

Parçacık Süzgeci Kullanarak Görüntü Dizisinde İnsan Eli İzleme

Human Hand Tracking In Image Sequence Using Particle Filter

Furkan Kıraç*, Lale Akarun*

*Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul
kiracmus@boun.edu.tr, akarun@boun.edu.tr

Özetçe

Bu çalışmamızda renkli standart bir kamera aracılığıyla elde edilen video görüntüsü üzerinde insan eli bölgelerinin izlenmesi üzerine bir algoritma geliştirdik. Önerdiğimiz sistem önceden bölütlenmiş el görüntüleri üzerinde gerçek zamanlı olarak çalışmaktadır. Bölütleme, ten rengi süzgeci ile yapılmakta, ancak imgede birden çok ten rengi içeren bölge olması durumunda, izleme zorlaşmaktadır. Gerçek zamanlı ve başarılı sonuçları aynı anda sağlayabilmek için modele dayalı parçacık süzgeci algoritması tercih edilmiştir. El şeklini modellemek için elips kullanılmaktadır. Model oldukça basit ve genel tanımlanmış olmasına karşın, el şeklinin görüntü dizisinde izlenmesi başarılı sonuçlar vermektedir.

Abstract

In this work we have developed a new algorithm for the purpose of tracking a human hand in a video sequence acquired by a standard color video camera. The proposed system works on previously segmented hand images. Segmentation is achieved with a skin color filter. However, when more than one skin-colored region is present in the image, tracking becomes difficult. In order to satisfy both real-time and successful tracking at the same time, a model based particle filter has been preferred. An ellipse is selected as the shape model of a human hand. Despite the simplicity of the used model, the tracking of human hand shape in video imagery yields very good results.

1. Giriş

Günümüzde insan-bilgisayar etkileşimi için görme tabanlı pek çok çalışma yürütülmektedir. Bunlardan önemli biri de izleme problemidir. Bilgisayarın görüntü dizisi içindeki nesnelere tutarlı bir şekilde izleyebilmesi için gelişmiş izleme algoritmalarına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu algoritmaların modelden bağımsız bir şekilde tanımlanabilir olması önemli bir noktadır. Yani, kullanılan algoritma temel yapıları öğeleri değiştirilmeden başka izleme uygulamalarına uygulanabilmelidir. Bahsedilen genelleştirilebilir özellikler gösteren algoritma sayısı, ne yazık ki günümüzde çok fazla değildir. Her yeni izleme uygulaması için değişik buluşsal fonksiyonlar tanımlamak zorunluluğu, izleme problemini daha da zorlaştırmaktadır.

İzleme problemi için ilk kullanılan algoritmalar olan Kalman süzgeci [1] davranışı doğrusal olan sistemler için önerilmiştir. Davranışı doğrusal olan bir sistemi eğer diferansiyel denklemi biliniyorsa matrisler kullanarak daha genel bir şekilde yazılabiliriz. Kalman süzgeci bu sistemin ölçümlerini ve tanımını kullanarak sistemin herhangi bir anda durum parametreleri ile ilgili kestirim yapılmasına olanak

verir. Sıkça tercih edilmesine rağmen Kalman süzgecinin iki önemli kısıtı vardır. Birinci ve en önemli kısıtı bu tekniğin sadece doğrusal sistemler için geçerli olmasıdır. Doğrusalsızlık durumunda ya sistem belli kriterler kullanılarak doğrusallaştırılır ya da Kalman süzgeci kullanılamaz. İkinci kısıtı ise Kalman süzgecinin tekdoğrusal dağılımlar için tasarlanmış olmasıdır. Çokdoğrusal dağılımlar için doğrudan kullanılamaz. Bu kısıt ise Kalman süzgecinin aynı anda yalnızca bir adet izleme işlemini gerçekleştirebileceğini söylemektedir. Özetle, Kalman süzgeci izlenen nesnenin nerede olduğuyla ilgili herhangi bir anda yalnızca bir adet tahmin üretir ve bu tahminin daima doğruluğunu kabul eder. Bu kısıtları ortadan kaldırmak için çok sayıda algoritma geliştirilmiştir. Bunlardan biri de *Geliştirilmiş Kalman Süzgeci (Extended Kalman Filter)*'dir. Bu algoritma aslında sistemi seçili bir nokta etrafında doğrusallaştırmaktan daha ileri gitmemektedir. Bu problemi daha zekice çözmek için metodlar da araştırılmıştır [2]. Fakat özünde doğrusal olan Kalman süzgeci algoritması yüzünden bu yaklaşımlar geliştirilmeye çok açık olmayan karışık uygulamalı ve genellikle yavaş algoritmalarlardır.

Çokdoğrusal izleme algoritmaları içerisinde son yıllarda en dikkat çeken teknik parçacık süzgecidir. Parçacık süzgeçleri Kalman süzgecinin en önemli iki kısıtını ortadan kaldırmaktadır. Çokdoğrusal dağılımı desteklemesinin yanında doğrusal olmayan sistemler için de kullanılabilir olması parçacık süzgeçlerini çok popüler kılmıştır. Çok hızlı çalışabilmesi ise parçacık süzgeçlerinin geliştirilmeye de çok açık olduğunu göstermektedir. Temel olarak genetik algoritma prensiplerine çok yakın davranan parçacık süzgeci algoritmaları probleme özgü analitik olarak eniyilenmiş buluşsal fonksiyonlar kullanılmalarıyla genetik algoritmalarından ayrılırlar. Genetik algoritmalarındaki çaprazlama ve mutasyon operatörleri çözümlen istenen probleme göre basitleştirilmiş halleriyle karşımıza çıkar. Özünde genetik algoritmadan farkı olmayan parçacık süzgeci yaklaşımı, izleme problemi için çok başarılı sonuçlar vermiştir. Bu sonuçlardan biri de *Condensation (Conditional Density Propagation)* adı altında literatürde yer almaktadır [3]. Parçacık süzgeci algoritmaları olabildiğince genel hatlarıyla tanımlanmış olup, değişik model seçimine olanak vermeleri ve hızlı çalışmaları açısından geleceği olan tarzda yaklaşımlardır. Bu yüzden bizim çalışmamızda da temel olarak insan eli izlemesi problemi için parçacık süzgeci algoritmalarından Condensation sürümünün el için geliştirilmiş bir çeşidini uyguladık. Karmaşık geri plan içeren, ve izlenen nesnelere arasında kapama içeren video dizileri üzerinde, gerçek zamanlı izleme yapabilmek için parçacık süzgeçleri kullandık. Önerdiğimiz sistemde izleme modeli olarak dört parametrelili bir elipsi yeterli bulduk. Bu modele göre elipsin merkez noktasının x ve y koordinatları ile x ve y eksenindeki

farklı yarıçaplarını model parametresi olarak seçtik.

2. Parçacık Süzgeci

Bayesçi Karar Kuramı temelli parçacık süzgeci algoritmaları hem hızları hem de probleme genelden özele yaklaşımları açısından günümüzde tercih edilen algoritmalarındandır. Sonsal dağılım zaman içinde modelin dinamiklerine ve yapılan ölçümlere göre hareket eden çok sayıda örneklem kullanılarak sayısal olarak hesaplanır. Parçacık süzgeçleri sistemin doğrusallığı ile ilgili herhangi bir kabul yapılmadığından daha geniş bir problem kümesi için uygulanabilirler. Önde gelen sürümleri arasında SIR süzgeci [4] ve Condensation [3] gelir. Aslında Gordon, Salmond, ve Smith [5] (1993) tarafından Gauss dağılımı ile ifade edilemeyen çokdoruklu modeller üzerinde denenmişlerdir. Aynı algoritma bağımsız olarak Kitagawa [6] (1996) tarafından zaman serileri problemi için de kullanılmıştır. Medikal konularda kullanılmak üzere Berzuini, Best, Gilks, ve Larizza [7] (1997) tarafından tekrar önerilip iyi değerlendirilemeyen algoritma da yine bir parçacık süzgecidir. Isard ve Blake [3] [8] (1996, 1998) tarafından karmaşık arkaplan görüntüleri üzerinde sağlam bir şekilde izleme işlemi için “Condensation” adı altında tekrar önerilmiştir. İstatistikî bazı uygulamaları Carpenter, Clifford, ve Fearnhead [9] (1997) tarafından sunulmuştur. Bu cins algoritmalara parçacık süzgeci denmesinin sebebi de yine bu makaledir. Aslında parçacık kavramı Kitagawa'nın bir makalesinde daha önceden kullanılmıştır.

2.1. Parçacık Süzgecinin İstatistiksel Tanımı

Sistemimizin durumuna X , ölçümlerimize Y dersek $P(x)$ ile durum vektörünün önsel olasılığını ifade etmiş oluruz. $P(X)$ aynı zamanda bağımsız ölçümler tarafından elde edilen tanım kümesini simgeler. $P(Y)$ ise herhangi bir resim içinde Y vektörünü görme olasılığımızı verir ki bu durumda Y olabilecek tüm el şekillerini kapsamaktadır. Bayes Teoremi'ne göre:

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)} \quad (1)$$

$P(Y)$ değeri verilen bir resim için sabit olarak algılanabilir. Dolayısıyla $P(Y)$ değerini görmezden gelebiliriz. $P(Y|X)$ ile durumun X olduğu zamanlarda Y şeklini görme olasılığımızı belirtiriz. Burada bahsedilen X vektörünün kullandığımız elips el modelinin parametreleri olduğunu hatırlatalım. Yani bu dağılımı kestirmek için herhangi bir elips modeli verildiğinde bu modeli resmimize çakıştırarak kesişen öznelik kümesinin aranan el özneliklerine ne kadar uygun olduğunu buluşsal bir fonksiyonla ifade edebilmemiz gerekir. $P(X|Y)$ ise asıl olarak kestirilmeye çalışılan dağılımdır. Yani bize herhangi bir el şekli öznelikleri kümesi verildiğinde bu el şeklinin en yüksek olasılıkla hangi elips parametrelerinin çizdiği alanda olduğunu belirten fonksiyondur. $P(X)$ ise önsel dağılımı, yani başlangıçta hiç bir bilgimiz yok iken el şeklinin resmin neresinde olduğunu belirten dağılımı temsil eder. Bu yüzden parçacık süzgeci algoritmamız temel olarak bir ilkendirme adımı ile başlar.

2.2. İlkendirme Aşaması ve Önsel Olasılık

Bu adım sırasında önsel olasılık değerleri göz önünde bulundurularak istenilen sayıda parçacık örneklerin. Örneklenen parçacık sayısını artırdıkça daha hassas izleme sağlamak mümkündür. Hız ile hassasiyet arasında gerekli

ödünleşim sağlanarak en uygun parçacık sayısı bulunabilir. Biz çok düşük parçacık sayıları (25) kullanarak dahi başarılı izleme sonuçlarına ulaşmaktayız. Günümüzün bilgisayar donanımı ise çok daha yüksek miktarda parçacık (örneğin 1000) kullanımına olanak vermektedir. Önsel olasılık değerleri problemde problemde farklılık gösterir. Biz el izleme problemimiz için el imgesinin kamera görüntüsünün ortasına yakın olma olasılığının daha yüksek olduğunu kabul ettik ve merkezi kameranın orta noktası olan bir Gauss dağılımı ile elipsin merkezini önsel olasılık değerlerini modelledik. Benzer şekilde elipsin x ve y eksenlerindeki yarıçaplarını da Gauss dağılımı ile modelledik. Yarıçaplar için Gauss dağılımı parametrelerini seçerken kamera ayarına en olurlu gözükene değeri tercih ettik. Önsel olarak fazla da bir bilgi kabullenmediğimizden başlangıçtaki elipslerimiz aslında çember olmuş oldular. Sonraki kısımlarda da anlatacağımız üzere bu parametreler gerekli şekillerde güncellenerek diğer özyinelemelere geçildiğinden bu bir sorun oluşturmayacaktır.



Şekil 1: Elips modeli ile insan eli takibi

2.3. Parçacık Dağılımı Kestirimi

Bu aşamadaki amacımız örneklenmiş parçacıklarımızı kullanarak asıl parçacık dağılımı yoğunluğu fonksiyonu hakkında yaklaşık değer edinebilmektir. Bunun için bölütlenmiş el şekilleri üzerine gelen örneklemelerde daha yüksek değerler verecek şekilde bir uygunluk ölçüsü tanımladık. Bu ölçü ne kadar yüksek olursa ilgili örneklem altında kalan alanda bir insan eli olma olasılığı da yüksek olmuş oldu. Kullandığımız bu ölçü çerçevesinde resmin hangi bölgesinde daha yüksek olasılıkla bir insan eli olduğunu çok hızlı ve kolay bir şekilde bulmak mümkün olmaktadır. Kullandığımız buluşsal fonksiyon elipsimizin etrafında 5 piksellik bir kalınlık içerisindeki bölütlenmiş nokta sayısının tüm nokta sayısına oranı şeklinde tanımlandı. Bu sayede elipsimizin 5 piksel yakındaki tüm noktaların da bölütlenmiş el resmimizin kenarlarına rasladığı durumda fonksiyonumuzu 1.0 değerini verecek şekilde ayarlamış olduk. 1.0 değeri bu fonksiyonun alabileceği en yüksek değerdir. Benzer olarak elipsimizin çeperine hiçbir ele ait nokta rastlamaz ise fonksiyon değerimiz 0.0 değerini alacaktır. Buluşsal fonksiyonun hesaplanması daha detaylı olarak Şekil 2'de gösterilmiştir. Şekildeki kırmızı renkli pikseller elips modelimizin içinde kalan el alanlarıdır. Mavi renkteki pikseller ise elips modelinin içindeki ele ait olmayan noktalardır. Kırmızı renkli piksel sayısına K , mavi renkli piksel sayısına M dersek buluşsal fonksiyonumuz ile hesaplanmaktadır.

$$B = \frac{K}{K + M} \quad (2)$$

Bundan sonra karşımıza çıkan asıl problem elde ettiğimiz bu bilgiler doğrultusunda resim dizisinde bir sonra gelecek olan resim için en yakın tahminleri yapabilmektir. Parçacık dağılımı fonksiyonunu bir olasılık fonksiyonu olarak kabul edip bir sonraki resim için oluşturacağımız parçacıklarımızı bu olasılıkla orantılı bir şekilde seçtiğimiz rassal değerlerle temsil ettik. Başka bir deyişle, önceki resimde kuvvetle

muhtemel insan eli bulunan yerlerdeki örneklemi daha yüksek olasılıkla temel parçacık seçerek, o parçacıklardan yeni parçacıklar türettik.



Şekil 2: Buluşsal fonksiyonun hesaplanması

2.4. Parçacık Dağılımını Yeni Gelen Resimlere Taşımak

Yukarıda da bahsettiğimiz gibi insan eline en benzer bölütlerde yüksek olasılık değeri veren fonksiyonumuz sayesinde insan eli olma olasılığı yüksek olan bölgelerden parçacık çekmiş bulunmaktayız. Ancak ardışık resimlerde dahi insan eli pozisyonları çok değişkenlik gösterebileceğinden resim içinde elin yerini bulmak kendi başına yeterli bir yaklaşım olmamaktadır. İlave olarak, bir sonraki resimdeki muhtemel el yerlerini de iyi bir şekilde tahmin edebilmek çok önemlidir. Bu yüzden rassal bir şekilde önceki parçacıklarımızdan birini seçerek başlarız. Ancak seçme sırasında tüm parçacıklarımıza aynı ağırlığı vermektense tanımlamış olduğumuz el olma olasılığı fonksiyonumuza göre ağırlıklandırarak değerlendiririz. Bu kriterlere göre seçtiğimiz bir parçacığın konumunu (elips modelimizin x, y değerlerini ve yarıçap parametrelerini) yine kendi seçtiğimiz bir Gauss dağılımı modeline dayanarak bozarız.

2.4.1. Daha etkili parametre tahmini

Yukarıda anlattığımız gereğinden fazla genel yaklaşımdan uzaklaşabilmek ve daha etkin bir biçimde insan ellerini izleyebilmek için basit bir buluşsal fonksiyon yarattık. Bu fonksiyona göre seçtiğimiz yanlılık değerlerini model parametrelerimizin değişimine eklerken aslında her bir örneklemin parametrelerini ne şekilde ve ne kadar değiştirirsek daha uygun el bölgelerine ulaşacağımızı denkleştirmiş olduk. Elips modelimizin merkezini güncellerken yanlılık değeri olarak elipsimizin merkez noktası ile elipsin içinde kalan bölüt resmi piksellerinin ağırlık noktası arasındaki vektörü kullandık. Bu vektör kadar yanlılık değerini elips merkezinin x ve y parametrelerine ekledik. Benzer şekilde yarıçap parametrelerini değiştirebilmek için ise elipsin ana eksenleri üzerinde imge üzerinde dolaşırken elipsin dışında veya içinde bölüt resminin aktif değer verdiği en yakın noktayı bularak, elipsin bu noktadan geçebilmesi için gerekli olan yarıçap değerlerini yanlılık değeri olarak kabul ettik. Bahsedilen buluşsal yaklaşım ile dahi başarılı izleme sonuçları elde edebildik. Daha kapsamlı metotlar (Kalman süzgeci vb.) kullanarak bilgi edinme alanlarını zaman içindeki dinamiklere yayarak daha başarılı tahminler yapmaktır mümkün olacaktır.

3. Parçacık Süzgeci ve Genetik Algoritmalar

Parçacık süzgeci yaklaşımı genetik algoritma prensipleriyle paralel temellere dayanmaktadır. Genetik algoritmalarda *evren* parçacık süzgecinde *dağılıma* karşılık gelmektedir. Benzer biçimde *birey* ile *parçacık*, *uygunluk fonksiyonu* ile *buluşsal fonksiyonumuz*, *yeni nesil* ile *yeni dağılım*, *çaprazlama* ve *mutasyon operatörleri* ile *yanlılık fonksiyonumuz* tam olarak aynı kavramların değişik

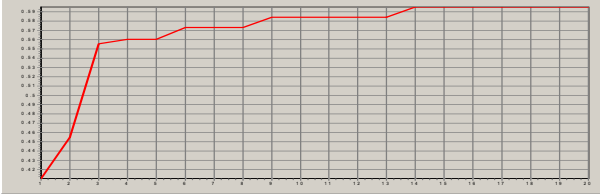
isimlendirilmiş halleridir. Bu benzerlikten yola çıkarak genetik algoritmalarda kullanılan bazı fikirleri parçacık süzgecinde de uygulayabiliriz. Biz de bu çalışmamızda asıl el şeklini temsil edecek elips modelini bulmak için tüm elipslerin ortalamasını almak yerine genetik algoritma temelli elitist bir yaklaşım kullandık. Elin pozisyonunu izleyen elips modelimiz en büyük buluşsal fonksiyon değerini veren belirli adet parçacığın ortalaması (örneğin 100 parçacık için en büyük 5 parçacık) olarak hesaplandı. Dağılımımızı bir sonraki dağılımı elde etmek için güncellerken de tüm parçacıklarımızı değiştirmek yerine farklı değerlendirdiğimiz elit parçacıkların model parametrelerini güncellemedik. Böylece eski dağılımda (evrende) bulunmuş olduğumuz değerli parçacıkları (bireyleri) bozma olasılığımızı da düşürmüş olduk. Ayrıca bu değerli parçacıkları silmemiş olmamız sonraki özyinelemelerde yeni değerli parçacıkların oluşmasına katkıda bulunmaktadır.

4. Sonuçlar

Günümüzde sıkça tercih edilen, hızı ve tutarlılığı açısından güzel sonuçlar veren parçacık süzgeci algoritmasını insan eli izlemesi için başarılı bir şekilde uyguladık. Parçacık süzgeci yaklaşımının getirdiği önemli bir avantaj, aynı anda birden fazla nesneyi (bizim durumumuzda insan elleri) takip edebilme yetisidir. Yani aynı görüntü içerisindeki birden fazla insan elini gerçek zamanlı olarak birbirine karıştırmadan izleyebilmekteyiz. Şekil 3 sol elin sekiz karelik bir video dizisinde izlenmesini göstermektedir. Şekil 3'teki izleme işlemi gerçekleştirilirken 100 adet parçacığı 10 özyineleme boyunca çalıştırdık. Bu iterasyonlar sırasındaki başarı ölçütü buluşsal fonksiyonumuzun birinci video görüntüsündeki gelişimini Şekil 4 göstermektedir. 100 adet parçacığımızda en büyük olasılıklı ilk 5 parçacığın ortalamasını izlenen elips olarak kabul ettik. İzlenen elipsler Şekil 3'te kırmızı renkle çizili olanlardır. Resimlerden de anlaşıldığı üzere çok zor izleme durumlarında bile başarılı sonuçlar elde ettik. Parçacık süzgeci algoritmamız ortalama 10 adet özyinelemede maksimum olasılıklı elips modeline yakınsamaktadır. İlk resim ve ardışık resimlerde yakınsamanın tamamlanması için gerekli özyineleme adedi büyük bir değişiklik göstermemektedir. İlk resimler için Gauss Dağılımı ile modellediğimiz parçacık dağılımı sayesinde çok büyük olasılıkla el şeklinin üzerine denk gelen bir parça konumlandırılmış oluyoruz. Bir sonraki özyinelemede ise parçacık süzgeci yaklaşımının önemli bir avantajı olan parçacık ağırlıklandırması sayesinde algoritmanın el şekli olmayan yerlerde parçacık oluşturması olasılığı sıfıra yaklaşmaktadır. Bu sayede bir adet özyineleme sonrasında sadece el şekli etrafında kümelenmiş parçacıklar kalmaktadır. İlk resimler ile ardışık resimler yakınsama hızı açısından karşılaştırıldığında bir adet özyineleme harcanmış olmasının dışında hız kaybı oluşmamaktadır. Bu da ardışık resimler için 10 özyinelemede yakınsayan algoritmanın ilk resim için 11 özyinelemede yakınsamasına karşılık gelmektedir. Tam olarak yakınsamamış parçacıklar bile yakınsamış olanlarına kalite olarak çok yakın buluşsal fonksiyon değerleri vermektedirler. Dolayısıyla ilk resimler için eksik kalan özyinelemelerden kaynaklanan hassasiyet eksikliği izleme işleminin ikinci yada üçüncü görüntü karesinde etkisini yitirmektedir (Şekil 5).



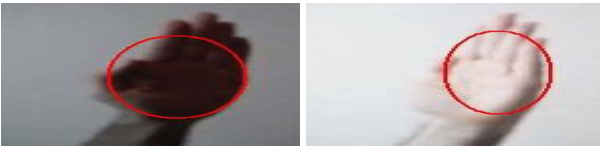
Şekil 3: Sekiz adet resimde sol el şeklinin izlenmesi



Şekil 4: Birinci görüntüde el şeklinin bulunması sırasındaki buluşsal fonksiyon değeri değişimi

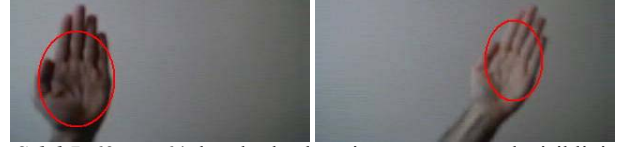


Şekil 5: 1. karede öz yineleme eksikliğinden tam yakınsayamamış elips modelinin 2. karedeki başarısı



Şekil 6: Ardışık görüntü karelerinde ışık koşullarının aşırı değişmesine karşın izleme başarısının devamlılığı (soldaki resim 36. sağdaki ise 37. görüntü karesidir)

Ardışık kareler arasındaki ışık değişimi yüzünden oluşan aşırı kontrast farkları dahi algoritmanın izlemesini engellememektedir (Şekil 6). 100 karelik bir el izlemesi sırasında parçacık süzgeci hiçbir karede yanlış izleme sonucu üretmemiş olup sadece iki kare arasında el pozisyonunun çok aşırı derecede değiştiği bir anda önceki karenin parçacıkları ile yakınsama sağlayamamıştır (Şekil 7). Önceki parçacıkların yakınsama sağlayamadığı durumlarda o anki görüntü karesi ilk görüntü karesi olarak kabul edilerek parçacıklar yeniden yaratılmaktadır. Şekil 7'de 64. kare için algoritma baştan çalıştırılarak parçacıklar yenilenmiştir.



Şekil 7: 63. ve 64. karelerde el pozisyonunun aşırı değişikliği

5. Tartışma

Geliştirmiş olduğumuz bu yeni insan eli izleme algoritmasının değişik uygulamalarda temel algoritma olarak kullanılabilmesi kanısındayız. Bu algoritmayı insan eli takibi için geliştirilmiş olmakla birlikte, bölütleme kısmındaki küçük değişikliklerle insan yüzü izlenmesinde veya daha da genel olarak herhangi bir nesne takibinde kullanmak mümkündür. Algoritma etkinlik açısından günümüzün sistemlerinin verebileceğinden çok daha az miktarda işlem gücüyle tatminkar sonuçlar verebilmektedir. Bu yüzden algoritma üzerinde geliştirilme yapılmasının ve hala gerçek zamanlı çalışabilmenin önü açıktır. Zaman içerisinde birden fazla adım geriye bağlı Kalman süzgeçleri kullanarak elin zamandaki dinamiğinden daha güzel kestirimler çıkarmak mümkündür. Böyle bir durumda izlenmek istenilen tarzda bir insan elinin dinamiği sisteme sağlanarak daha özel ama aynı zamanda da daha başarılı sonuçlar veren algoritma sürümlerine ulaşmak olasıdır. Geliştirmiş olduğumuz bu sistemin aynı zamanda daha yüksek seviyeli sistemlere bir modül olması da düşünülebilir.

6. Kaynakça

- [1] Kalman, R. E., Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering, 82 (Series D): 35-45, 1960
- [2] Simon J. Julier, Jefferey K. Uhlman, A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems
- [3] M. Isard, A. Blake, "Condensation – conditional density propagation for visual tracking", Int. J. Computer Vision, 1998
- [4] B. D. O. Anderson and J. B. Moore, Optimal Filtering. Englewood, Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1979.
- [5] N. J. Gordon, D. J. Salmond, A. F. M. Smith, "Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation", 1993
- [6] G. Kitagawa, "Monte Carlo Filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models", Journal of Computational and Graphical Statistics Vol. 5. 1-25
- [7] C. Berzuini, N. G. Best, W. R. Gilks, C. Larizza, "Dynamic graphical models and Markov Chain Monte Carlo methods", J. Am Statist. Assoc. 92, 1997
- [8] M. Isard, A. Blake, "Contour tracking by stochastic propagation of conditional density", Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Cambridge 1, 343-356, 1996
- [9] J. R. Carpenter, P. Clifford, P. Fearnhead, "Efficient implementation of particle filters for non-linear systems", 4th Interim Report, DRA contract WSS/U1172, Department of Statistics, Oxford University., 1997