0,0331	0,8382	0,1758
	Ortalama	0,2189	0,8912	0,3439
	Maksimum	0,3603	0,9835	0,9355

Tablo 1 Öznitelik değişkenlerine ait istatistik değerler

Durum değişkeni çıkış üyelik fonksiyonunu ifade etmektedir. Üyelik fonksiyonları, giriş üyelik fonksiyonları ile aynı yapıda olan triangulardır. Bu iki üyelik fonksiyonu kitle olup olmadığına bağlı olarak "var" ve "yok" şeklinde isimlendirilmiştir. var değişkeni için [0 5], yok değişkeni için [5 10] değer aralığı çıkışın sayısal olarak derecelendirilmesinde kullanılmış sayılardır. Tasarladığımız bulanık çıkarım sisteminde durum değişkeni 0 ile 5 arasında değer alıyorsa bu kitlenin varlığını, 5 ile 10 arasında değer alırsa kitle tespit edilmediğini belirtir. Örnek olarak, MIAS veri tabanında kitle içeren Mdb001 mamogram görüntüye ait kontrast, homojenlik, enerji özniteliklerine ait elde edilen değerler sırasıyla : [0.0441 0.9779 0.9003] tasarlanan bulanık çıkarım sistemi girişine verilerek, çıkış durum değişkeninin 3,14 değeri ürettiği şekil 2'de görülmektedir. Bu değer 0 ile 5 arasında olduğundan sınıflandırma kitle olarak yapılmıştır.

Tıbbi Görüntüleme 1

1. Gün / 15 Ekim 2015, Perşembe



Şekil 2 Çıkış durum değişkeninin değeri

4.1 Sistemin başarımı için kullanılan test yöntemi

Gerçekleştirilen teste ait başarımlar ölçümü sistemin duyarlılığı ve özgülüğü hesaplanarak yapılabilir. Duyarlılık ve özgülük sırasıyla eşitlik 11 ile matematiksel olarak tanımlanır [19]. Eşitliklerde,

TP: Gerçekte kitle, tespit kitle FN: Gerçekte kitle, tespit kitle değil FP: Gerçekte kitle değil, tespit kitle TN: Gerçekte kitle değil, tespit kitle değil

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP + FN}, \text{Özgüllük} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (11)$$

Çalışmamızda kullanılan tüm görüntüler, tasarlanan bulanık çıkarım sistemi tarafından tek tek test edilmiş ve elde edilen sonuçlara göre sisteme ait duyarlılık, özgülük hesabı gerçekleştirilmiştir.

Sonuç ve Yorum

Aynı veri seti kullanılarak daha önce yapay sinir ağı kullanılarak yaptığımız çalışmada başarımlar değerleri yaklaşık olarak duyarlılık için %96, özgülük için %96 olarak bulunmuştur [15]. Tasarladığımız bulanık çıkarım sistemi ile bu değerler duyarlılık için % 98, özgülük için %99 olarak tespit edildi. Elde ettiğimiz bu sonuçlara bağlı olarak mamogram görüntülerden kitle tespit amacıyla geliştirilecek CAD sistemlerinde bulanık çıkarım sisteminin kullanılması daha başarılı sonuç verebilmektedir.

Kaynakça

[1] Dhahbi, S., Barhoumi, W., Zagrouba, E., "Breast cancer diagnosis in digitized mammograms using curvelet moments", *Computers in Biology and Medicine*, 64, 79-90, 2015

[2] Agrawal, P., Vatsa, M., Singh, R., "Saliency based mass detection from screening mammograms", *Signal Processing*, 99, 29-47, 2014

[3] Wei, C. H., Chen, S. Y., Liub, X., "Mammogram retrieval on similar mass lesions", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 106, 234-248, 2012

[4] Oliver, A., Freixenet, J., Marti, J., Perez, E., Pont, J., Denton, E., Zwiggelaar, R., "A review of automatic mass

detection and segmentation in mammographic images", *Medical Image Analysis*, 14, 87-100, 2010

[5] Sampaio, B. W., Diniz, M. E., Silva, A. C., Paiva, A. C., Gattlass, M., "Detection of masses in mammogram images using CNN, geostatistic functions and SVM", *Computers in Biology and Medicine*, 41, 653-664, 2011

[6] Ren, J., "ANN vs. SVM: Which one performs better in classification of MCCs in mammogram imaging", *Knowledge-Based Systems*, 26, 144-153, 2012

[7] Dramain, C., Boyer, B., Canale, S., Balleyguier, C., "Computed-aided diagnosis (CAD) in the detection of breast cancer", *European Journal of Radiology*, 82, 417-413, 2013

[8] Vadivel, A., Surendiran, B., "A fuzzy rule-based approach for characterization of mammogram masses into BI-RADS shape categories", *Computers in Biology and Medicine*, 43, 259-267, 2013

[9] Maitra, I. K., Nag, S., Bandyopadhyay, S. K., "Technique for preprocessing of digital mammogram", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 107, 175-288, 2012

[10] Dhawan, A. P., Editor Akay, M., *Medical Image Analysis*, Wiley, J & Sons, Inc Canada, 2011

[11] Hoshyar, Azadeh N., Jumaily, A. A., Hosyar, Afsaneh N., "The Beneficial Techniques in Preprocessing Step of Skin Cancer Detection System Comparing," *Procedia Computer Science* 42, 25-31, 2014

[12] Yuan, X. C., Wu, L. S., Peng, O., "An improved Otsu method using the weighted object variance for defect detection", *Applied Surface Science*, 349, 472-484, 2015

[13] Mohamed, H., Mai S., Mabrouk, M. S., Sharawy, A., "Computer aided detection system for microcalcifications in digital mammograms", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 116, 226-235, 2014

[14] Raffei, A. F. M., Asmuni, H., Hassan, R., Othman, R. M., "A low lighting or contrast ratio visible iris recognition using iso-contrast limited adaptive histogram equalization", *Knowledge-Based Systems*, 74, 40-48, 2015

[15] Göreke, V., Uzunhisarcıklı, E., Güven, A., "Gri Seviyeli Eş-oluşum Matrisleri Kullanılarak Sayısal Mamogram Görüntüsünden Doku Özniteliklerinin Çıkarılması ve Yapay Sinir Ağı ile Kitle Tespiti", *Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi-TıpTekno'14*, 2014

[16] Alavi, N., "Quality determination of Mozafati dates using Mamdani fuzzy inference system", *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, 12, 137-142, 2013

[17] Kisi, Ö., "Applicability of Mamdani and Sugeno fuzzy genetic approaches for modeling reference evapotranspiration", *Journal of Hydrology*, 504, 160-170, 2013

[18] Rezaei, M., Asadizadeh, M., Majdi, A., Hossaini, M. F., "Prediction of representative deformation modulus of longwall panel roof rock strata using Mamdani fuzzy system", *International Journal of Mining Science and Technology*, 25, 23-30, 2015

[19] Islam, M. J., Ahmedi, M., Ahmed, M. A. S., "An Efficient Automatic Mass Classification Method in Digitized Mammograms Using Artificial Neural Network", *International Journal of Artificial Intelligence & Applications (IJAI)*, 1, 1-13, 2010