



T. C.
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ
BİLGİSAYARLI GÖRÜ LABORATUVARI
GFI PROJE RAPORU

Grup Üyeleri :

Funda KARADENİZ 08060321

Harun KARA 08060325

Ahmet BÜYÜKGÖKÇE 09060276

Chrono-Gait-Image

Yürüyüş biçimi tanıma için yeni bir zamansal geçici şablon

1. Giriş

Kullanım yerleri biyometrik kimlik tanıma, sosyal güvenlik gibi bir çok uygulama alanı mevcuttur . Biyometrik olarak diğer tanımları göz önüne aldığımızda yüz, iris, parmak izi gibi tanımlara göre avantajı ;

1. Yürüyüş verileri herhangi bir temas gerçekleşmeden edinilebilir
2. Yürüyüşü bir mesafe kapsamında algılanabilir. Ancak yürüyüşü etkileyen faktörlerde mevcuttur mesela çanta, giyim, çanta taşınması , ayakkabı etkiler. Ayrıca zaman faktörü de etkin olarak yürüyüş analizinde görülür . Bütün bunlara rağmen biyometrik doğrulamada azımsanamayacak derece etkilidir.

1.1 İlgili Çalışma

Yürüyüş tanıma yürüme performansı özelliklerini çıkarma da önemli bir rol oynar. 2 ana çıkarım yöntemi mevcuttur. Model tabanlı ve modelsiz yaklaşımlar mevcuttur. Model tabanlı yaklaşımlarda temel matematiksel bir yapı / hareket modeli ile yürüyüş analizi yapabilirsiniz. Wang procrustes analizi ile yürüyüş şekillerinde ortalama silueti yakalayabilmektedir. Ancak procrustes analizi zaman alıcı ve gürültüye karşı hassastır. Veres ve Gua ve Nixon varyans analizi kullanır ve yürüyüş tanıma özellikleri için sırasıyla karşılıklı bilgi paylaşımını tartışır. Bouchrika ve Nixon insan eklemlerinden gelen önemli bilgileri kullanarak Epileptik Fourier tanımlayıcılarla Hareket tabanlı modeli önerdi. Wang yapısal tabanlı ve hareket tabanlı yapıları kombine ederek bir öznetelik çıkarımda bulundurlar. Gövde ve yürüyüş için temel bir model çıkarma her ne kadar kolay olmasa da yapı tabanlı modelle bir yaklaşım oluşturabilirsiniz. Bundan başka bazı komşu eklemlerdeki yürüyüş kısıtlamalarını anlamak gerekir , hareket tabanlı model bu kısıtlamalarda etkilidir.

Modelsiz yaklaşıma gelince , zamansal bilgiyi korumaya dayanarak bunları 2 ana kategoriye bölebilirsiniz. İlk strateji tanıma aşamasında zamansal bilgi tutar. Sundaresan yürüyüş tanımına ulaşmak için gizli Markov modelleri tabanlı bir çerçeve yapısı kullanmıştır. Sarkar dizi bağıntısı için probe dizisi ve dizi tablası arasında uzay- zamansal ilişki kullanmaktadır.Wang temel bileşenlerin analizini ayıklamak için yürüyüş çerçevesi yapısına istatistiksel uzay- zaman özelliklerini kullanmıştır. Ancak büyük ölçekli eğitimsel örneklerde iyi bir performans için olasılık zamansal modelleme kullanılması iyi bir yöntemdir. tanıma sırasında ve yüksek veri depolamada eşleştirmelerde büyük hesaplama karmaşıklığı doğrudan dizi eşleştirmeler için bir dezavantajdır. İkinci strateji tek bir şablon içerisinde görüntüleri diziye dönüştürmektir. Lui tüm silüetleri ortalayarak insan yürüyüşünü temsili önerdi. Han ve Bhanu enerjik yürüyüş görüntüsü konseptini önerdi ve gerçek yürüyüş ile sentetik yürüyüş şablonları geliştirildi. Bashir entropi ye dayalı değişmez yürüyüş alt uzaylarını araştırdı. Xu ortalama giri tonlardaki bir dizi yürüme görüntüleri ile birlikte birey tanıma için tensör gösterimi ile diskriminant analizi yaptı. Chen yürüyüş tanınması için çoklu doğrusal tensör tabanlı parametrik olmayan boyut azaltma önerdi. Bununla birlikte, yukarıdaki şablona dayalı yöntemler yürüme dizilerinin zamansal bilgileri vermektedir. Örneğin, ortalama şablon yöntemleri yürüme dizisinin tüm zamansal sipariş bilgilerini çıkarır. Ayrıca zaman ve alan hesabı karmaşıklığı için tensör tabanlı yaklaşımların uygulamaları öncülük edecek.

1.2 Bizim katkımız

Son yıllarda tek renkli görüntünün bir dizi temsili toplum üzerindeki görselleştirmede nasıl etkili oldu. Zamanla değişen sistem verilerini görüntülemek için özellikle hacimsel veriler için Woodring ve Shen farklı renk eşleme stratejilerini zamanla değişen bilgi kodlarını ve renk spektrumu içindeki verileri araştırdı. J'anicke çoklu görünüm için yerel istatistiksel karmaşıklığı ölçtü. Daha yakın zamanda Wang çeşitli değişken verilerin talep edilen derece de kritik öneme sahip olduğunu vurgular. Bununla birlikte bu yapıları istihdam etmek zordur 2 boyutlu yürüyüş tanıma görüntülerinde zamansal yürüyüş şablonları üretebilmek için 2 boyutlu yürüyüş algoritmaları kullanmak gerekirken yürüyüş dizilerini sıkıştırmak verimsizdir. Yürüyüş tanıma yöntemlerini göz önüne alındığında artı ve eksileri önceden de belirtildiği gibi tek şablon yöntemine odaklanmak sadece ve düşük karmaşıklığa sahiptir. Ama sırayla iyi olan zamansal bilgileri korumak için yürüme kalıplarını görsel toplumdan fikir alarak renk

zamansal kodlamasına dönüştürebiliriz. Kısacası biz zamansal şablon yapısı kullanarak CGI yürüyüş dizisi kodlayacağız. CGI için en ayırt edici yeteneği geliştirmek için basit bir strateji ve gerçek , sentetik şablonlar oluşturacağız. Şekilde 1 de GEI ve CGI a ait yürüme sekansı örneği gösterilmektedir. Bizim katkımız ;

1) basit ve uygulaması kolay tek bir şablonla yürüyüş zamansal bilgileri CGI için etkin olarak korunur.

2) Şiddeti farklı olarak yürüme dizileri arasında yoğunluk farkı renk ve gri tonlamaları yüksek varyanslar da büyütebilirsiniz böylece yürüyüş tanımadan yararlanılabilir.

3) CGI temelini farklı yürüyüş süresi ve şablonlar temelinde oluşturulduğunda daha sağlam bir yapı oluşur.

4) Bildiğimiz kadarıyla biyometrik kimlik doğrulama toplumda henüz renkli kodlama ve geçici şablon kapsamında tanımlı değil , deneyler göstermektedir ki yakın zamanda yayınlanan zamansal şablonlu yaklaşımlar USF HumanID benchmark veritabanının da geçici şablonlularla rekabet edebiliyor.

2. Chrono Gait Image

Bu çalışmanın amacı belirli çerçevede her bir insan hareketini tanıma için. Fakat daha çok yürüyüş kısmına mevcut yaklaşımlar mevcut.

2.1 Motivasyon ve Ön-işlemler

İnsan vücudu temel yapısı normal insan standartlarında olduğunda belirli bir frekansa ve sabit çevrime sahiptir. Normal insan boyutunda adımlar , her kişinin gövde şekli yürüyüş ağırlı ve ekstemite ağırlıkları mevcuttur bu yapılara göre daha üst düzey tasarımlar maliyeti artırmaktadır , bunlar standardı belirtmektedir.

Sarkar ın önerdiği taban algoritması tarafından CGI elde etmek için siluet görüntüleri doğrudan ayıklanır sonra kodlama kısmında başka renkler ile sliuer görüntülere zamansal

bilgileri oluşturarak CGI yapını elde edeceğiz. Görüntüler arasında zamansal ilişkiyi kaybetmeden görüntüleri sıkıştırarak silüet görüntülerini çıkaracağız.

PERİYOT HESAPLAMA

$$W = \frac{1}{\beta H - \alpha H} \sum_{i=\alpha H}^{\beta H} (R_i - L_i), 0 \leq \alpha \leq \beta \leq 1$$

$W \rightarrow$ ortalama adım aralığı

$H \rightarrow$ resmin uzunluğu

$L \rightarrow$ çıkarılan bw silüet resminde en solda olan pixel

$R \rightarrow$ en sağdaki pixel

$i \rightarrow$ frame sayısı

$\alpha \beta \rightarrow$ resimde gölge canta vs. olduğu zaman periyot doğru şekilde hesaplanamaz bu bu tip faktörlerin etkisini azaltmak için bu katsayılar kullanılır.

RENKLENDİRME

Öncelikle kenar belirleme algoritmasıyla silüetin kenarları belirlenir, çerçevesi çıkarılır.

Birkaç algoritma var fakat burada The local information entropy ‘yi kullanıyorlar. Nedeni daha net sonuç elde edilmesi.

$$h_t(x, y) = -\left(\frac{n_0}{|\omega_d(x, y)|} \ln \frac{n_0}{|\omega_d(x, y)|} + \frac{n_1}{|\omega_d(x, y)|} \ln \frac{n_1}{|\omega_d(x, y)|}\right) \quad (2)$$

$n_0, n_1 \rightarrow$ ön(insan) ve arka plan pixelleri nin sayısı

$wd \rightarrow$ (anladığım kadarıyla emin değilim) görüntü işlemedeki 8’li komşuluğa göre uzaklık

$t \rightarrow$ frame etiket sayısı

$x, y \rightarrow$ pixel koordinatları

normalize edilmiş hali :

$$h'_t(x, y) = \frac{h_t(x, y) - \min_{x, y} h_t(x, y)}{\max_{x, y} h_t(x, y) - \min_{x, y} h_t(x, y)}.$$

$$R(k_t) = \begin{cases} 0 & k_t \leq 1/2, \\ (2k_t - 1)I & k_t > 1/2 \end{cases} \quad (4)$$

$$G(k_t) = \begin{cases} 2k_t I & k_t \leq 1/2, \\ (2 - 2k_t)I & k_t > 1/2 \end{cases} \quad (5)$$

$$B(k_t) = \begin{cases} (1 - 2k_t)I & k_t \leq 1/2, \\ 0 & k_t > 1/2 \end{cases} \quad (6)$$

$I \rightarrow$ max yoğunluk değeri

$$k_t = (W_t - W_{min}) / (W_{max} - W_{min}).$$

burada hesaplanan k_t ye bağlı olarak yukarıdaki ifadeler hesaplanır. Daha sonra $C_t(x, y)$ fonksiyonuna göre çerçeveler renklendirilir.

$C_t \rightarrow$ (bir yürüme periyodu boyunca çıkarılan(renklendirilmiş) t'inci çerçeve resmi

$$C_t(x, y) = \begin{pmatrix} h'_t(x, y) * R(k_t) \\ h'_t(x, y) * G(k_t) \\ h'_t(x, y) * B(k_t) \end{pmatrix} \quad (7)$$

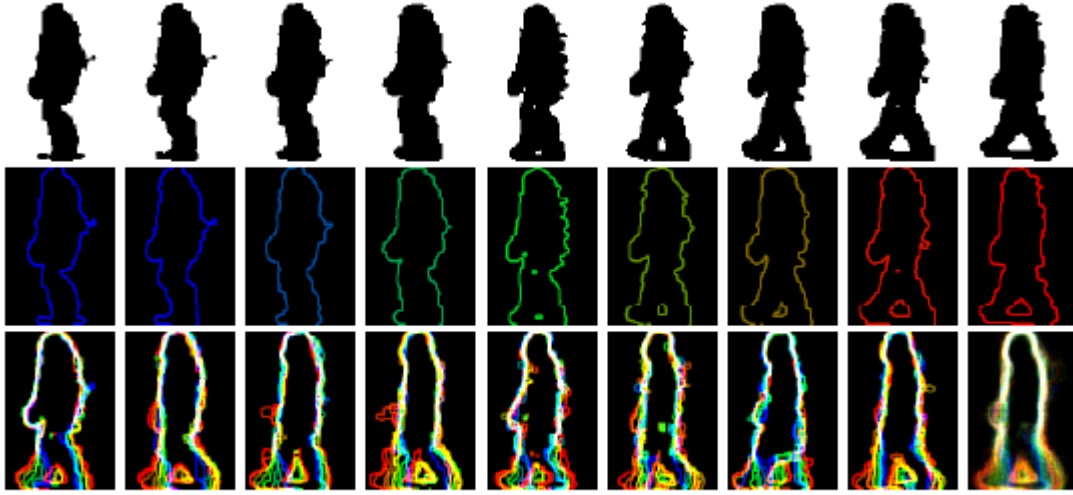


Fig. 4. An example of generating a CGI temporal template

$p \rightarrow \frac{1}{4}$ lük periyotların sayısı olmak üz. PGi fig 4 te 2. Sıradaki 9 resmin toplamıdır. Buda 3. Sıradaki ilk resim oluyor.

$$PG_i(x, y) = \sum_{t=1}^{n_t} C_t(x, y)$$

the i th $1/4$ zeit period

3. sıradaki diğer 7 resim ise diğer yürüyüş periyolarının kendi içindeki PG ye karşılık gelen resimleridir. Son olarak 3. Sıradaki son resim ise bütün çıkarılan $\frac{1}{4}$ lük yürüyüş periyotları için ortalama resimdir. (CG)

$$CG(x, y) = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p PG_i(x, y), \quad (8)$$