

T.C.
SELÇUK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR DESTEKLİ
UN KALİTE İZLEME SİSTEMİ TASARIMI

Ömer Kaan BAYKAN

DOKTORA TEZİ
ELEKTRİK – ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
Konya, 2007

T.C.
SELÇUK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**BİLGİSAYAR DESTEKLİ
UN KALİTE İZLEME SİSTEMİ TASARIMI**

ÖMER KAN BAYKAN
DOKTORA TEZİ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

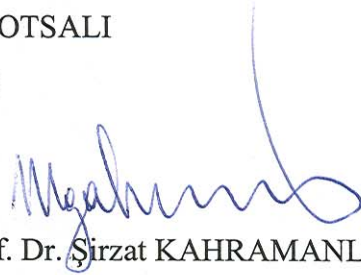
Bu tez 20/07/2007 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği /oy çokluğu ile kabul edilmiştir.



Prof. Dr. Fatih M. BOTSALI
(Danışman)



Prof. Dr. Ahmet ARSLAN
(Üye)



Prof. Dr. Şirzat KAHRAMANLI
(Üye)



Doç. Dr. Şeref SAĞIROĞLU
(Üye)



Yrd. Doç. Dr. Ramazan AKKAYA
(Üye)

ÖZET

Doktora Tezi

BİLGİSAYAR DESTEKLİ UN KALİTE İZLEME SİSTEMİ TASARIMI

Ömer Kaan BAYKAN

Selçuk Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Fatih M. BOTSALI

2007, 82 Sayfa

Jüri: Prof. Dr. Fatih M. BOTSALI
Prof. Dr. Ahmet ARSLAN
Prof. Dr. Şirzat KAHRAMANLI
Doç.Dr. Şeref SAĞIROĞLU
Yrd. Doç. Dr. Ramazan AKKAYA

Buğday unundaki inorganik maddeler kül olarak tanımlanmaktadır. Türk Gıda Kodeksi, buğday unundaki kül miktarını önemli kalite kriterlerinden birisi olarak kabul etmekte, bu nedenle buğday ununu içerdiği kül miktarına göre Tip 550, Tip 650, Tip 850 ve tam un tiplerine ayırmaktadır. Buğday unundaki kül oranı ülkemizde genellikle ICC ve AACC tarafından belirlenen standart yakma yöntemleri ile tespit edilmektedir. Her iki yöntemle kül miktarı tayini en az 4 saat zaman almakta ve elde edilen kül miktarı değerleri kişiden kişiye veya laboratuardan laboratuara değişkenlik arz edebilmektedir.

Bu tez çalışmasında tasarlanan sistemle görüntü işleme ve yapay zekâ teknikleri kullanılarak buğday unundaki kül miktarı tahmin edilmiştir. Çalışmada öncelikle, kül oranları 0,472–1,681 arasında değişen buğday unu numunelerine ait sayısal görüntüler elde edilmiştir. Sayısal görüntülerden, dört farklı ikili eşikleme yöntemi (Otsu, Tsai, Kapur, Ramesh), iki farklı kümeleme algoritması (Fuzzy C-means, Kmeans) ile bulanık mantık tabanlı yeni bir kümeleme yöntemi kullanılarak una ait tanımlayıcı nitelikler elde edilmiştir. Elde edilen nitelikler kullanılarak, Çok Katmanlı Perseptron (ÇKP) Yapay Sinir Ağı modeli ile undaki kül miktarı tahmin edilmiştir.

Tasarlanan sistem ile tahmin edilen kül değerlerinin deneysel yöntemle bulunan kül değerlerine göre ortalama hata ve regresyon katsayıları hesaplanarak tasarlanan sistemin kullanılabilirliği irdelenmiştir. Tasarlanan sistemin, kısa zaman aralığı içerisinde kabul edilebilir doğrulukta sonuçlar verdiği belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Buğday unu, kül oranı, sayısal görüntü işleme, yapay zekâ, kepek miktarı

ABSTRACT

PhD Thesis

COMPUTER AIDED SYSTEM DESIGN FOR TRACKING OF FLOUR QUALITY

Ömer Kaan BAYKAN

Selcuk University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Prof.Dr. Fatih M. BOTSALI

2007, 82 Pages

Jury : Prof. Dr. Fatih M. BOTSALI
Prof. Dr. Ahmet ARSLAN
Prof. Dr. Şirzat KAHRAMANLI
Assoc.Prof.Dr. Şeref SAĞIROĞLU
Assist. Prof. Dr. Ramazan AKKAYA

Inorganic substances in wheat flour are defined as ash. Turkish Food Codex, denotes ash amount as one of the important quality criteria for wheat flour, and classify wheat flour in four types Type 550, Type 650, Type 850 and whole flour according to their ash content. In Turkey, ash amount in wheat flour is mostly determined by using ICC and AACC standards. Both methods take at least 4 hours and obtained results are subject to a certain amount of variation resulting from changes in person and laboratory.

In this thesis, ash content in wheat flour is predicted with designed system which uses image processing and artificial intelligent techniques. Firstly, digital images of wheat flour samples with ash content changing between 0,472 and 1,681 are acquired. Descriptive features of the wheat flour samples are extracted from digital images by using 4 different threshold methods (Otsu, Tsai, Kapur, Ramesh), 2 different clustering algorithms (Fuzzycm, Kmeans) and a new clustering algorithm bases on fuzzy logic. Finally, Multilayered Perceptron (MLP) model is used for estimating the ash content of the wheat flour samples by using obtained features.

Applicability of the designed system is evaluated by comparing the regression coefficients and average errors of the results obtained by the designed system and results obtained by analytical methods. Ash content results obtained in a short time by using designed system are found to be within acceptable accuracy tolerances.

Keywords: Wheat flour, ash rate, digital image processing, artificial intelligence, bran amount

ÖNSÖZ

Bu çalışmanın yürütülmesinde her zaman engin bilgisi ve tecrübesiyle beni yönlendiren, çalışmanın bu şekle gelmesinde büyük desteği ve katkısı olan danışman hocam Sayın Prof. Dr. Fatih M. BOTSALI'ya;

Tez izleme komitesinde yer alan ve değerli katkılarıyla çalışmama destek veren Sayın Doç.Dr. Şeref SAĞIROĞLU ve Sayın Yrd. Doç. Dr. Salih GÜNEŞ'e;

Tez çalışması sırasında yapılan kimyasal analizlerde ve numune alma konularında yardımcı olan un değirmenleri işletmeleri, çalışanları ve Konya Ticaret Borsası'na;

Çalışmaya destek veren Selçuk Üniversitesi Gıda Mühendisliği Bölümü'ne;

Çalışmalarında yardımcı olan Selçuk Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü ve Elektrik – Elektronik Mühendisliği Bölümü'nün tüm öğretim elemanlarına;

Bu çalışmanın gerçekleşmesinde katkısı olan tüm hocalarıma ve burada ismini zikredemediğim tüm emeği geçenlere;

Çalışmalarım boyunca göstermiş olduğu her türlü özveriden dolayı aileme teşekkürlerimi sunarım.

Konya, 2007

Ömer Kaan BAYKAN

İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
ÖNSÖZ	iii
İÇİNDEKİLER	iv
SİMGELER VE KISALTMALAR	v
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	4
3. MATERYAL VE METOT	10
3.1. Buğdayın Yapısı.....	12
3.2. ICC Kül Analiz Metodu.....	14
3.3. Görüntü Analizi.....	15
3.3.1 Ön Görüntü İşleme.....	16
3.3.2 Nitelik Çıkarımı.....	19
3.4. İkili Eşikleme Metotları.....	22
3.5. Kümeleme Algoritmaları.....	25
3.6. Yapay Sinir Ağı.....	27
3.6.1 Çok Katmanlı Perseptron.....	32
3.6.2 Geriye Yayılım Algoritması.....	33
3.6.3 Değişken Öğrenme Katsayılı Eğitim Azaltmalı Öğrenme Algoritması	34
4. UNDAKİ KEPEK MİKTARININ GÖRÜNTÜ ANALİZİ İLE TESPİT EDİLMESİ	36
4.1. Un Numunelerinin Elde Edilmesi.....	37
4.2. Un Numunelerine Ait Sayısal Görüntülerin Elde Edilmesi.....	38
4.3. Görüntü Analizi Teknikleri İle Sayısal Un Görüntülerinin İncelenmesi.....	38
4.4. Kümeleme Metotları Yardımıyla Resim Analizi.....	45
4.5. Önerilen Bulanık Mantık Tabanlı Kümeleme Metodu İle Resim Analizi.....	46
5. UYGULAMA SONUÇLARI ve TARTIŞMA	50
6. SONUÇ	71
7. KAYNAKLAR	74
EK-A Buğday Unu Tebliği	79

SİMGELER VE KISALTMALAR

BUT	: Buğday Unu Tebliği
ICC	: International Cereal Chemists
AACC	: American Association of Cereal Chemists
NIR	: Near Infrared
YSA	: Yapay Sinir Ağları
ÇKP	: Çok Katmanlı Perseptron
R, G, B	: Bir pikselin kırmızı, yeşil ve mavi kanala ait renk değerleri
UV	: Ultraviole
FCM	: Fuzzy C-means
FFT	: Fast Fourier Transform
b	: İkili imge momenti
T	: Eşik değeri
$p(g)$	: İmgenin i 'inci gri seviyesinin olasılığı
L	: İmgedeki gri seviye sayısı
$P(T)$	: T eşik değerine kadar olan gri seviye olasılıklarının toplamı
$m_0(T)$	: İmgenin ön plan bölgesine ilişkin gri seviye ortalaması
$m_1(T)$	: İmgenin arka plan bölgesine ilişkin gri seviye ortalaması
m	: Gri seviye momenti
H_x	: Entropi fonksiyonu
k	: Sabit sayı
u_{ij}	: j kümesindeki x_i nin üyelik fonksiyonu
x_i	: d boyutlu ölçülen verinin i . terimi

c_j	: j kümenin d boyutlu merkezi
a	: Yakma kabı darası (gr)
b	: Kül + dara (gr)
$\ddot{O}$	: Örnek miktarı (gr)
S	: Örneğin su (nem) miktarı (%)
Δw_{ji}	: Ağırlık değişim miktarı
η	: Öğrenme katsayısı
α	: Momentum katsayısı
w_{ji}	: Nöronlar arasındaki ağırlık
net_j	: YSA'da nöronun toplama fonksiyonu çıkışı
y_j	: j. nöronun ürettiği çıkış değeri

1. GİRİŞ

Buğday ve buğdaydan elde edilen un ve unlu mamuller canlıların en önemli besin kaynakları arasında yer almaktadır. Buğday, dünyanın pek çok yöresinde değişik iklim şartlarında yetişebilen bir üründür. Global buğday üretimi yılda 625,3 milyon tondur (Food Outlook 2007).

Buğday gıda sanayinde ırmık, bulgur, un, makarna, bisküvi vb. ikincil gıda ürünleri üretiminde kullanılmaktadır. Buğday unu, yabancı maddelerden temizlenmiş ve tavllanmış buğdayların, tekniğine uygun olarak öğütülmesi ile elde edilen üründür. Buğday unları, ekmeklik ve özel amaçlı un olmak üzere iki grupta incelenebilir. Ekmeklik un, teknolojik özellikleri ekmek yapımına uygun olan buğdayların öğütülmesi ile elde edilen undur. Baklava, börek, kek, pasta, bisküvi gibi ürünlerin yapımında kullanılan unlar ise özel amaçlı un olarak tanımlanmaktadır (BUT 1999). Ülkemizde un, makarna ve bisküvi üretimi için yılda toplam 13 milyon ton buğday kullanılmaktadır. Ülkemizde yıllık ortalama 10 milyon ton un üretilmektedir, kişi başı yıllık un tüketimi 150 kg civarındadır. Un üretimi için kullanılan 11 milyon ton buğdayın 10 milyon tonu ekmek yapımında, 1 milyon tonu ise diğer unlu mamullerin yapımında kullanılmaktadır (Türker 1997).

Buğday yabancı maddelerden temizlenip, tavlandıktan (buğday su içeriğini un elde etmek için en uygun düzeye çıkarma işlemi) sonra üzerinde yiv ve setlerden oluşan dişler bulunan ve farklı hızlarda dönen, vals adı verilen silindirler arasında kırılır ve eleklerden elenir. Elekten geçen 1-150 mikron büyüklüğünde parçacıklar halinde toplanan ürün un olarak adlandırılır (Ünal 1986). Un üretimindeki en önemli işlem adımlarından birisi buğday kabuğunun endospermden (besi dokusu) ayrılması işlemidir. Buğday öğütme işleminde besi dokusuna karışan buğday kabuğu “kepek” olarak adlandırılmaktadır. Kepek besi dokusuna göre daha koyu renktedir. Undaki kepek miktarı azaldıkça un daha beyaz görünmektedir (Peterson 2002).

Undaki kepek miktarı, un kalitesinin belirlenmesi açısından büyük önem taşımaktadır. Kepek oranındaki artış unun görüntüsünü, performansını, undan yapılan ürünün kalitesini olumsuz etkiler. Unun su taşıma kapasitesini azaltır, gaz

tutma kapasitesini olumsuz yönde etkiler (Evers 2002). Un içerisinde bulunan inorganik maddeler “kül” olarak tanımlanmaktadır. İnorganik maddeler çoğunlukla buğday kabuğunda (%12–20) ve aleurone tabakasında (%14–17) bulunmaktadır (Ünal 2003). Symons’a göre (1993) buğday undaki kepek miktarı ile kül oranı arasında yüksek korelasyon mevcuttur. Undaki kül miktarı; un üretiminde kullanılan buğdayın türüne, yetiştiği coğrafyaya, iklim şartlarına, gübrelemeye bağlı olarak değişmektedir. Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliği’ne göre, ekmeklik buğday unları Tip 550, Tip 650, Tip 850 olarak adlandırılmakta olup sırasıyla içerdikleri kül miktarları kuru maddede en çok 0.55, 0.65, 0.85 olmalıdır (BUT 1999). Daha yüksek kül miktarına sahip unlar ise tam un olarak adlandırılmaktadır. Tip 550 ve Tip 650 un genellikle baklava, börek, kek vb. yapımında; kül miktarı daha yüksek olan unlar ise ekmek yapımında kullanılmaktadır.

Undaki kül miktarı, International Cereal Chemists (ICC) ve American Association of Cereal Chemists (AACC) tarafından belirlenen standart yöntemler kullanılarak yapılmaktadır. ICC ve AACC standartlarına göre kül tayini, yüksek sıcaklıktaki fırınlarda yakılan un numunesinden geri kalan inorganik madde miktarının belirlenmesi prensibine dayanır. Kül tayini işlemleri kullanılan yöntemle göre 2,5 – 4,5 saat arasında zaman almakta, değerlendirme sonuçları, analizin yapıldığı ortama ve kişiye bağlı olarak değişebilmektedir.

Klasik yöntemler ile gerçekleştirilen kül miktarı tespit işlemlerini daha kısa zamanda yapabilmek amacıyla Near Infrared (NIR) ölçümlerine dayanan yöntemler ve cihazlar geliştirilmiştir. Bu cihazlar ile kül tahmininin yanı sıra yaş öz, rutubet, protein, granül, indeks tayini de yapılabilmektedir (Cocchi 2005, Miralbes 2004, Wesley 2001). NIR ölçümlerine dayanan cihazların kalibrasyon zorluğu, kalibrasyondan kaynaklanan ölçüm hatalarının yüksek oluşu nedeniyle ülkemizde yaygın olarak kullanılmamaktadır. Olumsuzluklarına rağmen NIR cihazları hızlı sonuç üretmesi nedeniyle ülkemizde bazı değirmenlerde bilgi amaçlı kullanılmaktadır.

Son 10 yılda, kül tayinindeki ölçüm hatalarını en aza indirebilmek, daha hızlı sonuç üretebilmek ve gerçek zamanlı uygulamalar geliştirebilmek amacıyla görüntü analizi tekniklerine dayanan kül tayin sistemleri geliştirme konusunda çalışmalar güncellik kazanmıştır.

Bu tez çalışmasında, görülebilir ışık bölgesinde, görüntü işleme ve yapay zekâ tekniklerine dayanan, hızlı ve kabul edilebilir doğrulukta sonuçlar üreten kül tahmin sisteminin tasarlanması amaçlanmıştır. Tasarlanan sistem yardımıyla uzun zaman alan undaki kül miktarının tayin edilmesi işleminin klasik yöntemlere göre daha kısa zamanda tamamlanabileceği öngörülmektedir.

Tasarlanan sistemin, değirmenlere monte edilecek uygun aydınlatma düzenekleri ve otomatik görüntüleme sistemleri ile birlikte kullanılması durumunda gerçek zamanlı uygulamalar mümkün olabilecektir. Böylece un üretim prosesinde, unun kül miktarına göre değiştirilmesi gereken proses parametreleri gerçek zamanlı ayarlanabilecektir. Sonuçta istenilen kül miktarına sahip un üretimi gerçekleştirilebilecektir.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Günümüzde gıda endüstrisinde, görüntü işleme ve yapay zekâ teknikleri, ürünlerin kalite kontrolü, kusur tespiti, sınıflandırılması gibi işlemlerde yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Eğitilmiş kişiler tarafından yapılan kalite değerlendirmesi ve sınıflandırma işlemlerinde, kişiye bağlı etkenlerden dolayı tutarsızlıklar oluşabilmektedir. Bu nedenle objektifliği, doğruluğu, tutarlılığı ve hızı arttırabilmek için bilgisayar destekli sistemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bilgisayar destekli kalite denetim sistemlerinde görüntüleme aracı olarak CCD kameralar, manyetik rezonans tomografi, X-ray aygıtları kullanılabilmektedir. Elde edilen görüntüler üzerine önişleme, segmentasyon, uzay dönüşümleri, nitelik çıkarımı gibi görüntü işleme teknikleri uygulanarak resmi ve resimdeki objeleri tanımlayıcı nitelikler elde edilmektedir. Elde edilen nitelikler yapay sinir ağları, karar destek sistemleri, yapay bağışıklık sistemleri gibi yapay zekâ teknikleri ve istatistiksel yöntemler kullanılarak değerlendirilmekte ve ürün hakkında bilgi edinilmektedir (Cheng-Jin ve Da-Wen 2004). Bu yöntemler sebze, meyve, bakliyat, hububat, et gibi pek çok gıdanın üretim ve kalite kontrolünde kullanılmaktadır.

Elma yüzeyindeki kusurlu bölgelerin tespit edilmesi (Leemans ve ark. 1999), kirazların şekil özelliklerinin çıkarılması (Beyer ve ark. 2002), portakal yüzeyindeki çeşitli bölgelerin belirlenmesi (Ruiz ve ark. 1996), buğday türlerinin özelliklerinin belirlenmesi (Utku ve Köksel 1998, Raudys ve ark. 2007, Babalık ve ark. 2007), pirinç kalite değerlendirmesi (Wan ve ark. 2002), sığır etinin doku özelliklerinin çıkarılması (Li ve ark. 1999), kuşkonmaz bitkisindeki kusurların tespiti (Rigney ve ark. 1992), pizzanın pişme durumunun değerlendirilmesi (Sun ve ark. 2003) amacıyla görüntü analizi teknikleri kullanılmıştır.

Gıda ürünlerinin değerlendirilmesinde, resim içinde yer alan objenin alanı, çevresi, uzun ekseni, kısa ekseni, şekil faktörü vb. özellikleri kullanılabilir (Cober 1997, Monnin 1994, Utku ve Köksel 1998, Miller 1992, Jahns ve ark. 2001, Babalık ve ark. 2007, Baykan ve ark. 2007). Görüntü işlemenin segmentasyon adımı, renk bilgisi objeleri ayırt etmek için kullanılan önemli bir bilgidir (Miller ve Delwiche

1989, Jahns ve ark. 2001, Leemans 1998, Cober 1997). Histogram bilgilerine dayanan doku analizi yöntemi gıda ürünlerinin değerlendirilmesinde önemli ayırt edici bilgiler sağlamaktadır (Majumdar ve Jayas 2000a, Park ve Chen 1996, Luo ve ark. 1999). Tablo 2.1’de bazı gıda ürünlerine ait fiziksel özelliklerin tespit edilmesi için yapılan çalışmalar sunulmuştur.

Tablo 2.1 Bazı gıda ürünlerine ait fiziksel özelliklerin tespiti için yapılan çalışmalar

Ürün	Boyut	Biçim	Renk	Doku	Referans
Elma		√	√		Leemans ve ark.1998
Greyfurt		√			Miller 1992
Şeftali			√		Miller ve ark. 1989
Domates	√	√	√		Jahns ve ark. 2001
Arpa	√	√		√	Luo ve ark.1999 Majumdar ve Jayas 2000
Çavdar	√	√		√	Luo ve ark. 1999 Majumdar ve Jayas 2000
Soya fasulyesi	√	√	√		Cober ve ark. 1997
Buğday	√	√	√	√	Paliwal ve ark. 2001 Babalık ve ark. 2007
Bisküvi	√	√			Davidson ve ark. 2001
Un	√		√		Baykan ve ark.2007

Sayısal görüntüden elde edilen objelere ait fiziksel özellikler; istatistiksel yöntemler ile bulanık mantık, yapay sinir ağı gibi yapay zekâ yöntemleriyle değerlendirilebilmektedir (Luo ve ark. 1999, Paliwal ve ark. 2001, Jahns ve ark. 2001, Shahin 1999, Raudys ve ark. 2007, Kim ve ark. 2000, Sun ve ark. 2003).

Tablo 2.2 Gıda ürünlerinin sınıflandırılmasında kullanılan bazı yöntemler

Ürün	Metot	Başarı (%)	Referans
Elma	İstatistiksel	79	Shahin 1999
	Yapay Sinir Ağı	92	Kim ve ark. 2000
Arpa	İstatistiksel	99	Luo ve ark. 1999
	Yapay Sinir Ağı	88	Paliwal ve ark. 2001
Çavdar	İstatistiksel	98,2	Luo ve ark. 1999
	Yapay Sinir Ağı	88	Paliwal ve ark. 2001
Yulaf	İstatistiksel	99	Luo ve ark. 1999
	Yapay Sinir Ağı	97	Paliwal ve ark. 2001
Buğday	Yapay Sinir Ağı	97	Paliwal ve ark. 2001
	Çoklu Sınıflayıcı	95	Raudys ve ark. 2007
Pizza	Bulanık Mantık	92	Sun ve ark. 2003

Hububat endüstrisinde, hububat ve una ait bazı parametrelerin tespit edilmesi amacıyla NIR spektroskopiye dayanan yöntemler kullanılmaktadır. Wesley ve arkadaşları (2001) buğday unundaki gliadin ve yaş öz miktarlarının tespiti için NIR spektroskopi verilerini eğri uydurma ve PLS yöntemleri ile incelemişlerdir. Miralbes (2004), buğday ununun kalite değerlendirmesinde kullanılan protein, nem, yaş öz, nişasta, kül gibi bileşenlerin tespit edilebilmesi amacıyla NIR spektroskopi ve PLS'ye dayanan bir yöntem geliştirmiştir. Cocchi ve arkadaşları (2005) ekmeklik buğday unlarına ait NIR spektroskopi verilerini dalgacık dönüşümüne dayanan özellik çıkarımı ve sınıflandırma algoritmaları yardımıyla değerlendirerek, buğday unlarını kalitesine göre sınıflandırmıştır. NIR spektroskopinin sık kalibrasyon gerektirmesi, kalibrasyonunun zorluğu gibi nedenlerle kullanım alanı sınırlıdır.

Hububatların kalite değerlendirmesi ve buğday unundaki kül miktarının hızlı ve az hata ile tespit edilebilmesi, ekmek sanayinde kalite değerlendirmesi amacıyla görüntü analizi tekniklerinden yararlanılmıştır. Bu yöntem, tahılların muayene ve sınıflandırılmasında; buğday camsılığının, tane boyutunun, buğday unundaki zedelenmiş nişasta seviyesinin ve ekmek içi gözenek yapısının belirlenmesinde ve son ürün kalitesinin değerlendirilmesinde kullanılmaktadır (Başman ve ark. 2002).

Buğday birçok tabakadan meydana gelmektedir. Meyve kabuğu buğdayı çevreleyen katmandır. Buğday kabuğunun una karışan kısmı “kepek”, buğdayın yapısında bulunan inorganik maddeler ise “kül” olarak adlandırılmaktadır. Kepek ve kül, unun kalitesini, görünümünü, randımanını etkileyici özellikler gösterir (Elgün ve ark. 2001). Buğday ununun bileşenleri, kimyasal analiz yöntemleri kullanılarak tespit edilmektedir. Son 10 yılda buğday içinde bulunan bileşenlerin farklı ışık kaynakları altında görüntü analizi teknikleri ile tespit edilmesine çalışılmaktadır. Dexter ve Symons (1996) yaptıkları analizlerde, meyve kabuğunun 450-490nm ışık altında görülebildiğini, aleurone tabakasının ise 365nm (UV) ışık altında floresan tepki verdiğini tespit etmişlerdir. Un numuneleri içerisinde bu iki tabakanın yoğunluğu ile un numunelerinin yüzey rengi, L parlaklık değeri ve kül değerleri arasındaki ilişkileri incelemişlerdir.

Harrigan (1999) floresan mikroskobundan elde edilen sayısal görüntüleri, görüntü analizi yöntemleriyle inceleyerek, buğday unundaki kepek kirliliğini ölçmeye çalışmıştır. Kepek, floresan ışık altında koyu renkli olarak tepki vermektedir. Kepek ile kül arasındaki ilişki incelendiğinde kırmızı sert buğday, beyaz yumuşak buğday ve durum buğdayında yüksek korelasyon (en düşük $r^2=0.97$) gözlenmiştir. Kim ve Flores (1999) undaki kepek kirliliğini tespit etmek için, görüntü analizine dayanan yeni bir yöntem geliştirmişlerdir. Undaki kepek beneklerinin sayısı, alanı, unun yüzey rengi ve kül miktarına dayanarak kirliliği tespit etmeye çalışmışlardır. Kül miktarı ile kepek beneklerinin sayısı arasında yüksek bir korelasyon olduğunu ortaya koymuşlardır. Undaki kepek miktarı, unun saflık derecesi ve öğütme işleminin verimini değerlendirmek için kullanılabilir. Peterson ve Fulcher (2002), undaki kepek içeriğini otomatikleştirilmiş, floresan mikroskobu kullanan görüntüleme sistemi yardımıyla ölçerek; öğütme verimi, kül miktarı ve test ağırlık değerleri arasındaki korelasyonu incelemişlerdir. Whitworth (1996, 1998) şeffaf bir pencere karşısına yerleştirilen UV ışık kaynağı yardımıyla aydınlatılmış un numunelerine ait sayısal görüntüleri kamera yardımıyla alarak incelemiştir. Undaki kepek noktaları yüzey rengine göre koyu, aleurone tabakası ise açık renkli benekler şeklindedir. Bu noktaların sayısı ve kapladıkları alan ile kül arasındaki ilişki incelenmiş ve yüksek bir korelasyona (0.975) sahip olduğu gözlenmiştir. Benzer işlemler görülebilir ışık bölgesinde de gerçekleştirilmiş olup, bu durumda sadece

kepek bilgisi elde edilebilmektedir. Tasarlanan sistem değirmene monte edilerek kepek ölçümü otomatikleştirilmiştir. Evers (2002) NIR, Kent Jones ve Martin yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilen kepek ölçümlerinin dezavantajlarını, undaki kepeğin un kalitesine etkilerini inceleyerek, görüntü analizi sistemlerinin un kalitesi tespitinde kullanılabilirliğini irdelemiştir. Baykan ve arkadaşları (2007) görülebilir ışık bölgesinde un numunelerinden elde edilen sayısal görüntülerden kepek bilgisi, yüzey bilgilerini tespit ederek un numunesine ait kül miktarını yapay sinir ağıları yardımıyla tespit etmeye çalışmıştır. Nunes ve Abreu (2003), un kalitesinin unda bulunan yabancı maddelerin miktarına bağlı olduğunu belirtilerek, geliştirilen yazılım ve kullanılan donanım sistemini açıklamıştır. Kullanılan donanım sisteminin yapısı, görüntü işleme yazılımında kullanılan adımlar incelenmiş, elde edilen yabancı madde miktarı standart değer ile karşılaştırılarak unun kaliteli veya kalitesiz olduğu sonucuna ulaşılmaya çalışılmıştır.

Una ait bazı parametrelerin otomatik tespit edilebilmesi için, deneysel çalışmalardan elde edilen bilgiler kullanılarak ticari bazı ürünler geliştirilmiştir. İrmikteki benek noktalarının tespiti için otomatik görüntüleme sistemi oluşturulmuştur. İrmikteki benek sayısı uzmanlara göre farklılıklar gösterebilmektedir. Görüntü işleme yöntemi sayesinde benek sayıları, beneklerin boyutu ve renk bilgisi elde edilerek standart şekilde kalite değerlendirilmesi yapılabilmektedir (Symons ve ark. 1996).

Branscan 2000 ve Branscan 4000, Branscan firması tarafından üretilmiş iki farklı üründür. Branscan 2000 laboratuvar ortamında, Branscan 4000 ise gerçek zamanlı çalışan ürünlerdir. Bu cihazlar, undaki kepek sayısını ve alanını tespit etmek amacıyla geliştirilmiştir. Aydınlatma için görünür bölge ışık kaynağı kullanılmış, görüntüler kamera yardımıyla elde edilmiştir. Görüntü analizi yardımıyla parçacıklara ilişkin bilgiler çıkarılmıştır.

Fluoroscan 2000 ve Fluoroscan 4000, Branscan firması tarafından üretilmiş iki farklı üründür. Fluoroscan 2000 laboratuvar ortamında, Fluoroscan 4000 ise gerçek zamanlı çalışan ürünlerdir. Bu cihazlar ile kepek sayısı, kepek alanı, aleurone sayısı ve aleurone alanı tespit edilebilmektedir. Aydınlatma için UV ışık kaynağı kullanılarak, görüntüler kamera yardımıyla elde edilmektedir. Görüntü analizi

yardımıyla parçacıklara ilişkin bilgiler elde edilerek zeki bir sistem yardımıyla kül miktarı tahmin edilmeye çalışılmaktadır.

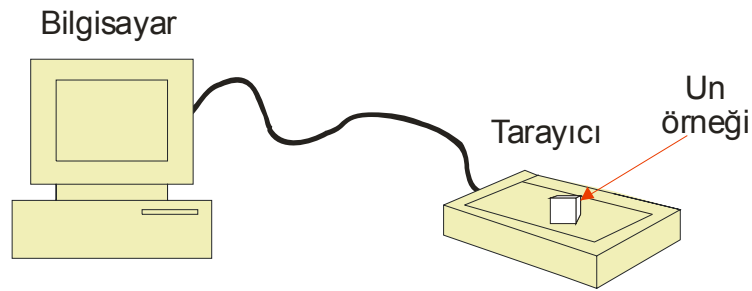
SPX, 1997 yılında irmikteki benekleri saymak için geliştirilmiş bir yöntemdir. SPX, Speck Expert Maztech MicroVision Ltd. tarafından üretilmiştir. 1998 yılında undaki kepek miktarını ölçmek için adapte edilmiştir. Kepek İndeksi kullanılarak, tüm kepek katmanlarının nişastadan daha koyu renkte olduğu tespit edilmiştir. Partikül boyutları ve gri seviye değerleri doğrudan ölçülebilmektedir. Kepek indeksi metodu kalite kontrol parametresi olarak kullanılmaktadır.

Kaynak araştırması sonuçları, gerçekleştirilen ticari ürünler göz önüne alınarak, tez çalışmasında; görülebilir ışık bölgesinde elde edilen sayısal görüntülerden, kısa zaman aralığında, kabul edilebilir hata aralığında kül tahmini gerçekleştirebilen, unun kepek kirliliği ile ilgili bilgiler veren sistem sunulmaya çalışılmıştır. Önerilen sistem görüntü analizi ve yapay zekâ tekniklerine dayanmaktadır.

3. MATERYAL VE METOT

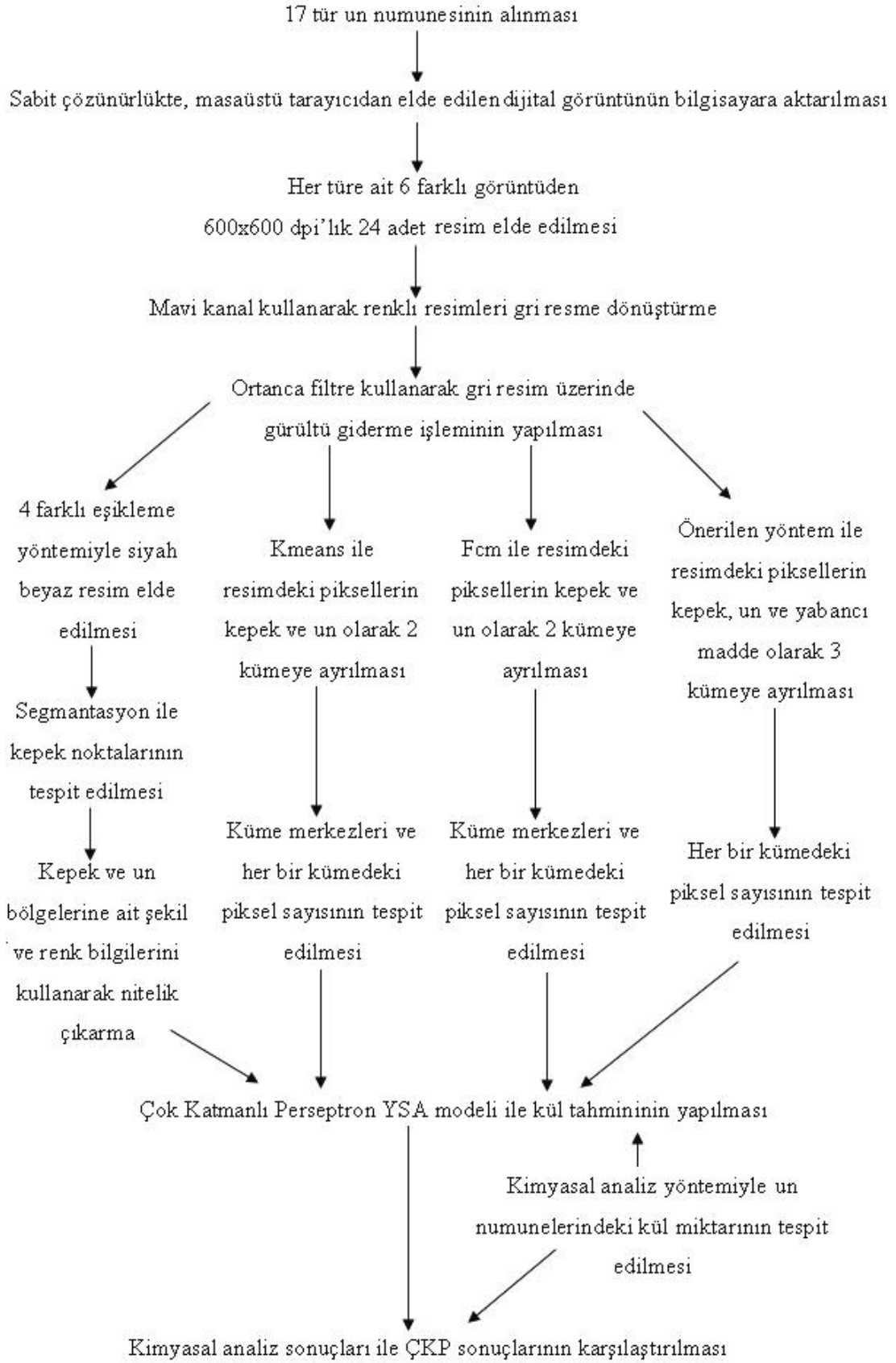
Buğday unundaki kül miktarını tespit etmek amacıyla, un görüntülerine ait niteliklerin görüntü analizi ve yapay zekâ teknikleri ile elde edildiği ve bu nitelikler kullanılarak YSA yardımıyla sonuçların üretildiği bir sistem geliştirilmiştir.

Çalışmada değerlendirmek üzere, Konya’da faaliyet gösteren un değirmenlerinden, ticari amaçla üretilmiş, 15 un numunesi temin edilmiştir. Ayrıca 2 un numunesi ise Gerek buğday türünün Chopin marka laboratuvar değirmeninde öğütülmesi ile elde edilmiştir. Un numunelerinin kül ve nem analizleri, ICC tarafından önerilen yöntemlere uygun olarak, iki farklı un değirmeninde gerçekleştirilmiştir. Analizler 2 tekrarlı olarak yapılmış, kül oranları arasında 0,02’den (%2) daha büyük fark olması halinde analizler tekrarlanmıştır. Kullanılan un numunelerinin kül oranları 0,472 – 1,681 arasında değişmektedir. Numunelerden altısı Tip 550, beşi Tip 650, üçü Tip 850 ve üçü de tam un sınıfındadır. İçerdikleri kül miktarlarını tayin etmek amacıyla, un örneklerine ait sayısal resimler masa üstü tarayıcı kullanılarak elde edilmiştir. Şekil 3.1’de görüntü elde etme düzeneği gösterilmiştir. Tasarlanan sisteme ait detaylı iş akış şeması ise şekil 3.2’de sunulmuştur.



Şekil 3.1 Sayısal görüntü elde etme düzeneği

Resimler üzerinde sayısal görüntü analizi yöntemleri kullanılarak, un resmine ait tanımlayıcı nitelikler elde edilmiştir. Renkli un resimlerinden mavi kanal bilgisi kullanılarak gri resimler oluşturulmuştur.



Şekil 3.2 Detaylı iş akış şeması

Gri resimler üzerinde, 4 farklı eşik belirleme metodu (Tsai, Otsu, Kapur, Ramesh) kullanılarak siyah beyaz resimler elde edilmiştir. Siyah beyaz resim üzerinde segmentasyon ve etiketleme işlemleri yapılarak kepek noktaları tespit edilmiştir. Piksel cinsinden kepek alanı, kepek rengi ve un resmine ait ortalama gri seviye değerleri belirlenmiştir.

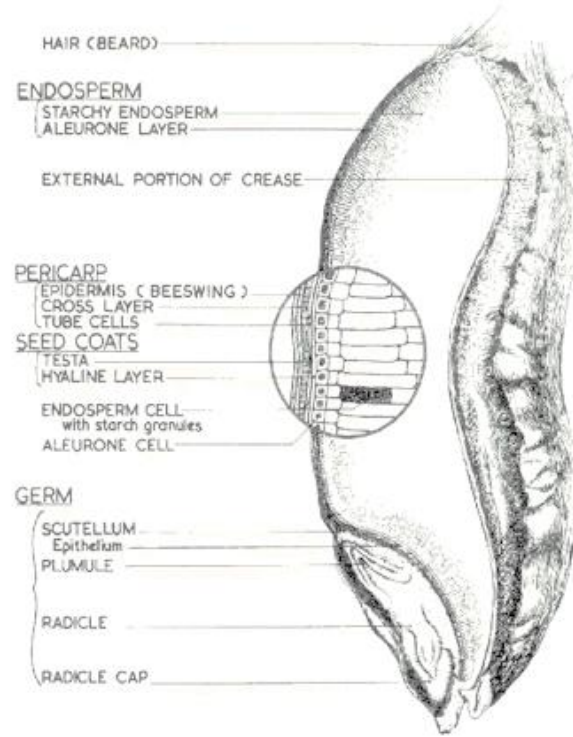
Aynı türe ait un resimlerindeki kepek sayıları heterojen olarak dağılmaktadır. Ayrıca un üretiminde paçal buğday yığınları kullanıldığından kepek renkleri değişim göstermekte ve un-kepek pikselleri tek bir eşik değeri ile birbirinden ayırt edilememektedir. Bu nedenle görüntü analizi tekniklerinin yanı sıra literatürde segmentasyon amacıyla kullanılan kümeleme yöntemleri (Fuzzy C-means, K-means) ve önerilen bulanık mantık tabanlı kümeleme yöntemi ile resme ait pikseller un, kepek ve yabancı madde gibi kümelere ayrılmıştır. Kullanılan tüm yöntemler için veri setleri oluşturulmuştur.

Yapay Sinir Ağları gıda endüstrisinde kusur tespiti, ürün sınıflandırma, kalite kontrolü gibi amaçlarla kullanılmaktadır. Tez çalışmasında veri setlerinden kül tahmini gerçekleştirmek için Çok Katmanlı Perseptron (ÇKP) Yapay Sinir Ağı modeli kullanılmıştır. Veri setleri iki eşit parçaya bölünerek eğitim ve test veri setleri oluşturulmuştur. ÇKP modelleri için eğitim ve test işlemleri 10 kez tekrarlanmıştır. Elde edilen sonuçlar göz önüne alınarak, görüntü analizinde kullanılan farklı eşik tespit etme ve kümeleme yöntemlerinin sistem başarısına etkisi irdelenmiştir.

3.1 Buğdayın Yapısı

Buğday canlılar için en önemli besin kaynaklarından olup, ülkemizin pek çok yöresinde yetişmektedir. Buğday danesi açık sarıdan kırmızıya kadar değişik renklerde olabilmektedir. Buğday danesi genellikle oval şekildedir. Buğday danesinin uzunlamasına kesiti incelendiğinde; meyve kabuğu, tohum ve embriyo olarak adlandırılan 3 bölümden oluştuğu görülür. Meyve kabuğu (perikarp), buğday danesini dıştan tamamen çevreleyen koruyucu bir tabakadır. Tohum, buğdayın kendine özgü rengini veren tohum kabuğu (testa), tohum kabuğu ile aleurone

arasında yer alan hyalin, endospermi (besi dokusu) çevreleyen aleurone, irmik ve unun kaynağı olan besi dokusundan oluşmuştur. Embriyo ise buğday danesinin canlı kısmı olup yeni bitkiyi oluşturur (Ünal 2003). Şekil 3.3’de buğdayı oluşturan katmanlar görülmektedir.



Şekil 3.3 Buğdayı oluşturan katmanlar (Evers 2002)

Buğdayın kalitesini belirleyen çok sayıda kriter mevcuttur. Unun kalitesi öncelikle buğdayın kalitesine bağlıdır. Buğday unu, yabancı maddelerden temizlenmiş ve tavllanmış buğdayların, tekniğine uygun olarak öğütülmesi ile elde edilen üründür. Değirmenlerde öğütme işleminin temel basamaklarından birisi kabuğun besi dokusundan ayrılması işlemidir. Ayrım işlemi ne kadar başarılı olursa, un o oranda beyaz olacaktır. Una karışan buğday kabukları kepek olarak isimlendirilebilir. Aleurone tabakasındaki bazı bileşenler unun bozulmasına neden olduğundan öğütme işleminde bu tabaka undan uzaklaştırılmaya çalışılır. Buğdayın öğütülme yeteneği incelenirken, un oranı, kül miktarı, unun rengi ve kolay elenmesi göz önüne alınır. Kül; bitkisel bir maddenin yakılması sonucu, inorganik madde oksitlerinin oluşturduğu bir kalıntıdır (Ünal 2003). Tablo 3.1’de buğdayın çeşitli katmanlarındaki kül miktarları sunulmuştur.

Tablo 3.1 Buğday danesinin katmanlarındaki kül oranları

	Toplam Dane	Besi Dokusu	Aleurone	Tohum Kabuğu	Meyve Kabuğu	Embriyo
Kül (%)	1,8	0,4	14 – 17	12,6 – 20,2	1,16 – 1,31	4,2 - 6

3.2 ICC Kül Analiz Metodu

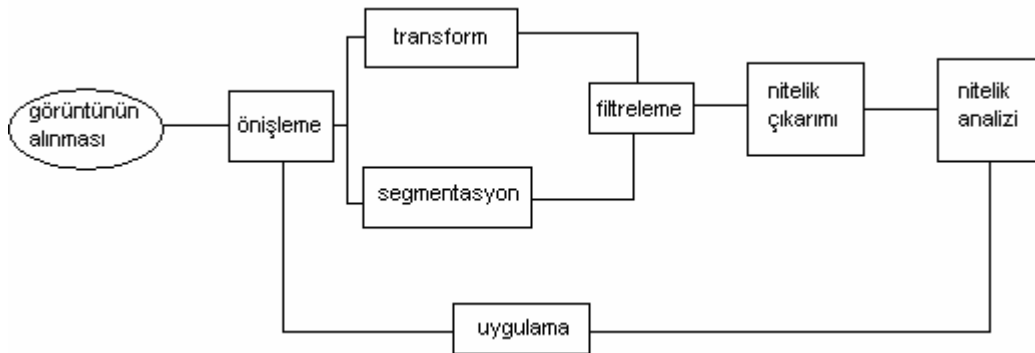
ICC kül analizi yüksek sıcaklıklı fırında örnek un numunelerinin yakılması prensibine dayanmaktadır. Yakma kapları kullanımdan önce 900 °C kül fırınında 15 dakika ısıtılır. Oda sıcaklığına ulaşınca kadar desikatörde soğutulur ve daraları hassas bir terazi ile ölçülür. Darası tespit edilen kaplara 5 gr un numunesi ilave edilir. Un numunesi üzerine 2-3 ml. saf alkol ilave edilerek duman çıkışı bitene kadar yakılır. Yakma kapları 900°C kül fırınına yerleştirilir. Yakma işlemi, kapta bulunan madde beyaz ya da açık gri oluncaya kadar devam eder (yaklaşık 4 saat). Yakma işlemi sonunda fırından alınan kaplar desikatöre alınarak en az 1 saat soğutulur. Soğutulan kül kapları hassas terazide yeniden tartılır. Kül miktarı %2'den az olan un numunesi için birbirine paralel 2 ölçüm gerçekleştirilir. Ölçümler arasındaki farkın 0,02'den fazla olması halinde ölçümler tekrar edilmelidir. İki ölçümün ortalaması alınarak eşitlik 3.1'e göre kuru maddedeki % kül miktarı hesaplanır (ICC, Elgün ve ark. 2001).

$$\%kül = \frac{100 \times (b - a)}{\bar{O}} \times \frac{100}{100 - S} \quad (3.1)$$

- a : yakma kabı darası (gr)
 b : Kül + dara (gr)
 $\bar{O}$: Örnek miktarı (gr)
 S : örneğin su (nem) miktarı (%)

3.3 Görüntü Analizi

Görüntü işleme, insan görme sisteminin gerçekleştirdiği işlemlerin bilgisayar ortamında otomatik olarak gerçekleştirilmeye çalışılmasıdır. Görüntü işleme; ön işlemlerin yanı sıra görüntü restorasyonu, görüntü zenginleştirme ve görüntü sıkıştırma gibi ileri düzey konuları içerir. Görüntü analizi ise görüntü işleme algoritmalarının geliştirilmesindeki ilk adımdır. Görüntü analizi, işlemlerin veya aktivitelerin kontrolü için gerekli olan bilgilerin, sayısal görüntülerden elde edilmesidir. Görüntü analizi; ön işlem, nitelik çıkarımı ve nitelik analizi olmak üzere 3 temel adımdan oluşmaktadır. Görüntü yakalama cihazlarından kaynaklanan gürültünün elimine edilmesi, görüntü analizinin ilerideki adımları için gerekli olan bölgelerin bulunması, resimde yer alan ancak analizler için gerekli olmayan verilerin uzaklaştırılması, görüntü boyutunun azaltılması, bir pikseli ifade eden bit sayısının azaltılması vb. konular ön işlem aşamasında gerçekleştirilmektedir. Veri azaltma, uzaysal tanım kümesinde veya frekans uzayında gerçekleştirilebilir. Nitelik çıkarımı ile resim üzerinde tespit edilen objelere veya resmin tamamına ait nitelikler elde edilir. Nitelik analizi ile resimden elde edilen nitelikler değerlendirilerek gerekli kontrol, uyarı sinyalleri üretilebilir. Ürün sınıflandırılması, tahmin, kusur tespiti gibi işlemler gerçekleştirilebilir (Umbaugh 1998). Şekil 3.4’de görüntü analizinin temel adımları görülmektedir.



Şekil 3.4 Görüntü analizinin temel adımları (Umbaugh 1998)

Görüntü analizi, görüntünün kamera, tarayıcı vb. algılayıcılar tarafından elde edilmesi ile başlar.

3.3.1 Ön görüntü işleme

Görüntü üzerinde analiz yapmadan önce analizi kolaylaştıracak iyileştirmeler veya vurgulamaların yapılması için kullanılan teknikler “ön görüntü işleme teknikleri” olarak adlandırılır.

Ön görüntü işleme teknikleri; aritmetik, lojik, noktasal, geometrik operatörler ve sayısal filtreler gibi basit matematiksel işlemlerdir (Fisher ve ark. 1994). Geometrik işlemler ile resimden küçük parçaların alınması, büyütme, genişletme, döndürme, yansıma gibi işlemler yapılabilmektedir. Farklı görüntüler üzerinde toplama, çıkarma, bölme, çarpma gibi aritmetik işlemler ile AND, OR gibi mantıksal işlemler gerçekleştirebilmek mümkündür. Toplama, görüntü restorasyonunda; çıkarma, hareket tespitinde; bölme ve çarpma ise parlaklık ayarlamasında; AND ve OR işlemleri iki resimdeki bilgilerin kombinasyonu; NOT ise orijinal görüntünün negatifinin elde edilmesinde kullanılmaktadır (Umbaugh 1998). Tablo 3.2’de verilen eşitlikler kullanılarak aritmetik işlemler gerçekleştirilebilir. Tablo 3.2’de P giriş görüntülerini, Q çıkış görüntüsünü, C sabit bir sayıyı ve (i,j) uzaysal koordinatları göstermektedir. Tablo 3.2’nin görüntü sütununda iki resim kullanılarak, sabit sayı sütununda ise bir resim ve sabit bir sayı kullanılarak gerçekleştirilen aritmetik işlemlere ait eşitlikler sunulmuştur.

Tablo 3.2 Aritmetik işlemler

Aritmetik işlemler	Görüntü	Sabit sayı
Toplama	$Q(i, j) = P_1(i, j) + P_2(i, j)$	$Q(i, j) = P_1(i, j) + C$
Çıkartma	$Q(i, j) = P_1(i, j) - P_2(i, j)$	$Q(i, j) = P_1(i, j) - C$
Çarpma	$Q(i, j) = P_1(i, j) \times P_2(i, j)$	$Q(i, j) = P_1(i, j) \times C$
Bölme	$Q(i, j) = P_1(i, j) \div P_2(i, j)$	$Q(i, j) = P_1(i, j) \div C$

Mantıksal işlemler genellikle siyah beyaz resim üzerinde uygulanır. Siyah beyaz resimde, her bir piksel değeri 1 bit ile ifade edilir. Tablo 3.3’de temel mantıksal işlemler sunulmuştur.

Tablo 3.3 Mantıksal işlemler

X	Y	AND	OR	NOT (X için)
0	0	0	0	1
0	1	0	1	1
1	0	0	1	0
1	1	1	1	0

Noktasal işlemler, görüntü geliştirmenin basit bir yöntemidir. Çıkış görüntünün piksel değeri, giriş görüntüsünde karşılık gelen piksel değerine bağlıdır. Noktasal görüntü geliştirme işlemi eşitlik 3.2 deki haritalama fonksiyonu ile gerçekleştirilebilir. Bu eşitlikte s çıkış, r giriş piksel değeri ve M haritalama fonksiyonudur.

$$s = M(r) \quad (3.2)$$

Geometrik operatörler, giriş görüntüsünde (x_1, y_1) konumundaki her bir piksel değerini çıkış görüntüsünde (x_2, y_2) piksel konumuna haritalar. Haritalama için tanımlanan temel operatörler, eşitlik 3.3 ile verilen formda birinci dereceden polinom şeklindedir (Yılmaz 2005).

$$\begin{vmatrix} x_2 \\ y_2 \end{vmatrix} = A \times \begin{vmatrix} x_1 \\ y_1 \end{vmatrix} + B \quad (3.3)$$

Sayısal filtreler, görüntü zenginleştirme, görüntüde istenilen özelliklerin vurgulanması veya gürültü giderme amacıyla kullanılmaktadır. Uzaysal tanım kümesinde; filtrelemede, kenarların veya özel şekillerin görüntüde aranmasında genellikle konvolüsyon işlemi kullanılmaktadır. Konvolüsyon ile iki matris üst üste koyularak birleştirir ve aralarındaki ilişki aranır. Görüntü işlemede, görüntünün belirlenen bir çekirdek matrise ne kadar uyduğunu simgeleyen bir çıkış görüntüsü üretilir. Konvolüsyon eşitlik 3.4 ile hesaplanır (Umbaugh 1998).

$$Q(i, j) = \frac{1}{mn} \sum_{k=0}^m \sum_{l=0}^n K(k, l) P(i - k, j - l) \quad (3.4)$$

Bu eşitlikte Q çıkış görüntüsü, P giriş görüntüsü, K maske veya çekirdek matristir. Çekirdek matris m x n boyutundadır. (i,j) uzaysal koordinatları göstermektedir.

Gürültü gidermek için genellikle ortalama (mean) ve ortanca (median) filtreler tercih edilmektedir. Şekil 3.5’de ortalama filtresi için kullanılan konvolüsyon maskesi görülmektedir.

1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9

Şekil 3.5 Ortalama filtresi için konvolüsyon maskesi

Görüntü niceleme, bazı detay bilgilerin resim verisinden atılması işlemidir. Piksel değeri üzerindeki işlemler gri seviye azaltma, uzaysal koordinatlar üzerindeki işlemler ise uzaysal azaltma olarak adlandırılır. Gri seviyedeki azaltma, belirlenen eşik değeri yardımıyla gri seviye resmin siyah beyaz resme dönüştürülerek resimdeki bir pikselin 8 bit yerine 1 bit ile ifade edilmesidir. Bu işlem için kullanılan M haritalama fonksiyonu eşitlik 3.5’de verilmiştir. Uzaysal azaltma, bir piksel grubunun, bu grubu temsil eden ortalama piksel değeriyle, yeni resimde bir piksele haritalanmasıdır (Umbaugh 1998).

$$s = M(r) = \begin{cases} 0 & \text{eger } r < T \text{ ise} \\ 1 & \text{eger } r \geq T \text{ ise} \end{cases} \quad (3.5)$$

Burada s, çıkış görüntüsünde işlem yapılan piksel değeri, r giriş görüntüsünde işlem yapılan piksel değeri, T ise eşik değeridir.

3.3.2 Nitelik Çıkarımı

Sayısal resimlerden nitelik çıkarma amacıyla, kenar/çizgi çıkarımı, segmentasyon, istatistiksel yöntemler, histogramlar, Fcm, Kmeans, bulanık mantık ve sezgisel algoritmalar kullanılmaktadır.

Kenar/Çizgi tespiti, konvolüsyon maskelerini kullanır, çok sayıda kenar ve çizgi tespit operatörü mevcuttur. Bu operatörler kısa uzaysal mesafede büyük parlaklık değişimlerini tespit etmeye çalışırlar. Kenar tespiti metotları, çizgi tespit işleminde ilk adım olarak kullanılır. Sadece kenar noktalarına ilişkin bilgi üreten Roberts, hem kenar noktalarına ilişkin bilgi hem de kenarın yönelimi ile ilgili bilgi üreten Sobel, Prewit, sabit bir maskenin, sekiz yön için, sekiz farklı durumunu resme uygulayan Kirsh, Robinson vb. yöntemler mevcuttur. Bazı yöntemler ise (Hough dönüşümü) kenar tespit operatörlerinin ürettiği noktaları kullanarak çizgileri tespit etmeye çalışır (Akhan 2004). Aşağıda bazı kenar bulma operatörleri kısaca açıklanmıştır.

Roberts operatörü, kenar noktaları belirleyerek, sınırları tespit eder. Ama kenar bilgisinin doğrultusu hakkında bilgi içermez. Siyah – beyaz resimlerde daha iyi sonuç verir. Robert operatörü eşitlik 3.6’da sunulmuştur.

$$|I(i, j) - I(i - 1, j - 1)| + |I(i, j - 1) - I(i - 1, j)| \quad (3.6)$$

(i,j)uzaysal koordinatları, I ise o koordinattaki piksel değerini göstermektedir.

Sobel operatörü, farklı boyutlarda konvolüsyon çekirdeği kullanabilir. İki boyutlu uzayda birinci türev (eğim) alır. Gri seviye resme, hem yatay, hem de dikey doğrultuda 2 farklı matris uygulanır. Eşitlik 3.7 ve 3.8’e göre kenar genliği $|G|$ ve yönelim açısı θ hesaplanır. (Umbaugh 1998).

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

G_y : sütun maskesi

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

G_x : satır maskesi

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad \text{veya} \quad |G| = |G_x| + |G_y| \quad (3.7)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \quad (3.8)$$

Segmentasyon, resimdeki objelerin veya objelere ait anlamlı parçaların tespit edilmesini amaçlamaktadır. Segmentasyon algoritmaları, resimdeki renk, desen, parlaklık vb. değişimlerini dikkate alırlar. Parlaklık değişimleri ikili eşik belirleme yöntemleriyle, renk değişimleri renk uzayları arasındaki dönüşümle, desen değişimleri ise FFT, dalgacık dönüşümü, gibi dönüşümler yardımıyla tespit edilebilir. Segmentasyon algoritmaları, bölge genişletme, kümeleme, sınırların tespiti gibi farklı yöntemleri temel alır. Bölge genişletme satır ve sütun tabanlı görüntü uzayını kullanırken, kümeleme algoritmaları uzaysal tanım kümesine, renk uzayına veya özellik uzaylarına uygulanabilir. Sınır tespit yöntemi ise resimdeki objelere ait kenarların tespitine dayanmaktadır. Segmentasyon işleminden sonra, tespit edilen obje sınırlarının yumuşatılması, küçük parçaların elenmesi, deliklerin doldurulması gibi işlemler morfolojik operatörler yardımıyla gerçekleştirilmektedir (Umbaugh 1998).

Dönüşümler yardımıyla uzaysal tanım kümesindeki renk bilgileri, frekans uzayına dönüştürülerek resme ait frekans bilgileri elde edilir. Dönüşümden sonra görüntü üzerinde filtreleme işlemleri gerçekleştirilebilir. Yüksek frekanslı bilgiler alçak geçiren filtre yardımıyla elenebilir. Bu durumda resimde bulanıklaşma meydana gelecektir. Alçak frekanslı bilgiler ise yüksek geçiren filtre ile elimine edilerek resim keskinleştirilir. Bant geçiren filtre yardımıyla spektrumun istenilen bölgesine ait frekans bilgileri elde edilebilir.

Segmentasyon işlemi ile resim içerisindeki objeler tespit edilir. Tespit edilen objeler etiketlenerek numaralandırılır. Siyah beyaz resim kullanılarak resimdeki objeyi tanımlayıcı nitelikler elde edilebilmektedir. Siyah beyaz resimden objeye ait alan, alanın merkezi, en küçük 2. momentin eksenleri, çevre, Euler sayısı, projeksiyonlar, incelik oranı, şekil faktörü gibi bilgiler elde edilebilir. İlk 4 nitelik objenin yeri ve büyüklüğü hakkında bilgi sağlarken son 4 nitelik objenin şeklini tanımlar. Tablo 3.4’de objelere ait özelliklerden bazıları gösterilmektedir.

Tablo 3.4 Objelere ait bazı özellikler

Özellik	Açıklama
Alan	Piksel cinsinden
A	Uzun eksen
B	Kısa eksen
Çevre	$\pi \cdot \sqrt{\frac{A^2 + B^2}{2}}$
Eşdeğer çap	$\frac{4 \cdot \text{Alan}}{\text{Çevre}}$
Eksantriklik	$\frac{\sqrt{A^2 - B^2}}{2 \cdot A}$
Yuvarlaklık	$\frac{4 \cdot \text{Alan}}{\pi \cdot A^2}$
Şekil faktörü	$\frac{4 \cdot \pi \cdot \text{Alan}}{\text{Çevre}^2}$
Basıklık	$\frac{\sqrt{\frac{4 \cdot \text{Alan}}{\pi}}}{A}$
R, G, B	$\frac{\sum_{k=1}^n x_k}{n}$

Histogram gri seviye değerlere karşı, bu değerlerdeki piksel sayısının grafiğidir. Histogramın şekli, resme ve resimdeki objeye ait bazı bilgiler sağlar. Örneğin dar bant histogram, düşük kontrastlı görüntüyü işaret eder. Histogram özellikleri istatistik tabanlı özelliklerdir. Histogramlardan bir resmi ifade eden ortalama gri seviye bilgisi, gri seviyelerin nasıl dağıtıldığını gösteren enerji bilgisi, histogramdaki standart sapma incelenerek resmin kontrastı gibi bilgiler üretilebilir. Renk bilgisinin önemli olduğu uygulamalarda, resimlerin renk kanallarına ait her bir histogram ayrı değerlendirilebilir. Siyah beyaz resimde objelerin koordinatları tespit edilerek orijinal resimde obje bölgelerinde bulunan piksellerin renk bilgileri elde edilebilir. Piksellere ait ortalama gri renk değerleri eşitlik 3.9'a göre ve standart sapma miktarları eşitlik 3.10'a göre hesaplanır.

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3.9)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (3.10)$$

Nitelik çıkarımı yardımıyla elde edilen bilgiler, objelerin tanınmasında, sınıflandırılmasında, tahmin işlemlerinde kullanılabilir. Tahmin ve sınıflandırma işlemlerinde yapay zekâ teknikleri ve istatistiksel yöntemler kullanılabilir.

3.4 İkili Eşik Tespit Yöntemleri

İkili eşik tespit yöntemi, verilen gri seviyeli bir resmi arka plan ve nesne olarak iki farklı seviye grubuna ayırma işlemi olarak tanımlanabilir. Bu işlem sonucunda resmin gösterimi çok seviyeli gösterimden ikili seviye gösterime indirgenmektedir. Farklı temellere dayanan ve bazıları uygulamaya özgü geliştirilmiş olan eşik tespit yöntemleri, eşik tespit işlemi sırasında kullandıkları bilgiye göre 6 grupta incelenebilir (Sezgin 2002, Sezgin ve Sankur 2001).

- Histogram şekline dayanan eşik belirleme yöntemleri
- Topaklamaya dayanan eşik belirleme yöntemleri
- Histogram entropisine dayanan eşik belirleme yöntemleri
- Nesne özelliklerine dayanan eşik belirleme yöntemleri
- Uzamsal bilgiye dayanan eşik belirleme yöntemleri
- Yerel uyarlamaya dayanan eşik belirleme yöntemleri

Histogram şekline dayanan yöntemler, resimde yer alan obje ve arka planı birbirinden ayırabilmek için histogramda yer alan vadi noktalarını tespit etmeye çalışmaktadır. Un resimleri incelendiğinde una ait histogramlarda vadi oluşmamaktadır (Sezgin 2002). Bu durumun kepek noktalarının tespitine etkisini incelemek amacıyla histogram şekline dayanan yöntemlerden Ramesh (Ramesh ve ark. 1995) yöntemi kullanılmıştır.

Gri seviye topaklamaya dayanan yöntemler, gri seviye resimdeki piksel değerlerini, topaklama yöntemlerini kullanarak iki farklı sınıfa ayırmaktadır (Sezgin 2002). En eski eşik belirleme yöntemlerinden birisi olması ve sınıflardaki piksel sayılarının benzer olması durumunda etkin bir yöntem olması nedeniyle Otsu (Otsu 1979) metodu kullanılmıştır.

Histogram entropisine dayanan yöntemlerden bazıları, siyah beyaz resmin entropisini en büyük yapmaya çalışırken bazı yöntemler ise gri seviye resim ile siyah beyaz resim arasındaki çapraz entropiyi en büyük veya en küçük yapan eşik değerini tespit etmeye çalışmaktadır (Sezgin 2002). Kapur (Kapur ve ark. 1985) metodu, kül miktarı en yüksek ve en düşük olan un örneklerine ait resimler için ürettiği eşik değerleri arasındaki farkın minimum (Tablo 4.4) olması nedeniyle tercih edilmiştir.

Nesne özelliklerine dayanan yöntemlerden bazıları gri seviye resim ile bu resmin siyah beyaz hali arasındaki benzerlikleri (ilk üç moment vb.) kullanarak eşik değerini tespit etmeye çalışmaktadır (Sezgin 2002). Nesne özelliklerine dayanan yöntemlerden Tsai (Tsai 1985) metodu, eşik değerini kepek piksel değerlerinden yüksek tespit etmesi nedeniyle (Tablo 4.4) tercih edilmiş ve kül miktarı tahminine etkisi incelenmiştir. Belirtilen yöntemlerin özellikleri ve eşik tespit için kullanılan denklemler aşağıda sırasıyla irdelenmiştir. Eşik belirleme yöntemlerine ait denklemlerde kullanılan simgeler ve kısaltmalar Tablo 3.5’de sunulmuştur.

Tablo 3.5 Eşik belirleme yöntemlerinde kullanılan simgeler

$I(i, j)$	Gri seviye resim
(i, j)	Resmin uzaysal değişkenleri
M, N	Resmin uzaysal boyutları
L	Resimdeki gri seviye sayısı
$p(g)$	Resmin i. gri seviyesinin olasılığı
T	Eşik değeri
$p_0(g)$	Resmin ön-planına ait olasılık dağılımı
$p_0(g)$	Resmin arka-planına ait olasılık dağılımı
$H_0(T), H_1(T)$	Shannon etropileri
$P(T)$	Resim histogramının artımsal olasılık dağılımı
m_k	Gri seviye momenti
b_k	Siyah-beyaz resim momenti

Ramesh Yöntemi; resim histogramını iki basamaklı bir yaklaşıklıkla temsil etmektedir. Yaklaşıklığa ilişkin karesel fark toplamını en aza indiren eşik değeri döngüsel olarak tespit edilmektedir (Ramesh ve ark. 1995, Sezgin 2002). Ramesh metoduna göre eşik değeri eşitlik 3.11 – 3.13 ile bulunabilir.

$$b_0(T) = \frac{\sum_{g=0}^T gp(g)}{\sum_{g=0}^T p(g)} \quad (3.11)$$

$$b_1(T) = \frac{\sum_{g=T+1}^{L-1} gp(g)}{\sum_{g=T+1}^{L-1} p(g)} \quad (3.12)$$

$$T_{opt} = \arg \min \left\{ \sum_{g=0}^T (b_0(T) - g)^2 + \sum_{g=T+1}^{L-1} (b_1(T) - g)^2 \right\} \quad (3.13)$$

Otsu yöntemi; en eski eşik belirleme yöntemlerinden birisidir. Bu yöntemde eşik değerinin belirlenmesi, obje ve arka plan piksellerine ait toplam sınıf içi değişimlerin en aza indirilmesi ile gerçekleştirilir. Diskriminant analizine ve sınıflar arasındaki varyantın en büyük olmasına dayanan bir yöntemdir. Bu eşik belirleme yönteminde sınıflardaki piksel sayıları yakın ise sonuçlar kullanılabilir niteliktedir (Otsu 1979, Sezgin 2002). Eşik değeri eşitlik 3.14 ile bulunabilir

$$T_{opt} = \arg \max \{ P(T)(1 - P(T)) [m_0(T) - m_1(T)]^2 \} \quad (3.14)$$

Kapur yöntemi; obje ve arka planın toplam entropisini en büyük yapacak eşik değerini optimum eşik değeri olarak değerlendirmektedir. Eşitlikler 3.15 – 3.17 kullanılarak eşik değeri hesaplanabilir (Kapur ve ark. 1985, Sezgin 2002).

$$H_0(T) = - \sum_{g=0}^T \frac{p(g)}{P(T)} \log \left(\frac{p(g)}{P(T)} \right) \quad (3.15)$$

$$H_1(T) = - \sum_{g=T+1}^{L-1} \frac{p(g)}{1-P(T)} \log \left(\frac{p(g)}{1-P(T)} \right) \quad (3.16)$$

$$T_{opt} = \arg \max [H_0(T) + H_1(T)] \quad (3.17)$$

Tsai Yöntemi, gri seviye resmin ilk üç momentini tespit eder, sonra siyah beyaz resimde bu üç momentin aynı kalmasını sağlayan eşik değeri hesaplanır. Eşitlik 3.18 – 3.20 yardımıyla optimum eşik değeri hesaplanabilir (Tsai 1985, Sezgin 2002).

$$m_k = \sum_{g=0}^{L-1} p(g)g^k \quad (3.18)$$

$$b_k(T) = P(T) \sum_{g=0}^T p(g)g^k + [1-P(T)] \sum_{g=T+1}^{L-1} p(g)g^k \quad (3.19)$$

$$T_{opt} = \arg [m_1 = b_1(T), m_2 = b_2(T), m_3 = b_3(T)] \quad (3.20)$$

3.5 Kümeleme Algoritmaları

Kümeleme, benzer özellik gösteren veri elemanlarının kendi aralarında gruplara ayrılmasıdır. Kümeleme işleminin uygulandığı veri setindeki her bir veri nesne olarak tanımlanır. Kümeleme analizi veri azaltma veya nesnelerin doğru sınıflarını tespit etme amaçları ile kullanılabilir (Demiralay ve ark 2005, Bilgin 2003). Kümeleme algoritmaları örüntü tanıma, veri madenciliği, görüntü analizi, makine öğrenmesi gibi alanlarda sıklıkla kullanılmaktadır.

Görüntü analizi işlemlerinde kümeleme algoritmaları genellikle segmentasyon işlemi için kullanılmaktadır. Kmeans ve Fcm, segmentasyon işlemi için literatürde sıklıkla kullanılan iki yöntemdir. Un üretimi, faklı buğday türleri bir arada kullanılarak (paçal) gerçekleştirilebilmektedir. Paçal buğdayın öğütülmesi sonucu elde edilen un örneklerinde, kepek rengi açık sarıdan kırmızıya kadar geniş bir aralıkta değişebilmektedir. Bu durumda tek bir eşik değeri ile kepek noktalarını doğru bir şekilde tespit edebilmek mümkün olmamaktadır. Kepeğin un içerisinde heterojen olarak dağılması nedeniyle aynı un örneğine ait farklı resimlerde kepek sayısı farklı olabilmekte ve aynı resimler için eşik değerleri birbirinden farklılıklar göstermektedir (Tablo 4.3). Bu dezavantajları ortadan kaldırabilmek amacıyla literatürde segmentasyon işlemleri için sıklıkla kullanılan Kmeans ve Fcm yöntemleri yardımıyla, un resmine ait pikseller, un ve kepek olarak iki kümeye ayrılmaya çalışılmıştır.

Kmeans algoritması, k adet veriden oluşan bir veri setinin elemanlarını, önceden belirlenen n adet kümeye dağıtır. Verileri dağıtma işlemi, küme içi benzerlikler maksimum ve kümeler arasındaki benzerlikler minimum olacak şekilde gerçekleştirilmeye çalışılır. Öncelikle her küme için rastgele küme merkezi seçilir. Her verinin kümelere olan uzaklığı tespit edilerek veriler kendine en yakın kümeye aktarılır. Kümedeki elemanların ortalama değerleri hesaplanarak yeni küme merkezi tespit edilir. Merkez noktası değişmeyene kadar bu işlemler tekrarlanır. Veriler arasındaki uzaklıklar Öklit uzaklığı, Manhattan uzaklığı veya Chebychev uzaklığı ile hesaplanabilir (Han ve Kamber 2001, Demiralay ve ark. 2005).

Fcm algoritması, bir kümeleme algoritmasıdır. Eşitlik 3.21’de belirtilen amaç fonksiyonunun veya hata kriterinin en küçük yapılmasına dayanır.

$$J_m = \sum \sum u_{i,j}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad (3.21)$$

Bu denklemde m bir tamsayı, $u_{i,j}$ j kümesindeki x_i ’nin üyelik fonksiyonu, x_i d boyutlu ölçülen verinin i. terimi, c_j ise kümenin d boyutlu merkezidir. İşlemler iteratif şekilde tekrarlanır. Hata ve amaç fonksiyonu minimuma indirildiğinde veriler c adet kümeye dağıtılmış olur. (3.21) eşitliğinin iteratif olarak optimizasyonu için (3.22) ve (3.23) eşitlikleri kullanılmaktadır (Yılmaz 2005).

$$u_{i,j} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - c_k\|^2}{\|x_i - c_j\|^2} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (3.22)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{i,j}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{i,j}^m} \quad (3.23)$$

İterasyonun sonlandırılması ise (3.24)'de verilen durdurma kriteri kullanılarak gerçekleştirilir.

$$\max_{i,j} \left(|u_{i,j}^{k+1} - u_{i,j}^k| \right) < \varepsilon \quad (3.24)$$

(3.23) denkleminde, ε 0 ile 1 arasında bir değer, k ise iterasyon adıdır.

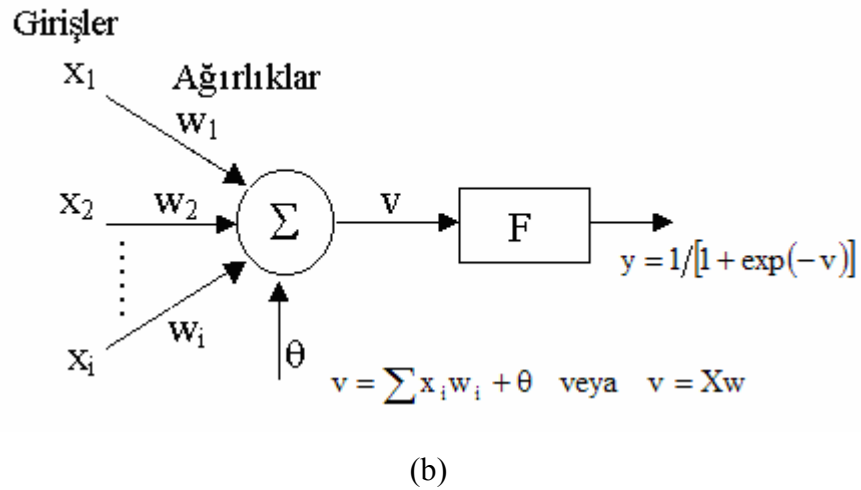
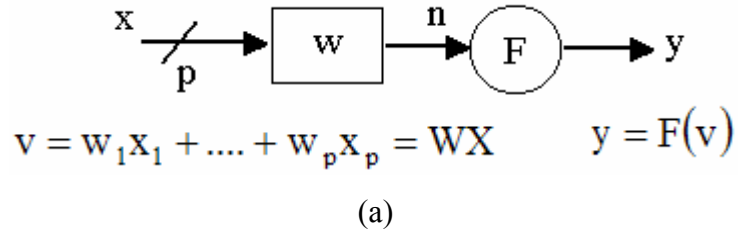
3.6 Yapay Sinir Ağı

İnsan beyni bilinen en karmaşık ve gizemli hesaplayıcıdır. Yapay Sinir Ağları (YSA) insan beyninin işleyişini taklit ederek yeni sistem oluşturulmaya çalışılan yaklaşımlardır. YSA yapılarının esin kaynağı biyolojik sinir ağlarının işleyiş yöntemidir. Pek çok araştırmacı beyin fonksiyonlarını taklit edebilen YSA modelleri üzerinde çalışmaktadır. YSA, öğrenme özelliği ile cazibesini her geçen gün arttırmıştır. YSA mühendislik alanında, imalat sanayinde, askeri proje uygulamalarında, tıp alanında, tarımsal alanda, uzay ve havacılık sanayinde, yüzey modellemede gibi alanlarda tahmin, sınıflandırma, veri ilişkilendirme, veri yorumlama, veri filtreleme vb. amaçlarla kullanılmaktadır (Sağıroğlu ve ark. 2003).

YSA, bir sisteme ait tek veya çoklu parametrelere bağlı olarak tanımlanan giriş verileri ile sistemin yine tek veya çoklu parametrelere bağlı olarak tanımlanabilen çıkışları arasında ilişki kurabilme yeteneğine sahiptir. Bu ilişkinin

doğrusal bir formda olması zorunlu değildir. YSA, giriş değerlerine uygun olarak çıkış değerleri üretirler (Sağıroğlu ve ark. 2003).

YSA, genel olarak birbirleri ile bağlantılı işlemci birimlerden (nöron) oluşurlar. Bir yapay nöron temel olarak girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, transfer fonksiyonu ve çıkış olmak üzere 5 bölümde incelenebilir (Sağıroğlu ve ark. 2003).



Şekil 3.5 Bir nöronun blok diyagram gösterimi (a), detaylı gösterimi (b)

Şekil 3.5'te x girişleri, y çıkışı, F transfer (aktivasyon) fonksiyonunu, p nöron giriş sayısını, n çıkış sayısını, w ise ağırlıkları ifade etmektedir. Nöronlar arasındaki bağlantılar ağırlık adı verilen ayarlanabilir parametreler ile karakterize edilir. Ağırlıklar bir nörona gelen bilginin önemini ve nöron üzerindeki etkisini gösterir (Öztemel 2003). Girişler p elemanlı sütun vektörü, ağırlıklar ise p elemanlı satır vektörü ile gösterilir. YSA' da giriş vektörü ile ağırlık vektörünün çarpımı önce toplama fonksiyonuna uygulanır ve fonksiyonun çıkışı eşitlik 3.25'e göre hesaplanır.

$$v_i = \sum_{j=1}^n x_i w_{ij} - \theta_i \quad (3.25)$$

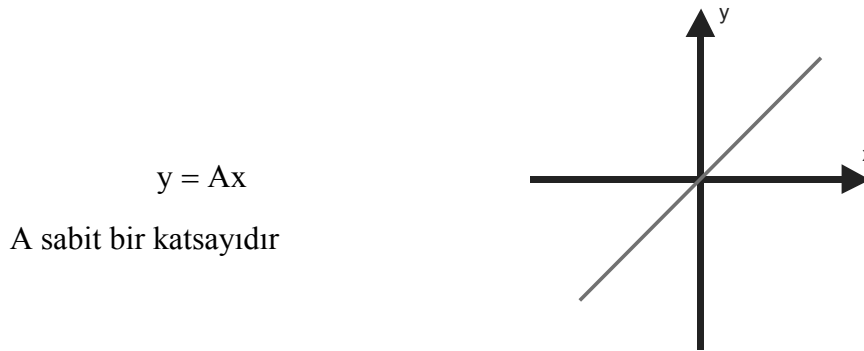
Burada x_i i. girişi, w_{ij} j. elemandan i. elemana bağlantı ağırlığını ve θ_i eşik (threshold) değerini göstermektedir. Elde edilen sonuç, sigmoid bir aktivasyon fonksiyonuna uygulanırsa, çıkış değeri eşitlik 3.26'ya göre bulunur.

$$y = F(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad (3.26)$$

Bir işlemci elemanın çıkış değeri, diğer işlemci elemanlarına giriş veya ağırlık çıkış değeri olabilir.

Aktivasyon fonksiyonları bir YSA' da nöronun çıkış genliğini istenilen değerler arasında olmasını sağlar. Bu değerler genellikle $[0,1]$ veya $[-1,1]$ arasındadır. Ayrıca, yapay sinir ağına bir kutuplama (bias) değeri uygulanarak aktivasyon fonksiyonu arttırılabilir. YSA'larda kullanılacak aktivasyon fonksiyonlarının türevi alınabilir olması ve süreklilik arz etmesi gerekmektedir. YSA'da kullanım amacına uygun olarak tek veya çift yönlü aktivasyon fonksiyonları kullanılabilir (Sağıroğlu ve ark. 2003). Aktivasyon fonksiyonu olarak çoğunlukla doğrusal fonksiyon, tanjant hiperbolik veya sigmoid fonksiyon kullanılır.

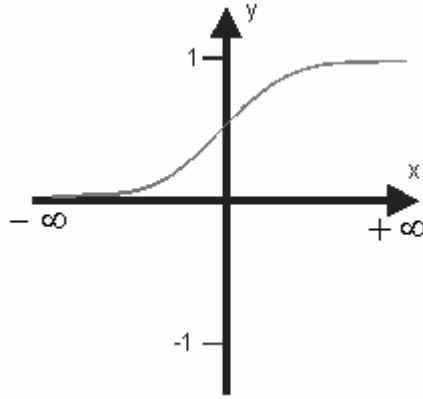
Doğrusal fonksiyon, işlemci elemanın girişini doğrudan çıkış olarak veren fonksiyondur.



Şekil 3.6 Doğrusal fonksiyon

Sigmoid fonksiyon, YSA uygulamalarında en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonlarından birisidir.

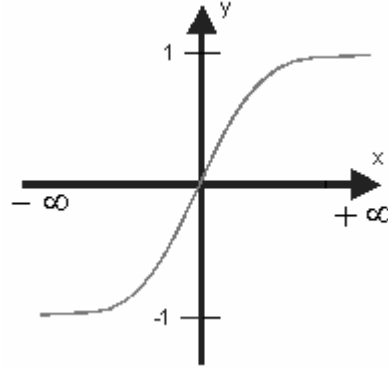
$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



Şekil 3.7 Sigmoid fonksiyon

Tanjant hiperbolik fonksiyon, YSA uygulamalarında en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonlarından bir diğeridir

$$y = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{2x}}$$



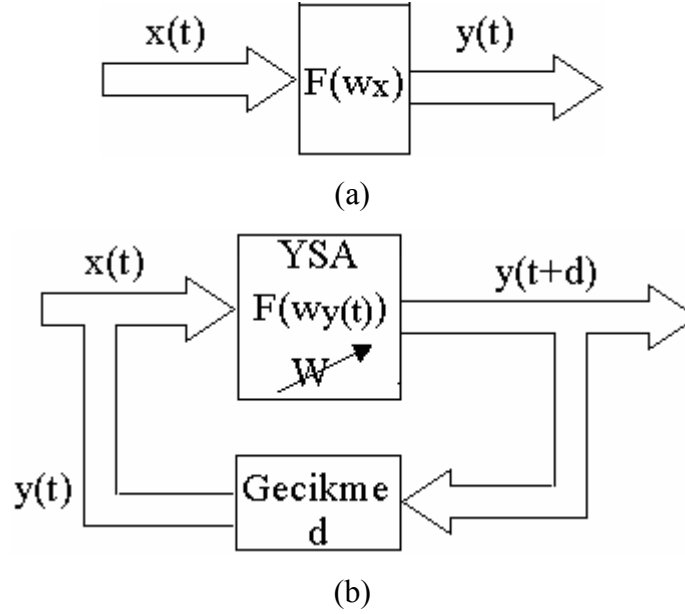
Şekil 3.8 Tanjant hiperbolik fonksiyon

Nöronlar arasındaki bağlantıların yapısı ağı yapısını belirler. İstenilen hedefe ulaşmak için bağlantıların nasıl değiştirileceği öğrenme algoritması tarafından belirlenir. Kullanılan öğrenme kuralına göre, hatayı sıfıra indirecek şekilde, ağı ağırlıkların değiştirilir. YSA, yapısına ve öğrenme algoritmasına göre sınıflandırılırlar. Yapılarına göre yapay sinir ağları iki grupta incelenir:

1-İleri beslemeli ağlar, Şekil 3.9a'daki gibidir. Giriş işaretleri, giriş katmanından çıkış katmanına doğru tek yönlü bağlantılarla iletilir. Giriş katmanında herhangi bir bilgi işleme olmaz. ÇKP ağı örnek olarak verilebilir (Sağıroğlu ve ark. 2003, Öztemel 2003).

2-Geri beslemeli ağlar, Şekil 3.9b'deki gibidir. Giriş işaretleri hem ileri yönde giriş katmanından çıkış katmanına doğru, hem de geri yönde çıkış

katmanından giriş katmanına doğru çift yönde bağlantılarla iletilir. Bu çeşit ağların dinamik hafızaları vardır (Sağıroğlu ve ark. 2003).



Şekil 3.9 İleri beslemeli (a) ve geri beslemeli (b) ağ yapıları

Öğrenme algoritmalarına göre yapay sinir ağları üç grupta incelenir:

1- Danışmanlı öğrenmede, YSA öğrenme aşamasında, bir öğretmen veya danışmana ihtiyaç duyar. YSA'ya ne öğrenmesi gerektiği örnek bir giriş-çıkışla bildirilir. İstenilen veya arzu edilen çıkış ile gerçek çıkış arasındaki farka (hataya) göre nöronlar arası bağlantıların ağırlığı en uygun çıkışı elde etmek için bir öğrenme algoritması ile düzenlenir.

2- Danışmansız öğrenme, öğrenme aşamasında, bir öğretmen veya danışmana ihtiyaç duymaz. Bu öğrenme algoritmasında istenilen çıkış değerinin bilinmesine gerek yoktur. Öğrenme süresince sadece giriş bilgileri ağıya verilir. Girişe verilen örneklerden elde edilen çıkış bilgisine göre ağı sınıflandırma kurallarını kendi kendine geliştirmekte ve bağlantı ağırlıklarını güncellemektedir.

3- Takviyeli öğrenme, danışmanlı öğrenme algoritmasının özel bir formudur. Giriş değerine karşılık istenilen çıkış değerinin bilinmesine gerek yoktur. Ağı bir hedef verilmemekte fakat çıkış değerinin girişe karşılık uygunluğunu değerlendiren bir ölçüt kullanılmaktadır (Sağıroğlu ve ark. 2003).

3.6.1 Çok Katmanlı Perseptron

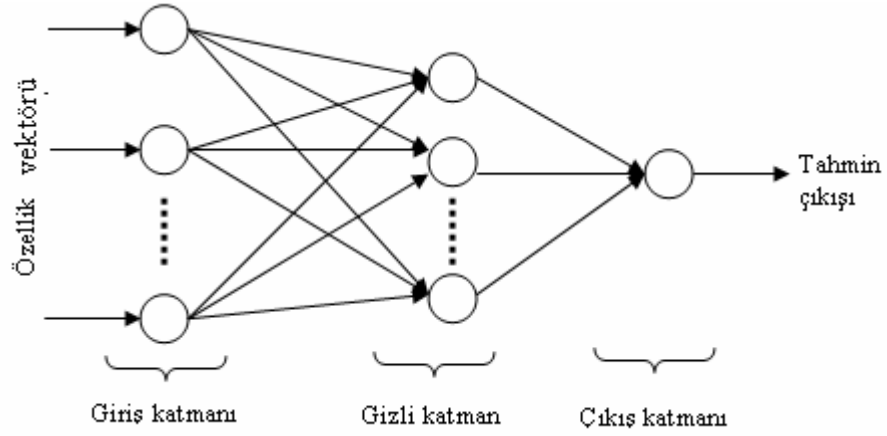
Bir ÇKP modeli, danışmanlı öğrenme algoritması kullanan ileri beslemeli bir ağ türüdür. Bir giriş katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve bir çıkış katmanından oluşmaktadır. Her katmanda değişik sayıda nöron bulunabilir. Giriş ve çıkış katmanındaki nöron sayıları probleme göre tespit edilir. Gizli katman sayısı ve gizli katmanlardaki nöron sayısı deneme yoluyla bulunur. Herhangi bir nöron çıkışı eşitlik 3.27 ile bulunur:

$$y_k = f\left(\sum_k w_k x\right) \quad (3.27)$$

x : giriş vektörü

w : ağırlık vektörü

Bir katmandaki tüm nöronlar bir üst katmandaki tüm nöronlara ağırlıkları ile bağlıdır. Giriş katmanında herhangi bir işlem yapılmaz, sadece veriler ağa sunulur. Bu veriler, gizli katmanlarda işlenir ve çıkış katmanından çıkışlar elde edilir. ÇKP eğitilirken, ağın çıkışı ile arzu edilen çıkış arasındaki hata, geriye doğru yayılarak, hata minimuma düşünceye kadar ağırlıklar değiştirilir. ÇKP, geriye yayılım, delta bar delta, genişletilmiş delta bar delta, esnek yayılım gibi eğitime algoritmaları kullanılarak eğitilebilir (Sağıroğlu ve ark. 2003, Öztemel 2003). Tez çalışmasında kullanılan örnek bir ÇKP yapısı Şekil 3.10'da sunulmuştur. Örnek ÇKP yapısı, giriş katmanında 4 nörona, çıkış katmanında tek nörona sahip olup çıkış katmanında doğrusal aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. ÇKP tek gizli katmana sahip olup, bu katmandaki nöronlarda aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır.



Şekil 3.10 Örnek bir ÇKP yapısı

3.6.2 Geriye Yayılım Algoritması

Çıkıştan girişe doğru ağırlıkları güncelleyerek, hatayı azaltmaya çalışan öğrenme algoritmasıdır. En çok tercih edilen öğrenme algoritmalarından birisidir. Geriye yayılım algoritması kullanılarak ağırların eğitimi esnasında, ağırların çıkışındaki hataya bağlı olarak, i. ve j. katmandaki işlem elemanları arasındaki ağırlıklardaki $\Delta w_{ij}(t)$ değişikliği eşitlik 3.28'e göre hesaplanır:

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ji}(t-1) \quad (3.28)$$

Burada, $\Delta w_{ji}(t-1)$: (t-1) anında i. ve j. katmandaki işlem elemanları arasındaki ağırlık değişim miktarı

η ; öğrenme katsayısı, α ; momentum katsayısı ve δ_j ; ara veya çıkış katmanındaki herhangi bir j nöronuna ait faktördür. Çıkış katmanı için bu faktör eşitlik 3.29'a göre hesaplanır:

$$\delta_j = \frac{\partial f}{\partial \text{net}_j} (y_j^{(t)} - y_j) \quad (3.29)$$

$$\text{net}_j = \sum x_j w_{ji}$$

$y_j^{(t)}$, j. nöronun hedef çıkışıdır. Gizli katmanlardaki nöronlar için ise δ_j eşitlik 3.30'a göre verilir:

$$\delta_j = \left(\frac{\partial f}{\partial \text{net}_j} \right) \sum w_{qi} \delta_q \quad (3.30)$$

Hızlı ve başarı bir eğitim için momentum katsayısı α ve öğrenme katsayısı η 'nün seçimi önemlidir. Genellikle 0 ile 1 arasında değerler alırlar ve ideal değerleri uygulama ve probleme göre seçilir (Sağıroğlu ve ark 2003).

3.6.3 Değişken Öğrenme Katsayılı Eğim Azaltmalı Öğrenme Algoritması

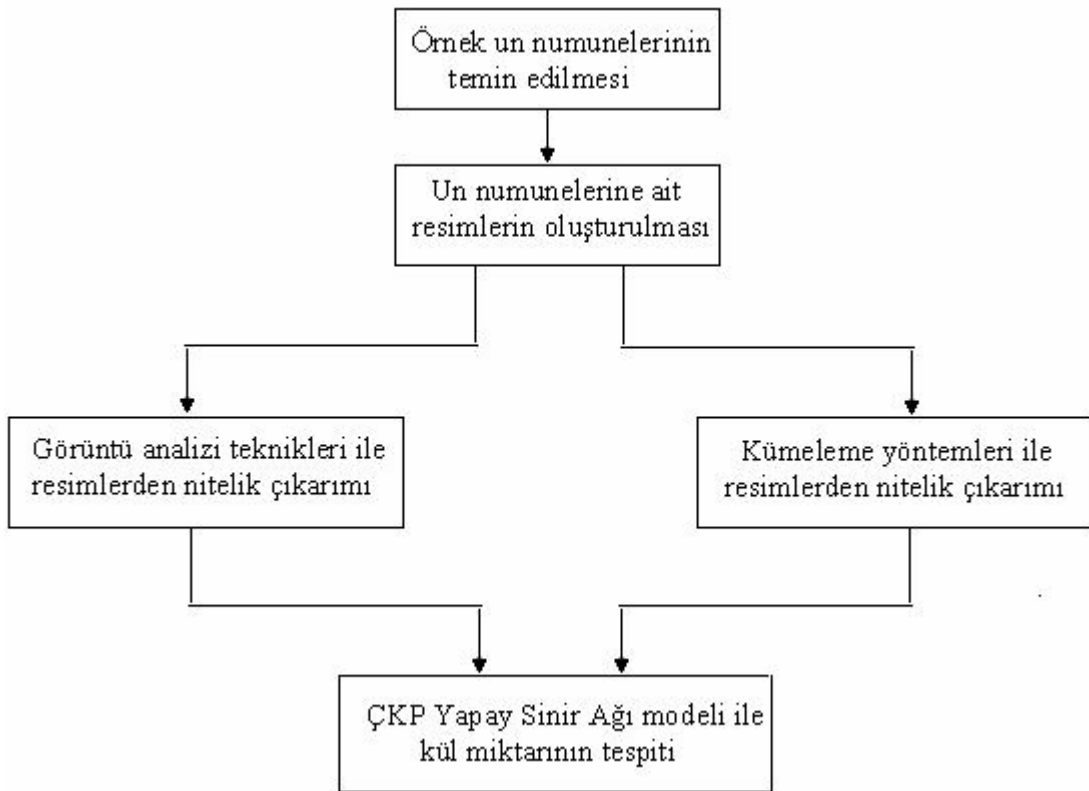
Geriye yayılım algoritması, eğim azaltmalı bir algoritmadır. Öğrenme süresi oldukça yavaştır. Öğrenme hızını arttırabilmek amacıyla sezgisel tekniklere dayanan değişken öğrenme katsayılı eğim azaltmalı geriye yayılım algoritması “traingdx” tercih edilebilmektedir. Standart eğim azaltmalı öğrenmede, eğitme işlemi boyunca öğrenme katsayısı sabit olarak kalmaktadır. Öğrenme katsayısı çok büyük ise algoritma salınımlar yapabilir, öğrenme katsayısı çok küçük ise algoritmanın sonuca yakınsaması uzun zaman alır. MATLAB’ın eğim azaltmalı algoritması olan traingd yavaş cevap vermektedir. Arttırmalı eğitimde kullanılmaktadır. Öğrenme katsayısı sabittir. Eğitme işlemi boyunca öğrenme katsayısının değişmesine imkân tanınırsa hızlı eğim düşürme algoritması oluşturulmuş olur. Bu algoritmada, yeni hata değeri ile bir önceki döngüde elde edilen hata değeri karşılaştırılır. İki hata arasındaki fark, önceden belirlenen değerden büyük ise ağırlık ve bias değerleri bir önceki değerine dönüştürülür. Öğrenme katsayısı belirlenen oranda azaltılır. Yeni hata değeri önceki hata değerinden düşük ise öğrenme katsayısı belirlenen oranda arttırılır. Aksi durumda ağırlıklar ve bias değerleri aynı kalır. Bu işlemler algoritma istenilen hata değerine ulaşınca kadar devam eder (Sağıroğlu ve ark 2003). Ağırlıkların değişimi denklem 3.31’ a göre gerçekleştirilir (MATLAB R14).

$$\Delta w_{ji}(t) = \alpha \Delta w_{ji}(t-1) + \eta \alpha \frac{\partial \text{perf}}{\partial w_{ji}} \quad (3.31)$$

Burada perf, performans fonksiyonunu göstermektedir.

4. UNDAKİ KEPEK MİKTARININ GÖRÜNTÜ ANALİZİ İLE TESPİT EDİLMESİ

Tez çalışmasında, dört farklı eşik belirleme yöntemi (Otsu, Kapur, Tsai, Ramesh), iki farklı kümeleme algoritması (Kmeans, Fcm) ve önerilen bulanık mantık tabanlı piksel kümeleme yöntemi ile elde edilen özellik vektörleri, yapay sinir ağları ile birlikte kullanılarak kül miktarı tahmin işlemleri gerçekleştirilmiştir. Görüntü analizi yöntemleri ile un numunesine ait sayısal görüntülerden kepek sayısı, kepek alanı, ortalama kepek rengi ve ortalama gri seviye un renk bilgileri elde edilmiştir. Kümeleme algoritmaları yardımıyla un resmindeki pikseller un ve kepek olarak iki ayrı gruba, önerilen bulanık mantık tabanlı kümeleme yöntemi ile un, kepek ve yabancı madde olarak üç gruba ayrılmıştır. Yöntemler yardımıyla elde edilen veriler, YSA yardımıyla değerlendirilerek kül miktarı tahmin edilmeye çalışılmıştır.



Şekil 4.1 İş akış şeması

4.1 Un Numunelerinin Elde Edilmesi

Deneysel çalışmalarda kül oranları birbirinden farklı 17 un numunesi kullanılmıştır. 15 un numunesi Konya’da bulunan un değirmenlerinden elde edilmiştir. 2 un numunesi ise Chopin marka laboratuvar değirmeni kullanılarak Gerek türü buğdayın öğütülmesi ile elde edilmiştir. Un numuneleri iki farklı un değirmeninde analiz edilerek kuru maddedeki kül miktarları tespit edilmiştir. Kül analizi her bir un numunesi için iki defa gerçekleştirilmiştir. Analizler ICC standartlarına uygun olarak yapılmıştır. İki değirmenin tespit ettiği kül oranlarının ortalaması deneysel çalışmalarda kullanılmıştır. Un numunelerinin kuru maddedeki kül oranları 0,472 – 1,681 arasında değişmektedir. Numunelerden altısı Tip 550, beşi Tip 650, üçü Tip 850 ve üçü de tam un sınıfındadır.

Tablo 4.1. Numunelere ait kuru maddedeki kül miktarları (%)

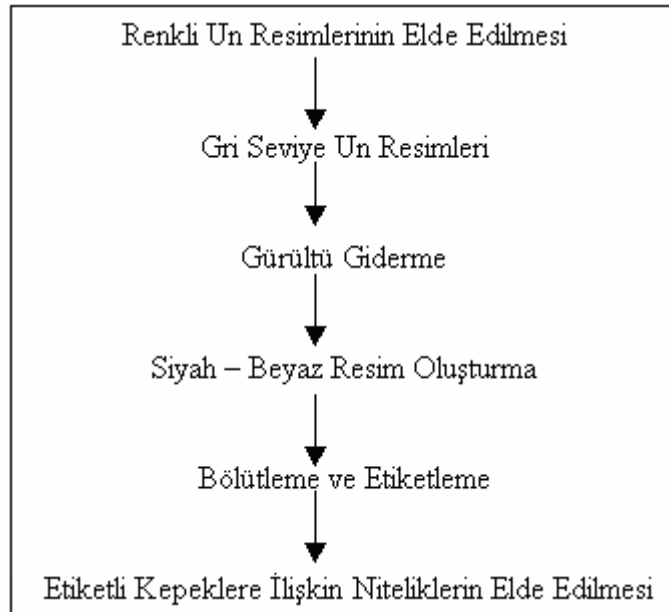
Numune	Kül Miktarı
1	0,472
2	0,517
3	0,527
4	0,532
5	0,544
6	0,549
7	0,579
8	0,594
9	0,624
10	0,626
11	0,644
12	0,67
13	0,677
14	0,726
15	1,334
16	1,473
17	1,681

4.2 Un Numunelerine Ait Sayısal Görüntülerin Elde Edilmesi

Her bir un numunesi için HP3900A, A4 masa üstü tarayıcı kullanılarak 1200x1200 dpi çözünürlükte, Tiff formatında, 24 bit/piksel olarak sayısal görüntüler elde edilmiştir. Un numuneleri 2x2x2 boyutlarında küp şeklindeki cam kaplara yerleştirilerek sıkıştırılmıştır. Cam kaplar tarayıcı yüzeyine yerleştirilerek, karanlık oda şartlarında, tarama işlemi gerçekleştirilmiştir. Her un numunesi için 6 farklı sayısal görüntü elde edilmiştir. Her bir sayısal görüntüden 600x600 piksel boyutlarında 4 alt resim oluşturulmuştur. Bu şekilde her bir un numunesi için 24 adet resim elde edilmiştir.

4.3 Görüntü Analizi Teknikleri ile Sayısal Un Görüntülerinin İncelenmesi

Sayısal un numuneleri üzerinde, sayısal görüntü analiz teknikleri kullanılarak un numunelerine ait belirlenen nitelikler tespit edilmeye çalışılmıştır. Un görüntülerinin analizinde izlenen adımlar Şekil 4.2’de sunulmuştur.



Şekil 4.2 Sayısal görüntü analizi adımları

Görüntü analizi adımlarından un resimlerinin elde edilmesi bölüm 4.2’de sunulmuştur. Renkli resimlerden gri seviye resimler elde edilirken yeni piksel değerleri genellikle eşitlik 4.1’e göre hesaplanmaktadır.

$$Gri = \frac{R + G + B}{3} \quad (4.1)$$

R, G ve B sırasıyla, bir piksel için, kırmızı, yeşil ve mavi kanala ait renk değerlerini ifade etmektedir. Un numuneleri için her bir renk kanalına ait histogramlar ve gri seviye un resimlerine ait histogramlar çalışmalarda incelenmiştir. Örnek bir numuneye ait histogramlar Şekil 4.3’de gösterilmiştir.

Kül oranının düşük olduğu un numunelerinde renkli bir resmin kırmızı, yeşil kanallarında ortalama piksel değeri 255’e yakındır. Piksel değeri bakımından histogramın en çok mavi kanalda dağılım gösterdiği gözlenmiştir. Gri seviye resim için de ortalama piksel değeri 255’e yakındır. Örnek resme ait bazı bilgiler Tablo 4.2’de sunulmuştur.

Tablo 4.2 0,472 kül oranına sahip bir un resmi için histogram özellikleri

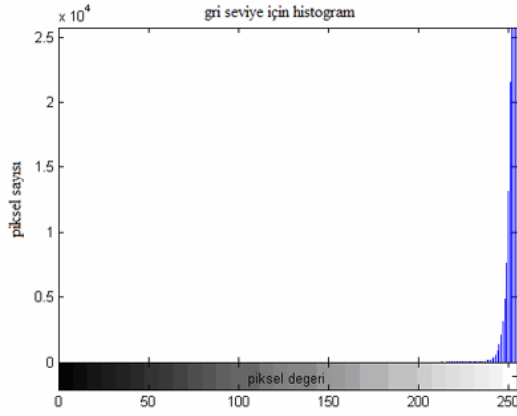
	Gri Seviye	Kırmızı Kanal	Yeşil Kanal	Mavi Kanal
Ortalama Piksel Değeri	253,07	252,83	254,59	245,81
Standart Sapma	2,117	3,639	1,613	7,2342
En küçük Piksel Değeri	213	222	209	161



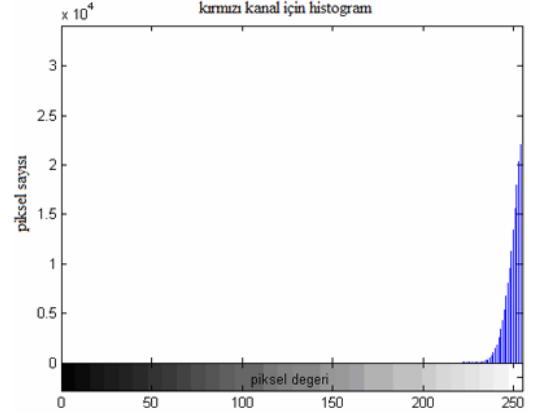
(a)



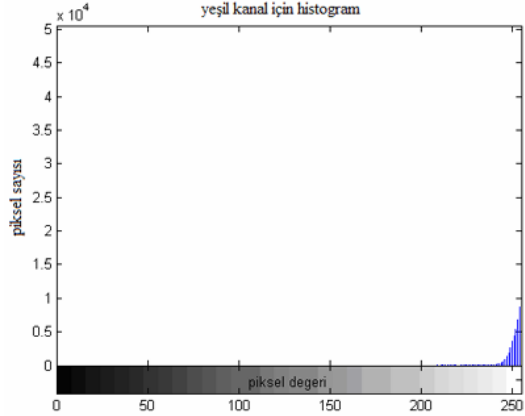
(b)



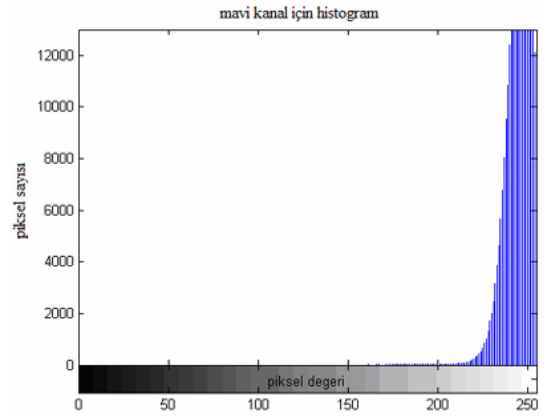
(c)



(d)



(e)



(f)

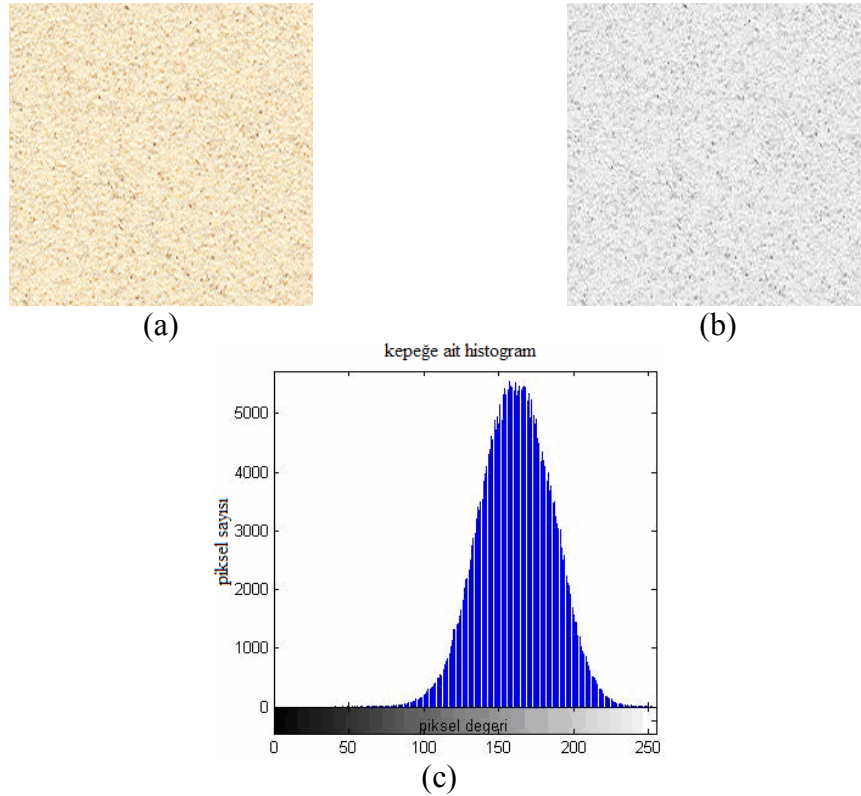
Şekil 4.3 Kül oranı 0,472 olan bir un numunesi için, (a) renkli bir un resmi, (b) gri seviye un resmi, (c) gri seviye resim için histogram, (d) kırmızı kanal için histogram, (e) yeşil kanal için histogram, (f) mavi kanal için histogram.

Tez boyunca, un örneklerinin histogramları göz önüne alındığında, kepeğe ait piksellerin daha kolay tespit edilebilmesi amacıyla gri seviye resim olarak mavi kanal kullanılmıştır.

Sayısal görüntüler, algılayıcı yüzeylerindeki kirlilik, toz, çizik, besleme kaynağı vb. nedenlerden dolayı bir miktar gürültü içermektedir. Tez çalışmasında gri seviye resimlere, 3x3 boyutunda ortanca filtre uygulanarak gürültü giderme işlemi gerçekleştirilmiştir.

Ülkemizde un üretiminde, unun istenilen niteliklere (kül, protein, enerji vb) sahip olabilmesi amacıyla farklı buğday türleri (esmer/kırmızı/beyaz buğday) karıştırılarak öğütme işlemi gerçekleştirilmektedir. Buğday türlerinin karıştırılması işlemi “Paçallama” olarak isimlendirilmektedir. Bu nedenle un içerisindeki kepekler değişik renklerde olabilmektedir. Şekil 4.4’te paçal buğday yığınınından elde edilen kepek ve ona ait histogram görülmektedir.

Bir un örneğinin farklı resimlerinde kepek sayısı, ortalama yüzey rengi, ortalama kepek rengi gibi nitelikler değişkenlik göstermektedir. Tablo 4.3’te, 0,472 kül oranına sahip bir un resmi için Otsu ikili eşik belirleme metodu kullanılarak elde edilen nitelikler gösterilmiştir.



Şekil 4.4 (a) renkli ince kepek resmi, (b) ince kepek gri seviye resim, (c) gri seviye kepek resmi için histogram

Tablo 4.3 0,472 kül oranına sahip dört ayrı un resmi için bazı nitelikler
(Otsu eşik belirleme metoduna göre)

Resim	Kepek Sayısı	Ortalama Kepek Rengi	Ortalama Yüzey Rengi
1	2367	237,56	243,9
2	2594	237,7	244,3
3	2927	236,98	245,31
4	2128	237,77	243,58

Gri seviye resim üzerinde gürültü giderme işlemi gerçekleştirildikten sonra gri resim, uygun bir eşik değeri yardımıyla siyah beyaz resme dönüştürülmektedir. Eşik değerinden küçük olan piksel değerleri 1, büyük olan piksel değerleri ise 0 ile işaretlenerek, kepek ve kepek olmayan pikseller birbirinden ayrılabilir.

Literatürde histogram şekline dayanan, gri seviye topaklamaya dayanan, histogram entropisine dayanan, nesne özelliklerine dayanan, uzamsal bilgileri kullanan ve yerel uyarlamalı eşik tespit yöntemleri mevcuttur. Tez çalışmasında, histogram şekline dayanan yöntemlerden Ramesh, gri seviye topaklamaya dayanan yöntemlerden Otsu, histogram entropisine dayanan yöntemlerden Kapur ve nesne özelliklerine dayanan yöntemlerden Tsai kullanılmıştır. Farklı çalışma prensiplerine sahip eşik belirleme yöntemleri kullanılarak, benzer resimler için eşik belirleme yöntemlerinin ürettiği sonuçlar incelenmiş ve kül miktarı tahmin etmedeki performansları karşılaştırılmıştır. Resimlerdeki kepek sayısı, kepek rengi ve yüzey rengine göre, belirtilen yöntemlerin, hem kül oranları farklı un numuneleri için, hem de bir un numunesine ait farklı resimler için ürettikleri eşik değerleri değişkenlik göstermektedir. Tablo 4.4’de 17 un numunesi için 3’er farklı resim kullanılarak elde edilen eşik değerleri gösterilmiştir.

Tablo 4.4 4 farklı eşik belirleme yöntemi kullanılarak 3 değişik un resmi için elde edilen eşik değerleri ve ortalama eşik değerleri

Un Türü	Tsai (Tsai 1985)			Otsu (Otsu 1979)			Kapur (Kapur ve ark. 1985)			Ramesh (Ramesh 1995)			Tsai Ortalaması	Otsu Ortalaması	Kapur Ortalaması	Ramesh Ortalaması
0,472	241	240	243	243	243	244	226	217	228	211	200	223	241	243	224	211
0,517	241	244	242	243	245	245	228	227	226	218	223	208	242	244	227	216
0,527	240	239	242	245	242	243	222	219	224	224	230	225	240	243	222	226
0,532	204	208	201	237	237	234	209	199	195	196	188	186	204	236	201	190
0,544	239	242	243	243	244	244	221	217	222	208	220	224	241	244	220	217
0,549	243	240	243	245	245	244	227	218	226	220	204	220	242	245	224	215
0,579	213	208	211	245	242	241	227	220	218	207	204	204	211	243	222	205
0,594	237	235	236	241	241	240	214	210	216	198	185	201	236	241	213	195
0,624	239	239	242	244	243	246	215	219	219	199	207	212	240	244	218	206
0,626	239	232	234	242	238	242	211	208	205	214	173	189	235	241	208	192
0,644	240	237	235	243	243	240	221	217	214	225	181	197	237	242	217	201
0,67	237	239	236	241	242	239	218	214	215	203	207	199	237	241	216	203
0,677	204	211	213	241	241	242	214	211	213	203	203	214	209	241	213	207
0,726	232	230	234	237	235	236	206	208	211	177	181	199	232	236	208	186
1,334	230	223	232	235	230	235	196	194	207	175	147	175	228	233	199	166
1,473	226	230	229	231	235	233	201	202	200	172	174	177	228	233	201	174
1,681	225	227	232	229	232	235	201	195	206	174	158	177	228	232	201	170

Tez çalışması boyunca, gri resimden siyah beyaz resim elde edilirken, her bir un numunesi için seçilen yöntemle ait ortalama eşik değerleri kullanılmıştır. Siyah beyaz resim elde edildikten sonra, bir resimdeki piksellerin 8’li komşulukları göz önüne alınarak birbiri ile ilişkili pikseller belirlenmiş ve kepek olarak kabul edilen piksel bölgeleri işaretlenmiştir. Şekil 4.5-b’de 1 ve 2 ile gösterilen bölümler örnek kepek noktalarını göstermektedir.

1 1 1 0 0 0 0 0	1 1 1 0 0 0 0 0
1 1 1 0 1 1 0 0	1 1 1 0 2 2 0 0
1 1 1 0 1 1 0 0	1 1 1 0 2 2 0 0
1 1 1 0 0 1 1 0	1 1 1 0 0 2 2 0
1 1 1 0 0 0 1 0	1 1 1 0 0 0 2 0
1 1 1 0 0 0 1 0	1 1 1 0 0 0 2 0
1 1 1 0 0 1 1 0	1 1 1 0 0 2 2 0
0 0 0 0 0 0 0 0	0 0 0 0 0 0 0 0
(a)	(b)

Şekil 4.5 (a) siyah beyaz bir resim, (b) kepek bölgeleri

Kepek olarak kabul edilen bölgelerin sayısı, bölgelerin piksel sayısı bakımından toplam alanı ve kepeği oluşturan piksellerin ortalama gri seviye değerleri tespit edilmiştir. Tablo 4.5’de 0,472 kül oranlı un numunesine ait bir resim için 4 farklı eşik belirleme yöntemi kullanılarak elde edilen nitelik bilgileri sunulmuştur.

Tablo 4.5 Eşik belirleme yöntemlerine göre nitelik değerleri

	Kepek Sayısı	Kepek Alanı	Ortalama Kepek Rengi
Tsai	2755	99442	236,65
Otsu	2367	126006	237,56
Kapur	105	1375	207,41
Ramesh	34	322	181,12

Eşik değeri yükseldikçe kepeği ifade eden piksel sayısı artmaktadır. Eşik değeri azaldıkça kepek sayısı, kepek alanı azalırken ortalama kepek rengi değeri azalmakta yani piksel değeri siyaha yaklaşmaktadır.

4.4 Kümeleme Metotları Yardımıyla Resim Analizi

Kümeleme, benzer özellik gösteren veri elemanlarının kendi aralarında gruplara ayrılması işlemidir. Resim işlemede veri elemanları piksel değerleridir. Unun üretildiği buğday türüne bağlı olarak kepek renkleri değişim göstermektedir. Şekil 4.3'deki kepek resmine ait histogram incelendiğinde kepeği ifade eden sabit bir renk değerinin olmadığı, kepek renklerinin geniş bir ölçekte değiştiği gözlenmektedir. Un üretiminde kullanılan buğday türüne ve paçal yapmaya bağlı olarak kepeğe ait histogramda, eksen boyunca kaymalar ve frekanslarda değişimler meydana gelmektedir. Eşik belirleme yöntemleri yardımıyla resim için bir tek eşik değeri belirlenmektedir. Bu durumda kepeğe ait bazı piksel değerleri un, una ait bazı piksel değerleri ise kepek olarak işleme tabi tutulmaktadır. Bu dezavantajı ortadan kaldırabilmek için literatürde segmentasyon için sıklıkla kullanılan Kmeans ve Fcm kümeleme algoritmaları ve önerilen bulanık mantık tabanlı yeni bir kümeleme algoritması kullanılmıştır. Bu algoritmalar yardımıyla resme ait pikseller un ve kepek olarak iki kümeye ayrılmıştır. Kmeans ve Fcm için her kümeye ait küme merkezi değerleri, her kümedeki piksel sayıları tespit edilmiştir. Kmeans algoritması 5 tekrarlı olarak çalıştırılmış ve boş küme oluşmamasına dikkat edilmiştir. Kmeans algoritmasında her bir pikselin merkez noktalara uzaklığını hesaplamak için Öklit metodu kullanılmıştır. Fcm yönteminde, kümelerin en iyi konumunu tespit etmek amacıyla, her iterasyonda amaç fonksiyonu minimize edilmeye çalışılmıştır. Elde edilen sonuçlar kullanılarak veri setleri oluşturulmuştur. Tablo 4.6'da Kmeans ve Fcm yöntemleri ile aynı resimler için elde edilen bazı nitelikler sunulmuştur.

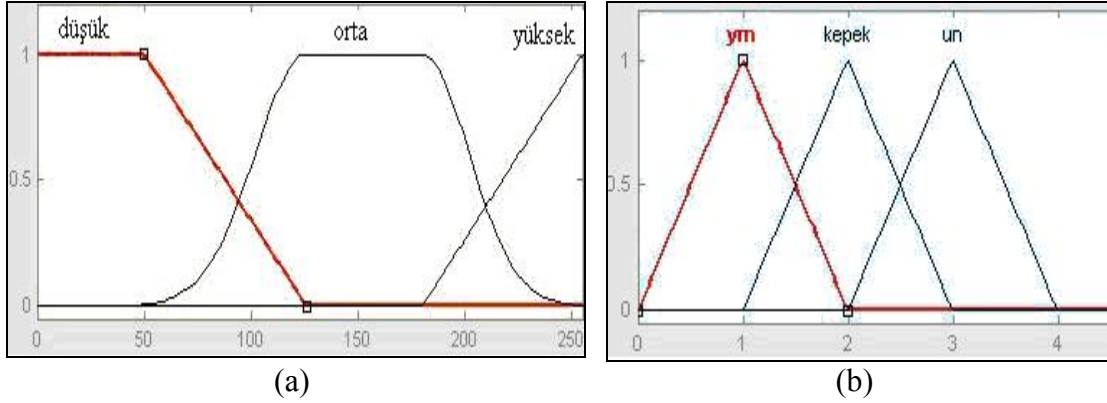
Tablo 4.6 Kmeans ve Fcm yöntemleri ile aynı resimler için elde edilen bazı nitelikler

Kül Oranı	1. Küme (Kepek)		2. Küme (Un)		Kümeleme Yöntemi
	Piksel Sayısı	Ortalama Değer	Piksel Sayısı	Ortalama Değer	
0,472	124490	240,39	235510	249,27	Kmeans
0,472	149300	241,27	210700	249,94	Fcm
0,517	155230	241,14	204770	249,24	Kmeans
0,517	126990	240,75	233010	249,02	Fcm

Un genellikle yabancı maddelerden arındırılmış buğdaydan üretilmektedir. Nadiren üretim esnasında üretim hattından kopan parçalar, buğday yığınları içerisinde yer alan ve temizlenemeyen bazı yabancı cisimler una karışabilmektedir. Bu yabancı maddeleri tespit edebilmek amacıyla Kmeans ve Fcm algoritmaları 3 küme oluşturacak şekilde yeniden gerçekleştirilmiştir. 0,472 kül oranına sahip bir un resmi için küme merkezleri, Kmeans algoritmasıyla 235.65, 248.6, 242.8, Fcm algoritmasıyla 243.18, 249.02, 236.36 olarak tespit edilmiştir. Yabancı cisimler çoğunlukla koyu renkte olup gri seviye değeri 0'a yakındır. Bu durumda yabancı maddelerin piksel değerlerini içermesi beklenen 3. kümeler kepek ve una ait pikselleri de içermektedir. Kmeans ve Fcm yöntemlerinin sonuçları incelendiğinde bu yöntemlerin yabancı maddeleri tespit edemediği gözlenmiştir. Bu nedenle yabancı maddeleri de tespit edebilecek bulanık mantık tabanlı bir kümeleme yöntemi önerilmiştir.

4.5 Önerilen Bulanık Mantık Tabanlı Kümeleme Metodu İle Resim Analizi

Un içerisine karışabilecek yabancı maddeleri de tespit edebilmek ve veri setinde ayrı bir nitelik olarak kullanabilmek amacıyla yeni bir bulanık mantık tabanlı kümeleme metodu önerilmiştir. Bu sisteme ait giriş ve çıkış üyelik fonksiyonları Şekil 4.6'da sunulmuştur.



Şekil 4.6 Bulanık sistem giriş (a) ve çıkış (b) üyelik fonksiyonları

Bulanık sistemin girişinde düşük, orta ve yüksek olmak üzere 3 üyelik fonksiyonu tespit edilmiştir. x eksenindeki değerler piksel değerlerini, y eksenini ise üyelik derecelerini göstermektedir. Düşük üyelik fonksiyonu, un içerisinde karışan yabancı maddelere göre, orta üyelik fonksiyonu kepeğin histogram dağılımına göre, yüksek üyelik fonksiyonu ise gri seviye un resminin histogram dağılımı göz önüne alınarak oluşturulmuştur.

Bulanık sistemin çıkışı ise yabancı madde (ym), kepek ve un olmak üzere 3 üyelik fonksiyonundan oluşmaktadır. Çıkış üyelik fonksiyonları x ekseninde eşit aralıklı olup sistem çıkışında $[0-1,49]$ aralığı yabancı madde kümesini, $[1,5-2,5]$ aralığı kepek kümesini, $[2,6-4]$ aralığı ise un kümesini temsil etmektedir. Kural tabanı;

“Eğer piksel değeri düşükse o halde çıkış yabancı maddedir.”

“Eğer piksel değeri orta ise o halde çıkış kepektir.”

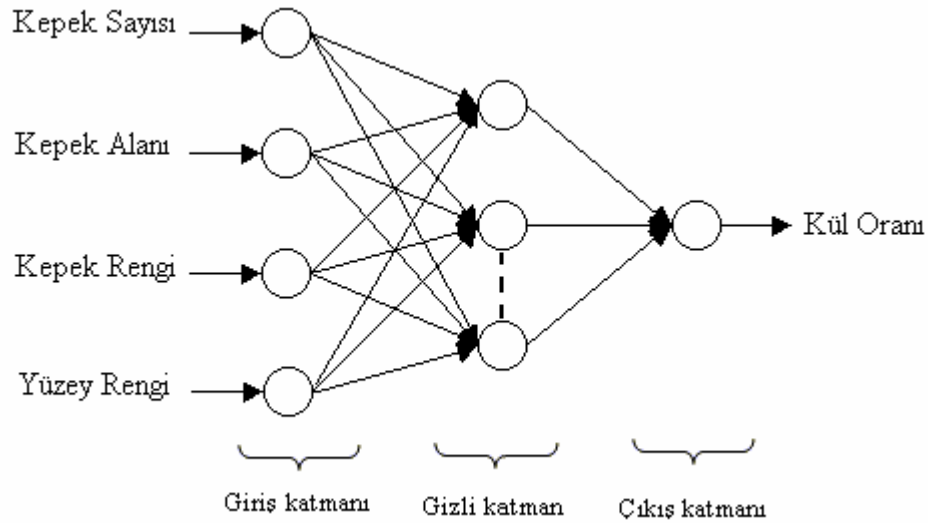
“Eğer piksel değeri yüksek ise o halde çıkış undur.”

şeklinde oluşturulmuştur. Durulaştırma işleminde “centroid” metodu kullanılmıştır. Her bir resme ait pikseller önerilen yöntem yardımıyla incelenerek yabancı maddeye ait piksel sayısı, una ait piksel sayısı ve kepeğe ait piksel sayısı tespit edilmiştir. Tespit edilen nitelikler ve resme ait ortalama gri seviye değerleri yardımıyla veri seti oluşturulmuştur. Önerilen yöntem ile elde edilen bazı nitelikler Tablo 4.7’de verilmiştir.

Tablo 4.7 Bulanık kümeleme yöntemi ile elde edilen bazı nitelik bilgileri

Kül Oranı	Piksel Sayıları			Ortalama Gri Seviye Değeri
	Yabancı Madde	Kepek	Un	
0,472	4	291	359705	243,9
0,517	4	361	359635	245,75

Elde edilen niteliklerden, eğri uydurma veya yapay zekâ teknikleri kullanılarak kül tahmini yapılabileceği düşünülmüştür. Resimlere ait nitelikler ile lineer bir denklem oluşturulamaması ve YSA'ların literatürde özellikle lineer olmayan sistemlerde kullanılması nedeniyle, tez çalışmasında kül tahmin işlemleri için ÇKP, Yapay Sinir Ağı Modeli kullanılmıştır. İleri beslemeli ve danışmanlı bir ağ modeli olan ÇKP, farklı öğrenme kuralları kullanarak eğitilmiş ve test işlemleri gerçekleştirilmiştir. Gizli katman sayısı, gizli katmadaki nöron sayısı, iterasyon sayısı, kullanılan fonksiyonlar vb. parametreler değiştirilerek en uygun ağ mimarisi tespit edilmeye çalışılmıştır. Kullanılan örnek bir ağ yapısı Şekil 4.7'de sunulmuştur.

**Şekil 4.7** Uygulamalarda kullanılan örnek bir ağ yapısı

Tez çalışmasında her bir un numunesi için 600x600 piksel boyutlarında Tiff formatında 24 bit/piksel 24 adet sayısal görüntü elde edilmiştir. Yedi farklı yöntem yardımıyla tüm sayısal görüntüler incelenmiştir. Her bir resim için 4 nitelik oluşturulmuştur. Sonuç olarak her bir un numunesi (kül oranları birbirinden farklı 17 un numunesi mevcuttur ve her numuneye ait 24 resim elde edilmiştir) için 24x4 boyutunda veri seti oluşturulmuştur. 24 resim için nitelikler incelendiğinde kepek

sayısının ve kepek büyüklüğünün heterojen olarak dağıldığı görülmektedir (Tablo 4.3). Bu nedenle 4 resim için elde edilen niteliklerin ortalaması alınarak her bir un numunesi için veri seti 6x4 boyutunda yeniden oluşturulmuştur. 17 un numunesi içinse veri seti 102x4 boyutundadır. Veriler 2 eşit parçaya ayrılarak eğitime ve test kümeleri oluşturulmuştur. Eğitim ve test işlemleri 10 tekrarlı olarak gerçekleştirilmiş, eğitim ve test başarıları hesaplanmıştır.

5. UYGULAMA SONUÇLARI ve TARTIŞMA

Tez çalışmasında kullanılan un numunelerinin kül oranları 0,472 – 1,681 arasında değişmektedir. Bu un numuneleri Tip 550, Tip 650, Tip 850 ve tam un sınıflarına aittir. Börek, pasta, baklava gibi ürünlerin yapımında genellikle Tip 550 ve Tip 650 un numuneleri kullanılmaktadır. Tam un ise ekmek yapımında tercih edilmektedir. Bu nedenle 1. çalışmada tüm un numuneleri kullanılarak kül tahmin işlemleri gerçekleştirilirken, ikinci çalışmada tam un sınıfına giren un numuneleri göz ardı edilerek kül tahmini gerçekleştirilmiştir.

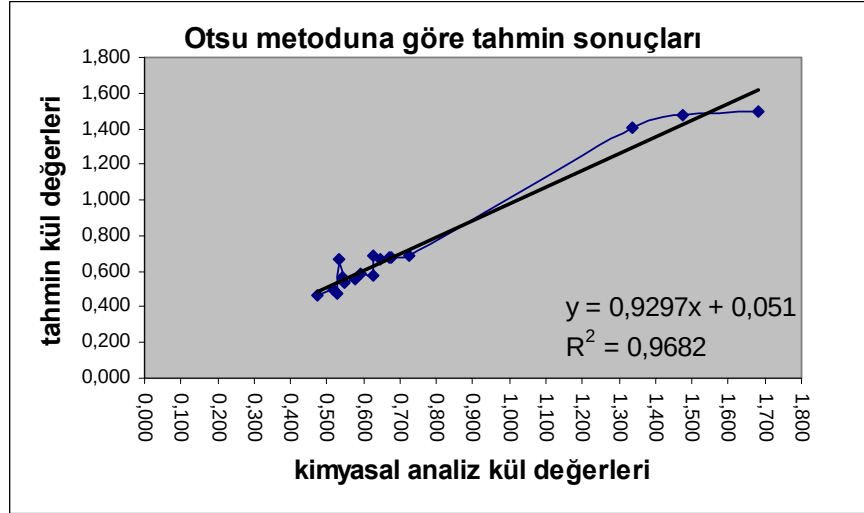
Tüm un numunelerine ait veri setleri [0-1] aralığında normalize edilmiştir. Veriler iki eşit parçaya ayrılarak ÇKP'nin eğitime ve test işlemleri gerçekleştirilmiştir. En iyi sonuçlar tek gizli katmana sahip ağ yapısında, traingdx fonksiyonu kullanılarak elde edilmiştir. Gizli katmandaki nöron sayıları 5 ile 100 arasında değiştirilmiştir. Gizli katmanda sigmoid, çıkış katmanında ise doğrusal fonksiyon kullanılmıştır. Öğrenme katsayısı 0,1 momentum katsayısı ise 0,9 olarak seçilmiştir. Eğitime işlemi 3000 iterasyon boyunca gerçekleştirilmiştir. Tüm işlemler 10 tekrarlı olarak yapılmıştır. Test işlemi sonucunda ağın her un numunesi için ürettiği üç sonucun ortalaması alınarak kül oranı tespit edilmiştir. Tablo 5.1'de 17 un numunesi için yapılan test işlemlerinin sonuçları verilmiştir.

Test sonuçları incelendiğinde en küçük ortalama hata miktarının önerilen bulanık mantık tabanlı kümeleme yöntemi ile elde edildiği görülmektedir. İkinci en düşük ortalama hata miktarı ise nitelik çıkarımında Kapur eşik belirleme yönteminin kullanıldığı sistemle elde edilmiştir. Her iki yöntem incelendiğinde, iki yöntemin de ürettiği kepek sayısı ve kepek alan bilgileri, diğer yöntemlere göre, birbirine yakındır ve Tsai, Otsu, Kmeans, Fcm yöntemlerine göre azdır (Tablo 4.5, Tablo 4.6, Tablo 4.7). Her iki yöntem yardımıyla elde edilen kepek noktaları gözle ayırt edilebilmektedir. Önerilen bulanık mantık tabanlı kümeleme yöntemine ait veri setinin kullanıldığı ÇKP modelinde, gizli katmandaki nöron sayısı 30'dur.

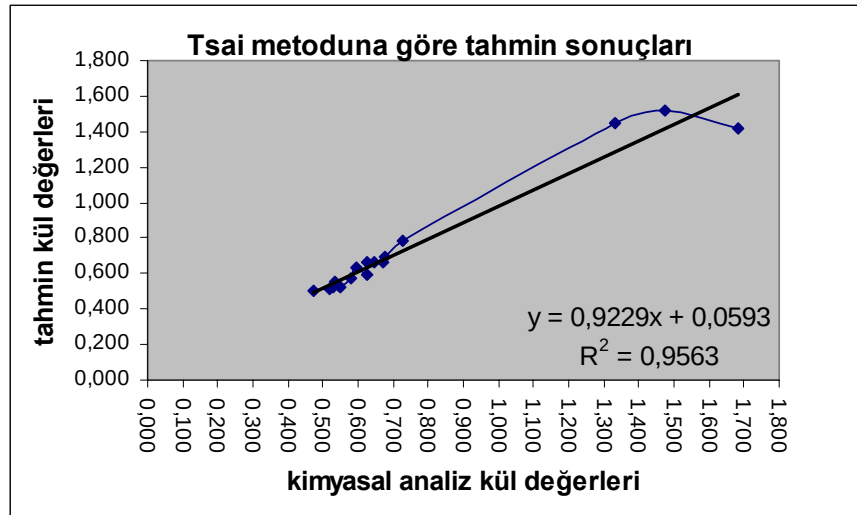
Tablo 5.1. 17 un numunesi için orijinal kül değerleri, 7 farklı yöntem ile tespit edilen kül değerleri ve test hataları

Gizli Katmandaki Nöron sayısı	Un1	Un2	Un3	Un4	Un5	Un6	Un7	Un8	Un9	Un10	Un11	Un12	Un13	Un14	Un15	Un16	Un17	Test Hatası	Yöntem
	0,472	0,517	0,527	0,532	0,544	0,549	0,579	0,594	0,624	0,626	0,644	0,670	0,677	0,726	1,334	1,473	1,681		
60	0,470	0,499	0,480	0,667	0,564	0,540	0,558	0,590	0,581	0,693	0,672	0,682	0,682	0,688	1,408	1,473	1,492	0,042	Otsu
50	0,508	0,517	0,519	0,548	0,532	0,522	0,570	0,632	0,595	0,667	0,668	0,665	0,692	0,782	1,446	1,517	1,414	0,043	Tsai
80	0,491	0,563	0,547	0,513	0,516	0,506	0,505	0,620	0,608	0,663	0,634	0,672	0,663	0,733	1,311	1,441	1,703	0,026	Kapur
40	0,493	0,497	0,590	0,547	0,543	0,523	0,525	0,628	0,600	0,625	0,645	0,669	0,680	0,832	1,437	1,452	1,457	0,042	Ramesh
20	0,485	0,498	0,537	0,669	0,554	0,522	0,521	0,634	0,574	0,654	0,638	0,634	0,642	0,707	1,439	1,489	1,483	0,047	Kmeans
50	0,503	0,532	0,547	0,529	0,539	0,539	0,588	0,637	0,622	0,653	0,627	0,645	0,643	0,732	1,452	1,422	1,474	0,037	Fcm
30	0,505	0,513	0,535	0,534	0,551	0,517	0,591	0,637	0,602	0,632	0,585	0,638	0,624	0,724	1,310	1,452	1,637	0,024	Önerilen yöntem

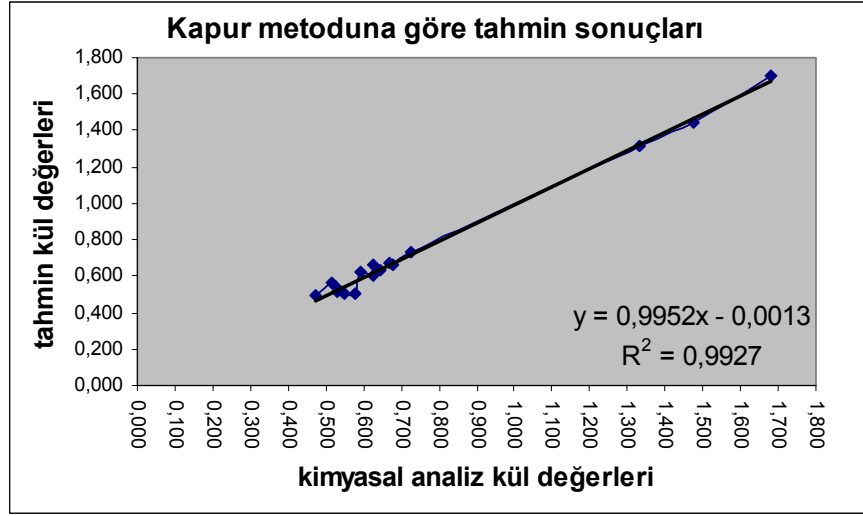
Şekil 5.1 – Şekil 5.14 grafiklerinde tasarlanan sistemde kullanılan yöntemler yardımıyla elde edilen kül değerleri ile gerçek kül değerleri arasındaki ilişkiler ve tahmin işlemindeki hata miktarları gösterilmiştir.



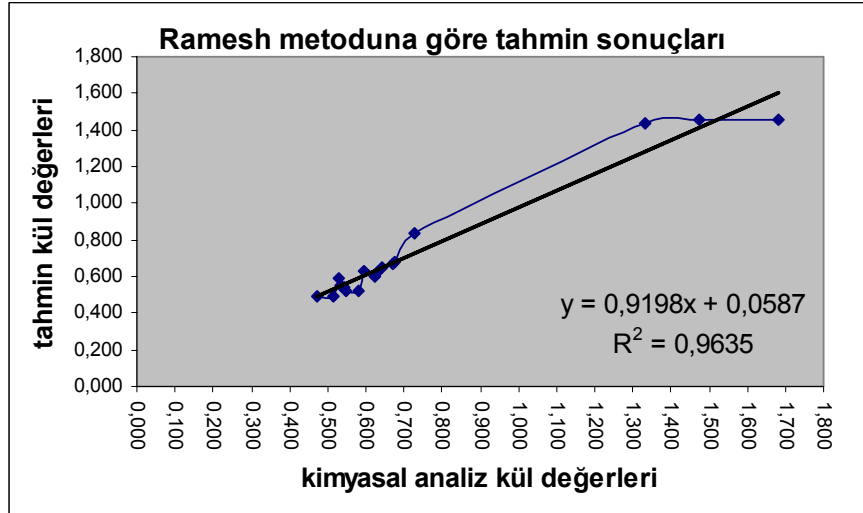
Şekil 5.1. Otsu metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



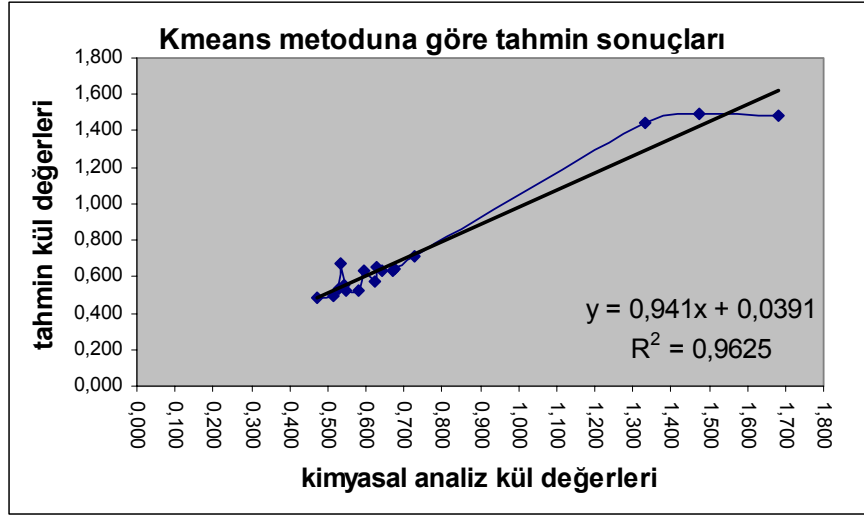
Şekil 5.2. Tsai metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



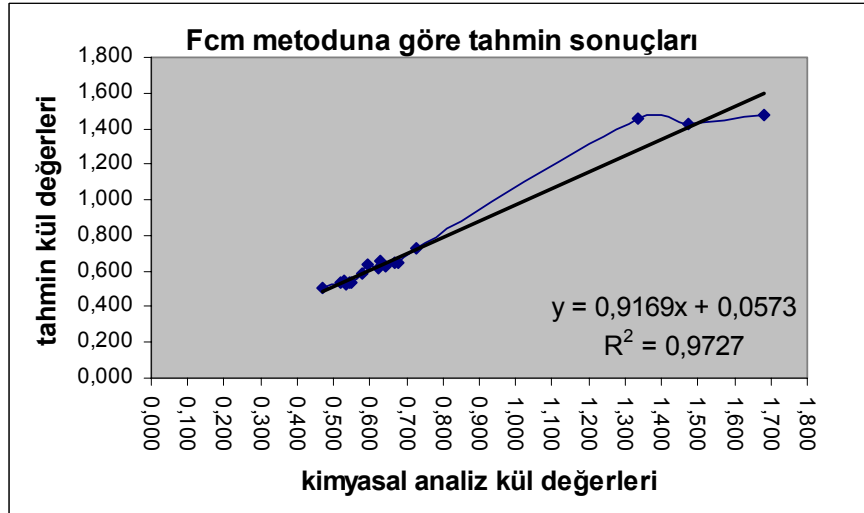
Şekil 5.3. Kapur metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



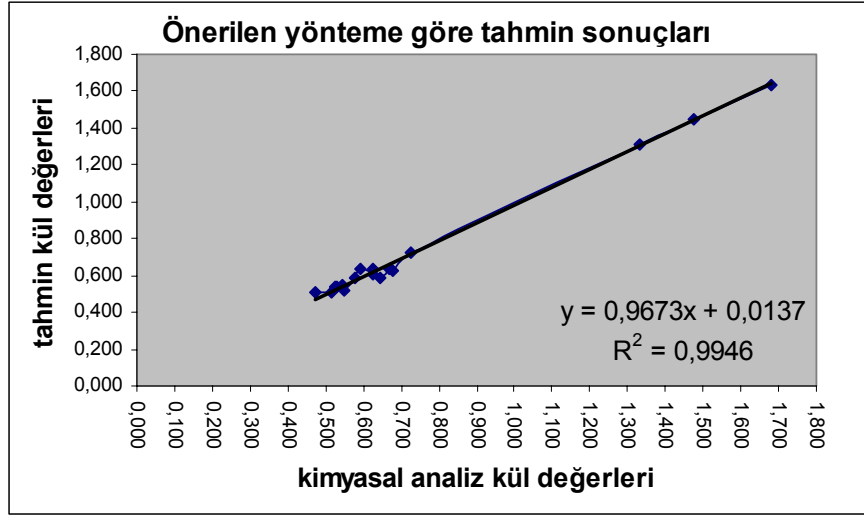
Şekil 5.4. Ramesh metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



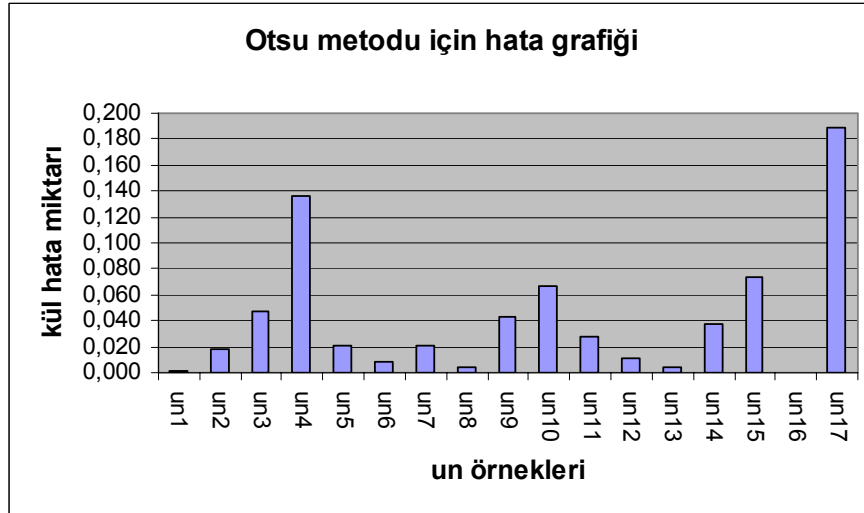
Şekil 5.5. Kmeans metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



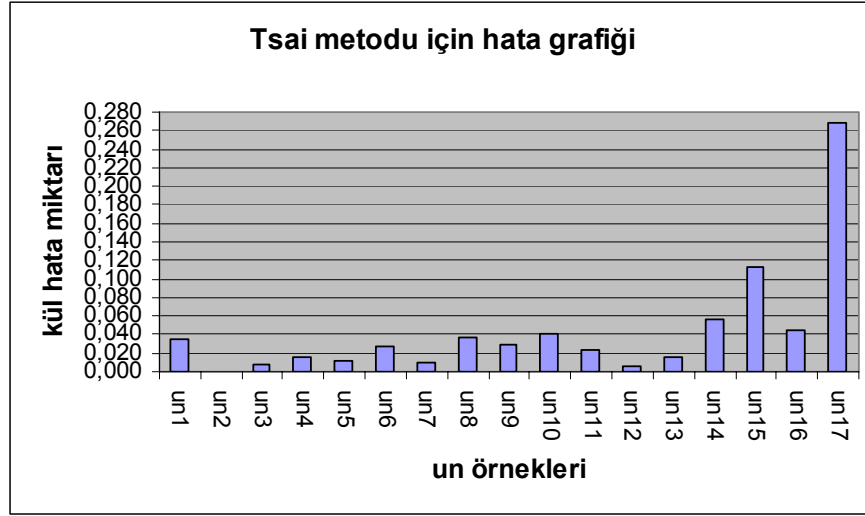
Şekil 5.6. Fcm metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



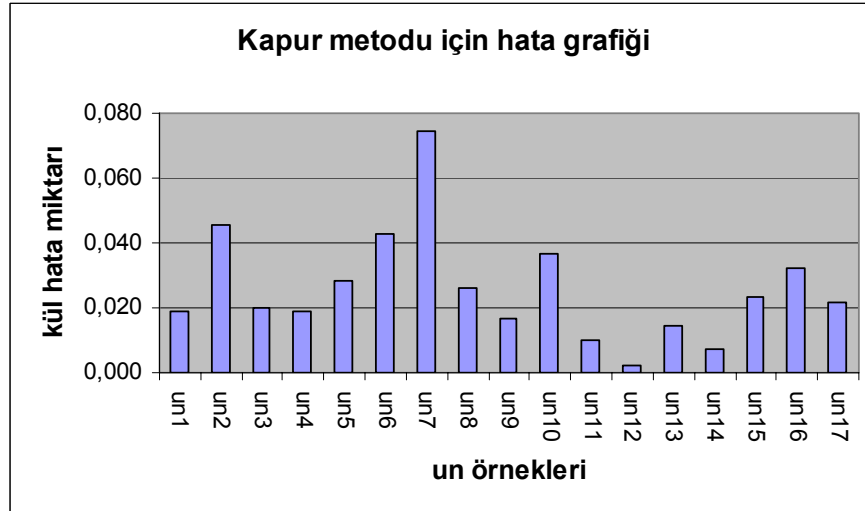
Şekil 5.7. Önerilen yöntem ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



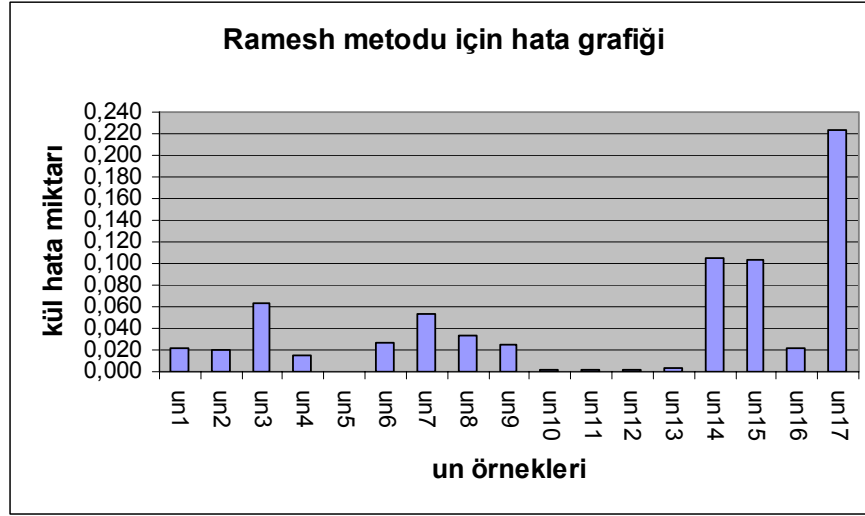
Şekil 5.8. Otsu metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



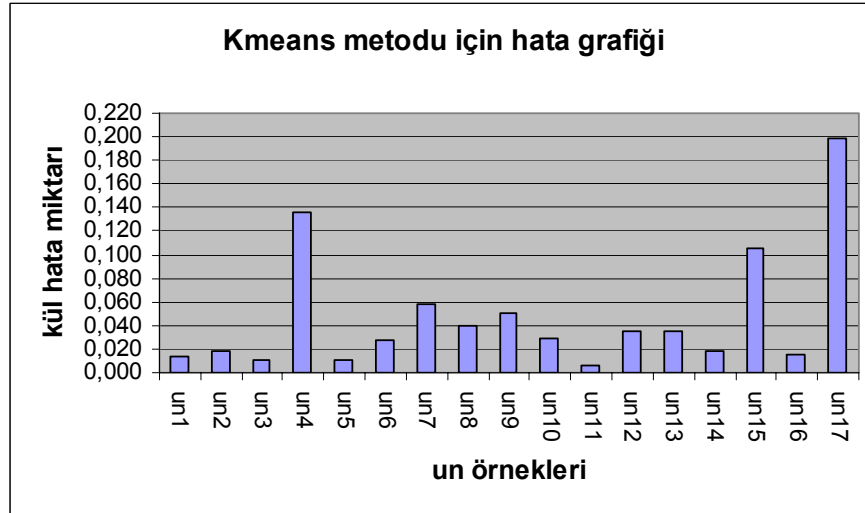
Şekil 5.9. Tsai metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



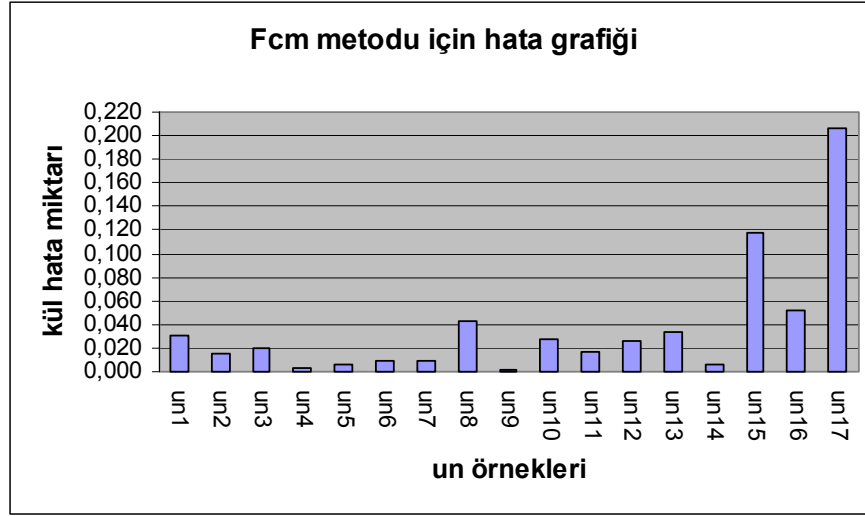
Şekil 5.10. Kapur metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



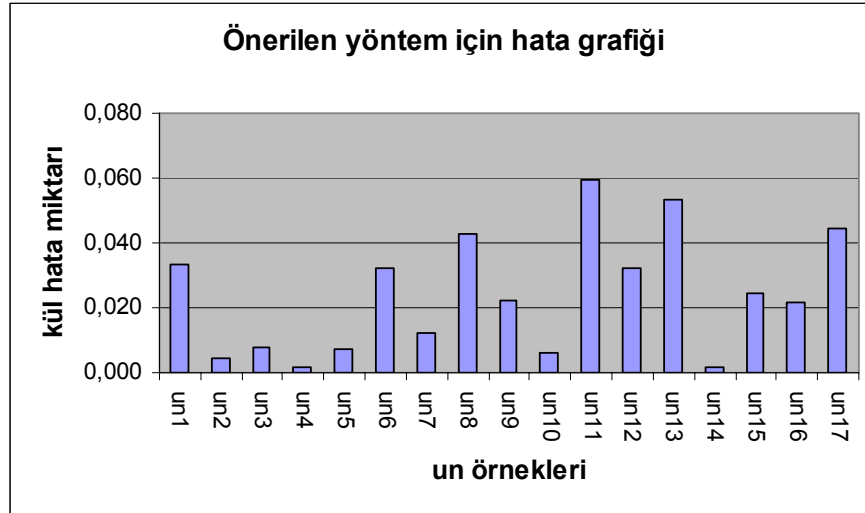
Şekil 5.11. Ramesh metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



Şekil 5.12. Kmeans metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



Şekil 5.13. Fcm metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları

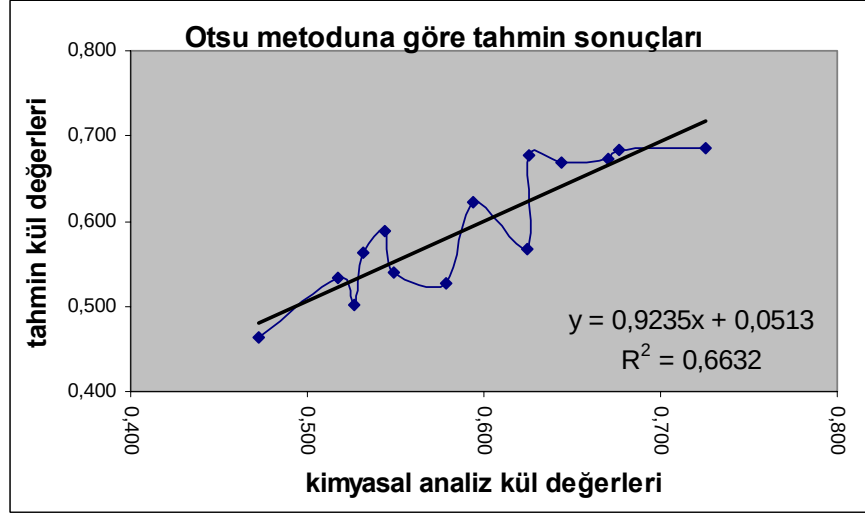


Şekil 5.14. Önerilen yöntem ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları

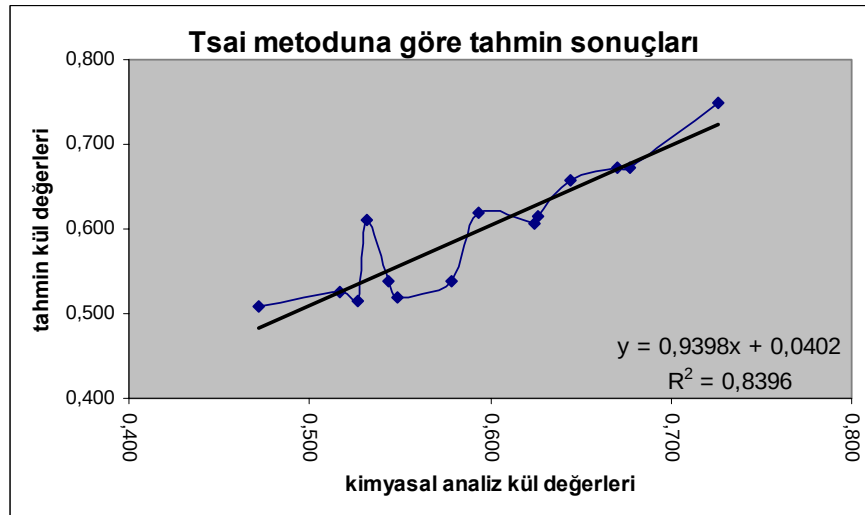
Orijinal kül değerleri ve tahmin edilen kül değerleri arasındaki en iyi regresyon katsayıları Kapur metodu ve önerilen yöntem ile ÇKP'nin kullanıldığı sistemlerde elde edilmiştir. Tsai metodu için tam un bölgesinde, Kapur metodu için Tip 550 – Tip 650 geçiş bölgesinde, Ramesh, Fcm, Kmeans metotları için tam un bölgesinde, Önerilen yöntem içinse Tip 550 – Tip 650, Tip 650 – Tam un geçiş bölgelerinde hata miktarları artmaktadır. Önerilen kümeleme yönteminde üç un numunesi tip değiştirmiştir. Tip 550'ye uygun un numuneleri içinde tip değişimine rastlanmamıştır. Önerilen kümeleme yöntemi kullanıldığında 7, Kapur yöntemi kullanıldığında ise 8 un numunesi için hata miktarları 0,02'nin altındadır. Hata miktarlarının genellikle tam un bölgesinde artması nedeniyle veri setinden tam un örnekleri çıkarılarak tüm işlemler yeniden tekrar edilmiştir. Un numunelerine ait veri setleri [0-1] aralığına normalize edilmiştir. Veriler iki eşit parçaya ayrılarak ÇKP'nin eğitime ve test işlemleri gerçekleştirilmiştir. En iyi sonuçlar tek gizli katmana sahip ağ yapısında, traingdx fonksiyonu kullanılarak elde edilmiştir. Gizli katmandaki nöron sayıları 5 ile 100 arasında değiştirilmiştir. Gizli katmanda sigmoid, çıkış katmanında ise doğrusal fonksiyon kullanılmıştır. Öğrenme katsayısı 0,1, momentum katsayısı ise 0,9 olarak seçilmiştir. Eğitim işlemi 3000 iterasyon boyunca gerçekleştirilmiştir. Tüm işlemler 10 tekrarlı olarak yapılmıştır. Test işlemi sonucunda ağın her un numunesi için ürettiği üç sonucun ortalaması alınarak tahmini kül oranı tespit edilmiştir. Tablo 5.2'de 14 un numunesi için yapılan test işlemlerinin sonuçları verilmiştir.

Tablo 5.2. 14 un numunesi için orijinal kül değerleri, 7 farklı yöntem ile tespit edilen kül değerleri ve test hataları

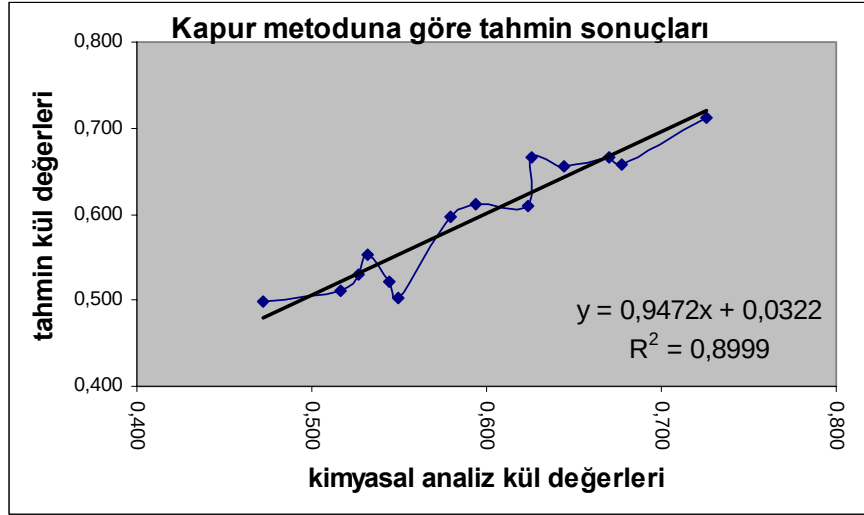
Gizli Katmandaki Nöron sayısı	Un1	Un2	Un3	Un4	Un5	Un6	Un7	Un8	Un9	Un10	Un11	Un12	Un13	Un14	Test Hatası	Yöntem
	0,472	0,517	0,527	0,532	0,544	0,549	0,579	0,594	0,624	0,626	0,644	0,670	0,677	0,726		
20	0,464	0,532	0,501	0,563	0,588	0,540	0,527	0,622	0,568	0,677	0,668	0,673	0,683	0,686	0,028	Otsu
40	0,508	0,525	0,514	0,610	0,539	0,518	0,539	0,620	0,607	0,614	0,658	0,672	0,671	0,749	0,022	Tsai
60	0,499	0,512	0,529	0,553	0,521	0,503	0,598	0,613	0,609	0,666	0,655	0,666	0,658	0,713	0,019	Kapur
20	0,487	0,499	0,502	0,576	0,535	0,511	0,520	0,626	0,601	0,628	0,661	0,661	0,673	0,734	0,022	Ramesh
60	0,481	0,512	0,535	0,523	0,563	0,509	0,544	0,622	0,529	0,695	0,643	0,649	0,650	0,735	0,027	Kmeans
40	0,493	0,520	0,545	0,517	0,548	0,545	0,598	0,642	0,618	0,658	0,632	0,647	0,643	0,722	0,017	Fcm
40	0,502	0,508	0,528	0,583	0,567	0,513	0,586	0,640	0,603	0,632	0,634	0,670	0,642	0,693	0,022	Önerilen yöntem



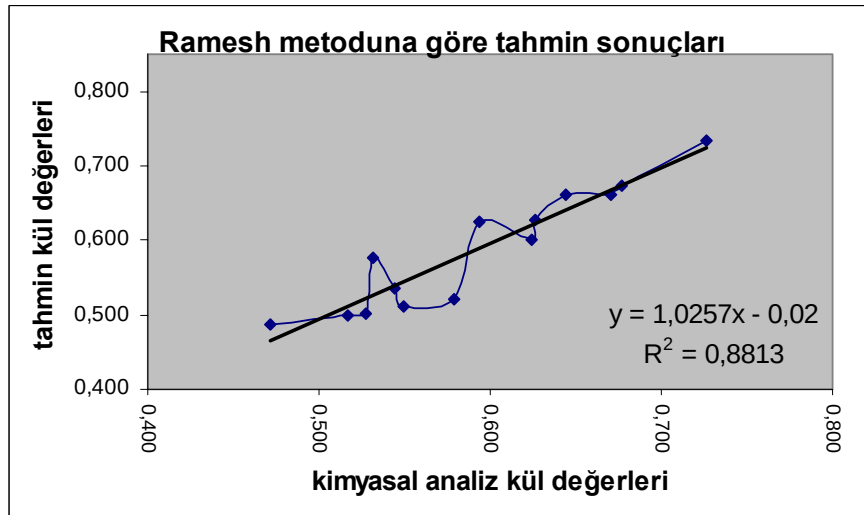
Şekil 5.15. Otsu metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



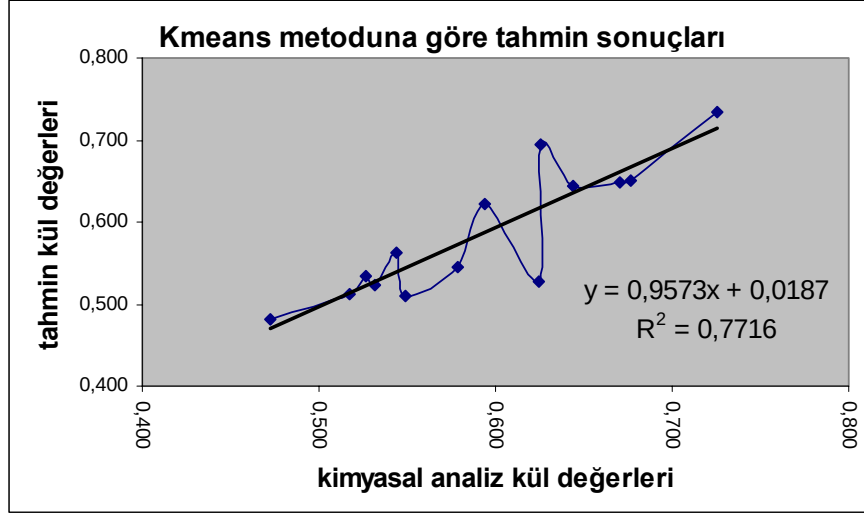
Şekil 5.16. Tsai metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



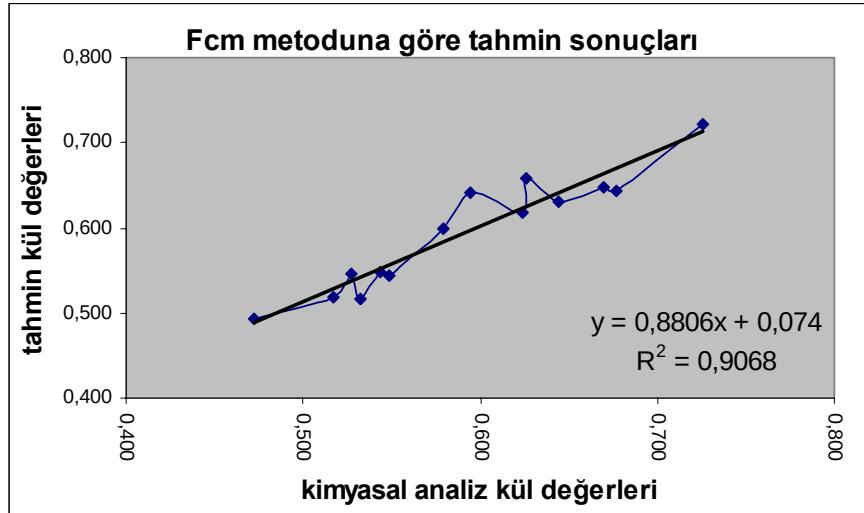
Şekil 5.17. Kapur metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



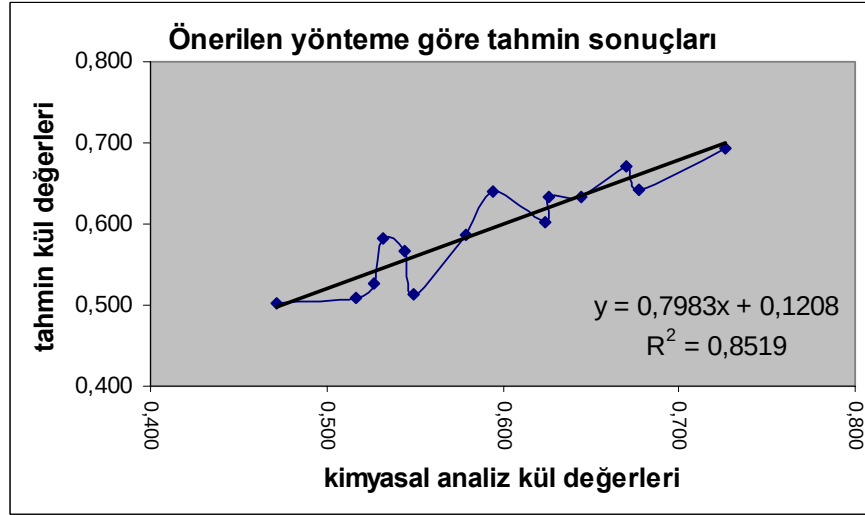
Şekil 5.18. Ramesh metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



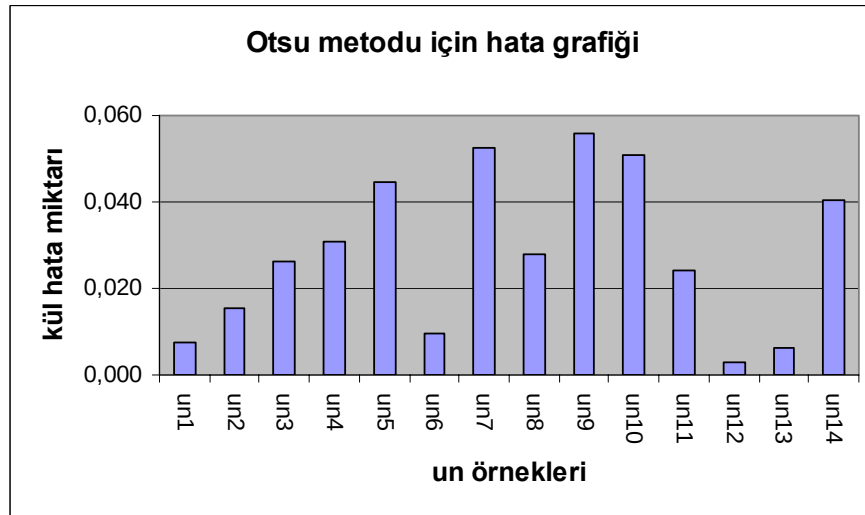
Şekil 5.19. Kmeans metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



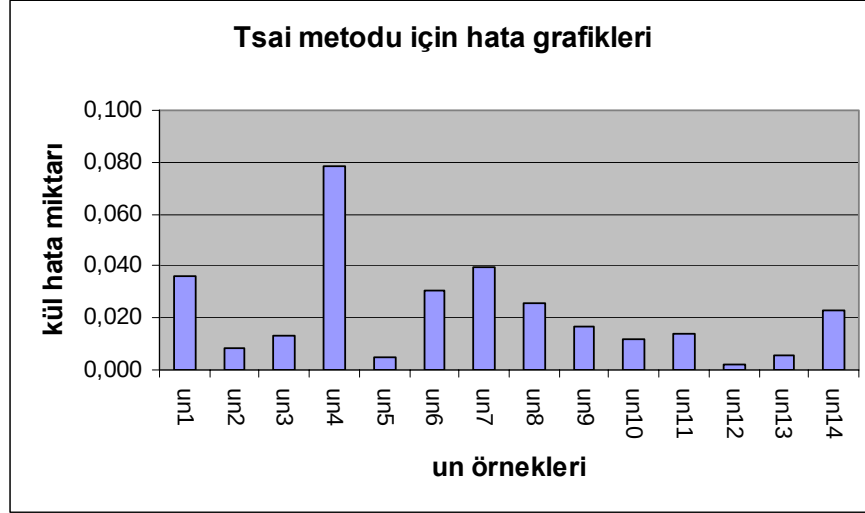
Şekil 5.20. Fcm metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



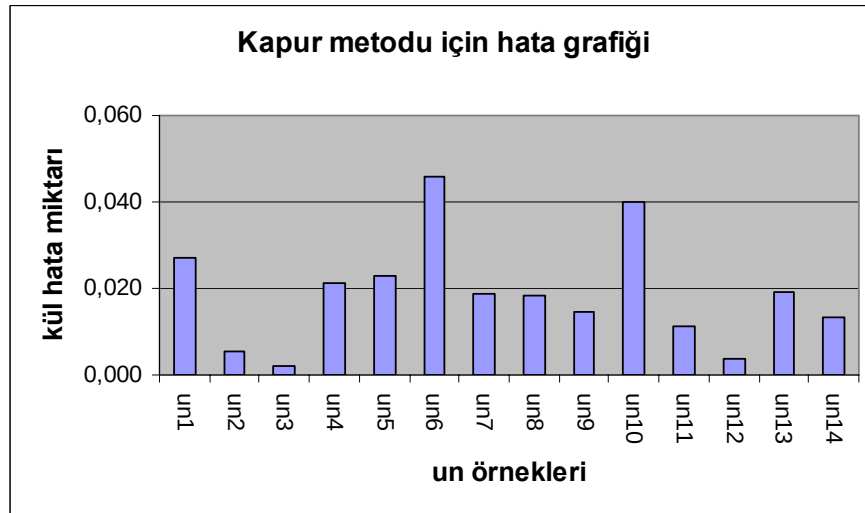
Şekil 5.21. Önerilen yöntem ve ÇKP'nin kullanıldığı sistem



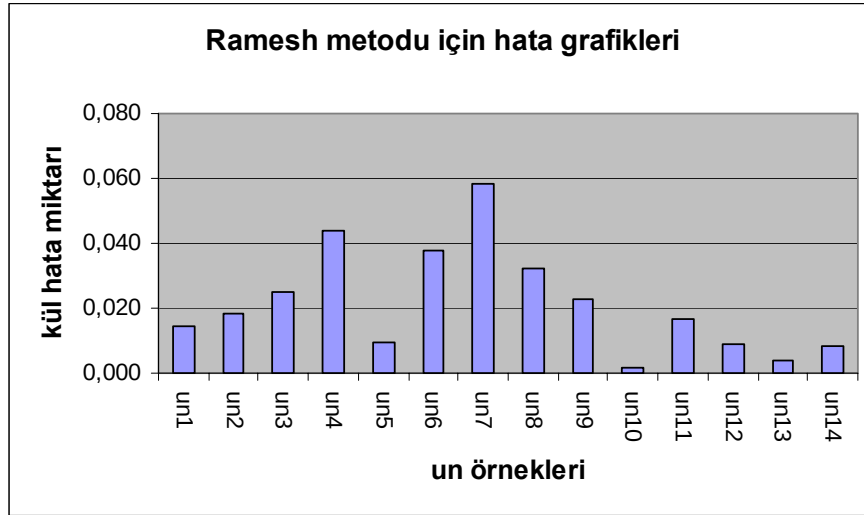
Şekil 5.22. Otsu metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



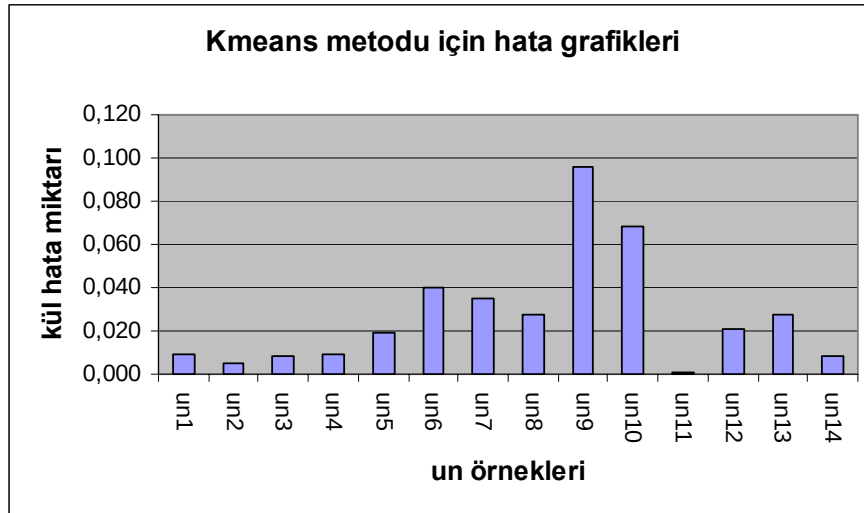
Şekil 5.23. Tsai metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



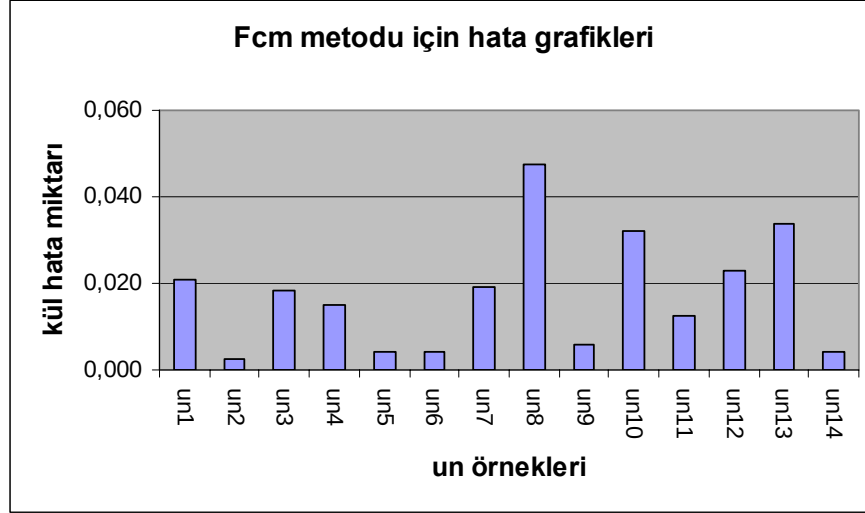
Şekil 5.24. Kapur metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



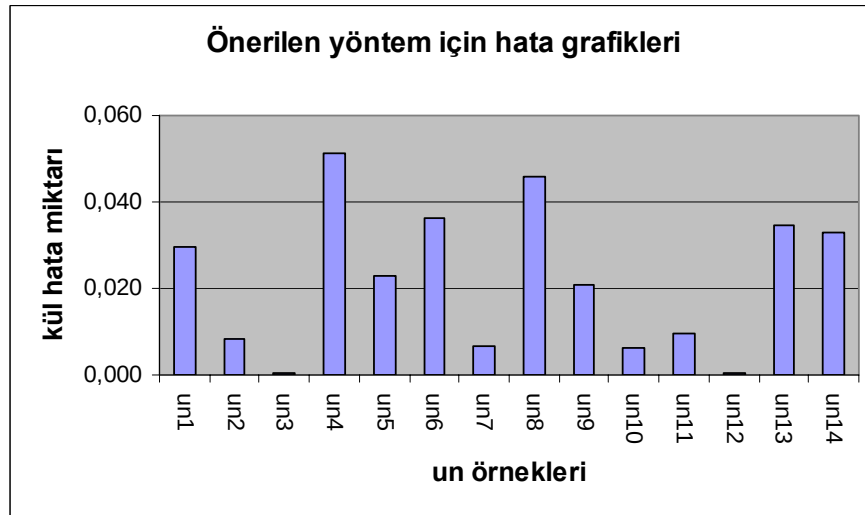
Şekil 5.25. Ramesh metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



Şekil 5.26. Kmeans metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



Şekil 5.27. Fcm metodu ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları



Şekil 5.28. Önerilen yöntem ve ÇKP'nin kullanıldığı sistemdeki hata miktarları

14 tür un numunesi için elde edilen sonuçlar, 17 tür un numunesi için elde edilen sonuçlarla karşılaştırıldığında, orijinal kül değerleri ve bulunan kül değerleri arasındaki regresyon katsayıları düşmüştür. Ortalama hata miktarları ise azalmıştır. Yapılan test işlemleri sonucunda elde edilen test hataları Tablo 5.3'te sunulmuştur.

Tablo 5.3. Test işlemleri sonucunda elde edilen kül hata değerleri

	Tür Sayısı	Yöntemler						
		Otsu	Tsai	Kapur	Ramesh	Kmeans	Fcm	Önerilen Yöntem
Test	17 Tür	0,042	0,043	0,026	0,042	0,047	0,037	0,024
Hataları	14 Tür	0,028	0,022	0,019	0,022	0,027	0,017	0,022

En düşük hata oranı Fcm ile elde edilmiştir. Un numunelerinin kimyasal analizinde iki paralel ölçüm arasındaki farkın 0,02 ve daha az olması durumunda ölçüm doğru olarak kabul edilmektedir (ICC). Bu açıdan bakıldığında 14 tür için Fcm ve Kapur metodu kullanılarak elde edilen ortalama hata miktarının 0,02'den az olması bu yöntemlerin kül tahmininde kullanılabileceğini göstermektedir. Tsai, Ramesh ve önerilen bulanık mantık tabanlı kümeleme yöntemi için hata miktarları ise 0,022 olup kabul edilebilir durumdadır. Eşik belirleme yöntemleri içinde en az hata miktarı Kapur yöntemi kullanılarak elde edilmiştir. Kümeleme algoritmaları içinde ise en az hata miktarı Fcm yöntemi kullanılarak elde edilmiştir. Fcm için 10, 12 ve 13 numaralı un örnekleri için tip değişimleri olmuştur. Kül oranı düşük olan numunelerde (Tip 550) ise tip değişimi söz konusu değildir. Kapur metodu göz önüne alındığında Tip 550 un numuneleri için tip değişimi söz konusu değilken, 10 ve 11 numaralı un türleri için tip değişimi meydana gelmiştir. Tsai ve Fcm metotlarının kullanıldığı kül tahmininde 8, Kapur metodunun kullanıldığı kül tahmininde 9 numune için hata oranları 0,02'den daha az olarak bulunmuştur. Ancak Tsai yöntemi için bulunan regresyon katsayısı Kapur ve Fcm metotları için bulunan regresyon katsayılarından daha düşüktür. En iyi regresyon katsayısı Fcm metoduna göre elde edilmiş olup, regresyon katsayısı 17 türe göre düşüktür. Tam un numuneleri ile tasarlanan sistemlerde regresyon katsayısı artmakta, düzeltici bir etki göstermektedir. Ancak tahmin edilen kül oranlarındaki ortalama hatalar da

artmaktadır. Bu nedenle tasarlanan sistemlerin tam un örnekleri kullanılmadan eğitime ve test işlemlerinin yapılması hata miktarını azaltacaktır.

Bir un numunesine ait bir resmin tarayıcı yardımıyla elde edilmesi yaklaşık 2 dakika zaman almaktadır. Kullanılan yöntemler, resim üzerindeki işlem zamanı açısından karşılaştırıldığında, önerilen bulanık mantık tabanlı kümeleme yöntemi en hızlı cevabı üretmektedir. Tablo 5.4’de, 0,472 kül oranına sahip un resimleri için kül tahmini işlem zamanları verilmiştir. Tsai ve Otsu yöntemleri yüksek eşik değeri üretmesi nedeniyle çok sayıda kepek noktası tespit etmektedir. Bu nedenle nitelik çıkarma işlemleri Kapur ve Ramesh yöntemlerine göre daha uzun sürmektedir. Kmeans ve Fcm yöntemleri birbirine yakın zamanda işlemleri gerçekleştirmektedir. Fcm yönteminde kül oranı arttıkça kümelerin tespiti için yapılan iterasyon sayısı ve işlem zamanı artmaktadır.

Tablo 5.4 0,472 kül oranına sahip un resimleri için yöntemlere göre işlem zamanları

	Tsai	Otsu	Kapur	Ramesh	Kmeans	Fcm	Önerilen yöntem
İşlem zamanı (saniye)	263	248	24	8,9	160	151	1

Buğday unundaki kül miktarı analizleri ülkemizde ICC ve AACC tarafından belirtilen standartlarda yakma yöntemi ile gerçekleştirilmektedir. Kül analizi işlemleri öğütülen undan alınan numuneler üzerinde laboratuvar ortamında gerçekleştirilmektedir. Analiz işleminde pek çok adım insan etkisine açıktır. Numunenin fırında yakılma süresi, fırının hangi sıcaklığa kadar soğutulacağı, numunenin ortam sıcaklığına kadar soğutulması, numunenin ağırlık ölçümü işlemleri kişiye bağlı olarak değişebilmektedir. Bu nedenle aynı un numunesi için farklı değirmenlerde farklı ölçüm sonuçları elde edebilmek mümkündür. Kül miktarı tespit işlemleri kişiye bağlı olarak en az 4 saat sürmektedir.

Tez çalışmasında gerçekleştirilen sistemler yardımıyla ortalama %1,7 – %4,3 hata aralığında kısa zaman içerisinde ölçüm sonuçları elde edilebilmektedir. ICC tarafından belirtilen standarda uygun olarak ortalama hata miktarları $\leq$ %2 olan

sistemler kül analizinde kullanılabilir. Tasarlanan sistemin en büyük avantajı belirli hata aralığında kısa zamanda tahmin işlemini gerçekleştirebilmesidir. Kısa zamanda ölçümlerin gerçekleştirilmesi ise üretim prosesine daha hızlı müdahale edebilmeye, parametrelerin kontrol sistemleri yardımıyla ayarlanarak unun istenilen kül miktarında üretilmesine imkân sağlamaktadır.

Un değirmenlerinde ve laboratuvarlarında kullanılmakta olan Branscan ürünü görülebilir ışık bölgesinde undaki kepek sayısı ve miktarı ile ilgili bilgiler üretmektedir. Fluoroscan ürünü ise UV ışık ve özel tasarlanmış optik sistem yardımıyla un numunelerine ait kepek sayısı, kepek alanı, aleurone sayısı ve alanı ile bilgiler sağlayarak kül miktarı tahmin işlemi gerçekleştirmektedir. Tez çalışmasında önerilen sistem ise görülebilir ışık bölgesinde kepek sayısı, kepek alanı ile ilgili bilgiler sağlarken kül tahmin işlemini de gerçekleştirmektedir.

6. SONUÇ

Buğday unundaki kül miktarı tespiti International Cereal Chemists (ICC) ve American Association of Cereal Chemists (AACC) tarafından belirlenen yüksek sıcaklıktaki fırınlarda yakma esasına dayanan yöntemler ile yapılmaktadır. Yüksek sıcaklıktaki fırınlarda yakma esasına dayanan kül tayini işlemi, kullanılan yöntemle göre 2,5 – 4,5 saat arasında zaman almaktadır. Bu yöntemler ile elde edilen analiz sonuçları da kişiden kişiye veya laboratuardan laboratuara önemli düzeyde değişkenlik arz edebilmektedir.

Tez çalışması kapsamında tasarlanan sistem, görülebilir ışık bölgesinde elde edilen sayısal un görüntülerinden, görüntü analizi ve yapay zekâ teknikleri kullanarak numunelerdeki kül miktarının tahmin edilmesinde laboratuvar ortamında kullanılmaktadır. Tasarlanan sistem ile kül tahmini işlemi, nitelik çıkarımında kullanılan yöntemle bağlı olarak %1,7 - %4,3 hata aralığında ve 12–17 dakika arasında tamamlanmaktadır. ICC standardına göre, aynı numuneye ait iki örneğin kül analiz sonuçları arasındaki farkın $\leq$ %2 olması durumunda ölçümün doğru yapıldığı kabul edilmektedir. Kül miktarı %1'in üzerinde olan tam un numunelerinin değerlendirmeye katılmadığı durumlarda, Kapur ikili eşik belirleme yöntemi ve Fcm kümeleme algoritması kullanılarak elde edilen sonuçlarda ortalama hata miktarları sırasıyla %1,9 ve %1,7 olmuştur. Kapur ikili eşik belirleme yöntemi ve Fcm kümeleme algoritması kullanılarak tahmin edilen kül miktarı değerleri ile klasik yöntemler kullanılarak deneysel yoldan elde edilen kül miktarı değerleri arasındaki regresyon katsayıları ise sırasıyla 0,89 ve 0,9'dur. Hata değerlerinin %2'den küçük olması, tasarlanan sistemin mevcut standartlara uygun olarak endüstriyel ölçekte kullanılabilirliğini göstermektedir.

Önerilen bulanık mantık tabanlı kümeleme yönteminin kullanıldığı tahmin işleminde sistemin ortalama hatası, tam un numunelerinin kullanıldığı analizlerde %2,4 ve regresyon katsayısı 0,99 iken tam un numunelerinin değerlendirmeye alınmadığı analizlerde ise sistemin ortalama hatası %2,2 ve regresyon katsayısı ise

0,85 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlara göre önerilen bulanık mantık tabanlı kümeleme yönteminin, kül miktarı tahmininde kullanılabilir olduğu görülmüştür.

Tasarlanan sistemin en önemli özellikleri, kişiye bağlı olmadan, kısa zaman aralığında, numuneyi tahrip etmeden, istenilen hata aralığında, tutarlı tahmin işlemleri gerçekleştirebilme yeteneğidir.

Günümüzde, görüntü işleme ve yapay zekâ teknikleri, bir arada sıklıkla kullanılmasına rağmen bu işlevleri birlikte yerine getirebilecek hazır programlar bulunmamaktadır. Tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen yazılımlar, görüntü analizi teknikleri yardımıyla görüntüden nitelik elde etmeye imkân tanımakta ve elde edilen nitelikler kullanılarak yapay zekâ teknikleri ile sınıflandırma, tahmin işlevlerini yerine getirebilmektedir.

Endüstriyel uygulama düzeyinde kullanılmakta olan, çalışma ilkesi görüntü analizi tekniklerine dayanan ticarileşmiş ürünlerden Branscan 2000, una ait bazı nitelikleri tespit edebilmektedir. Aynı üretici firmanın ürettiği Fluoroscanner 2000 ürünü ile UV ışık altında una ait bazı nitelikler tespit edilebilmekte ve kül miktarı tayini işleminde kullanılabilir. Bu ürünlerin gerçek zamanlı ve laboratuvar ortamında çalışan modelleri bulunmaktadır. Tez çalışması kapsamında önerilen yöntemlerle görülebilir ışık bölgesinde hem una ait bazı nitelikler tespit edilebilmekte, hem de kül tahmini yapılabilir. Bu ürünlerin gerçek zamanlı ve laboratuvar ortamında çalışan modelleri bulunmaktadır. Tez çalışması kapsamında önerilen yöntemlerle görülebilir ışık bölgesinde hem una ait bazı nitelikler tespit edilebilmekte, hem de kül tahmini yapılabilir.

Bu tez çalışması kapsamındaki deneysel çalışmalar çevrim dışı olarak laboratuvar ortamında yapılmıştır. Tez çalışmasında önerilen sistem temel alınarak gerçekleştirilecek gerçek zamanlı sistem pnömomatik örnekleme ünitesine sahip olabilir. Örnek un numuneleri şeffaf bir yüzeye sıkıştırılarak kamera yardımıyla görüntüsü alınabilir. Bu durumda tarayıcı kullanılan sistemlerden daha kısa zamanda görüntü elde edilebilecektir. Şeffaf yüzeyde görüntü kalitesini olumsuz etkilemesi muhtemel tozlanmalar basınçlı hava yardımıyla temizlenebilir. Görüntü analizi ve yapay zekâ teknikleri yardımıyla una ait nitelikler tespit edilebilir. Bilgisayar ortamında una ait nitelikler grafikler halinde kullanıcıya sunulabilir. Kül miktarı tahmini yapmak amacıyla alınan örnek sayısının artırılması tahmin işlemindeki doğruluğu arttırabilir. Önerilen sistemin gerçek zamanlı kullanılmasıyla un üretim prosesinde çevrim içi olarak unun kül miktarı tespit edilebilecek ve proses

parametrelerine gerekli müdahale yapılabilecek, bunun sonucunda prosesten istenilen kül miktarına sahip un elde edilmesi mümkün olabilecektir.

Uygun kamera, aydınlatma düzeneği, değirmenden otomatik un numunesi alma düzeneği ve bilgisayar kullanılarak; tez çalışması ile önerilen sistemin gerçek zamanlı çalışabilecek modeli, Branscan firması tarafından üretilen ve gerçek zamanlı çalışan sistemlere göre daha düşük bir maliyet ile gerçekleştirilebilir.

Un numunesinin farklı resimleri görülebilir ışık bölgesinde incelendiğinde resimdeki kepek sayısı, alanı ve yüzey renklerinin birbirinden farklı olduğu görülmektedir. Un üretiminde kullanılan buğday türlerine bağlı olarak da kepek renkleri değişmektedir. Bu nedenle kül tahmini için lineer bir sistem tasarlamak mümkün olamamaktadır. Daha sonraki çalışmalarda:

- Unu oluşturan bileşenlerin (kepek, aleurone, besi dokusu vb.) tepki verdikleri aydınlatma ışığı dalga boyları spektroskopi yöntemleri ile tespit edildikten sonra, aynı analiz kapsamında farklı aydınlatma kaynakları kullanılarak (UV, Kızılötesi vb.) alınan görüntülerin işlenmesi ile kül tahmini yapılabilir. Elde edilen sonuçların tekrarlanabilirliği ve tekrar üretilebilirliği geliştirilebilir.
- Undaki kül miktarı tahmininde bulanık mantık, optimizasyon teknikleri ve görüntü analizi tekniklerinin bir arada kullanıldığı hibrit modeller gerçekleştirilerek elde edilen sonuçların tekrarlanabilirliği ve tekrar üretilebilirliği geliştirilebilir.
- Un numunelerine ait nitelikler için karar destek sistemleri, farklı yapay sinir ağı modelleri, eğri uyurma yöntemleri kullanılarak kül tahmini işlemleri gerçekleştirilebilir.
- Önerilen yöntemin, uygun aydınlatma kaynakları ve sayısal görüntüleme bileşenleri kullanılarak un değirmenlerindeki proses kontrol uygulamalarında kullanılması şeklindeki gerçek zamanlı uygulamaların yapılması önerilir.

7. KAYNAKLAR

- Akhan N., 2004, “Bilgisayar Destekli İris Tanıma”, 75 sayfa, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi
- Babalık A., Baykan Ö.K., Botsalı F.M., 2007, “Buğday Danelerinin Çeşit Tespitinde Yapay Sinir Ağı Ve Temel Bileşen Analizi Kullanılması”, Cilt 2: 533-537, UMTS 2007 Sivas
- Baykan Ö.K., Babalık A., Botsalı F.M., 2007, “Buğday Unundaki Kül Oranının Sayısal Görüntü İşleme Teknikleri ve Yapay Sinir Ağları Yardımıyla Tespit Edilmesi”, Cilt 1: 357–360, UMES 07, Kocaeli
- Başman A., Utku H., Köksel H., 2002, “Dijital Görüntü Analizinin Hububat Endüstrisindeki Uygulamaları”, Hububat Ürünleri Teknolojisi Kongresi, 265-272, Hububat-2002 Gaziantep
- Beyer, M., Hahn, R., Peschel, S., Harz, M., Knoche, M., 2002, “Analyzing Fruit Shape in Sweet Cherry (*Prunus avium* L.)”, *Scientia Horticulturae*, 96(1-4): 139-150
- Bilgin T., 2003, “Veri Madenciliğinde Kümeleme Analizi Yöntemi Uygulaması”, Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Bran Index: A New Flour Quality Parameter, 2002, World Grain
- Cober, E. R., Voldeng, H. D., Fregeau-Reid, J. A., 1997, “Heritability of Seed Shape and Seed Size in Soybean”, *Crop Science*, 37: 1767–1769.
- Cocchi M., Corbellini M., Foca G., Lucisano M., Pagani M.A., Tassi L., Ulrici A., 2005, “Classification Of Bread Wheat Flours in Different Quality Categories By A Wavelet-Based Feature Selection/Classification Algorithm On NIR Spectra”, *Analytica Chimica Acta*, 544: 100-107
- Davidson, V. J., Ryks, J., Chu, T., 2001, “Fuzzy Models To Predict Consumer Ratings For Biscuits Based On Digital Features”, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 9: 62–67.
- Demiray M., Çamurcu A.Y., 2005, “Cure, Anges ve Kmeans Algoritmalarındaki Kümeleme Yeteneklerinin Karşılaştırılması”, *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 8: 1-18
- Du C-J., Sun D-W., 2004, “Recent Development in The Application of Image Processing Techniques For Food Quality Evaluation”, *Trends in Food Science & Technology* 15: 230–249.

- Elgün A., Türker S., Bilgiçli N., 2001, “Tahıl ve Ürünlerinde Analitik Kalite Kontrolü”, 112, Konya Ticaret Borsası Yayınları
- Evers T., 2002, “Adoption of Image Analysis in The Flour Milling Industry”, ICC
- Fisher B., Perkins S., Walker A., Wolfart E., 1994, “Hypermedia Image Processing Reference”, Department of Artificial Intelligence, University of Edinburgh, UK.
- Han J. ve Kamber M., 2001, “Data Mining Concepts and Techniques”, Morgan Kauffmann Publishers Inc.
- Jahns, G., Nielsen, H. M., Paul, W., 2001, “Measuring Image Analysis Attributes and Modeling Fuzzy Consumer Aspects For Tomato Quality Grading”, Computers and Electronics in Agriculture, 31: 17–29.
- Kapur, J.N., Sahoo, P.K., Wong, A.K.C., 1985, “A New Method For Gray-Level Picture Thresholding Using The Entropy of The Histogram”, Graphical Models and Image Processing, 29: 273-285.
- Kim Y.S., Flores R.A., 1999, “Determination of Bran Contamination in Wheat Flours Using Ash Content, Color And Bran Speck Counts”, Cereal Chemistry, 76 (6): 957-961
- Kim, S., Schatzki, T. F., 2000, “Apple Water core Sorting System Using X-Ray Imagery: I Algorithm Development”, Transactions of the ASAE, 43: 1695–1702.
- Leemans, V., Magein, H., Destain, M. F., 1998, “Defects Segmentation On ‘Golden Delicious’ Apples By Using Color Machine Vision”, Computers and Electronics in Agriculture, 20: 117–130.
- Leemans, V., Magein, H., Destain, M. F., 1999, “Defect Segmentation On ‘Jonagold’ Apples Using Colour Vision and A Bayesian Classification Method”, Computers and Electronics in Agriculture, 23: 43–53.
- Li, J., Tan, J., Martz, F. A., Heymann, H., 1999, “Image Texture Features As Indicators Of Beef Tenderness”, Meat Science, 53: 17–22.
- Luo, X., Jayas, D. S., Symons, S. J., 1999, “Comparison Of Statistical and Neural Network Methods For Classifying Cereal Grains Using Machine Vision”, Transactions of the ASAE, 42: 413–419.
- Majumdar, S., Jayas, D. S., 2000a, “Classification of Cereal Grains Using Machine Vision: III. Texture Models”, Transactions of the ASAE, 43: 1681–1687.

- Majumdar, S., Jayas, D. S., 2000b, "Classification Of Cereal Grains Using Machine Vision: IV. Combined Morphology, Color and Texture Models", Transactions of the ASAE, 43: 1689–1694.
- MATLAB R14, Yapay Sinir Ağı Dokümantasyonu
- Miller, B. K., Delwiche, M. J., 1989, "A Color Vision System For Peach Grading", Transactions of the ASAE, 32: 1484–1490.
- Miller, W. M., 1992, "Classification Analyses of Florida Grapefruit Based On Shape Parameters", In Food Processing Automation II—Proceeding of the FPAC Conference, St. Joseph, Michigan, ASAE: 339–347
- Miralbes C., 2004, "Quality Control in The Milling Industry Using Near Infrared Transmittance Spectroscopy", Food Chemistry, 88: 621–628
- Monnin, M., 1994, "Machine Vision Gauging in a Bakery", In Food Processing Automation III—Proceeding of the FPAC Conference, St. Joseph, Michigan, ASAE: 62-70
- Nunes E., Abreu E., 2003, "Flour Quality Control Using Image Processing", IEEE, 594-597
- Otsu, N., 1979, "A Threshold Selection Method From Gray Level Histograms", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-9(1): 62-66.
- Paliwal, J., Visen, N. S., Jayas, D. S., 2001, "Evaluation of Neural Network Architectures For Cereal Grain Classification Using Morphological Features", Journal of Agricultural Engineering Research, 79: 361–370.
- Park, B., Chen, Y. R., 1996, "Multispectral Image Co-Occurrence Matrix Analysis For Poultry Carcasses Inspection", Transactions of the ASAE, 39: 1485–1491.
- Peterson D., Fulcher R, 2002, "Variation in Minnesota HRS Wheat's : Bran Content", Journal of Food Science, 67: 67-70
- Ramesh, N., Yoo, J. H., Sethi, I.K., 1995, "Thresholding Based on Histogram Approximation", IEEE Processing Of Vision Image and Signal Processing, 142, no: 5
- Raudys S., Baykan Ö.K., Babalık A., Denisov V., Bielskis A., 2007, "Classifiers Fusion in Recognition of Wheat Varieties", Multiple Classifier Systems, 62–71.
- Rigney, M. P., Brusewitz, G. H., Kranzler, G. A., 1992, "Asparagus Defect Inspection with Machine Vision", Transactions of the ASAE, 35: 1873–1878.

- Ruiz, L. A., Molto, E., Juste, F., Pla, F., Valiente, R., 1996, "Location and Characterization of The Stem-Calyx Area on Oranges By Computer Vision", *Journal of Agricultural Engineering Research*, 64: 165–172.
- Shahin, M. A., Tollner, E. W., Evans, M. D., Arabnia, H. R., 1999, "Water core Features For Sorting Red Delicious Apples: A Statistical Approach", *Transactions of the ASAE*, 42: 1889–1896.
- Sağıroğlu Ş., Beşdok E., Erler M., 2003, "Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-1: Yapay Sinir Ağları", *Ufuk Yayınevi, Kayseri*.
- Sezgin M., 2002, "İmge Eşikleme Yöntemlerinin Başarım Değerlendirmesi ve Tahribatsız Muayenede Kullanımı", *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*
- Sezgin, M., Sankur, B., 2001, "Tahribatsız Muayenede İmge Eşikleme Yöntemlerinin Karşılaştırılması", *IEEE 9. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı, Gazi Magusa, Kuzey Kıbrıs Türk Cumhuriyeti*
- Sun, D. W., Brosnan, T., 2003a, "Pizza Quality Evaluation Using Computer Vision—Part 1 Pizza Base and Sauce Spread", *Journal of Food Engineering*, 57: 81–89.
- Symons S.J., Dexter J.E., 1996, "Aleurone and Perikarp Fluorescence as Estimators of Mill Stream Refinement For Various Canadian Wheat Classes", *Journal of Cereal Science*, 23: 73-83
- Symons S.J., Dexter J.E., 1993, "Relationship of Flour Aleurone Fluorescence to Flour Refinement For Some Canadian Hard Common Wheat Classes", *Cereal Chemistry*, 70(1): 90-95
- Tsai, W.H., 1985, "Moment-preserving Thresholding: A New Approach", *Graphical Models and Image Processing*, 19: 377-393
- Türker S., 1997, *Tahıl Kimyası*, 52
- Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliği Buğday Unu Tebliği, 1999
- Umbaugh S.E., 1998, "Computer Vision and Image Processing", *Prentice Hall Ptr. New Jersey, USA*
- Utku, H., Köksel, H., 1998, "Use of Statistical Filters in The Classification of Wheat's By Image Analysis", *Journal of Food Engineering*, 36: 385–394
- Ünal, S.S., 1986, "Hububat Teknolojisi", *Ege Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Çoğaltma Yayınları*, 29, İzmir

- Ünal S., 2003, “Buğday ve Un Kalitesinin Belirlenmesinde Kullanılan Yöntemler”, Nevşehir Ekonomisinin Sorunları ve Çözüm Önerileri: Un Sanayi Örneği, Nevşehir Ekonomisi Sempozyumu I, 15-29
- Yılmaz N., 2005, “Web Tabanlı Mobil Robot Sistemi Tasarımı, Gerçekleştirilmesi ve Uygulamaları”, 137 sayfa., Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
- Wan, Y. N., Lin, C. M., Chiou, J. F., 2002, “Rice Quality Classification Using An Automatic Grain Quality Inspection System”, Transactions of the ASAE, 45: 379–387.
- Wesley I.J., Larroque O., Osborne B.G., Azudin N., Allen H., Skerri J.H., 2001, “Measurement of Gliadin and Gluten Content of Flour By NIR Spectroscopy”, Journal of Cereal Science, 34: 125-133
- Whitworth B. M., Evers T. D., Brock C.J., 1996, “On-line Measurement of Bran in Flour by Image Analysis, Cereals: Novel Uses and Processes”, Manchester
- Food Outlook, 2007 (www.fao.org)

EKLER**EK-I****BUĞDAY UNU TEBLİĞİ****Yetki Kanunu: Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliği****Yayımlandığı R.Gazete: 17.02.1999–23614****Tebliğ No: 99/01****Amaç**

Madde 1 - Bu tebliğin amacı, buğday ununun tekniğine uygun ve hijyenik şekilde üretim, depolama, taşıma ve pazarlamasını sağlamak üzere özelliklerinin belirlenmesidir.

Kapsam

Madde 2- Bu tebliğ hükümleri Triticum Aestivum, Triticum Compactum ve Triticum Durum buğdaylarından ayrı ayrı veya karıştırılarak üretilen buğday ununu kapsar.

Hukuki Dayanak

Madde 3- Bu tebliğ 16.11.1997 tarihli ve 23172 mükerrer sayılı Resmi Gazete'de yayımlanan "Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliği"nin 36. maddesine göre hazırlanmıştır.

Tanımlar

Madde 4- Bu tebliğ kapsamındaki ürünlerin tanımları aşağıdaki gibidir:

a) Buğday unu: Yabancı maddelerden temizlenmiş ve tavllanmış buğdayların tekniğine uygun olarak öğütülmesiyle elde edilen üründür. Buğday unları ekmeklik, özel amaçlı olmak üzere iki gruba ayrılır.

b) Ekmeklik un: Teknolojik özellikleri ekmek yapımına uygun buğdayların öğütülmesiyle elde edilen buğday unudur

c) Özel amaçlı un: Baklava, börek, bisküvi, kek, pasta, yufka, pizza, hamburger, tahıllı ekmek gibi direkt tüketilen ürünlerin ve katkıları, özel işlem görmüş unlar ve irmik altı unu gibi amaca yönelik mamullerin yapımına uygun buğday unudur.

Ürün Özellikleri:

Madde 5- Bu tebliğ kapsamındaki ürünlerin özellikleri aşağıdaki gibidir.

a) Buğday unu yabancı tat, koku, canlı veya cansız böcek ve/veya parçalarını içermemelidir.

b) Buğday unlarının nem oranı maksimum %14,5 olmalıdır.

c) Ekmeklik buğday unları Tip 550, Tip 650, Tip 850 olarak adlandırılır. Tip 550, Tip 650, Tip 850'nin %kül miktarları ise sırasıyla kuru maddede en çok 0.55, 0.65, 0.85 olmalıdır.

d) Kuru maddede protein miktarı ekmeklik unlarda minimum %10,5 ve özel amaçlı unlarda minimum %7 olmalıdır.

e) Buğday Unlarında asitlik sülfirik asit cinsinden kuru maddede maksimum %0.07 olmalıdır.

f) Buğday unlarının en az %98 i 212 mikronluk 70 no'lu elekten geçmelidir.

g) Aşağıdaki ürünler teknolojik amaçlarla buğday ununa gerektiği kadar katılabilir:

1-Buğday, çavdar veya arpadan hazırlanmış enzim aktivitesi yüksek malt unu veya diğer malt ürünleri.

2- Vital buğday gluteni

h) Özel amaçlı unlara tahıl, tahıl unları ve bakliyat unları da katılabilir.

Katkı Maddeleri

Madde 6- Buğday unlarında kullanılmasına izin verilen katkı maddeleri Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliğinin 2. bölümünde yer alan hükümlere uygun olmalıdır.

Bulaşanlar

Madde 7- Buğday unlarında bulaşanların miktarı Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliğinin 4 Üncü Bölümünde Yer Alan Hükümlere Uygun Olmalıdır.

Pestisit Kalıntıları

Madde 8- Buğday ununun üretiminde kullanılan buğdaylardaki pestisit kalıntı miktarları, Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliğinin 5 inci bölümünde buğdaylar için belirlenen limitleri aşmamalıdır.

Hijyen

Madde 9- Buğday unları Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliğinin 7 nci bölümünde yer alan genel kurallara uygun olarak üretilmelidir.

Ambalajlama-Etiketleme Ve İşaretleme

Madde 10- Buğday unlarının ambalajlanması etiketlenmesi ve işaretlenmesi ile ilgili kurallar aşağıdaki gibidir.

a) Buğday unlarının ambalajlanmasında Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliğinin 9 uncu bölümünde yer alan materyallere ek olarak bez torbalar da kullanılabilir.

b) Net un ağırlığı %14,5 rutubet esasına göre hesaplanmalıdır.

c) Etiketle, Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliğinin 9 uncu bölümüne ek olarak aşağıdaki bilgilerde bulunmalıdır.

1- Buğday unlarında unun hangi amaçla kullanılacağı etikette belirtilmelidir.

2- Etiket üzerinde maksimum kül ve minimum protein miktarları belirtilmelidir.

Taşıma ve Depolama

Madde 11- Buğday unlarının depolanmasında ve taşınmasında Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliğinin 10 uncu bölümündeki kurallara uyulmalıdır.

Numune Alma Ve Analiz Metotları

Madde 12- Buğday unlarının üretim hattından ve muhafaza deposundan numune alınmasında Türk Gıda Kodeksi Yönetmeliğinin 11inci bölümündeki kurallara uyulmalıdır. Numune, uluslararası kabul görmüş metotlarla analiz edilmelidir.

Tescil Ve Denetim

Madde 13- Buğday unu üreten ve satan işyerleri, tescil ve izin, ithalat, kontrol ve denetim sırasında bu tebliğ hükümlerine uymak zorundadır. Bu hükümlere uymayan işyerleri hakkında 24/6/1995 tarihli ve 560 sayılı Gıdaların Üretimi, Tüketimi ve Denetlenmesine Dair Kanun Hükmünde Kararname hükümlerine göre yasal işlem yapılır.

Denetim

Madde 14- Bu Tebliğe ait hükümlerin uygulanması 560 sayılı Kanun Hükmünde Kararnameye göre Tarım ve Köy İşleri Bakanlığı ve Sağlık Bakanlığınca denetlenir.

Yürürlükten Kaldırılan Mevzuat

Madde 15- Bu Tebliğle; 3.6.1985 tarihli 18773 sayılı Resmi Gazete’de yayımlanan TS 4500 Buğday Unu standardı mecburi uygulamadan kaldırılmıştır.

Geçici Madde 1- Halen faaliyet gösteren ve bu Tebliğ kapsamında yer alan ürünleri üreten ve satan işyerleri 1 yıl içinde bu Tebliğ hükümlerine uymak zorundadır. Bu süre içinde gerekli düzenlemeleri yapmayan işyerleri ve satış yerlerinin faaliyetine izin verilmez. Bu işyerleri hakkında 560 sayılı Kanun Hükmünde Kararname hükümlerine göre yasal işlem yapılır.

Yürürlük

Madde 16- Bu Tebliğ yayımı tarihinde yürürlüğe girer.

Yürütme

Madde 17- Bu Tebliğ hükümlerini Tarım ve Köy İşleri Bakanı ve Sağlık Bakanı yürütür.