



EMO



KTÖ



TÜBİTAK

ÖNSÖZ

Giderek gelenekselleşen Elektrik Mühendisliği Ulusal Kongrelerinin beşincisinde Trabzon'da buluşuyoruz. EMO ile KTÜ Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nün işbirliği ve TÜBİTAK'ın katkısıyla gerçekleşmekte olan Kongremizin başarılı ve verimli geçmesi umundayız. Kongre sonuçlarından kıvanç duymak istiyoruz.

Kongre'de, bugüne kadar yapılmış çalışmalar ve yayınlanmış duyurulardan da anlaşılacağı gibi, bilinen yöntemlerin yanı sıra gelecek yıllara deneyim aktarabilecek yeni yaklaşımlar uygulanmaya çalışılmıştır. Bildiri özetlerinin değerlendirilmesine katılan uzman sayısının sistematik olarak artırılması, değerlendirme biçiminin daha da nesnelleştirilmesi, bildiri kitabında yeni yazım ve sunuş biçimlerinin oluşturulması gibi teknik gelişmelerin dışında ilginç olacağı sanılan panellerle güncel sorunların irdelenmesi ve yöresel öğelerle sosyal etkinliklere renk katılması amaçlanmıştır.

Kongrenin hazırlık ve düzenleme çalışmalarında bazı aksaklıklar olmuştur. Öncelikle kongre kararının olması gerekenden daha geç alınabilmiş olması, özet değerlendirme sürecinin posta trafiğinin çok yoğun olduğu bayram dönemlerine rastlaması hem Yürütme Kurulu'nu hem de Kongre'ye katılmak isteyenleri zor durumda bırakmıştır.

Kongrenin düzenlenmesi sırasında edinilen deneyimler ışığında sorunları çözücü ilkesel önerilerin ortaya konması yararlı olacaktır. Bunları kısaca sıralayabiliriz. Örneğin 6. Kongre'nin ya da kısaca EMUK'95'in nerede ve ne zaman yapılacağını şimdiden kararlaştırmak gerekmektedir. Bundan sonra Konferans olarak adlandırılması daha uygun olacak Kongre için sürekli ya da uzun süre görevli bir 'Ulusal Düzenleme Kurulu'nun oluşturulması ve bu Kurul'un temel ilkesel karar ve yöntemleri üretmesi daha elverişli olacaktır. Kongre'nin yapılacağı konumdaki işleri ise 'Yerel Düzenleme Kurulu' üstlenmelidir. 'Bilimsel Değerlendirme Kurulu'nun da ayrıntılı bir sınıflandırma ve nitelik belirlenmesi ile bir kere oluşturulması, yalnızca gelişen koşullara göre güncelleştirilmesi düşünülebilir.

EMUK, böylesi bir yapılaşma ile daha sağlıklı, zaman planlaması daha verimli bir konferansa dönüşecektir kanısındayız. Örneğin bu durumda bildiri tam metinlerinin de değerlendirme ve denetim sürecine girmeleri olanaklı kılınacak, şu ana kadar ancak Yürütme Kurulları'nın ayrıntılı olarak bilincine varabildiği teknik sorunlar ortadan kalkacaktır. Konferansda da içerik ve düzey açısından belirli bir iyileştirme sağlanabilecektir. Bunu en yakında, EMUK'95'de gerçekleşmiş olarak görmek dileğindeyiz.

Bilindiği gibi Kongremiz Elektrik, Elektronik-Haberleşme, Kontrol ve Bilgisayar Sistemleri alanlarında bilimsel-teknolojik özgün katkıların tartışılıp değerlendirilmesi ile araştırma, geliştirme, uygulama ve eğitim süreçlerindeki kişi ve kuruluşların birbirleriyle doğrudan iletişimini sağlamayı amaçlamaktadır. Ayrıca sosyal yakınlaşma ve dayanışmaya da

katkıda bulunmaktadır. Ancak Kongre ve onunla birlikte oluşturulan sergi/duarın çok deęerli bir 'Meslekiçi Eęitim ve Geliřtirme' aracı olduęu bilincinin kiři ve kurumlarda daha çok yerleřmesi iin aba gsterme gereęi de ortaya ıkmaktadır.

Kongrenin gerekleřmesini saęlayan, hazırlık ve dzenlemeleri stlenen KT, EMO ve TBiTAK'a, oluřturulmuř olan kurulların yelerine, ayrıca burada adlarını saymakla bitmeyecek kiři ve kamu - zel - akademik nitelikli kuruluřlara, yardım ve katkıları nedeniyle, Kongre'nin yararlı sonularını paylařacak olan topluluęumuz adına teřekkrlerimizi sunmak steriz.

Kongremizin bařarılı ve verimli bir biimde gerekleřmesi, lkemiz iin bilimsel - teknolojik kazanımlar retmesi dileęiyle Yrtme Kurulu olarak saygılarımızı iletiriz.

Do. Dr. Gven NBİLGİN
Yrtme Kurulu Bařkanı

ELEKTRİK MÜHENDİSLİĞİ 5. ULUSAL KONGRESİ

YÜRÜTME KURULU

Güven ÖNBİLGİN (K1U)
Yakup AYDIN (EMO) Sefa AKPINAR (KTU)
Canan TOKER (ODTÜ) Kaya BOZOKLAR (EMO)
Hasan DİNCER (KTU) A.Oğuz SOYSAL (IU)
Abdül İlah SEZGİN (KTU) İrfan SENLİK (EMO)
Kenan SOYKAN (EMO) Y.Nuri SEVGİN (EMO)

DANISMA KURULU

Rasim ALDEMİR (BARMEK) Mehmet KESİM (Anadolu U)
Teoman ALPTURK (TMMOB) Macit MUTAF (EMO)
Ahmet ALTINEL (TEK) Erdiñç ÖZKAN (PTT)
İbrahim ATALI (EMO) Kamil SOGUKPINAR (TETSAN)
Malik AVİRAL (ELİMKO) Sedat SİSBOT (METRONİK)
Emir BİRGÜN (EMO) Atıf URAL (Kocaeli U.)
Sıtkı CİĞDEM (EMO) I. Ata YİĞİT (EMO)
R. Can ERKÖK (ABB) Fikret YÜCEL (TELETAS)
Bülent ERTAN (ODTÜ) Hamit SERBEST (CU)
Uğur ERTAN (BARMEK) Canan TOKER (ODTÜ)
İsa GÜNGÖR (EMO) Nusret YÜKSELER (İTU)
Ersin KAYA (Kaynak) Kemal ÖZMEHMET (DEU)
Okyay KAYNAK (Boğaziçi U)

SOSYAL ETKİNLİKLER KURULU

Y. Nuri SEVGİN (EMO)
Necia ÇORUH (PTT) Hatice SEZGİN (KTU)
Esen ÖNKİBAR (TEK) Yusuf TANDOĞAN (PTT)
Abdullah SEZGİN (KTU) Ömer K. YALCIN (TELSER)

SEKRETERLİK HİZMETLERİ

Necmi İKİNCİ (EMO) Elmas SARI (EMO)

BİLİMSEL DEĞERLENDİRME KURULU

Cevdet ACAR (İTU) Hayrettin KÖYMEN (Bil. U)
İnci AKKAYA (İTU) Hakan KUNTMAN (ITU)
A.Sefa AKPINAR (KTU) Tamer KUTMAN (İTU)
Ayhan ALTINTAŞ (Bi I .U) Duran LEBLEBİCİ (İTU)
Fuat ANDAY (İTU) Kevork MARDİKİYAN (İTU)
Fahrettin ARSLAN (IU) A.Faik MERGEN (İTU)
Murat ASKAR (ODTÜ) Avni MORGUL (Boğaziçi U)
Abdullah ATALAR (BiI.U) Güven ÖNBİLGİN (KTU)
Selim AY (YTU) Bülent ÖRENCİK (İTU)
Umit AYGÖLÜ (İTU) Bülent ÖZGÜC (Bi I .U)
Atalay BARKANA (Anadolu U) A.Bülent ÖZGÜLER (Bi I .U)
Mehmet BAYRAK (Selçuk U) Yılmaz ÖZKAN (İTU)
Atilla BİR (İTU) Muzaffer ÖZKAYA (İTU)
Galip CAÑSEVER (YTU) Kemal ÖZMEHMET (DEU)
Kenan DANIŞMAN (Erciyes U) Osman PALAMUTCUOĞLU (İTU)
Ahmet DERVİSOĞLU (İTU) Erdal PANAYIRCI (İTU)
Hasan DİNÇER (KTU) Halit PASTACI (YTU)
M.Sezai DINCER (Gazi U) Ahmet RUMELİ (ODTÜ)
Günsel DURUSOY (İTU) Bülent SANKUR (Boğaziçi U)
Nadia ERDOĞAN (İTU) M.Kemal SARIOĞLU (İTU)
Aydan ERKMEK (ODTÜ) Müzeyyen SARI TAS (Gazi U)
İsmet ERKMEK (ODTÜ) A.Hamit SERBEST (CU)
H.Bülent ERTAN (ODTÜ) Osman SEVAİOĞLU (ODTÜ)
Selçuk GEÇİM (Hacettepe U) A.Oğuz SOYSAL (IU)
Cem GÖKNAR (İTU) Taner SENGÖR (YTU)
Remzi GULGUN (YTU) Emin TACER (İTU)
Filiz GUNES (YTU) Nesrin TARKAN (İTU)
İrfan GÜNEY (Marmara U) Mehmet TOLUN (ODTÜ)
Fikret GÜRGEN (Boğaziçi U) Osman TONYALI (KTU)
Fuat GURLEYEN (İTU) Ersin TULUNAY (ODTÜ)
Cemi I GURUNLU (KTU) Nejat TUNCAY (İTU)
Nurdan GUZELBEYOĞLU (İTU) Atıf URAL (Kocaeli U)
Emre HARMANCI (İTU) Alper URAZ (Hacettepe U)
Altuğ İFTAR (Anadolu U) Gökhan UZGÖREN (IU)
Kemal İNAN (ODTÜ) Yıldırım UCTUG (ODTÜ)
Asım KASAPOĞLU (YTU) Asaf VAROL (Fırat U)
Adnan KAYMAZ (İTU) Sıddık B. YARMAN (IU)
Ahmet H. KAYRAN (İTU) Mümtaz YILMAZ (KTU)
Mehmet KESİM (Anadolu U) Melek YÜCEL (ODTÜ)
Erol KOCAOĞLAN (ODTÜ) Nusret YUKSELER (İTU)
Muhammet KOKSAL (İnönü U) Selma YUNCU (Gazi U)

MİKROİŞLEYİCİ DENETİMLİ VERİ TOPLAMA VE KONUŞMA TANIMA SİSTEMİ

Nedim KARACA , II.Selçuk GEÇİM

Hacettepe Üniversitesi

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, 06532 Beytepe - Ankara

ÖZET

İnsanlar arası iletişimin en önemli unsurunu konuşma oluşturmaktadır, insan seslerinin bilgisayarlar tarafından tanınmasına yönelik pek çok çalışma yapılmıştır. Türkçe dışındaki dillerde önem/i sonuçlar elde edilmiştir.

Hu çalışmada; konuşma tanıma konusunda, bir veri toplama sisteminin gerçekleştirilerek, bu sistemin kişisel bilgisayar ile arabaları ve ses örneklerinin Özelliklerinin çıkarılması sağlanmış ve sonuçta, konuşmaların konuşmacıdan bağımsız ve konuşmacıya bağımlı olarak tanındığı görülmüştür.

5 KHz lik bir alçak geçirgen süzgeçten geçirilen ve 10 KHz sıklığında örneklenen ses sinyalleri sistem belleğinde geçici bir süre saklandıktan sonra seri iletişim kanalından kişisel bilgisayara aktarılmıştır. Daha sonra hızlı Fourier dönüşümü, veri pencereleme ve periodogram ortalamalarının alınması suretiyle ses örneklerinin güç görüngen yoğunlukları (Povier Spectral Densities) çıkarılmıştır. Çalışmanın ilk aşamalarında iki kelimenin ayırt edilmesine çalışılmış ve bu amaç için sinir ağlarının geri yayılım (back propagation) yöntemi kullanılarak başarılı sonuçlar elde edilmiştir. İfır sonraki aşamada da sistemin veri tabanı genişletilerek 1 ile 10 arasındaki sayıların tanınması gerçekleştirilmiştir.

Sistemin haşarımı tek başına kelimeler ve konuşmacı bağımlı olacak şekilde test edildiğinde %100 e yakındır.

1. GİRİŞ:

Konuşma işleme alanındaki araştırmacıların karşılaştığı en büyük zorluklardan biri, insan sesinin bilgisayar tarafından üretilmesinden

çok, konuşmanın tanınmasıdır. Bunun için konuşma tanıma sisteminin daha önceden eğitilmiş olması, konuşmaların ve/veya konuşmacıların ses özelliklerine ilişkin verilerin belirlenmesi ve işlenebilir hale getirilmesi gerekmektedir.

Genel bir konuşma tanıma sistemi veri toplama, özellik çıkarma ve karar verme aşamalarından oluşmaktadır [1].

Veri toplama aşamasında, bir mikrofon yardımıyla toplanan örneksel işaretler belirli kesim frekansındaki süzgeç(ler)den geçirilerek en az Nyquist örnekleme sıklığında örneklenecek sayıya çevrilir. Bu aşamada ses sinyalleri artık bilgisayar tarafından işlenebilir hale gelmiş demektir. Veri kütüğünün çok geniş oluşu ve zaman tanım alanındaki verinin geneldeki işleme zorluğu, problemin sıklık tanım alanına aktarımını gerektirir. Bu tanım alanında sinyalin özelliklerini çıkarmak çok daha kolaydır. Örneğin 10 KHz. sıklığında örneklenmiş 3 saniyelik ham ses veri kütüğünün uzunluğu 30 KByte'dır. Özellik çıkarma algoritmasının uygulanması sonucunda bu uzunluk 1 KByte'dan çok daha kısa ve özelliği çıkarılmış kütüklere dönüştürülür. Pratikte sıkça kullanılan özellik çıkarma yöntemleri arasında Doğrusal Kestirimli Kodlama (Linear Predictive Coding), Cepstrum ve Güç Görüngen Yoğunluğu'nun incelenmesini sayabiliriz [1].

En son aşama olan karar verme işlemi; daha önceden eğitilen sistemin, yeni gelen bir yapının hangi sınıfa ait olduğunu belirlemesidir. Bu kısımda, sistem girişindeki

hangi sınıfa ait olduğu bilinmeyen örneksel test kütüğü, veri toplama ve özellik çıkarma aşamalarından geçirildikten sonra daha önce belirlenmiş olan sınıflarla karşılaştırılarak sonuca ulaşılır. Bu karşılaştırma sonucunda test yapısının daha önceden belirlenmiş sınıflara olan benzerliğine veya farklılığına göre bir puanlama uygulanır. Bu puanlama aşamasında diskriminant fonksiyonları ve sınır ağları sıkça kullanılan yöntemler arasındadır. İyi tasarlanmış bir konuşma tanıma sisteminde test yapısının ait olduğu sınıfın benzerlik puanı, diğer sınıfların puanlarından bir hayli uzak olmalıdır. Eğer puanlama benzerlik esas alınarak yapılıyorsa bu sayı en büyük, farklılığa göre yapılıyorsa en küçük değerde olmalıdır. Sonuç olarak, bu çalışmada benzerlik esas alınarak yapılan puanlama sisteminde karar verme bölümü sistemin çıkışına, test yapısının ait olduğu sınıfı vermelidir. Bazı durumlarda, iki sınıf birbirine çok fazla benziyorsa bunların puanları birbirine çok yakın ya da eşit çıkabilir. (İyi bir sistemde olmaması gereken bir haldir.) Bu durumda sistem kullanıcıyı uyarmalı ve test yapısının bir kez daha girilmesini istemelidir.

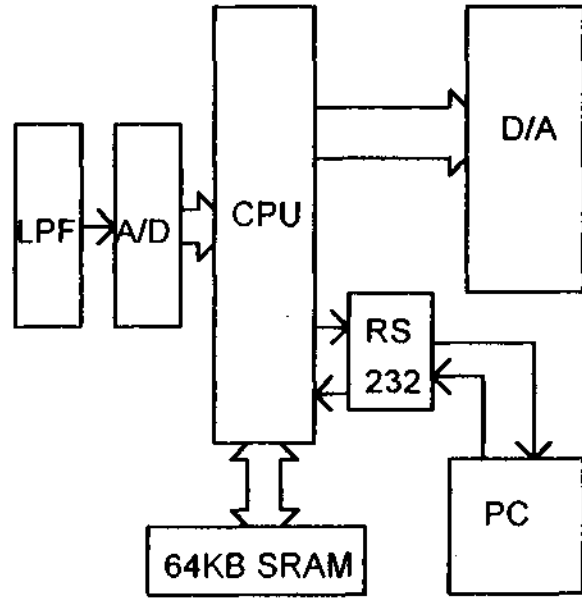
Daha sonraki aşama ise özelliği çıkarılmış yapıların benzer özelliklere sahip olanlarının ayrı birer sınıf oluşturacak şekilde sınıflandırılmasıdır. Yapılan uygulamaya göre sınıfların sayısı değişebilir. Örneğin 50 kelimelik bir veri tabanında teker teker kelimeler tanınacaksa oluşturulması gereken sınıf sayısı 50 olacak ve her sınıfla yalnızca bir eleman bulunacaktır. Diğer yandan tanınması istenen parametre konuşmacının cinsiyeti ise, iki sınıf oluşturulmalı ve konuşmacı topluluğu içindeki kişilerin bazıları bilinci, bazıları ikinci sınıfa dahil edilmelidir.

2. VERİ TOPLAMA

Veri toplama sistemi, 8 bitlik bir mikrodenetleyici, 64 KByte veri belleği ve bu veriyi kişisel bilgisayara aktarmak için gerekli arabağlardan oluşmuştur. Bir mikrofona aracılığı ile alınıp 5 KHz.'lik alçak geçiren süzgeçten geçirilen örneksel konuşma bilgisi 10 KHz.'lik sıklıkta örneklenerek sistemin

hafızasında geçici bir süre saklanmıştır. Daha sonra kişisel bilgisayarda ve sistemde, etkileşimli olarak çalışan iki ayrı yazılım yardımıyla bu veri, seri kanaldan kişisel bilgisayara aktarılmıştır. Aktarılan veri kütüğü çok fazla uzun olmadığından paralel aktarıma göre daha az sayıda hatla yapılabilen seri kanalın kullanımı yeterli görülmüştür. Daha sonraki özellik çıkarma, sınıflandırma ve karar verme aşamalarının tümü kişisel bilgisayarda, yüksek dereceli diller kullanılarak yapılmıştır.

Şekil 1'de, gerçekleştirilen konuşma tanıma sisteminin blok şeması gösterilmiştir.



Şekil 1. Konuşma tanıma sistemi blok şeması

3. ÖZELLİK ÇIKARMA :

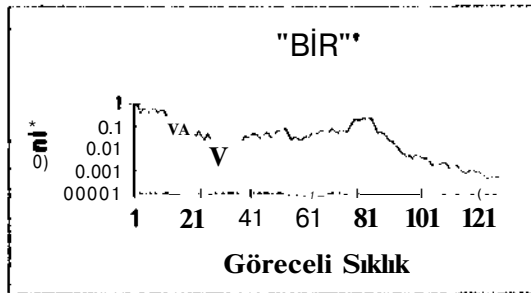
Çalışmanın başlarında iki kelimenin birbirinden ayırt edilmesine çalışılmış ve bu amaç için "ağaç" ve "ağıt" kelimeleri seçilmiştir. 10 kHz. örnekleme sıklığında her iki kelimenin de ham veri kütüğü uzunluğu 8320 Byte ile sınırlandırılmıştır. (0.832 saniyelik konuşma). Bu ham veri kütüklerinin hem uzunluğunu kısaltmak, hem de özelliklerinin belirginleştirilmesini sağlamak için güç görüme yoğunlukları çıkarılmıştır.[2]

Öncelikle ham veri kütüğü içinde M tane örnek bulunan K tane segment'e ayrılmış ve kabul edilebilir bir varyans indirgenmesi sağlayabilmek için ham veri kütüğünün Hızlı Fourier Dönüşümü (FFT) tekniği ile kesikli Fourier dönüşümü alınırken segmentler birbirleriyle karşılaştırılmıştır. İlk M ve ikinci M tane örnek grubu 1. segmenti, ikinci M ve üçüncü M tane örnek grubu 2. segmenti oluşturacak şekilde, K'ncü segmente kadar işlem sürdürülmüştür [2].

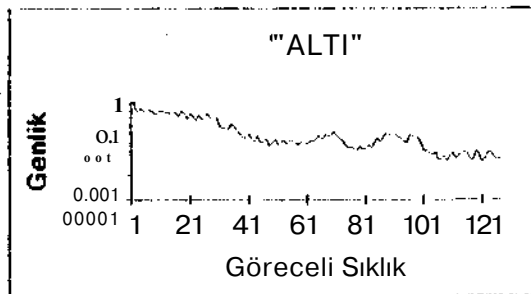
Bu çalışmada segment sayısı 32, bir segmentteki örnek sayısı da 128 olarak seçilmiştir. Dolayısıyla toplam veri sayısı $(2K+1)M=8320$ dir.

Ham veri kütüğü öncelikle $2K=64$ parçaya ayrılmış ve tüm parçalar teker teker bir Hamming penceresinden geçirildikten sonra yukarıdaki işlem uygulanarak verinin 128 noktadan oluşan periyodogramı elde edilmiştir.

Şekil 2 ve 3 'de bir erkek konuşmacı tarafından söylenmiş "bir" ve "altı" sözcüklerinin periyodogramları gösterilmiştir.



Şekil 2. Hi erkek konuşmacı tarafından söylenmiş "BİR" kelimesinin 128 noktadan oluşan periyodogramı



Şekil 3. Hi erkek konuşmacı tarafından söylenmiş "ALTI" kelimesinin 128 noktadan oluşan periyodogramı

4. SINIFLANDIRMA :

Bu çalışmada tanınması istenen parametre kelime olduğundan her bir kelime bir sınıfı oluşturmaktadır.

5. KARAR VERME :

Çalışmanın başlangıç ve ileri kısımlarında karar vermede sinir ağlarından tek seviyeli perseptron yapısında geri yayılım yöntemi kullanılmıştır [3].

Öncelikle "ağaç" ve "ağıt" kelimeleri ile çalışırken iki sınıf oluşturulmuş, sınıfın birincisi beş defa ard arda söylenmiş "ağaç" kelimesi ile, diğeri de yine beş defa söylenmiş "ağıt" kelimesi ile eğitilmiştir.

Yapı, ilk sınıfları eleman geldiğinde nöron çıkışı 0.5'den büyük, diğer sınıfları geldiğinde de 0.5'den küçük olacak şekilde eğitilmiştir. İki sınıfları herhangi birine ait olmayan giriş sisteme verilmemiş ve sadece bir nöron kullanılmıştır.

Bir sonraki aşamada 1'den 10'a kadar olan sayıların tanınması için; aynı anda paralel olarak çalıştırılan 10 tane nöron kullanılmıştır.

Sistemin girişine 10 sayının periyodogramlarını içeren 128 elemanlı vektörler uygulanmıştır. 10 satır ve 128 sütundan oluşan, 1280 elemanlı W ağırlık matrisi, ilk aşamada 0 ile 1 arasındaki rastgele sayılarla doldurulmuştur. Eğitime aşamasında, belirli bir anda giriş vektörlerinden bir tanesi rastgele olarak seçilmiş ve tüm nöronların çıkışları aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmıştır.

$$net_i = \sum_{j=1}^{128} (w_{ij} \cdot x_j) + \theta_i$$

$$o_i = f(net_i)$$

Burada;

net_i : i indisi nöronun net çıkışı

w_{ij} : i indisi girişin j indisi ağırlığı

X_{ij} : i indisli girişin j indisli elemanı

O_i : i indisli nöronun eşik seviyesi

O_i' : i indisli nöronun çıkışı

$f(\cdot)$: nöron çıkışlarındaki sigmoid fonksiyonu

$$f(\cdot) = \frac{1}{1 + e^{-\cdot}}$$

'dır.

Olması gereken çıkış, girişteki vektöre ilişkin nöronun çıkışının en büyük, diğerlerinin en küçük olma durumudur.

Daha sonra olması gereken çıkış ile o andaki çıkış arasındaki hata kullanılarak W matrisi

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \cdot (d_{ij} - o_{ij})$$

'e göre güncelleştirilmiştir [4],

Burada;

$w_{ij}(t)$: (t+1) anındaki i indisli girişin j indisli ağırlığı

$w_{ij}'(t)$: t anındaki i indisli girişin j indisli ağırlığı

;/ : 0 ile 1 arasında seçilen adım uzunluğu

d_{ij} : i indisli nöronun olması gereken çıkışı

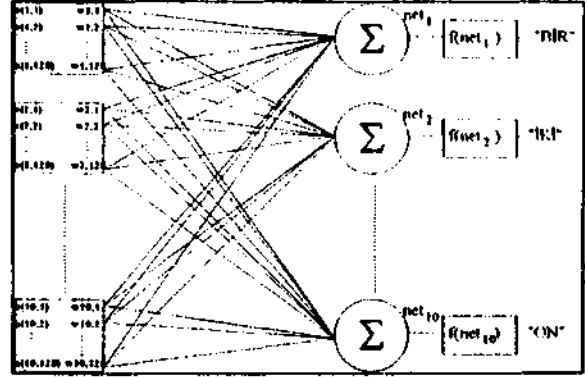
'dır.

Bu işlemler sonsuz bir döngü içerisinde tekrarlanmıştır. Karar verme eşik seviyesi olarak 0.5 sayısı seçilmiş ve ilk doğru çıkıştan sonra ard arda yapılan 200 iterasyonun hepsinde de başarılı sonuçlar alındığında

768

eğilme aşaması sonlandırılmıştır. İterasyonlar bir süre daha sürdürülmüş ve en büyük çıkışın "1"e, diğerlerinin de "0"a yaklaştığı gözlenmiştir.

1'den 10'a kadar olan sayıların tanınması için tasarlanan yapı Şekil 4'de gösterilmiştir.



Şekil 4. 1'den 10'a kadar olan sayıların tanınması için tasarlanan sinir ağı yapısı

6. SİSTEMİN BAŞARISI:

Bu çalışmamızda gerçekleştirilen tek başına kelimeleri tanıyan sistemin başarısı iki sınıftan birbirinden ayırt edilmesi için, konuşmacı bağımlı olarak yaklaşık %100, on tane sınıfın birbirinden ayırt edilmesi sırasında ise 9/10 ile 10/10 arasında ölçülmüştür.

7. KAYNAKLAR :

1. Parsons, W. Thomas, Voice and Speech Processing, McGraw-Hill, 1986
2. National Semiconductor, Linear Applications Data Book, National Semiconductor Corp., 1986
3. Grant, P.M., Speech Recognition Techniques, Electronics and Communication Engineering Journal, Şubat 1991
4. Lippmann, R.P., An Introduction to Computing with Neural Nets, IEEE ASSP Magazine, Nisan 1987



Nedim KAKACA, 1947 yılında İstanbul'da doğdu. 1988 yılında İTÜ Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümünden mezun oldu. 1992 yılında

"Mikroişleyici Denetimli Veri Toplama ve Konuşma Sistemi" adlı teziyle yüksek mühendislik unvanı aldı. 1989'dan bu yana araştırmacı olarak bulunduğu İTÜ Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümünde halen doktora çalışmalarını sürdürmektedir. İlgi alanları arasında Sayısal sinyal işleme, konuşma tanıma ve bilgisayar ağları sayılabilir.



H. Selçuk GKÇİM, 1950 yılında Ankara'da doğdu. 1973 yılında Ankara Üniversitesi'nden mezun oldu. 1978 yılında İngiltere'nin Surrey Üniversitesi'nde elektronik mühendisliği doktora oldu

ve Surrey Üniversitesi'nde bir yıl araştırma mühendisi olarak çalıştıktan sonra 1979 Kasım ayında yurda dönerek İTÜ Elektrik ve Elektronik Müh. bölümünde öğretim görevlisi olarak göreve başladı. 1982-84 arasında Kanada'nın Western Ontario Üniversitesi VLSI araştırma grubunda araştırmacı öğretim üyesi olarak çalıştı. 1984'de Türkiye'ye dönerek 1985 yılında elektronik araştırmacı olarak görevine başladı, 1991 yılında yine elektronik araştırmacı olarak profesör unvanını aldı.

Halen İTÜ Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Elektronik Araştırmacılar bölümü başkanlığı ve bölüm başkanlığı görevini sürdürmektedir.

Prof. Dr. Gevins mikroelektronik ve bilgisayarlı ses tanıma ve işleme konularında araştırmacı ve proje çalışmalarını yürütmektedir. İki çocuk babasıdır.

ELEKTRİK MÜHENDİSLİĞİ 5. ULUSAL KONGRESİ

2-B KAFES SÜZGEÇLER İLE İMGE SIKIŞTIRMASI

Nagihan Tülü ONUK Aysin ERTÜZÜN

Boğaziçi Üniversitesi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
80815 Bebek-İSTANBUL

ÖZET- Bu çalışmada çeyrek düzlemde tanımlı 2 boyutlu kafes süzgeçlerin imge sıkıştırma kullanımını incelenmekte ve çeşitli kafes yapıları performans açısından karşılaştırılmaktadır. Kullanılan kafes süzgeçler: 1. Üç parametrelili kafes süzgeç, 2. Dörtgen şekilde geliştirilmiş kafes süzgeç ve 3. Köşegen şekilde geliştirilmiş kafes süzgeçlerdir. Son iki süzgeç birincinin yetersizliklerini gidermek için tasarlanmıştır. Birinci süzgeçte biri ileri ve üçü geri yönde olmak üzere dört öngörü hata alanı üretilirken ikinci ve üçüncü süzgeçlerde yüksek derecelerde geri yönde daha fazla öngörü hata alanı üretilerek daha fazla bilgidan yararlanır. Bu yöntemler kullanılarak çeşitli imgeler üzerinde çalışmalar yapılmış ve bunlar birbirleriyle karşılaştırmıştır. Genel olarak geliştirilmiş süzgeçlerle elde edilen sonuçlar imge sıkıştırma hep kullanılagelili üç parametrelili kafes süzgeçle elde edilen sonuçlara yakındır. Fakat hesaplamalar belirgin ölçüde çoğalmıştır.

1. Giriş

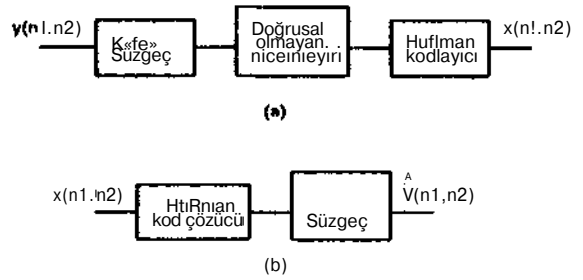
Bu çalışmada, bir öngörü hata kodlaması yöntemi olan kafes süzgeçleme ile imge sıkıştırması incelenmiştir. Öngörü hata kodlamasında imgenin pikselleri arasındaki ilişkilerden yararlanılarak tekrarlar azaltılır ve bu yolla imge bilgisini ifade etmek için gerekli olan ikil sayısı azaltılmış ve iletişim band genişliği daraltılmış olur. Gönderilen veya saklanan bilgidan asıl imge kabul edilebilir bir bozunumla tekrar elde edilebilir.

Öngörü hata kodlayıcı olarak kafes süzgeç kullanmanın, çok bilinen bir öngörü hata kodlama yöntemi olan diferansiyel darbe kod modülasyonuna (DPCM) göre garantili kararlılık, daha az modelleme parametresi gereği ve indirgenmiş işlem ve gerçekleştirme karmaşıklığı gibi üstünlükleri vardır.

2. Sıkıştırma Sistemi

Kullanılan imge sıkıştırma sistemi şekil 1'de gösterilmiştir. Sistem bir kodlayıcı ve bir de kod

çözücü bölümden oluşmuştur. Kodlayıcıda kafes süzgeçlerden oluşan bir imge sıkıştırma bölümü, doğrusal olmayan nicemleyici ve Huffman kodlayıcı yer alır. Kod çözücüde ise Huffman kod çözücü ve ters kafes süzgeçleri içeren imge açma bölümü vardır.



Şekil 1. imge sıkıştırma sistemi
(a) Kodlayıcı kısım
(b) Kod çözücü kısım

2.1. Kodlayıcı Kısım

Kodlayıcı kısımda yer alan kafes süzgeçlerde yapılan işlem genel olarak imge bilgisini, içindeki ilişkileri inceleyerek elde edilen kafes süzgeç parametreleri cinsinden ifade etmektir. Herhangi bir pikselin değeri kendisine komşu piksellerin değerlerinden yararlanılarak tahmin edilir. Bu tahminle gerçek değer arasındaki fark öngörü hata alanını oluşturur. Kafes süzgeç çıkışında elde edilen ileri yöndeki öngörü hata alanı doğrusal olmayan bir dağılım gösterdiğinden doğrusal olmayan bir nicemleyici ile nicemlenir. Nicemleme sonunda elde edilen bilgi Huffman kodlayıcıdan geçirilir. Huffman kodlayıcının özelliği, alan içinde karşılaşılma olasılığı yüksek değerlere kısa, olasılığı düşük değerlere uzun kod sözcükleri vermesidir. Kodlayıcı kısımda hata alanıyla birlikte kafes süzgeç parametreleri (yansıma katsayıları) ve imge bilgisinin ortalama değeri de kodlanarak gönderilir. Ortalamanın gönderilmesinin sebebi işlemlerin başında imge bilgisinin sıfır ortalamalı yapılmasıdır.

Daha önce belirtildiği gibi imge sıkıştırma amacıyla üç farklı kafes süzgeç yapısı ELEKTRİK MÜHENDİSLİĞİ 5. ULUSAL KONGRESİ

kullanılmıştır. Bu süzgeçlerin ortak özelliği her birinin katmanlardan oluşması ve her bir katmanda ileri ve geri yönlerde hata alanları oluşturulmasıdır. Bir katmanın çıkışındaki öngörü hata alanları bir sonraki katmanın girişidir. Her katmanda giriş alanları arasındaki ilintilerden yararlanılarak ileri yöndeki hata alanının karesel ortalama gücünü en aza indireyecek şekilde kafes süzgeç parametreleri elde edilir ve hata alanları bu parametrelerle yeniden hesaplanır. Süzgeçler birbirlerinden, üretilen hata alanlarının sayısı bakımından ve bu alanların üretiliş biçimleri farklıdır.

Süzgeçler imge bilgisinin çeyrek düzlemde simetrik olduğu varsayımına göre tasarlanmıştır. Bu varsayımına göre

$$r(l_1, l_2) = F\{u(n_1, n_2) \cdot u(n_1 + l_1, n_2 + l_2)\} \quad (1)$$

olmak üzere

$$r(0, ., l_1) = r(-l_1, l_2) = r(-l_1, -l_2) = r(l_1, -l_2) \quad (2)$$

eşitliği geçerlidir.

Aşağıda süzgeç yapıları kısaca açıklanmıştır,

a) Üç Parametrelili Kafes Süzgeç[1]

Bu ilk geliştirilen kafes süzgeç yapısıdır ve 1-Boyutlu kafes süzgeçleme teorisinden yararlanılarak tasarlanmıştır[1]. Bu süzgeçte her katmanda bir ileri ve üç geri yönde olmak üzere toplam dört öngörü hata alanı üretilmektedir. Başlangıçta bu dört öngörü alanı sıfır ortalamalı yapılmış imge bilgisine eşittir. Bütün katmanların giriş-çıkış ilişkisi birbirinin aynı ve aşağıdaki gibidir:

$$\begin{bmatrix} r(m; n_1, n_2) \\ b_0(m; n_1, n_2) \\ l_1(m; n_1, n_2) \\ l_2(m; n_1, n_2) \end{bmatrix} = \underline{I}(m) \begin{bmatrix} f(m-l; n_1, n_2) \\ b_n(m-l; n_1, n_2) \\ b_n(m-l; n_1, n_2) \\ h_0(m-l; n_1, n_2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

(3) te $f(m; n_1, n_2)$ m katmanındaki ileri yönde hata öngörü alanı ve b_0 , b_1 ve b_2 da geri yöndeki hata öngörü alanlarıdır. $\underline{I}(m)$ m katmanının kafes yansıma katsayıları matrisidir ve aşağıdaki gibidir:

$$\underline{I}(m) = \begin{bmatrix} 1 & -l_1 < m & -l_2 < m & -l_3 < m \\ -l_1 < m & 1 & -l_2 < m & -l_3 < m \\ -l_1 < m & -l_2 < m & 1 & -l_3 < m \\ -l_1 < m & -l_2 < m & -l_3 < m & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Bu süzgeçte bilinci katmanda herhangi bir piksel değerini hesaplamakta kullanılan komşu piksel sayısı dördür. Gerçekte birinci dereceden bir kafes süzgecin bilgi desteğinde de dört piksel vardır. Yani bilgi desteğinde yer alan tüm bilgiler kullanılmıştır. Fakat ikinci dereceden süzgeçte durum böyle değildir. Bilgi desteği bu katmanda dokuza çıkarken kullanılan bilgi sayısı yedide kalmıştır, çünkü bu süzgeç her katmanda üç yansıma katsayısı sağlamaktadır. Sonuç olarak destekteki bütün bilgiler kullanılmamaktadır, ikinci katmanda bütün desteği kullanabilmek için iki ek alana gereksinim vardır. Bu çalışmada kullanılan ikinci ve üçüncü tip süzgeçler ikinci katmanda bu ek alanları sağlarlar.

b) Dörtgen Şekilde Geliştirilmiş Kafes Süzgeç[2]

Bu süzgeçte birinci katman üç parametrelili kafes süzgeçteki ile aynıdır. İkinci katmanda birincinin çıkışındaki alanlardan birisi kullanılarak iki alan daha eklenir. Böylece ikinci katmandaki bilgi desteğinin tümü kullanılmış olur. Bu işlem daha sonraki katmanlarda da yinelenir. Bu çalışmada imge bilgisi için yeterli olduğu düşünülerek sadece ikinci katmanda yapılmıştır. Buna göre elde edilen alanlar ve ikinci ve daha yüksek katmanlar için giriş-çıkış ilişkisi aşağıda verilmiştir:

$$\begin{bmatrix} b_{21}(1; n_1, n_2) \\ b_{12}(1; n_1, n_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_n(1; n_1, n_2) \\ b_{11}(1; n_1, n_2) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} f(m-l; n_1, n_2) \\ b_1(m-l; n_1, n_2) \\ b_2(m-l; n_1, n_2) \\ b_3(m-l; n_1, n_2) \end{bmatrix} = \underline{I}(m) \begin{bmatrix} f(m-l; n_1, n_2) \\ b_n(m-l; n_1, n_2) \\ b_n(m-l; n_1, n_2) \\ h_0(m-l; n_1, n_2) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$\underline{I}(m)$ de m katmanının kafes yansıma katsayıları matrisidir ve aşağıdaki gibidir:

$$\underline{I}(m) = \begin{bmatrix} 1 & -l_1 & -l_2 & -l_3 & -l_4 & -l_5 & -l_6 & -l_7 & -l_8 \\ -l_1 & 1 & -l_2 & -l_3 & -l_4 & -l_5 & -l_6 & -l_7 & -l_8 \\ -l_2 & -l_3 & 1 & -l_4 & -l_5 & -l_6 & -l_7 & -l_8 \\ -l_3 & -l_4 & -l_5 & 1 & -l_6 & -l_7 & -l_8 \\ -l_4 & -l_5 & -l_6 & -l_7 & 1 & -l_8 \\ -l_5 & -l_6 & -l_7 & -l_8 & -l_8 & 1 & -l_8 \\ -l_6 & -l_7 & -l_8 & -l_8 & -l_8 & -l_8 & 1 & -l_8 \\ -l_7 & -l_8 & -l_8 & -l_8 & -l_8 & -l_8 & -l_8 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Aynı amaca yönelik olarak geliştirilen diğer bir süzgeç de köşegen şekilde geliştirilmiş kafes süzgeçtir.

c) Köşegen Şekilde Geliştirilmiş Kafes Süzgeç [2]

Bu süzgeçte de dörtgen şekilde geliştirilmiş kafes süzgeçle aynı şekilde ikinci katmanda geri yönde iki hata alanı daha üretilir. Bu süzgeç bir öncekinden bu hata alanlarının üretiliş yoluyla farklıdır. Elde edilen alanlar ve ikinci ve daha yüksek katmanlar için giriş-çıkış ilişkisi aşağıda verilmiştir:

$$b_2(1;n_1,n_1) = b_1(1;n_1,n_1) \quad (8)$$

$$b_{i2}(1;n_1,i_2) = b_{oi}(1;n_1,n_2)$$

$$\begin{bmatrix} f(in;n_1,n_2) \\ bio(m;m,n_2) \\ b_{ii}(m;nt,n_2) \\ bo<m;n_1,n_2) \\ b2<m;n_1,i_2) \\ b_{i2}(m;n_1,n_2) \end{bmatrix} = \Gamma(m) \begin{bmatrix} f(rn-1;ru,i_2) \\ bio(m-1;n_1 \dots 1,i_2) \\ b_{i1}<m-1;m-1,i_2-1) \\ bo<m-1;n_1,n_2-1) \\ b2<m-1;nt-1,i_2-1) \\ b_{iü}(n-1;n_1-1,i_2-1) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$\Gamma(m)$ m katmanının kafes yansıma katsayıları matrisidir ve (7) deki gibidir.

Dörtgen ve köşegen şekilde geliştirilmiş kafes süzgeçlerde ikinci katmanda iki lane daha alan eklendiği halde 12 tane yansıma katsayısı elde edilmesinin sebebi eklenen alanların simetriyi bozmasıdır.

2.2. Kod Çözücü Kısım[3]

Kod çözücü kısmın girişinde bir önceki bölümde anlatılan süzgeçlerle elde edilen ileri yöndeki hata öngörü alanı, Huffman kodlayıcının hangi değere hangi kod sözcüğünü atadığını gösteren tablo, kafes süzgeç yansıma katsayı matrisi ve imgenin ortalama değeri vardır. Huffman kod çözücünde kod tablosundan yararlanılarak nicemlenmiş hata öngörü alanı elde edilir. Elde edilen alan ters kafes süzgeçlerden geçirilerek ortalama değer eklendiğinde imge geri elde edilmiş olur. Bu bölümde ters kafes süzgeçlerin yapısı anlatılacaktır. Ters kafes süzgeçlerin tümünün ortak özelliği başlangıç değeri olarak tüm geri yöndeki hata öngörü alanlarının tüm katmanlar için sıfır alınmasıdır. Bu başlangıç değerleri ve ileri yöndeki hata alanıyla birlikte yansıma katsayıları kullanılarak ara katmanlardaki ileri hata alanları hesaplanır. İlk katmandaki geri hata alanları bu katman için elde edilen ileri hata alanına eşitlenir. Bu alanlar kullanılarak ara katmanlardaki geri hata alanları elde edilir. Bu işlem geçici durumdan kurtuluncaya kadar yinelenir. Sonuçta elde edilen ileri yöndeki hata alanı sıkıştırılan imge bilgisinin açılmış halidir. Aşağıda her kafes süzgeç için ileri ve geri

yöndeki hata alanlarını bulmakta kullanılan denklemler verilmiştir.

a) Üç Parametrelili Ters Kafes Süzgeç

Bu süzgeçte her katman aynı öngörü hata alanlarına sahiptir. Ara katmanlardaki ileri yöndeki öngörü hata alanı şöyle hesaplanır:

$$r(m-1,i_1,i_2) = r(m,i_1,i_2) \quad (10)$$

$$-t-P_1(m) b_{i1}(m-1,i_1,i_2-1)$$

$$+ \Gamma_{i1}(m) b_{i1}(m-1,i_1,i_2-1)$$

$f(0)$ bulunduktan sonra $b_{i0}(0)$, $b_n(0)$ ve $b_{u1}(0)$ buna eşitlenir. Bu alanlar kullanılarak ara katmanlardaki geri hata alanlarının elde edilmesi ise aşağıdaki gibidir:

$$\begin{bmatrix} b_{i0}(m;n_1,n_2) \\ b_{ii}(m;n_1,i_1) \\ b_{i1}(m;n_1,i_2) \end{bmatrix} = \Gamma(m) \begin{bmatrix} f(m-1;n_1,i_1) \\ b_{i0}(m-1;n_1,i_1-1) \\ b_{u1}(m-1;n_1,i_2-1) \\ b_{i1}(m-1;n_1,i_2-1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$\Gamma(m)$ m katmanına ait yansıma katsayısı matrisidir ve aşağıdaki gibidir:

$$0' \gg \begin{bmatrix} -T_1(m) & 1 & -r_{i1}(m) & -r_1(n_1) \\ -\Gamma_{i1}(m) & -\Gamma_{i0}(m) & 1 & -\Gamma_{i1}(m) \\ \cdot r_{i1}(m) & -r_{i1}(n_1) & -r_1(n_1) & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

b) Dörtgen Şekilde Geliştirilmiş Ters Kafes Süzgeç

Bu süzgeçte de ilk katmana ait ileri yöndeki hata alanı bulunduktan sonra bu alan kullanılarak ilk katmanda yer alan geri yöndeki 3 alana başlangıç değeri verilir. Geri yöndeki alanların birinci katmandaki değerleri bulunduktan sonra ek iki alan süzgeçlerine işlemiyle aynı şekilde (13) te görüldüğü gibi işleme dahil edilir.

$$b_{ii}(1;i_1,i_2) = b_n(1; m, i_2) \quad (13)$$

$$b_{iü}(1; i_1, i_2) = b_n(1; n_1, n_2)$$

Sonuç olarak ileri yöndeki hata alanı hesabında ikinci katmandan birinciye geçerken (10) ve geri yöndeki hata alanları hesabında birinciden ikinciye geçerken (11) eşitlikleri kullanılırken ara katmanlar aşağıdaki eşitliklerle hesaplanır:

$$r(n_1-l; i_1, n_1) \cdot l(n_1; i_1, n_1) \cdot 11 \cdot n < n_j k > < m-l; n_1, l, n_1 >$$

$$il \cdot u(n_1) h_1(m-l; i_1, n_1, l, n_1) > -l$$

$$i \cdot l \cdot (m) h_1(m-l; i_1, n_1, l, n_1) \cdot \dots -1 \quad (M)$$

$$i \cdot l \cdot (m) h_1(m-l; i_1, n_1, l, n_1)$$

$$i \cdot l \cdot (m) h_1(m-l; i_1, n_1, l, n_1)$$

$$\begin{bmatrix} l > , o(n_1, i_1, n_1) \\ l \cdot n_1 (i_1; i_1, n_1) \\ l > M(i_1, i_1, \dots) \\ l > (m, n_1, n_1) \\ l \cdot (i_1, i_1, n_1) \end{bmatrix} = H(m) \begin{bmatrix} K(n-l; i_1, n_1) \\ b_1 > < m-l; i_1, n_1 > \\ bu(n_1, l; m-l; i_1, n_1) \\ b_{ii}(m-l; i_1, n_1) \\ b_1 \cdot (n_1, l; i_1, n_1) \\ h_1(m-l; i_1, n_1, l, n_1) \end{bmatrix} \quad (ir)$$

(15)'te $l_1(n_1)$ m kalınlarına ait yansıma katsayısı matrisidir ve aşağıdaki gibidir:

$$l_1(m) = \begin{bmatrix} l_1, l_1, l_1, l_1, l_1, l_1, l_1, l_1 \\ -T_n, l_1, 1, -l_1, -l_1, l_1, l_1, l_1 \\ -r_1, l_1, -l_1, l_1, l_1, l_1, l_1, l_1 \\ (ij, -l_1, -l_1, l_1, l_1, l_1, l_1, l_1) \\ -l_1, l_1, l_1, l_1, -l_1, l_1, l_1, l_1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

(16)'de yor alan bütün yansıma katsayıları m kalınlarına aittir.

c) Köşegen Şekilde Geliştirilmiş Ters Kafes Süzgeç

Bu süzgeçle kullanılan yöntem ve formüller dö (geniş şekilde geliştirilmiş ters kafes süzgeç-tekiyle aynıdır, iki süzgeç, arasındaki lek (ark ek olarak işleme dahil edilen geniş yöndeki iki alanın (17)'te verilen şekilde üretilmesi ve bu alanların gecikmiş versiyonlarıdır.

$$l_{KM}(l; m, n_1) \cdot \dots \cdot l_{ns}(l; m, n_1) \quad (17)$$

$$b_1 \cdot (l, m, n_1) \cdot \dots \cdot l_{ns}(l; m, n_1)$$

3. Bilgisayar Benzetişim Sonuçları

Bilgisayar benzetişim için 256x256'lık 8 bit/piksellelik bir imge (şekil 2) üzerinde farklı nicemleme seviyeleri için (11, 13, 15) yapılmıştır ve yukarıda anlatılan üç yöntem için sonuçlar İşaret-Gürültü Oranı (İGO) ve Bilgi Oranı (f_o) bakımından karşılaştırılmıştır. Çekil 3a' da üç parametrelili süzgeç ile elde edilen ileri yöndeki hata alan örnek olarak verilmiştir. 13 nicemleme seviyesi için geniş elde edilen imge her süzgeç için şekil 3b-3c-3d görülmektedir. Kullanılan İGO ve BO ölçütleri (13) ve (19)'de verilmiştir.

$$l(i) = 10 \log_{10} \frac{(imge bilgisinin tepeden tepeye değeri)^2}{M^2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M |x(i,j) - \bar{x}|^2} \quad dB \quad (18)$$

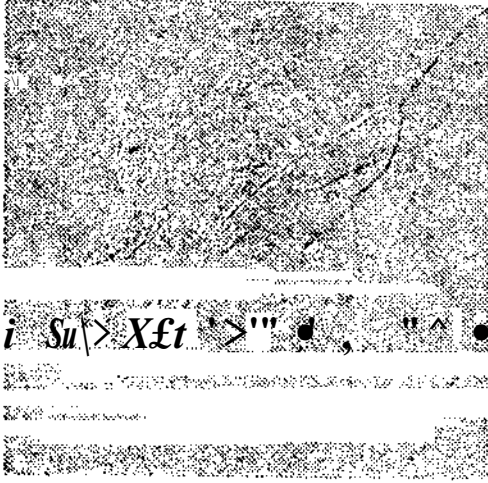
(18)'de $y(i,j)$ ve \bar{x} sırasıyla, orijinal ve geri elde edilen imge bilgileri ve M^2 imgedeki piksel sayısıdır.

$$IH = \prod_{i=1}^N p_i \cdot l_i \quad \text{bil/piksel} \quad (19)$$

(19)'de N kod sözcüklerinin sayısı, P_i i kod sözcüğünün olasılığı l_i de bu kod sözcüğünün uzunluğudur. Bu ölçütlere göre elde edilen sonuçlar tablo 1'de verilmiştir. Sonuçlara göre bu süzgeçler kabul edilebilir kalitede imgeler elde edilmektedir. Geliştirilmiş süzgeçlerle elde edilen sonuçlar üç parametrelili kales süzgeçle elde edilen sonuçlara biraz daha iyi olmakla birlikte bu süzgeçlerde işlem karmaşası üç parametrelili süzgece göre oldukça fazladır. Bu süzgeçlerin belirgin bir iyileşme elde edilmemesi, imgenin Maikov süzgeç modelleme ile uyumlu bir sonuçtur. Ayrıca sonuçlara göre kafes süzgeç derecesi arttıkça elde edilen İşaret-Gürültü oranı genel olarak artmaktadır. Bazı durumlarda sonucun buna uygun olmaması nicemleyiciden ileri gelen bozunumla açıklanabilir. Son olarak nicemleme seviyesi arttıkça İşaret-Gürültü ve Bilgi oranlarının arttığı gözlenmiştir.



Şekil 2. Orijinal imge 256x250 piksel 8 bil/piksel



a) Üçüncü LV-Tocedei Üç Parniileli Kaf(?s
Süzgeçle Elde Edilen ilei Yöndeki
Hain Öngörü Alanı



1.) Üç Parniileli Kafes Süzgeç
IGO=27.08 (IB
Bilgi Oranı=3.19 bil/piksel
Sıkıştımın Oranı %56



o) Dölyen Şekilde Geliştirilmiş
Kafes Sü/goç
IGO=26.1 dB
Bilgi Oranı=3.54 bil/piksel
Sıkıştımın Oranı %55.75



d) Köşegen Şekilde Geliştirilmiş
Kafes Sii/geç
IGO=27.0? dB
Bilgi Oranı=3.49 bil/piksel
Sıkıştımın Oranı %56

Şekil 3. Üç Parniileli Kafes Sii/treç ile
Elde Edilen Farklı Ölçümlü Hala Alanı ve 1 ler
Süzgeç için Geri Elde Edilen İnyeler
(N=13)

Tablo 1. Süzgeçler için İşaret-Güçlülük Oranı (dB) ve Bilgi Oranı (bit/piksel)

SÜZGEÇ	a	b	c
SÜZGEÇ	IGO	BÖ	IGO
1	2G8	3.21	5G.8
13	27.1	3.11	27.1
15	27.5	3.05	27.5
2	25.11	3.22	2VÖ1
13	27.0	3.53	2G.2
15	27.0	3.07	27.0
3	25.11	3.24	25.75
13	27.0	3.11	27.1
15	27.5	3.05	27.8



Hatice Nilüfer Omik
1969'da Alanya'da doğdu. 1990 yılında Dokuz Eylül Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümündeki lisans eğitimini, 1993 yılında da Boğaziçi Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümündeki yüksek lisans eğitimini tamamladı. İTÜ İTÜ ELETAŞ Araştırma-Geliştirme Bölümünde mühendis olarak çalışmaktadır. İlgili alanlar 2-B kafes süzgeç-ı ve imge sıkıştırılmasıdır.

SD: Süzgeç Derecesi

N : Nicemleme Seviyesi

a : Üç Parametrelili Kafes Süzgeç

b : Dörtgen Şekilde Geliştirilmiş Kafes Süzgeç

c : Köşegen Şekilde Geliştirilmiş Kafes Süzgeç

KAYNAKÇA

1. S. R. Parker, A. H. Kayıhan "Lattice Parameter Autoregressive Modeling of 2D fields-Part 1. Quantitative Plane Noise", IEEE Trans ASSP, Vol.32, 1934
2. A. Ertüzün, "Modeling of AR Fields by 2D Lattice Filters and Their Entropy Properties", Doktora tezi, Boğaziçi Üniversitesi, 1989
3. N. Tülli-Onuk, "Inaço Compression Using Different Lattice Filters and The Comparison of Their Performances", Yüksek Lisans tezi, Boğaziçi Üniversitesi, 1993



Aysin Erlüzün

1 Ocak 1959'da Salihli-MANİSA'da doğdu. Lisans derecesini 1981 yılında Boğaziçi Üniversitesi'nden, lisansüstü derecesini 1984 yılında Marmara Üniversitesi'nde, Kanada'dan, doktora derecesini de 1989 yılında Boğaziçi Üniversitesi'nden almıştır. 1981-1984 yılları arasında Marmara Üniversitesi'nde, 1988-1990 yılları arasında da Boğaziçi Üniversitesi'nde araştırma görevlisi olarak çalışmıştır. 1990'dan beri Boğaziçi Üniversitesi'nde öğretim üyesi olarak çalışmaktadır. 1992 yılında doçent olmuştur. İlgili alanlar 2-B kafes süzgeçler, ıyarlmalı süzgeçler ve imge sıkıştırılmasıdır.

Konuşma için Alt-Uzay Yaklaşımına Dayanan Bir Referans Şablon Eşleme Yöntemi

Sibol (Karakullukçu) F/nlöume/ *

İstanbul Teknik Üniversitesi
Elektrik-Elektronik Fakültesi
Söğütözü Maslak, İstanbul

Özet: *İki otomatik konuşma tanıma sistemi tasarlanırken kullanılarak yöntemlerden biri alt-uzay yaklaşımıdır (İki-şablonlu tip-prout). Alt-uzay yaklaşım, belirli sınıflamam örnekli yöntemin uzayında farklı alt-uzayları işler (İkili-şablonlu uzaydır. İki alt-uzaylar biliniyorsa hangi sınıfa ait olduğu bilinmeyen örnekli-şablonlu alt-uzaylara. İzdüşümlerinin yeniliklerim karşılaştırılarak sınıflandırılır. Bu bildiride, sınıf ilinti matrislerinin oluşturulmaları sistemim dayanan ve hem zaman bütümlü (Hem-irirpiny) hem de referans satılan eşleme (implantatırlı) konuşma işaretini oluşturman çirçreler arasındaki ilişkiyi araştırma yöntemi kullanılarak referans şablon modülleri oluşturulmuş referans söyleyişlerinin (ullerima) sınıflandırılmasında kullanılmıştır. Sınıflandırılma sonucunda %78 başarımları elde edilmiştir. Başarım sonucu İki klasik dinamik zaman normalizasyonu ve konuşma-ışarı tanıma (duşumu çerçerler arasındaki istatistiksel ilişkiyi tanımlayan şablon eşleme yöntemi) karşılaştırılabilirliği ilaha iyi başarımlara ulaşılan/altı yöntemi içilmiştir.*

* Bu çalışma İngiltere'deki Surrey University of Vision Speech and Signal Processing ile ortak çalışmasıdır.

1. Giriş

Otomatik konuşma tanıma konusunda çeşitli teknikler gelini rmeye yönelik çalışmalar kırk yıldan uzun zamandır süre gelmektedir. İlk yaklaşımın olmasına karşın konuşma tanımanın asıl amacı, makinayla insanıkiine en benzer konuşma yeteneğine sahip bir insanın inakına firabağı la sarlaşabilme klir.

Akslik seviyede tanıma işlemi, tanıması islenen konuşma ile referans şablonlar arasındaki yerel ve bütümlü zaman farklarını ortadan kaldıran zaman bütümlü-şablonlu eşleme yöntemi ile gerçekleştirilir. Referans şablonlu eşleme yöntemi tanınması islenen konuşma bilimini şablonlarla belli bir karar kuralına göre karşılaştırma işlemi olduğu sınıflandırma işlemi. İki yaygın şablon eşleme yöntemleri Dinamik Zaman Bütümlü yaklaşımı, Saklı Markov Modelini (Hiddetli Markov Models) ve Sinir Ağları (Neural Networks) yaklaşımlarıdır. İlk iki yöntem tanıma konuşma ve referans şablonlar arasındaki yerel ve bütümlü zaman farklarını ortadan kaldırır amaç; konuşma, işaretini oluşturulan referans arasındaki istatistiksel ilişkiyi göz önüne almazlar.

İki konuşma tanıma kullanılabilecek diğer bir yaklaşım da alt-uzay yöntemine dayanan sınıflandırma yöntemidir. Alt-uzay yaklaşımı örnekli sınıflarının örnekli gösterim uzayında farklı ELEKTRİK MÜHENDİSLİĞİ 5. ULUSAL KONGRESİ

alt-uzayları isgal etlikleri varsayımına dayalıdır. Sınıflı ali-uzayları biliniyorsa, sınıflandırma bilinmeyen örünü vektörlerini sınıf alt-uzaylarına izdüşümlerinin genlikleri karşılıklı olarak yapılır.

Bu bildiride sınıflı alt-uzayların hesaplamada zaman bükümü ve şablon eşlemede konuşma işaretini oluşturan c/televizyon arasındaki istatistiksel bağımlılığı da göz önüne alan ve sınıflı maliyetlerinin özvektörleri sistemine dayanan bir teknik tanıtılacaktır. İkinci bölümde örünü sınıflandırmada alt-uzay yaklaşımıyla, sınıflı-uzaylarının hesaplanmasına değinilerek, üçüncü bölümde sınıflı maliyetlerinin özvektörlerine dayanan yöntem tanıtılacak, dördüncü ve beşinci bölümlerde ise yöntemin uygulanması ve sonuçları verilecektir.

2 Örünü Tanıyan Alt-Uzay Yöntemi

Alt-uzay yönteminde temel olarak yapılan şey, V boyutlu bir x vektörünü önce daha düşük boyutlu özbenlik alt-uzayına eşlemesi, daha sonra özbenlik vektörünü 1; işlediği ilgiliye dayanarak örünü o sunfa ait olup olmadığı kararını verilmesidir. Sınıflı ali-uzaylarını tanımlaması, bu giriş örünü sınıflı bileceğini ali-uzaya eşleyin ve diğer hileşenli izdüşümü sınırlayan doğrusal bir operatörün hesaplanmasından ibaretir. Her tür bir operatöre "redüksiyon operatörü" denir. Eğer alt-uzaylar biliniyorsa hangi sınıfa ait olduğu bilinmeyen Örünü vektörleri, her bir sınıfa ilişkin ali-uzaylarıdaki izdüşümlerinin genlikleri karşılıklı olarak olmaları kategorilerde sınıflandırılır [1].

Alt-uzay yönteminde her sınıflı örünü uzayı L_i doğrusal bir $1; \dots, m$, $m > 1$ $\langle i \rangle / w_i$ ill-uzayını «insiden» gösterilir. Ortogonal ali-uzay yaklaşımında her alt-uzay her biri örünü ızayları tarafından içine alınır ve orlonormal $1; \dots, m$ $1, 2, \dots, m$ temel ELEKTRİK MÜHENDİSLİĞİ 5. ULUSAL KONGRESİ

vektörü tarafından oluşturulur.

Temel vektörler tek değildir, ancak izdüşüm, matrisi P , irklili w ali-uzayına lanınını eğerdir.

$$P_i = \sum_{j=1}^{n_i} a_{ij} a_{ij}^T \quad (1)$$

Sınıflı maliyet kuralı:

$$x^T P_i x > x^T I_i x \quad \forall x \in L O_i \quad (2)$$

$x \in L_i$ kıradialık formu, x vektörünü temel vektör matrisi A um sulu vektörleri tarafından oluşturulan uzaya izdüşümünün genliğinin karesine eşittir [2].

$$x^T P_i x = x^T A_i A_i^T x = x^T P_i x \quad (3)$$

a_{ij} ler orlonormal vektörler oldukları için J^T , genlikli ve idempoten matrisler;

$$P_i^2 = P_i \quad P_i^T = P_i \quad (4)$$

a_{ij} kullanan (3) eşitliği $x^T P_i x = x^T J_i^T J_i x$ şeklinde yazılabilir.

$$q_i = x^T J_i^T J_i x = x^T P_i x \quad (5)$$

n_i F_{J_i} lide vektör normudur. $\| \cdot \|$ uzay yöntemi, inde sınıflandırma. x test $\langle i \rangle / w_i$ $\langle i \rangle / w_i$ $\langle i \rangle / w_i$ $P_i x$ izdüşümleri hesaplandıkları. Soma ($\langle \rangle$) karar kuralı uygulanarak yapılır.

$$\| P_i x \|^2 > \| P_j x \|^2 \quad \text{ise } x \in L_i \quad (6)$$

Tümleştirme Teknikleri Kullanılarak Erim ve Koyuluk İmgelerinden Ayırıt Sezme

Bilgin Eşme t Bilge Günsel Erdal Panayırıcı f

t F/lektrik-Elektronik Fakültesi, İstanbul Teknik Üniversitesi, 80026 Maslak - İstanbul

t TÜBİTAK Bağ Projesi, KOSCEIJ, 80020 Maslak - İstanbul

Özetçe

Bu çalışmada ayırıt sezine probleminin çözümü için erini ve koyuluk imgelerini tümleştiren doğrusal bir model önerilmektedir. Ayırıtlar her bir imge elemanında yönlülük bilgisi kullanılarak sezilmekte, böylece, gradienl hesaplama temelli siizgeçleme tekniklerinde karşılaşılan, uygun maskenin seçimi, pencere boyutu belirleme gibi temel zorluklar aşılmaktadır.

1 Giriş

3-Boyumlu nesne algılama ve tanıma çalışmalarında kullanılan bilgisayar ile görü (computer vision) sistemleri, bir veya daha fazla kaynaktan alınan imgelerden yararlı bilgiyi çıkarmak ve bu bilgiyi kalite kontrol, robotik, uzaktan algılama gibi çok çeşitli alanlarda kullanılacak biçime dönüştürmek amacı ile tasarlanmaktadır. Koyuluk, derinlik, stereo, renk ve doku gibi nesnelere ait. farklı bilgilerin tümleştirilmesinin güvenilir sonuçlar elde etmedeki yararları literatürdeki birçok çalışmada gösterilmiştir [1], [2], [3]. Parklı kaynaklardan elde edilen verilerin süreksizlik noktalarında tümleştirilebileceği Marr tarafından önerilmiştir [4]. Hu önerinin temelinde, insan algılama sisteminin önce nesnelere birbirinden ayıran süreksizlikleri, yani nesne ayırıtlarını saptadığı, daha sonra, bu kapalı çizgilerin oluşturduğu resimleri tümleştirerek nesnelere tanıdığı savı vardır. Hu nedenle, ayırıt sezme 3-Boyumlu algılama ve tanıma sistemlerinde önemli bir önışlemdir.

Hu çalışmada., aynı ortama ait. kaydedilmiş koyuluk (intensity) ve erim (range) imgeleri kullanarak nesne ayırıtlarını saptayan ve tümleştiren bir zayıf bağlaşımlı (weak coupled) [*] tümleştirme yöntemi verilmektedir. Erim ve

koyuluk ayırıtlarının saptanmasında her bir imge elemanı için ayırıt eğimlilik açılarını yönlülük bilgisini de kullanarak hesaplayan belirlenebilir bir yöntem [1] kullanılmakta, böylece gradient hesaplama temelli tekniklerin birçok dezavantajı aşılmaktadır.

2 Koyuluk ve Erim İmgeler

Bilgisayar ile görü araştırmalarında başlangıçta çoğunlukla, sayısal koyuluk imgeleri kullanılmıştır. Bu imgeler, 3-B lu yüzey koordinatlarından 2-B lu imge düzlemine her bir göze (pixel) elemanıua bir parlaklık düzeyi atayarak yapılan bir izdüşürme işlemi ile elde edilirler. Koyuluk imgelerinde, koyuluk değerindeki belirgin bir değişim ayrıl, olarak adlandırılır ve değişimin biçimine göre adını (step), darbe (pulse) veya merdiven (st.air) tipi ayırıtlar tanımlanır (Şekil-0-

Koyuluk imgeleri derinlik algılanmasında doğrudan kullanılacak herhangi bir bilgi içermezler. Oysa, nesnelere 3-B lu uzayda, algılanmasında, sistem girişindeki imgelerden çıkarılacak derinlik bilgisi temel rol oynar. Derinlik bilgisi çıkarıldıktan sonra imgenin 2.5-B lu olarak adlandırılan [1] gösterimi oluşturulabilir. 2.5-B lu gösterim nesnelere görülebilen yüzeyleri hakkında belirtilik (explicit) bilgi sağlar ve imgenin içerdiği nesnelere hakkında belli bir varsayım gerektirmeyen son önışlemdir.

Tüm bu nedenlerle koyuluk imgeleri 3-B lu nesne algılama ve tanıma işlemlerinde yetersiz bulunmuş, yerine yeni sayısallaştırma yöntemleri geliştirilmiştir. Gözlenen bir imgeye ilişkin derinlik bilgisi genel olarak üç temel yöntemle elde edilir: 1) 'stereo' sistemler kullanılarak, 2) yapılı ışıklandırma (structured lighting) sistemleri ile, 3) Inser ışın demetinin

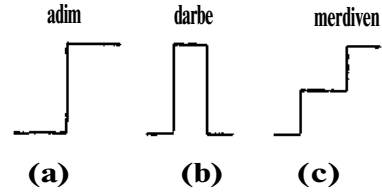
gidiş-dönüş süresine göre objelerin uzaklığını belirleyen sistemler (time-of-flight range (inders) ile. 'Stereo' sistemler ve ynpılı ışıklandırın;! sistemlerinde yoğun (dense) dcinlik bilgisinin (If)ğın dnn elde edilememesi ve kul. landan dönüşümlerin birebir olmamaşı önemli oranda bilgi kaybına neden olmaktadır. Son yıllarda hem aktif hem de pasif algılayıcılardan laser ışını kullanılarak derinlik bilgisi içeren sayısallaşmış erini imgeleri elde edilebilmektedir. Bu tekniğin temeli, gönderilen laser ışınının nesnelere çarpıp geri dönmesi için geçen süre, dönen ışının şiddeti veya evre açısı gibi bilgilerden yararlanarak nesnelere kameraya uzaklıklarının saplanması, dolayısıyla derinlik bilgisinin elde edilmesidir. Sayısal bir erim imge, j imge satırlarını, i imge sütunlarını gösfermek üzere, her bir (i,j) gözesine karşı düşen $f(i,j)$ derinlik değerlerinden oluşur. $f(i,j)$ değerleri nesnelere geometrisine bağlı olduğu ve yansıma, ışınma, gölge gibi (izik-SPI) ilişkilerin etmenlerinden bağımsız olduğu için, koyuluk imgelerinde karşılaşılan hata kaynaklarının etkisi erim imgelerinde söz konusu değildir.

Erim imgelerinde temel olarak üç tip süreksizlik (noktaları: 1) Üstüyle gelen nesnelere ayırılarda oluşan ve derinlikteki büyük bir süreksizliği belirtmek için atılma kenarları (jump edges) olarak adlandırılan süreksizlikler. 2) Aynı nesneye ilişkin oldukça farklı doğrultuda yüzey normallerine sahip iki yüzeyin kesişiminde oluşan ve kırılma kenarı (crease edge) olarak adlandırılan süreksizlikler. 3) Nesnelere ilişkin yüzey normallerinin değişim oranı olarak tanımlanan eğrilik (curvature) süreksizliklerinin yol açtığı eğrilik kenarları (curvature edges) (Şekil-2).

Hu çalışmada, kullanılan koyuluk ve erim imgeleri Şekil-1 de görülen üçgensellik tekniği kullanan Arts IQOX erim imge tarayıcısı ile S lit olarak elde edilmiştir.

3 Koyuluk ve Erim İmgelerinin Tünelştirilmesi

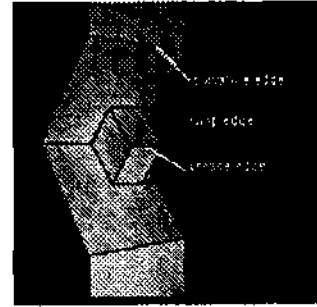
Aynı ortama ait koyuluk ve erim imgelerinin tünelştirilmesini ayırıt sezme açısından birçok yararı vardır. Herbir imgeden tek başına sezilemeyecek bazı ayrıtlar tünelştirilme işlemi sonu-



Şekil 1: Koyuluk imge ayırtları

cunda saplanabilirler. Örneğin koyuluk ini-Resinden sezilemeyecek yumuşaklıkta, bir eğrilik ayırıt derinlik bilgisinden elde edilebilir. Tersine, koyuluk imgede ayırıt olarak saptanan keskin bir gölge derinlik bilgisini değiştirmeyeceği için erim imgede ayırıt olarak saptanmayacaktır. İSü nedenle erim ve koyuluk imgelerinin tünelştirilmesi fiziksel ortamdan kaynaklanan bozucu etkileri en aza indirir.

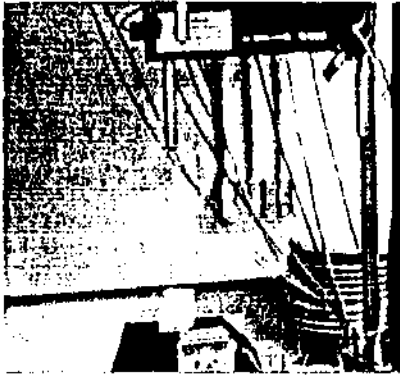
İlu çalışmada Şekil-1 de blok gösterimi verilen tünelştirilme modeli kullanılmıştır. Kaydedilmiş erini ve koyuluk imgelerine 1. bölümde açıklanan ayırıt sezme işlemi uygulanarak her bir imgedeki ayrıtlar sezilmiş, daha sonra bu ayrıtlar tünelştirilmiştir. Herbir imgeye uygulanan ayırıt sezme işlemleri birbirini etkilemediği için kullanılan tünelştirilme tekniği zayıf bağlantılı (weakly coupled) [1] bir yöntemdir. Tünelştirilme işlemi her iki imgeden sezilen ayrıtlar tünelşik ayırıt olarak alınmış, imgelerden birisinden sezilen ayrıtlar ise bağlantısallık koşullarını sağlıyor ise ayırıt olarak kabul edilmiştir. Hu nedenle tünelştirilme işlemi doğrusal olmakla birlikte basit bir AND veya OR işlemi değildir.



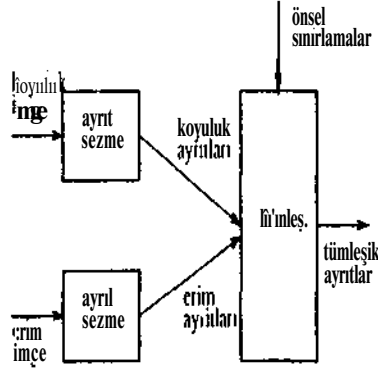
Şekil 2: İVnı imge ayırtları

4 Ayırıt Sezme Algoritması

Kullanılan algoritma her bir imge elemanı için eğrilik açısını (angle of curvature) hesaplamaya ve bu değere göre ayırıt elemanlarını ELEKTRİK MÜHENDİSLİĞİ 5. ULUSAL KONGRESİ



Şekil 3: Arslan 10(X) erin tarayın



Şekil 4: Tünelleştirme modeli

saplamaya dayanmaktadır [1]. Bu amaçla, her bir (i, j) imge elemanı için 8 vektör tanımlanmaktadır. Bu vektörler (θ_k, v_k) elemanın 2. dereceden komşularına, olan uzaklığını ve yönlülüğünü belirler (Şekil 5). Bulunan 8 vektörden düşey, yatay ve köşegen yönlere ait eğimlilik açıları hesaplanır. $\theta_k, k = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8$ eğimlilik açısı, $v_k, k = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8$ (i, j) imge elemanı için tanımlanan k . vektörü, $\|v_k\|$ k . vektörün genliğini göstermek üzere eğimlilik açıları (1) eşitlikleri ile hesaplanır.

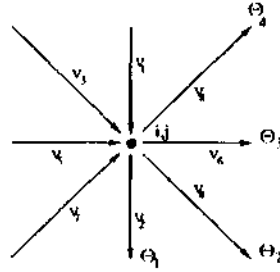
$$\begin{aligned} \theta_1 &= \arccos\left(\frac{v_1 \cdot v_2}{\|v_1\| \|v_2\|}\right) \\ \theta_2 &= \arccos\left(\frac{v_3 \cdot v_4}{\|v_3\| \|v_4\|}\right) \\ \theta_3 &= \arccos\left(\frac{v_5 \cdot v_6}{\|v_5\| \|v_6\|}\right) \\ \theta_4 &= \arccos\left(\frac{v_7 \cdot v_8}{\|v_7\| \|v_8\|}\right) \end{aligned} \quad (1)$$

Bulunan $\theta_k, k = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8$ değerlerinden (i, j) gözesinde bir ayırıt olup olmadığına karar verebilmek için önce (2) tanımlaması ile (i, j) gözesine atanacak A eğimlilik açısı saptandı.

$$A = \begin{cases} \max(\theta_k) & \text{eğer } \|\theta_k - \theta_j\| > \|\theta_k - \theta_l\| \\ \min(\theta_k) & \text{değilse} \end{cases} \quad (2)$$

ELEKTRİK MÜHENDİSLİĞİ 5. ULUSAL KONGRESİ

İmgeye ait her bir (i, j) gözesi için A değerleri hesaplandıktan sonra belirlenen bir θ eğimlilik açısı eşik değeri kullanılarak ayrıtlar saptanır. Ayırıt sezme işleminin tek parametresi θ eğimlilik açısı eşik değeridir, eğimlilik açısı her bir ayırıt elemanının yönü hakkında bir bilgi vermektedir ve bu çalışmada kullanılmamakla birlikte θ parametresinin değişimine göre ayırıt sınıflandırma, ve imge bölütleme yapılabilir.



Şekil 5: (i, j) gözesi için tanımlanan vektörler

5 Deneysel Sonuçlar ve Çıkarımlar

Kullanılan ayırıt sezme algoritmasının yerleşiklik ve sezme başarısını sınamak için sentetik imgeler üzerinde bir dizi deneyler yapıldı. Bu imgelerden CIAR5 (Şekil 6 (a)) iki gri tonunda sayısallaştırılmış 128×128 piksel bir "1" rakamı, CMECKICRS (Şekil-6 (b)) 8×8 satranç tahtası, CIOKLU (Şekil-6 (c)) ise 128×128 boyutunda G gri tonu diliminin yanyana dizilmesinden oluşan bir görüntüdür. Şekil-6 (d), (e) ve (f) bu imgeler için (ayrıt sezme) ayırıt sezici çıkışı, Şekil 6 (g), (h) ve (i) ise önerilen algoritma ile elde edilen ayırıt imgelerini göstermektedir. TABLO-1 de bu 3 imge için alınmış sonuçların (ayrıt sezici ile niceliksel karşılaştırması) amacı ile bazı sayısal değerler verilmektedir. TABLO-1 de görülen $I^*(S/C)$ değeri, yeri doğru olarak saptanabilmiş ayırıt elemanı sayısının gerçek ayırıt elemanı sayısına oranı, $I^*(J/S)$ değeri, yeri doğru olarak saptanabilmiş ayırıt elemanı sayısının bulunan tüm ayırıt elemanı sayısına oranıdır. HATA ise şöyle hesaplanmaktadır:

$$HATA = \frac{1}{71} \sum_{i=1}^7 d_i^2 \quad (3)$$

Kurada J_1 sezilen tüm ayırıt elemanı sayısıdır. d_i ise sezilen i . ayırılan doğru yerinden ne kadar uzakta olduğunu gösterir. Dolayısıyla bu HATA değeri yerleşiklik için bir ölçüttür

. Sayısal değerler incelendiğinde yerleşiklik vo sozicilik acısından Cauny ayrıl seziciden daha iyi sonuçlar oldo edilebildiği görülmektedir. Ancak, düzonliost.ii ine yöntemleri ilo çok daha. iyi sonuçlar oldo edilebilmektedir [?].

Önerilen tümleştirme nodolinin basanımın sınamak amacı ilo gorçok imgolor ilo denemeler yapıldı. Şekil-7 (a) vo 7 (b) do sırasıyla bir ondüstriel parçaya ait. orim vo koyuluk ingosi görülmektedir . Hu imgolor 250x250 boyutunda , 8 bitlik sa.yısallaşırılmış görüntülordir. Erim ingosi için yönlülük açısı eşik parametresi $\theta = 1.15$ rad , koyuluk ingosi için $\theta = 1.10$ rad soçilmoktodir . Sekil-7 (e) vo 7 (d) üo sırasıyla ltu parametreler için oldo odilon orim vo koyuluk ayrıtları görülmoktodir .Tümleştirme , 7 (e) ve 7 (d) de görülen orim vo koyuluk ayrıtları izorindo bağlantılılık da gözönüno alınarak yapılmakladır .

Şokil-7 (c) vo 7 (d) do görüldüğü üzere orim ingosindo **sezilip** koyuluk imgesinde sozilemoyon ayrıtlar bilgiori olduğı gibi ; koyuluk imgosindo sezilip erim imgesinde sezilemoyon ayrıtlar bilgiori do vardır. Ayrıca koyuluk ingosindo usono dokusu nedeniyle oldukça gürültülü bir sonuç oldo edilmiştir. Tümleştirme işlemi sonucunda, hemem bütün ayrıtlar elde edilmiş, gürültü temizlenmiştir. Şekil-8 (a) ve 8 (!>) do görülen imgeler SCENE erim ve koyuluk imgelerine aittir . Mu imgeler için eşik parametresi sırasıyla $\theta = 1.15$ rad ve $f) = 1.10$ rad seçilmiştir . Şokil-8 (c) ve 8 (d) de bu eşik değerleriyle sezilen erim ve koyuluk ayrıtları görülmektedir . Tümleştirme sonucu ise şekil-8 (o) do görülmektedir . Bir önceki örnekle olduğı gibi burada da. tümleştirilmiş ayrıtlar imgesinden ; erim ve koyuluk imgelerinden ayrı ayrı elde edilenden daha fazla bilgi elde edilmektedir .

Yapılan çalışma sonucunda, erim ve koyuluk imgelerinin tümleştirilmesi ile elde edilen bilginin arttırıldığı, tek bir ayrıtlar imge elde etmedeki belirsizliğin azaltıldığı , önerilen doğrusal tümlesin ine modelinin işlem hızının yüksek olduğı çıkarım yapıldı. Ayrıca, eğrilik açılarının hesaplanmasına dayanan ayrıtlar sezme algoritmasının erim imgelerde de iyi sonuç verecek incelikte ayarlanabilen tek bir parametresi olması vo süzgoçlome yöntemlerindeki maske boyu parametresini ortadan kaldırması nedeniyle kullanılabilir bir yöntem olduğı sonucu çıkarıldı.

KAYNAKÇA:

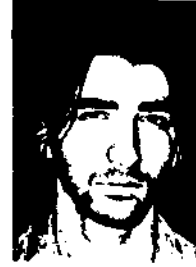
[1] J. K. Aggarwal, A. Mitiche, ve B. Gil, "Experiments In cnmbining inlensity and rangc edgc mnps", *Computer Vision, Graphic», and Image Processing*, 21, pp.395-411, 1983.

[2] E. B. Gamble, D. Geigcr, T. Poggio, ve D. Weinsall, " Intcgration of visual modules nad labeling of surface discontinuities", *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, 19, No. 6, 1989.

[3] B. Günsel ve A. K. Jain, "Visual sur surface reconstruction and boundary detection using stoehastic models", *Proceeding of 11th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 343-346, The Netherlands, 1992.

[4] D. Marr, *Vision*, Freeman and Company, 1982.

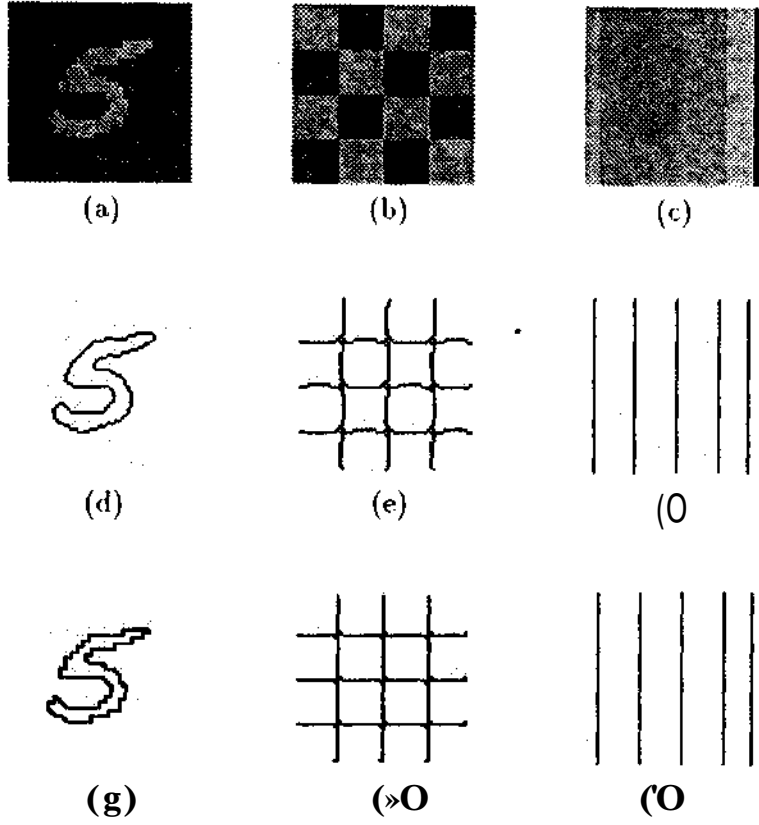
[5] J. J. Clark, ve A. L. Yuille, *Data Fusion for Sensory Information Processing Systems*, Kluwer Academic Publishers, 1990.



Bilgin Eşme 1071 'do Kastamonu'da doğdu. Liseyi İstanbul Kadıköy Anadolu Lisesi' ude bitirdikten sonra. 1989 yılında İstanbul Teknik Üniversitesi Elektrik- Elektronik Fakültesi Elektronik ve Haberleşme riölümüünde lisans öğrenimine başladı. Halen erim imgeleri analizi konusundaki bitirme projesi üzerinde çalışmakta olup TÜİMTAK Milgisayar Ağları Projesi ' ndo de göröv almaktadır .

Bilge Günsel lisans vo yüksek lisans öğrenimini İ.T.Ü. Elektrik-Elektronik Fakültesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği bölümünde sırası ile Haziran 1981 vo Şubat 1988 do ta.manıladı. Halen aynı bölümde doktora tez çalışmasını yürütmekte olup araştırma görevlisi olarak çalışmaktadır. Stokaslik modelleme, sezici tümleştirme vo erim imge analizi konularında araştırmalarını sürdürmektedir.

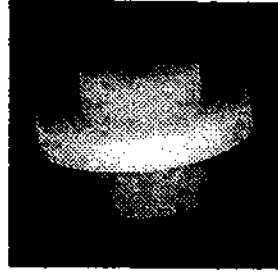
Erdal Panayırıcı lisans vo yüksek lisans öğrenimini İ.T.Ü. Elektrik Fakültesinde sırası ile 1903 vo 1901 de tamamladı. 19(71-70 yılları arasında Michigan State Üniversitesi Elektrik Mühendisliği Bölümünde araştırma görevlisi olarak çalıştı ve 1970 yılında aynı bölümden doktora derecesini aldı. Halen İ.T.Ü. Elektrik. Elektronik Fakültesi, Elektronik vo Haberleşme Mühendisliği bölümünde Profesör olarak şekil tanıma, enformasyon teorisi ve sayısal haberleşme konularında araştırmalarını sürdürmektedir.



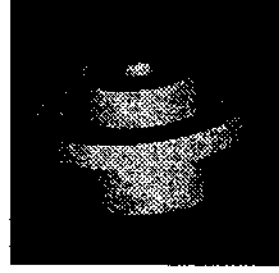
Şekil 1: (a) CIAR5 imgesi. (b) CHECKERS imgesi, (c) GOKLU imgesi. (d)(e)(f) Canny ayrıtıcı çıkışları. (g)(h)(i) EGAÇI algoritması ile sezilen ayrıtlar.

TABLO-1: Sentetik imgeler için hesaplanan sayısal sonuçlar.

	CIAR5		CHECKERS		GOKLU	
	Canny	EGAÇI	Canny	EGAÇI	Canny	EGAÇI
P(S/Ci)	0.4249	0.8446	0.5920	0.9360	0.3906	0.9687
P(G/S)	0.5467	0.7837	0.6307	0.9360	0.4000	0.9936
HATA	0.4533	0.2163	0.3693	0.0640	0.6000	0.0064



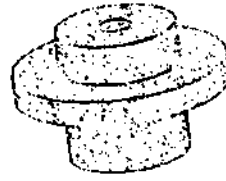
(a)



(b)



(c)



(d)

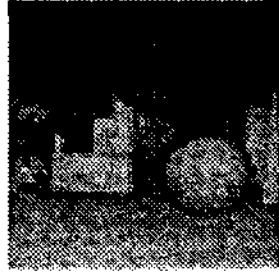


(e)

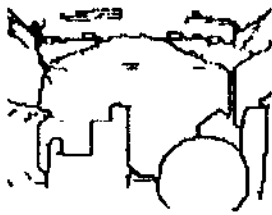
Şekil 7: (a) İrini imgesi. (b) Koyuluk imgesi, (c) Erim imgesi aynıl.hırı. (d) Koyuluk imgesi ayrıtları. (e) TımtlesJ.irilmiş/ ayrıtları.



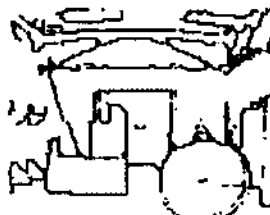
(a)



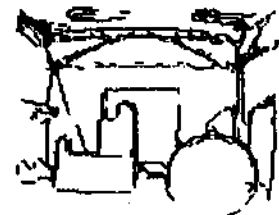
(b)



(c)



(d)



(e)

Şekil 8: (a) Kriin imge-si. (b) Koyuluk imgesi, (c) Erim imgesi aynıl.ları. (d) Koyuluk imgesi ayrıtları. (e) TıimleşJ.irilmiş, ayrıtları.

İMGE PEKİŞTİRMEDE DOĞRUSAL OLMAYAN TEKNİKLER

Lale Ahannı

Klcktrik-Elektronik M ii I irinlisi iği Holümü

Hoğnzıçı İlni vM şilesi,

80815 Hc-bck İsunhııl

Özet

İmgelerin dürtün gürültüden arındırılması, önemli bir imge işleme problemidir. Doğrusal süzgeçler, hem dürtün gürültüyü gidermekte yetersiz kalmakla hem de gürültüyü giderirken keskin kenarları bozmuş ve bozmuş yolu açmaktadırlar. Bu tip uygulamalarda, doğrusalsız süzgeçlerin kullanımı standart hale gelmiştir. Bu bildiride, imge pekiştirmede doğrusal olmayan yöntemlerin kullanımı, ve bu yöntemlerde çok ayırma duyarlıklı yaklaşımın kullanımı ile elde edilen kazançlar anlatılarak, seyrekleştirilmiş ortanca süzgeç tanıtılacak ve başarımları örneklerle gösterilecektir.

1 Giriş

Sayısal televizyon, görüntülü telefon, videokonferans ve bilgisayar uygulamaları ile sayısal imgelemin kullanımı ve iletimine dayanan alanlar oldukça yaygınlaşmıştır. Sayısal imgelemin iletiminde, gerek iletişim hattındaki gürültüden dolayı ve gerekse kodlanın halalarına bağlı olarak dürtüsel nitelikli gürültü ortaya çıkmaktadır. Bu gürültünün giderilmesi ve imgelemin pekiştirilmesinde, doğrusal süzgeçler, başarısız olmaktadır. Dahası, doğrusal süzgeçler, imgelemin önemli bilgi taşıyan ve korunması istenen keskin kenarları da bozmaktadır. Bu amaçlar için doğrusal olmayan süzgeçlerin kullanımı, daha uygundur. İmge işlemede doğrusal olmayan süzgeçlerin kullanımı, ortanca süzgeç ile başlamıştır. Ortanca süzgeç, dürtüleri tümüyle yok ettiği gibi, imgelemlerde önem taşıyan keskin kenarları da korur [1]. Bu özellikleri dolayısıyla ortanca süzgeç ve benzeri sıralayıcı süzgeçler, önem kazanmışlardır. Ortanca (incelimi) süzgeç, sıralayıcı (rank-order) süzgeç, yığıt (slack) süzgeç [2], ağırlıklılandırılmış sıralayıcı süzgeç $\{X\}$ ve morfolojik süzgeçler [1], günümüzde imge işlemede standart hale gelmişlerdir.

İmge işlemede boyutların büyük olması, yüksek işlem karmaşıklıklarına yol açmaktadır. Doğrusal yöntemlerde aralıklı olarak yararlanmak için, çok ayırma duyarlıklı yöntemler kullanılmaktadır.

Doğrusal olmayan yöntemlerde ile çok ayırma duyarlıklı yaklaşımın kullanılması, işlem karmaşıklığını azaltırken, başarımları da artırmaktadır [ü].[>].

Bu bildiride, imge pekiştirmede doğrusal olmayan yöntemlerin kullanımı, ve bu yöntemlerde çok ayırma duyarlıklı yaklaşımın kullanılması ile elde edilen kazançlar anlatılacak, seyrekleştirilmiş ortanca süzgeç tanıtılacak, gerekirci ve istatistiksel özellikleri çözümlenecek ve başarımları örneklerle gösterilecektir.

2 Doğrusalsız Süzgeçler

2.1 Sıralayıcı Süzgeç ve türevleri

Sıralayıcı süzgeç, girdisindeki sinyalin bir pencere içerisindeki örneklerini en küçükten en büyüğe sıraya sokar ve içlerinden bilisini çıktısı olarak seçer. Sıralanan değerlerin ortancasının seçilmesi durumunda oluşan süzgeç ortanca süzgeç denir.

Sıralayıcı süzgeçten etkilenmeyen sinyallere, bu süzgecin kök sinyalleri denir. Ortanca süzgecin kök sinyalleri, sabit, bölgeler ve düz kenarlardan oluşur. Kök sinyalleri, ardarda süzgeçleme sonucu girdinin alacağı son hali belirler.

Sıralayıcı süzgeçler, doğrusal değildir; yani, üst.düşümü ilkesine uymazlar. Fakat, bu süzgeçlerin, basitleştirilmiş bir iistdiışim ilkesine uydukları gözlemlenmiştir. Bu ilke şöyle özetlenebilir: (İnişteki sinyallerin M-düzevli oldukları varsayılsa ve bu sinyal M değişik düzeyde eşiklenip M İane ikili sinyal elde edilirse, bu ikili sinyallerin tek tek süzgeçlenmesi ve toplanması ile elde edilecek sonuç, sinyalin doğrudan süzgeçlenmesine eşdeğerdir. Bu özelliğe, eşiklenme özelliği denir. Yığılanma özelliği adı verilen bir diğer özellik, süzgeçlerin gerçekleşmelerini kolaylaştırır: İkili sinyallerden n'inci sırada olan I ise, (i - 1)'inci sıradaki de l'dir. Yani, İter, birbiri üstünde bir yığıt oluşturmuşlardır.

Yığıt süzgeçler, yukarıda sözü edilen eşiklenme ve yığılanma özelliklerini taşıyan tüm süzgeçlere verilen addır. İliklenme sonucu oluşan ikil sinyaller üzerinde işlem yapan süzgeçler aralı Hoole işlevleri

olduklarında, eşiklenme ve yığılma özelliklerinin sağlandığı gösterilmiştir [2].

Ağırlıklandırılmış sıralayıcı süzgeçler ise, sıralama işlevinin, penceredeki her örneğin belli bir katsayı kadar yinelenmesinin ardından yapılması ile oluşur [4]. Bu gruptan en çok kullanılanlardan biri, ortası ağırlıklandırılmış ortanca süzgeçtir.

2.2 Morfolojik Süzgeçler

Morfolojik süzgeçler, imgelerdeki şekilleri inceler ve değiştirirler. Değişik morfolojik dönüşümler sonucu, imgelerdeki kenar, köşe, çizgi gibi nicelikler tanımlanabilir, sınırları ya da iskeletleri bulunabilir, imgeler bölümlenebilir, gürültüden arındırılabilir, pekiştirilebilir.

Morfolojik dönüşümler, ikili bir imgeyi oluşturan set ile yapılandırma elemanı adı verilen bir diğer set arasındaki bileşim ve kesişim işlemlerinden oluşurlar, imge ikili değil de gri tonlarudaysa, morfolojik dönüşümler maksimum ve minimum işlemleriyle gerçekleştirilir.

Morfolojik süzgeçler, sıralayıcı süzgeçlerden farklı bir başlangıç noktasından çıkılarak önerildikleri halde, sıralayıcı süzgeçler ile yakından ilişkili oldukları gösterilmiştir [4]. Morfolojik süzgeçlerde, yapılandırma elemanı diye adlandırılan bir set ile imge arasındaki kemirme ve genişleme adı verilen set işlevleri yer alır. İki bağlamdaki yapılandırma elemanı, sıralayıcı süzgeçlerdeki pencereye karşılıktır. Genişleme ve kemirme işlevleri ise pencere içinde alınan minimum ve maksimumlardır.

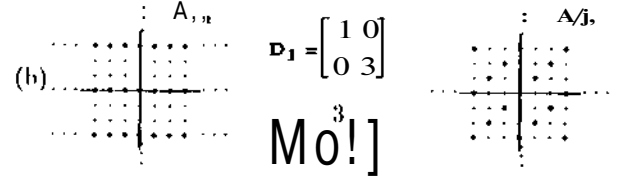
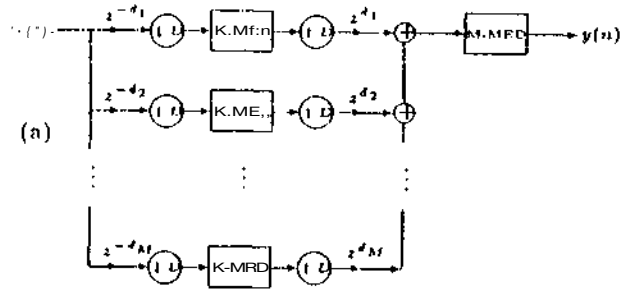
3 Çok Ayırma Duyarlılık Yaklaşım

3.1 Seyrekleştirilmiş Sıralayıcı Süzgeç

Sıralayıcı süzgeçlerde pencere boyutlarının büyümesi, problemlere yol açar. İlk olarak, işlem karmaşıklığı aklı gelir: n^2 tane sayıyı sıralamanın işlem karmaşıklığı, n^2 ile orantılıdır. İlk bakışta farkedilene kadar diğer bir problem de pencere büyüdükçe önem kazanır: Ortanca süzgeçlerin tercih nedenlerinden biri, kenarları korumasıdır. Fakat dürtülerin varlığında, ortanca, süzgeçler kenarları kaydırırlar, ve bu etki, peyi" . . . yüküklüğüne orantılı olarak artar.

Seyrekleştirilmiş Sıralayıcı Süzgeç, daha küçük pencereler kullandığı için, işlem karmaşıklığını ve kenar bozulmasını azaltır. Öte yandan, seyrekleştirme sayesinde büyük boyutlu dürtüler temizlenebilir. Seyrekleştirilmiş sıralayıcı süzgecin çıktısı, z , şu şekilde tanımlıdır:

788



Şekil 1: (a) Seyrekleştirilmiş ortanca süzgeç (b) iki seyrekleştirme matrisi ve bunlara karşılık gelen alt-örüler

$$z = \{ \{ V_1, \dots, V_M \} \}$$

$$y_j = \text{Med} \{ x_j, x_{j+M}, \dots, x_{j+(K-1)M} \}, \quad j=1, \dots, M \quad (i)$$

(*./<) ikilisi, birinci ve ikinci aşamada kullanılan süzgeçleri temsil ederler. Örneğin, şekil 1'de bu ikili (MED.med) olarak verilmiştir.

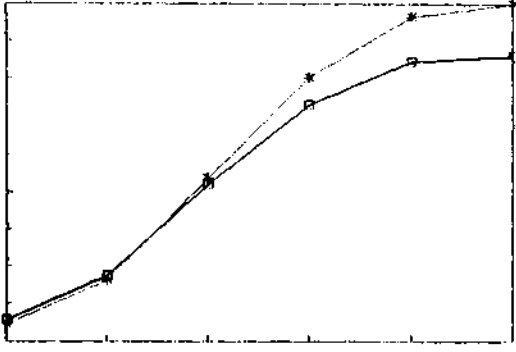
3.1.1 Bir Boyutlu SOS

Bir boyutlu seyrekleştirilmiş ortanca süzgecin (11) SOS) yapısı, Şekil 1a'da görülmektedir. İB SOS'nin çıktısı, z , şu şekilde tanımlıdır:

$$z = \text{Mcd} \{ y_1, \dots, y_M \}$$

$$y_j = \text{Med} \{ x_j, x_{j+M}, \dots, x_{j+(K-1)M} \}, \quad j=1 \dots M \quad (i)$$

x dizisi sinyalin $IV = KM$ boyunda bir pencere içerisindeki örneklerinden oluşmaktadır. Seyrekleştiriciler uzun dürtüleri daha küçük parçalara böler ve böylece bu dürtüler, fazla kenar kaydırma ve işlem yükü olmadan, K -noktalık ortanca süzgeçler tarafından yok edilirler. İkinci aşamadaki birleştirici ortanca süzgeç, birinci aşamanın çıktılarını bir araya getirirken, kalmış olabilecek dürtüleri de ortadan kaldırır. Birinci aşamadaki ortanca süzgeçler, sinyal örnekleme hızının $(1/M)$ 'inde çalışırlar; dolayısıyla, her an, birinci aşamadaki süzgeçlerden yalnızca biri aktiftir. Diğer yandan, ikinci aşamadaki süzgeç, giriş örnekleme hızında çalışır. Bu durumda, standart ortanca süzgece karşı $\frac{1}{M}$ oranında bir işlem karmaşıklığı iyileşmesi sağlanır. Öte yandan, kenar kaydırma ve bozma azalmıştır. Bu azalmayı nicel olarak ölçmek için, SOS'nin istatistik özelliklerine bakarız. Ortanca süzgeçler doğrusal olmadıklarından, gürültü giderme özelliklerine



Şekil 2: Kenar yüksekliği /1'ye karşı ortalama karesel hata - Laplace gürültüsü, (0,1); ince çizgi: ortanca süzgeç, kalın çizgi: SOS

bakarak, sinyallerdeki toplamsal gürültüyü nasıl gidereceklerini söylemek imkansızdır. Yaygın olarak tutulan bir yol, sinyalin incelenen pencere içerisinde sabit ya da tek bir keskin kenar olduğunu varsaymaktır. İbu dununda beyaz gürültü varsayımı altında, sinyalin çıkış olasılık dağılım işlevi hesaplanır. Bağımsız özdeşçe dağılmış girdiler için SOS'nin çıktı olasılık dağılım işlevinin bulunması kolaydır. SOS'nin ilk aşamasındaki ortanca süzgeçler özdeşdir, çıktıları ise, girdileri gibi bağımsız olacaktır. Girdi sinyali tek bir keskin kenar olduğunda da, çıktı dağılımı bulunabilir. Bu dağılımların bulunması, [5]'te ayrıntıları ile verilmiştir. Çıkarılan dağılımlar kullanılarak, çıktı ortalama karesel hatası SOS ve standart ortanca süzgeç için karşılaştırılmıştır (Şekil 2). Karşılaştırılan süzgeçler, $M=K=3$ boyutlarında bir SOS ve $W=9$ boyunda bir ortanca süzgeçtir. Kenar yüksekliği /1'ye karşılık ortalama karesel hata (inse) değerleri verilmiştir, $h = 0$ olduğunda, kenar yok olmakta ve sabit sinyal haline gelmektedir. Bu dununda, iki süzgecin başarımı, birbirine yakındır, $h > 2$ durumunda, SOS daha iyi bir mse değeri gösterir. Bu sonuç, gözlemlerimizi haklı çıkarır: SOS, sabit bölgelerde ortanca süzgece benzer sonuç verirken, kenarlar yakınında üstünlük gösterir.

3.1.2 İki Boyutlu SOS

İki boyutlu SOS'yi Şekil 1'deki seyrekleştirme parametresi 1) yerine bir seyrekleştirme matrisi D koyuyoruz. SOS'nin girişindeki sinyal, $f(x,y)$, tamsayı örüsü A üzerinde tanımlıken, K noktalık alt ortanca süzgeçlere girişler A_i alt-örüsü üzerinde tanımlıdır. A_i , aşağıdaki gibi tanımlı tamsayı vektörlerin kümesidir:

$$A_i = D_{ii} \quad \text{öyle ki} \quad D = \begin{pmatrix} f_{00} & d_{01} \\ \dots & \dots \\ f_{in} & d_{it} \end{pmatrix}, \quad i \in A$$

ELEKTRİK MÜHENDİSLİĞİ 5. ULUSAL KONGRESİ

Şekil 1'deki yukarıörnekleyici, alt-örü sinyallerini tamsayı örüsü A 'ya eşler. Bu eşleme sonucunda, sinyal, ancak alt-örü noktalarına karşılık gelen yerlerde sıfırdan farklı değerler alır. $d^0, \dots, d^{M-1} = \det(D)$ tane altküme vektörüdür. Şekil 1'deki ortanca süzgeçler kaldırıldığında, $f(u) = r(u)$ olur. Şekil 1b'de iki seyrekleştirme matrisi ve onlara karşılık gelen alt-örüler görülmektedir.

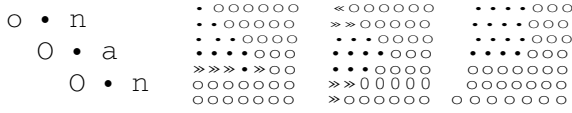
Seyrekleştirme matrisinin determinantı, M , seyrekleştirme miktarını temsil eder. Şekil 1b'deki iki matris, aynı determinanta ve aynı seyrekleştirme katsayısına sahiptirler, fakat değişik alt-örülere karşılık gelirler. D matrisi köşegen olduğunda, seyrekleştirme, A 'nın koordinat eksenleri boyunca, ya da dikdörtgeneldir; aksi halde, oluşan A_i alt-örüsü dikdörtgene değildir (Şekil 1b'deki A_{p_2} matrisi gibi). Aynı şekilde, D_j köşegendir ve bunun sonucu olarak, A_j dikdörtgeneldir. Şekil 1a'daki SOS'de D_1 matrisi kare pencereci ortanca süzgeçlerle kullanılırsa, ilk kez Narendra tarafından [7] önerilen ayrılabilir ortanca süzgece eşdeğer bir yapı ortaya çıkar. Bu yöntemde, ilk önce, imgenin satırları ortanca süzgeçleüerek bir ara imge elde edilir. İlahe sonra, bu ara imgenin sütunları tekrar ortanca süzgeçten geçirilerek çıktı imgesi bulunur. İyi başarımı, basit yapısı ve düşük işlem karmaşıklığı sayesinde ayrılabilir ortanca süzgeç, imge işlemede çok tutulmuştur, fakat ayrılabilir ortanca süzgeç ti: belli bir tip giriş imgesiyle bu iyi başarımı göstermektedir: Kenarların çoğunluğunun yatay ve dikey yönlerde olduğu ve köşelerin de bunların kesişimleriyle olduğu bir imge bu iyi sonuçları verir.

Tanımlarımıza göre, ayrılabilir ortanca süzgeç, $2B$ SOS'nin özel bir halidir: Seyrekleştirme matrisinin köşegen olmadığı durumlarda, başka ayrılmayan SOS'ler elde edilir. Bu süzgeçlerin kenarları yatay ve dikey yönlerde olmayan imgelerle daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

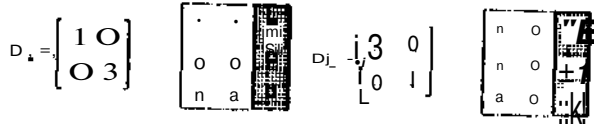
Ayrılabilir ortanca süzgecin kök sinyalleri [1]'de verilmiştir. Bu süzgecin belirgin özelliği, her biri tek boyutlu bir ortanca süzgeç olarak gösterilebilen iki-aşamalı bir işlem olmasıdır. İB ortanca süzgeçlerin kök sinyalleri hakkındaki bilgiler kullanılarak, ayrılabilir ortanca süzgecin kök sinyalleri oluşturulmuştur. Bu sinyaller, kenarlar ve yatay-dikey kenar kesişimlerinden oluşan köşeleri içerirler.

Seyrekleştirme matrisi D köşegen olduğunda, SOS'nin kök sinyal kümesi, ayrılabilir ortanca süzgecininkiyle aynı olur. D köşegen değilse, kök sinyalleri, korunan köşe tipleri dışında aynıdır. Korunan köşe tipleri, alt-örüye ve ortanca süzgeç yönüne bağlı olarak değişir. Şekil 3, dikdörtgen olmayan bir SOS ve bazı kök sinyallerini göstermektedir.

Bir boyutlu SOS'nin istatistiksel özellikleri bir önceki bölümde verilmişti. İbu varsayımı yapıldığında, bahsi geçen sabit sinyallerin bir



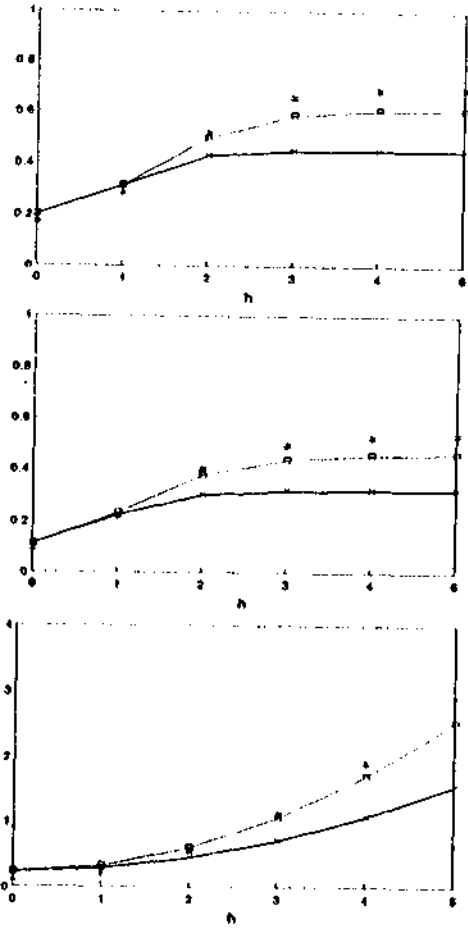
Şekil 3: Mir SOS ve kök sinyallerinden bazıları



Şekil 4: Seyrekleştirme örüsüne göre kenar yönü

boyutlu y_i da iki boyutlu olmaları bir fark yaratmaz. Bu nedenle dolayı, sabit, sinyaller için $[.]$ 'te bu sonuçlar, 21) SOS için de geçerlidir. Sabit, sinyallerden böd gürültüyü kaldırmakla, SOS ve ortanca süzgecin başarımlarının benzer olduğu $[.]$ 'te gösterilmiştir.

Söz konusu sinyal ilgilenilen pencere boyunca giden bir basamak kenar olduğunda, 211 SOS'nin çıkış dağılımının bulunması ve bu dağılımın parametrelerine bakılarak süzgecin başarımının ortanca süzgecin başarımı ile karşılaştırılması için, ID durumu farklıları toplamak gereklidir. 21) durumda, kenarın yönü de değerlendirilmesi gereken bir başka faktördür. Kenar yönünü seyrekleştirme örüsüne göre olarak belirteceğiz. Şekil 4, örü yönüne dik (SOS_1) ve örü yönüne koşul (SOS_2) iki kenar göstermektedir. Şekil 4'te gösterilen kenar sinyali ve gösterilen iki 3×3 SOS penceresi için SOS 'ün özellikleri $[f_i]_{Ma}$ çıkarılmıştır. Bu sonuçlar kullanılarak ve sayısal lünlev alınarak, SOS_1 ve SOS_2 'nin başarımı, (sabit, Laplace ve dürtün gürültü için, 3×3 ortanca süzgecin başarımıyla karşılaştırılmıştır. Bu gürültüsüz giriş sinyalini ve i , süzgeç çıktılarını gösterir. Karşılaştırılan bu üç süzgeç için, ortalama karesel hata, $E\{(y - s)^2\}$ 'yi sayısal lünlev olarak buluruz. Şekil 5, bu üç süzgeç için, değişen kenar yüksekliği h 'ye karşı ortalama karesel hata (msr) değerlerini göstermektedir. $h = 1$ noktasına karşılık gelen msr değerleri, sinyalin sabit olduğu hallerde karşılık gelmektedir. Bu noktalara bakarak, sabit, sinyaller için SOS 'ün ortanca süzgece benzer başarımları gösterdiğini söyleyebiliriz. Öte yandan, kenar yükseklikleri büyüdükçe, her iki SOS de, ortanca süzgece karşı belirgin bir üstünlük kazanırlar. İki SOS kendi aralarında karşılaştırıldığında ise, SOS_2 'nin (kenar yönü örüye koşul) başarımının en iyi olduğu görülür.



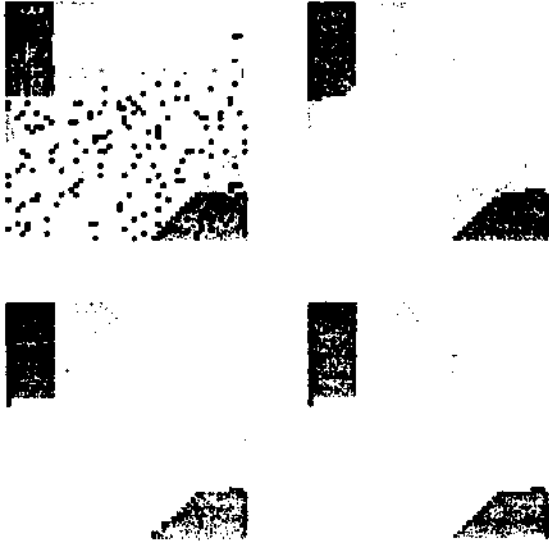
Şekil 5: Kenar yüksekliği h 'ye karşı ortalama kare hata, $n=10$: Ortanca Süzgeç: noktalar, SOS_1 : ince çizgi, SOS_2 : kalın çizgi. (a) Gauss gürültü (0,1), (b) Laplace gürültü (0,1), (c) dürtün gürültü ($p=0.1$, $1=10$)

3.1.3 Uyarılabilir SOS

Her seyrekleştirme örüsünün SOS için değişik bir kök sinyali kümesine yol açtığını gördük. SOS 'ün kök sinyalleri, kenarların yanı sıra bazı köşeleri de kapsar; ve hangi köşelerin kapsandığı, hangi seyrekleştirme örüsünün kullanıldığına bağlıdır.

İstatistiksel özelliklere baktığımızda ise, seyrekleştirme örüsü sinyalin kenarlarına koşul olduğunda, SOS 'ün kenarlar çevresinde gürültü giderme özelliğinin eniyendiğini görüyoruz. Ortanca süzgeçlemede, bir kenar ve bir dürtü aynı pencerede olduklarında, dürtü giderilirken, kenar, dürtü yönünde kayabilir. Muhtemelen, SOS 'de, seyrekleştirme örüsü kenarlara koşul olursa enazından iner.

Yukarıda tartışılan bu iki özellikten dolayı, ELEKTRİK MÜHENDİSLİĞİ 5. ULUSAL KONGRESİ



Şekil 1: (a) sol, üst: (gürültülü) imge (I_0) sağ, üst: 5x5 ortanca süzgecin çıktısı (I_1) sol, alt: 5 x 5 ayrılabilir ortanca süzgecin çıktısı (I_2) sağ, alt: 5 x 5 uyarlanabilir SOS'nin çıktısı

seyrekleştirme örneği imgedeki kenarların yoğunluğuna koşut olan bir SOS kullanmak, halayı enza indirecektir. Bu özellikten yola çıkarak, ilgilenilen penceredeki kenar yönüne bağlı olarak 1) matrisini uyarlayan bir süzgeç önerilmiştir. Böylece kenar kaydırma ve köşe kırpmaya bağlı olarak indirgenmiştir. Deneyler için, 5x5 süzgeç pencereleri kullanılmış ve O^1 , -15^1 , $9ü^1$, ve $M5^1$ yönlerine karşılık gelen dört D matrisi tanımlanmıştır. Deney girdisi, yatay, dikey ve köşegen kenarlar içeren ve % 10 dürtün gürültü tarafından kirletilmiş bir imgedir (şekil 6a). Bu imgeyi 5 x 5 ortanca süzgeç ile le. mizlemeye çalıştığımızda, şekil (ih'deki imgeyi elde ederiz: Dürtüleri kaldırmakta başarılı olan ortanca süzgeç, aynı anda, dürtün köşelerini kırılmasına ve kenar kaydırmadan kaynaklanan düzensiz kenarlara yol açmaktadır. Şekil (Se'de aynı girdi imgesini ayrılabilir ortanca, süzgeç ile işlediğimizde ortaya çıkan imgeyi görüyoruz. Ayrılabilir ortanca süzgeç yatay-dikey köşeleri korumakla fakat diğer köşeleri kırpmakta ve köşegen kenarlar boyunca iyi başarımlar göstermemektedir. Şekil (Jd'de ise uyarlanabilir SOS'nin çıktısı görülmektedir. Bu deneyde, kenar yön ve yerlerinin önceden bilindiği varsayılmıştır. Uyarlanabilir SOS'nin çıktısının beklendiği gibi, daha keskin kenarlar ve daha az detay kaybı gösterdiğini söyleyebiliriz. Ortanca, ayrılabilir ortanca ve uyarlanabilir SOS süzgeçleri için ortalama mullak hale (mae) değerleri, sırasıyla, 1.78, 1.12, ve 0.88'dir.

3.2 Çok-ölçekli Morfolojik Süzgeçler

İkil imgelede morfolojik dönüşümler, bileşim ve ELEKTRİK MÜHENDİSLİĞİ 5. ULUSAL KONGRESİ

kesişim işlemleri ile gerçekleştirilir. İşlem sayısı, imgenin ve yapılandırma elemanının boyutlarına bağlıdır, (iri tonlarındaki imgelede, mmmmmmm ve maksimum işleme hızı hesaplama karmaşıklığı artar.

Morfolojik süzgeçlerde, çok ayırım duyarlıklı yaklaşım, bugüne dek kullanılmamıştır, fakat çok-ölçekli morfolojik dizeler ele alınmıştır [8],[9]).

Morfolojik süzgeçlerde de çok ayırma duyarlıklı yaklaşımın kullanılması, yeni bir anlayış gelirek, hem de hesaplama karmaşıklığını azaltacaktır. Sıralayıcı süzgeçlerle elde edilen sonuçlardan yararlanarak morfoloji konusunda benzer özellikler hılma konusuda çalışmalarımız sürmektedir.

4 Sonuç

Sayısal imge işlemede doğrusal olmayan yöntemlerin kullanımı, gösterdikleri başarıya bağlı olarak yaygınlaşmıştır. Fakat imge işlemede boyutlamı büyük olması, yüksek işlem karmaşıklıklarına yol açmaktadır. Doğrusal yöntemlerde çok ayırma duyarlıklı yaklaşım, işlem karmaşıklığını düşürmede başarılı olmuştur. Bu yaklaşımın doğrusal süzgeçlerde de başarılı olabileceği, seyrekleştirilmiş ortanca süzgeç ile gösterilmiştir. SOS, işlem karmaşıklığı daha düşük, fakat buna karşın başarımları daha yüksek, bir süzgeçtir. Diğer doğrusal süzgeçlerde de benzer sonuçlar elde etmek üzere çalışmalarımız sürmektedir.

5 Kaynaklar

- [1] G.H. Arce, N.C. Callagher, and T.A. Nodes, "Median Filters: Theory for one- and two-dimensional filters," in *Advances in Computer Vision and Image Processing*, JAI Press, 1080.
- [2] D. Wendt, F.L. Coyle, and N.C. Callagher, "Slack filters," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. ASSP-11, pp. 881-885, August 1963.
- [3] S. Ko and S.H. Lee, "Weighted median filters and their application to image enhancement," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-11, pp. 81-91, September 1981.
- [4] V. Maragos and W. Schafer, "Morphological Filters," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. ASSP-35, pp. 1153-1161, August 1987.

- [5] I. Akarim and H.A. Eladdad, "A rank order filtering," to be published in the *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*.

- [6] L.Akay and H.A. Haddad, "Adaptive derimated median filters for image processing," in *Proceedings ICASSP*, pp. 69-72, 1993.
- [7] P. M. Narendra, "A separable median filter for image noise smoothing," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-3, pp. 20-29, January 1981.
- [8] M.H. Chen and F.T. Yan, "A multiscaling approach based on morphological filtering," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, pp. 691-700, July 1989.
- [9] P. Maragos, "Pattern spectrum and multiscale shape representation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, pp. 701-716, July 1989.

Eno Akay 1962'de Ankara'da doğdu. 1984'te ve 1986'da Boğaziçi Üniversitesi'ndeki Elektrik Elektronik Mühendisliği'nde H.S. ve M.S. derecelerini aldı. 1987'de Tibialak bursiyeri olarak Polytechnic University, New York'ta doktora çalışmasına başladı ve 1992 yılında bu üniversiteden Ph.D. derecesi aldı.

1984-1986 yılları arasında Boğaziçi Üniversitesinde, 1990-1992 yılları arasında da Poyterimic Üniversitesinde araştırma görevlisi olarak çalıştı. Halen Boğaziçi Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünde yardımcı doçent, olarak görevlidir, ilgi alanları, sayısal sinyal işleme, sayısal imge işleme ve bilgisayarla görmedir.