Kameralı Barnes Labirent Deney Düzeneği ve Öğrenme

Barnes Maze Based on Computer Vision and Learning

Asuman Günay[1], Eyüp Gedikli[2], Murat Ekinci[3]

Bilgisayarla Görme Lab.
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Karadeniz Teknik Üniversitesi, Trabzon

{gunaya[1], gediklie[2], ekinci[3]}@ktu.edu.tr

Özetçe

Bu çalışmada, kamera/video/imge dizisinde hareket eden cisimleri gerçek zamanda algılayıp izleyen çalışır bir sistem sunulmuştur. Uygulama alçak seviyeli işlemler sayesinde gerçek zamanda verimli bir şekilde çalışabilmektedir. Çalışmada, gözetlenen Barnes Labirenti *(Barnes Maze)* deney platformunun otomatik öğrenilmesi için Hough dönüşümü, nesne algılama için arkaplan ile karşılaştırma, izleme için renk, şekil ve konuma dayalı kestirim yaklaşımları kullanılmıştır. Çalışmada elde edilmesi istenen veriler deneğin uzuvlarına dayalı olduğu için algılanan nesnede ayrıca siluet analizi yapılmaktadır. Düzenekte deneğin hedefi yakalama becerisi ve yaptığı hatalı gidişler kameralı sistemle izlenerek kayıt altına alınmaktadır. Bu kayıtlar fizyolojik ve psikolojik açıdan değerlendirilebilmektedir. Bu çalışmada, deneğin düzenekteki davranışlarından öğrenme modelinin Markov süreçlerine dayalı olarak çıkarılabilmesi de hedeflenmektedir.

Anahtar Kelimeler: Bilgisayarla Görme, Hareket Algılama, Hareket İzleme, Hareket Analizi, Nesne Sınıflandırma, Öğrenme, Markov Süreçleri, Barnes Labirenti.

Abstract

In this study, motion detection and tracking for real time system is presented. Through the low pass operations, the system works efficienty in real time. In the study, the Barnes Maze test mechanism is automatically learned by Hough transform. Background subtraction algorithms for object detection and estimation approaches based on color, shape and position for tracking are used. Since the desired results are related to the object organs, sillouette analyis is also used. The system observes the experiment mechanism. To detect the target (e.g. cheese), rat motions in the platform are tracked using camera vision system and then the motion positions in 2-dimensional are recorded. These data can be evaluated physically and psychologically. In this study making the learning model of the object from its behaviours is also the future work. For this purpose Markov processes could be used.

Keywords: Surveillance, Object Detection, Motion Analysis, Object Tracking, Object Classification, Markov Models, Computer Vision, Barnes Maze.

1.Giriş

Yapay Zeka ve özellikle bilgisayar ile görme alanındaki gelişmeler, son zamanlarda pek çok alandaki farklı çalışmalara yön vermektedir. Doğal ortamlarda gerçekleşen olayların kaliteli bir şekilde dijital ortama aktarılabilmesi, araştırmacıları hareket algılama, nesne izleme, hareket analizi ve son zamanlarda hareketten eylemin yorumlanması ve düşüncenin öğrenilmesi alanlarında uygulamalar geliştirmeye yöneltmiştir. Gerek doğruluk ve verimlilik, gerekse maliyet avantajları nedeniyle kameralı sistemler ve algoritmalar bir çok disiplinin sarf malzemesi olmaktadır.

Günümüzde pek çok güvenlik sisteminde kameralı sistemler kullanılmaktadır[1-4]. Askeri, asayiş, havalimanı, kampüs gibi alanlarda bilgisayarla görmeye dayalı hareket algılama ve izleme sistemleri güvenliği sağlamaktadır. Ayrıca ekosistem dengesinin korunumu ve bozucu etkenlerin belirlenmesi için kullanılan sistemler mevcuttur[3]. Hareket analizi işlemleri güvenliğin yanında tıbbi teşhis ve tedavi sürecinde kullanılan bilgisayarla görü uygulamalarıdır[1]. Bu alandaki gelişmeler psikolojik açıdan hareketlere dayalı olarak eylemlerin değerlendirilmesi alanında çalışmaları başlatmıştır. Yine Yapay Zeka'nın en temel konularından olan öğrenme işlemi için bilgisayarla görmeye dayalı yorumlama önemli bir çalışma alanı olmuştur[1].

Bu çalışmada, Fizyoloji laboratuarında kullanılan Barnes Labirent[7] deney düzeneği için kameralı bir sistem geliştirilmiştir. Oluşturulan sistem, pisti üstten dikey gören video/CCD kameradan alınan kayıt/görüntülerde, hareket algılama ve izleme işlemlerini gerçek zamanda gerçekleştirip elde edilen verileri kayıt etmektedir. Mevcut sistemler, sensörlü yapıda olup maliyet ve doğruluk açısından daha verimsizdirler. Bu tarz sensör yapılı sistemlerde verimi artırmak için sensör sayısını artırmak gerekir. Bu hem donanımın kalitelisini gerektirir hem de maliyeti büyük ölçüde etkiler. Oysa kameralı sistemde, 15fps de görüntü alınabilecek basit bir bilgisayar ile milisaniyeler ve milimetreler mertebesinde denek izlenebilmekte ve veriler üretilebilmektedir.

Çalışma; dairesel pist yapısının (Barnes Labirenti) otomatik öğrenilmesi, nesne algılama, uzuv belirleme aşamalarından oluşmaktadır. Pistin üzerine oturtulmuş kameradan çevrimiçi olarak alınan görüntülerden istatiksel yaklaşımla arkaplan modeli öğrenilir. Sonra Hough dönüşümüyle gözetleme alanındaki pistin çapı, yeri, merkezi ve üzerindeki kaçış delikleri bulunur. Daha sonra arkaplana dayalı olarak nesne algılanır ve yorumlanır. Konuma, renk ve şekle dayalı olarak nesne takibi yapılarak izleme tarihçesi oluşturulur. İzleme tarihçesi, deneğin yaptığı çalışmalarda öğrenme kıstaslarını belirleyen yapıdadır. Tekrar tekrar çalıştırılarak elde edilen bu veri kümesinin Markov Süreçleri ile işlenip öğrenmenin modellenmesi amaçlanmaktadır.

1-4244-0239-5/06/$20.00 ©2006 IEEE

2. Labirent Platformun Öğrenilmesi ve Nesne Algılama

Gözetleme sistemlerinde hareket algılama optik akış, imgeler arası fark alma ve arka plan ile karşılaştırma gibi temelde üç farklı yöntemle geliştirilir. Optik akış hesaplama maliyeti, imgeler arası fark alma yönteminin gürültüden fazla etkilenmesi nedeniyle gerçek zamanlı işlemlerde az tercih edilmektedir. Pek çok gözetleme sisteminde otomatik öğrenilen arkaplana dayalı hareket algılama yaklaşımı kullanılmaktadır. Bu nedenle arka plan modelini doğal ortamlarda istatistiksel yaklaşımla öğrenen HRR algoritmasını tercih ettik[5].

2.1. Labirent Ortamının Öğrenilmesi

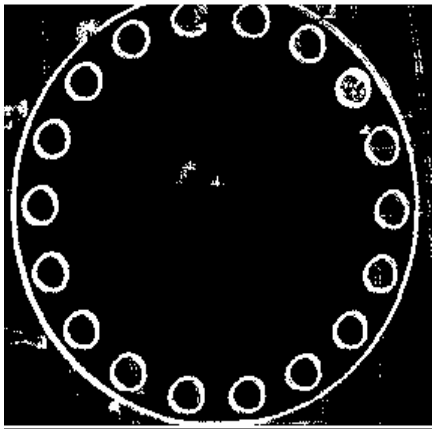
Sistemde ilk olarak HRR algoritması ile arkaplan öğrenilir ve bu arkaplan modeli video akışında her çerçeve alımında ışık, insan etkisi ve denek kalıntılarına karşı güncellenir. Ayrıca belirli aralıklarla arkaplan modeli tekrar oluşturularak güncelleme yapılır[5,6].

İyi bir arkaplan öğrenilmesinden sonra verilerin elde edilmesi ve izleme işleminin otomatik sonlandırılması için pist yapısının öğrenilmesi gerekir. Bu amaçla ikili görüntüde Hough Transformasyonu uygulanır.

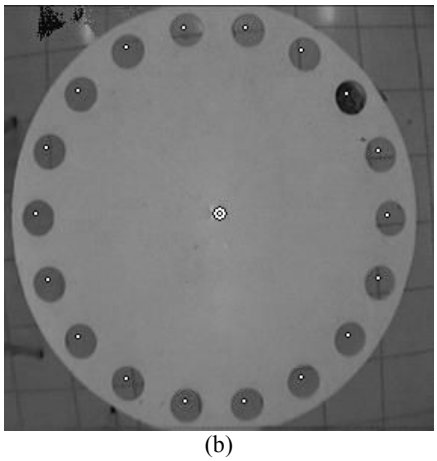
$$(x-c_1)^2+(y-c_2)^2=c_3^2 \qquad (1)$$

Hough Transformasyonu ile (1) denklemini sağlayan daireler ile kaçış delikleri ve pist alanı, merkezleri ile bulunur. Çapın milimetrik değeri dışardan parametre olarak alınır ve milimetre/piksel hesabı çap yardımı ile bulunur. Böylece izleme tarihçesi milimetrik olarak tutulabilir. Yemin konulduğu hedef noktası, renge dayalı olarak diğer kaçış deliklerinden ayrıt edilir. Bu işlemler periyodik arkaplan model oluşturulmalarında güncelleme için tekrar edilir.

Şekil 1.a' da arka plan model imgesinden elde edilmiş kenar bilgileri görülmektedir. Buradaki daireler Hough Transformasyonu ile belirlenir ve şekil 1.b' de görüldüğü gibi merkez noktaları ile otomatik bulunur.



(a)



(b)

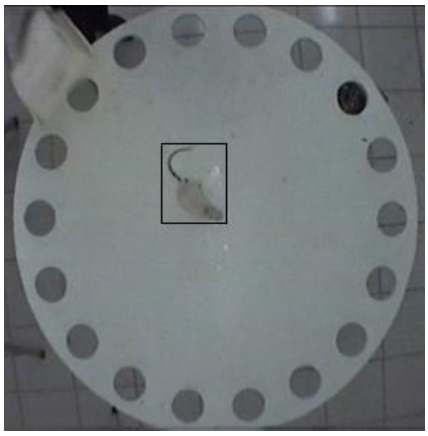
Şekil 1: (a)Arka plan görüntüsünden çıkarılan kenarlar, (b) Hough dönüşümü otomatik olarak elde edilen merkez noktaları.

2.2. Deneğin Algılanması

Nesne algılama işlemi arkaplan ile karşılaştırılmış ikili görüntünün, morfolojik işlemlerle gürültüden arındırıldıktan sonra yatay ve dikey histogramlarına dayalı olarak yapılır. Birkaç nesnenin aynı anda pistte bulunabilmesi olasılığı ve gürültülerden dolayı histogramlarda özyinelemeli olarak nesne bölütlemesi yapılır[5,6]. Gürültü olarak değerlendirilebilecek nesne bölütleme sonucu sınır olarak kabul edilir. Sonra en yakın komşuluklu nesne parçaları aynı nesneye atanır. Son olarak nesne sınırları bir kutu içinde kalacak şekilde belirlenir. Nesneye özel sonraki aşamalar, gereksiz işlemlerden kaçmak için bu alanda gerçekleştirilecektir.

Öğrenilen pistte iki farklı nesne algılama noktaları vardır. İlki deneye özel bir durum olup izleme tarihçesine kaydın başlaması için önemlidir. Denek şartlar oluşturulana kadar kutu içerisinde merkezde bekletilir ve sonra kutu el ile alınır. Burada elin ve kutunun denekten ayrı tutulması için basitçe nesne sınıflandırma işlemi yapılmaktadır. El ile kutunun koyulması ve çekilmesi esnasında algılanan nesne (kol,el,kutu) oldukça büyük ve sınırlar dışında kalmaktadır. Bu özellik kullanılarak aranan nesnenin algılanmasına devam edilir. Diğer bir durumda yalnızca dikdörtgen yapısında kutu algılanmış olabilir. Bu durumda algılanan nesne rotasyona tabi tutulur ve tekrar histogramlar çıkarılarak yeniden nesne kutulanır. Nesne kutusu alanı ile nesne alanının oranlarından algılanan nesnenin denek olup olmadığı yorumu çıkarılır. Eğer algılanan kutu ise, alanı ile nesne kutusunun alanın oranı ~1 olacaktır. Denek merkezde serbest kalıp algılandıktan sonra otomatik olarak izleme tarihçesinin oluşturulmasına başlanır. Bu yaklaşım siluet ve iskelet yapısına dayalı olarak nesne sınıflandırma işlemlerinden hesaplama maliyeti açısından daha avantajlıdır. İlerleyen aşamalarda da siluet veya iskelet yapısı kullanılmamaktadır.

Nesne algılamada ikinci nokta izleme aşamasında gerçekleşir. Bu işlem izlemedeki veriler de kullanılarak sadece arka plana dayalı olarak elde edilen morfolojik işlemlerle gürültülerden arındırılmış ikili siluetin histogramlarıyla gerçeklenir. Son olarak nesnenin yeri kutusu oluşturularak belirlenir. Bu işlem hedefe varılıncaya kadar izleme tarihçesine ilgili veriler kayıt edilerek tekrarlanır.



Şekil 2: Nesne algılama ve kutulama işlemi.

3. Nesne İzleme

Bu çalışma merkeze bırakılan deneğin hedefi bulmasına kadar geçen süreyi, aldığı yolu ve kaçış deliklerine göre konumu izleyen bir dizi işlemi içerir. Serbest bırakılmasından itibaren deneğin, kaçış delikleri uğrak noktaları, aralarında alınan mesafe ve süreleri dahil olmak üzere izleme tarihçesi oluşturulur.

3.1. İzleme ve İzleme Tarihçesinin Tutulması

İzleme işlemi renk ve önceki konum bilgilerine göre yapılır. Algılanan nesne izlenen nesnenin rengine ve bir önceki konumuna orantılı olmalıdır. Renk kriteri nesne alanındaki RGB değerlerinin (R_o,G_o,B_o) ortalamaları ve (R_s,G_s,B_s) standart sapmalarından belirlenir. Sonuç olarak nesne izleme işleminde eşleştirme (1)deki formüle dayalı olarak yapılır.

$$\text{Nesne}=\begin{cases} 1, & \text{if } (|O_{t-1}-O_t|< k_1 s)\ \& \\ & (|P_t-P_{t-1}| < k_2 * fps/dt) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \qquad (2)$$

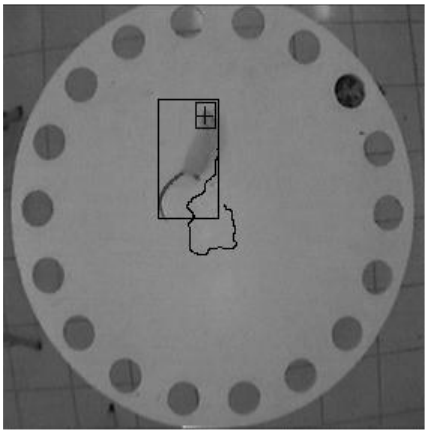
Burada k_1,k_2 sabitler, dt zaman sabiti ve fps saniyede alınan imge çerçevesi sayısı, s, RGB için standart sapmalar, O, RGB ortalamaları, P konum bilgisidir.

Doğal ortamlardaki ani değişimler nedeniyle kullanılan parametrelerin güncellenmesi gerekir. Bu işlem renk ortalama ve standart sapma değerleri için (3) deki gibi yapılır.

$$D= \alpha D_e + (1-\alpha)D_y \qquad (3)$$

Bu geçici filtredeki D, RGB ortalamaları veya standart sapmalarıdır. α ise geçici filtre katsayısı olup 0 ile 1 arasında değişmektedir (bu çalışmada 0.8 olarak alınmıştır).

İzlemede temel alınan nesne üstündeki konum noktası kafa merkezine göre alınır. Denek eğer bilinçli olarak kaçış deliğine gitmiş ise kafa eylemlerinden yorum yapılabilir. Deneğin izlenmesi sırasında, hangi kaçış deliğine daha yakın olduğu, konumu ve süresi izleme tarihçesinde tutulur. Deneğin bir kaçış deliğe varması sonucunda bir durum gerçekleşmiş olur. Bunlar öğrenme algoritmasında kullanılmak üzere ayrı ayrı saklanır. Eğer denek hedefi bulmuş ise izleme işlemi bitirilir. Şekil 3'te kafaya göre izlenen deneğin aldığı yol ve izi gösterilmektedir.



Şekil 3: Nesne izleme tarihçesi izi.

3.2. Denek Uzuvlarının Bulunması

Kullanılan deney düzeneğinde, fare deneğinin kafa merkez konumuna göre izleme yapılır. Bu nedenle kafa ve diğer uzuvların konum bilgisinin elde edilmesi gerekir.

Uzuv belirleme işlemi, nesne kutusu alanında piksel tabanlı olarak yapılır. Denek siluetine morfolojik işlemlerden erozyonun tekrarlı uygulanması ile öncelikle kuyruk uzvunun kaybolduğu veya kopup ayrı bir nesne gibi davrandığı görülür ve nesne kutusu daralır. Mevcut siluet ile önceki siluetin kıyaslanması sonucu kuyruk uzvu bulunur. Erozyon uygulamalarında ikinci kaybolan kısım kafadır. Kafa ile kuyruk alan ve şekil bakımından birbirinden farklılık gösterir. Kafa göz, kulak, burun gibi küçük uzuvları kapsamaktadır. Gerçek imgedeki nesne kutusu alnında yapılan doku analizinde bu bilgilerden faydalanılarak kafa uzvunun belirlenmesine ek parametre üretilir. Sonuçta kafa, gövde ve kuyruk uzuvları merkez noktaları elde edilmiş olur. Bu noktalar sayesinde kenar bilgisi ile uzuvlara elipsler oturtulur. İzlemede kafa merkez konumu referans alınır.

Şekil 4: Uzuvların Belirlenmesi.

4. Öğrenme Modeli: Markov Süreçleri

Kafa merkez konumuna göre deneğin izleme tarihçesinde; kaçış deliklerine olan mesafesi, kaçış deliklerine varma sırası, hedefi bulma toplam süresi ve kaçış delikleri arasındaki süreler tutulmuştu. Aynı deneğin tekrar çalıştırılmasıyla sürenin ve mesafenin azalması yönünde bir değişim gözlenmektedir.

$Ç_{11}$: 0,9,10,9,8,7,6,5,4,3,2,0,13,14,15, H
$Ç_{12}$: 0,8,9,10,11,12,13,14,15 H
...
$Ç_{21}$: 0,6,5,0,17,18,17, H
$Ç_{22}$: 0,9,7,8, H
...

Tablo 1: Çalışma verileri. $Ç_{ij}$ i.deneğin j.çalışması.

Deneğin tekrarlı çalıştırılmasıyla kaçış deliklerine dayalı durum uzayı ve her bir kaçış deliği durumunun olasılığı Markov Modeli için hesaplanır.

$$p_{x_{n-1},x_n} = P(Z_{t_n} = x_n \mid Z_{t_{n-1}} = x_{n-1}) \quad (4)$$

t_n n. zaman, x_n n. zamandaki durum, Z_{t_n} raslantısal değişken, p_{x_{n-1},x_n} koşullu olasılık.

Birkaç adım sonraki durumu öğrenmek için k adımlı Markov Modeli kullanılabilir.

$$p_{x_n,x_{n+k}} = P(Z_{t_{n+k}} = x_{n+k} \mid Z_{t_n} = x_n) \quad (5)$$

5' teki gibi hesaplanan olasılıkla, Markov zincirleri sayesinde t_n anındaki olası durumu öğrenmek mümkün olur.

Olasılıkların hesaplanmasında iki zaman önemlidir. Bunlar çalışma anındaki zaman ve çalıştırılma sayısıdır. Mevcut çalışmadaki t_n anındaki olası durum ile, önceki çalışmadaki t_n anındaki olası durum farklıdır. Bu nedenle iki aşamalı bir olasılık hesabı gerekmektedir. Yine izleme tarihçesi, denekler için çalışma içi durum ve çalışmalar arası durum uzayını oluşturacak şekilde düzenlenmelidir. Bu işlem aynı ve farklı denekler için ayrı ayrı yapılmalıdır.

5. Sonuçlar ve Tartışma

Bu çalışmada farelerin kullanıldığı bir deney düzeneği için video/CCD kamera ile izleme işlemi gerçekleştiren çalışır bir sistem sunulmuştur. Sistem kameradan gelen YUV/RGB formatındaki veri akışını alçak seviyeli işlemler sayesinde düşük kapasiteli donanım ile gerçek zamanda işleyebilmektedir. Çalışmada kullanılan video görüntüler Karadeniz Teknik Üniversitesi Tıp Fakültesi Fizyoloji Laboratuarında görsel değerlendirme için yapılmış kayıtlarıdır. Gerçek zamanda milimetrik hesaplamanın zorluğundan önerilen sistem deney düzeneği için oldukça net ve doğru verileri elde edebilmektedir. Sunulan Kameralı Barnes Labirent sistemi Karadeniz Teknik Üniversitesi Tıp Fakültesi Fizyoloji Laboratuarında deney yaparken kullanılmaktadır. Bu alanda mevcut sistemler elektronik alıcılı yapıdadır. Bu tarz sistemlerde alıcı sayısı artırılmış olsa da kameralı sistemler gibi piksel seviyesine inememektedir. Kameralı Barnes Labirent Düzeneği bizim Barnes Labirentini kamera ve bilgisayar ile izleme girişimimiz sonucu oluşan bir sistemdir.

Kameralı Barnes Labirenti; Celeron 450MHz, 128MByte Ram, TV kartı, Video Kamera, Kenarlardan delikli dairesel Barnes Labirent pisti ve yemliklerden oluşmaktadır. Video kameradan çerçeveler YUV veya RGB formatlarında alınıp kaydedilebilmektedir.

Sistem kaçış deliklerine göre deneğin zaman ve konum bilgisini kayıt etmektedir. Bu kayıtlarda deneklerin öğrenme becerisi irdelenmektedir. Öğrenebilen denek verileri için Markov Süreçleri ile öğrenme modelinin çıkarılması hedeflenmektedir. Bu çalışmada denekler, şartlı/şartsız ortamlarda çalıştırılmışlardır. Bir sonraki çalışmada, eşey, tür, fizyolojik, ekolojik gibi farklılıklar içeren farklı deneklerin, şartlı/şartsız değişik ortamlardaki video kayıtlarının oluşturulması planlanmaktadır. İlerleyen aşamalarda bu kayıtlardan deneklerin zekası ve öğrenme yetilerinin irdelenmesi hedeflenmektedir.

6. Teşekkürler

Kameralı Barnes Labirent sistemi, KTÜ Bilgisayar Mühendisliği, Bilgisayarla Görme Laboratuarı tarafından geliştirilmiş olup KTÜ Fizyoloji Laboratuarında kullanılmaktadır.

7. Kaynakça

[1] Aggarwal,J.K., Cai,Q., "Human Motion Analysis : A Review", Computer Vision and Image Understanding, vol. 73,n.3, pp. 428-440, March 1999.

[2] Haritaoglu, I., Harwood, D., Davis, L.S., "W4: Realt-Time Surveillance of People and Their Activites", IEEE Trans. on PAMI, Vol. 22,No.8, 2000.

[3] Calic at. al., "Towards Intelligent Content Based Retrieval of Wildlife Videos", Department of Computer Science, University of Bristol, available at : www.3cresearch.co.uk.

[4] Shah, M., "Understanding human behaviour from motion imagery", Machine Vision and Applications, Special Issue: Human Modelling, analysis and synthesis, vol. 14, Issue 4, pp. 210-214, September 2003.

[5] Ekinci,M.,Gedikli,E.,"Background Estimation Based People Detection and Tracking for Video Surveillance", Lecture Notes in Computer Science, LNCS 2869, Springer, November, 2003.

[6] Ekinci,M.,Gedikli,E.,"Silhouette Based Human Motion Detection and Analysis for Real Time Automated Video Surveillance", Turkish Journal of Electrical Engineering & Computers, Vol.3, No. 2, pp. 199-229, June 2005

[7] Barnes CA,"Memory deficits associated with senescence: a neurophysiological and behavioral study in the rat" J Comp Physiol Psychol. 1979 Feb;93(1):74-104. PMID: 221551 [PubMed - indexed for MEDLINE].