

# Doğrusal Olmayan Faz Modellemeyle Radar-Temelli İnsan Sezimi ve Tanımı

## Radar-Based Human Detection and Characterization with Non-Linear Phase Modeling

Sevgi Zübeyde Gürbüz<sup>1</sup>, William L. Melvin<sup>2</sup>, Douglas B. Williams<sup>3</sup>

1. Türkiye Bilimsel ve Teknoloji Araştırma Kurumu (TÜBİTAK)  
Uzay Teknolojileri Araştırma Merkezi, Ankara – Türkiye

[sevgi.gurbuz@uzay.tubitak.gov.tr](mailto:sevgi.gurbuz@uzay.tubitak.gov.tr)

2. Georgia Tech Araştırma Merkezi (GTRI)

3. Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği Bölümü  
Georgia Teknoloji Enstitüsü, Atlanta, GA – A.B.D.

[bill.melvin@gtri.gatech.edu](mailto:bill.melvin@gtri.gatech.edu), [dbw@ece.gatech.edu](mailto:dbw@ece.gatech.edu)

### Özetçe

Günümüzde bir çok radar temelli insan sezim sistemi, hedefleri bulup sınıflandırmak için önce Fourier dönüşümü daha sonra ise spektrogram ve yürüyüş analizi kullanmaktadır. Ancak Fourier temelli tekniklerinde çıkıştaki enbüyük sinyal-gürültü oranı (SNR: signa-to-noise ratio) fazı doğrusal olan hedefler tarafından verilmektedir. Buna karşın, insanın radar yanıtının faz değişimi büyük oranda doğrusal değildir. Bu fark önemli miktarda SNR kaybına ve dolayısıyla sezim başarımında kayba yol açmaktadır. Bu bildiriye insanın yürüyüş modellemesine dayanan, fazı doğrusal olmayan iki yeni sezici tasarımı sunulacaktır. İlk yöntemde sadece insanın gövdesinden kaynaklanan yansıma modellenip, modelin bilinmeyen değişken değerleri ise Enbüyük Olabilirlik Kestirimiyle hesaplanmaktadır. İkinci yöntemde ise bütün insan vücudunun yansımaları için farklı bir parametrik model oluşturulmaktadır. Bu değişkenlerin her farklı kombinasyonu için oluşturulan beklenen radar yanıtı bir sözlüğe kayıt edilmektedir. Verilerle eniyi seyrek yaklaştırmayı bulabilmek için bir Dikgen Eşleştirme algoritması uygulanmaktadır. Önerilen yöntemlerin başarımı eniyi uzay-zaman uyarlamalı işleme (STAP) algoritmasının başarımıyla karşılaştırılmakta ve hedef tanıma uygulamaları incelenmektedir.

### Abstract

Many current radar-based human detection systems employ some type of Doppler or Fourier-based processing, followed by spectrogram and gait analysis to classify detected targets. However, in Fourier-based techniques the maximum output signal-to-noise ratio (SNR) is given by targets whose target phase is linear. On the contrary, the phase variation of the human target response is nonlinear. This difference causes a significant loss in SNR, and therefore detection performance. In this paper, two novel, nonlinear phase detector designs based on human modeling are presented. In the first method, only the human torso reflections are modeled and unknown model parameters computed using Maximum Likelihood

Estimation. In the second method, the entire human body is modeled as a different parametric model. The expected radar response for each combination of parameter values is stored in a database. An optimal sparse approximation to the data is found using Orthogonal Matching Pursuit. The performance of the proposed techniques and optimal space-time adaptive processing algorithm is compared and target characterization applications examined.

### 1. Giriş

Radarla insan sezim problemi iki temel aşamaya bölünebilir: 1) öncelikle, hedefin varlığını tespit etmek; ve 2) sonra, bulunan hedefin insan olup olmadığını çözmek. Çoğu araştırma ikinci aşamaya ağırlık vererek, doğrusal fazlı sezicilerin insan hedeflerine uygulandığında uğranan sinyal-gürültü oranı (SNR: signal-to-noise ratio) kayıplarını göz ardı etmektedir. Yürürken yapılan önemli el-ayak hareketleri sayesinde insan yanıtının fazı doğrusal değildir, hatta başka hayvanların yanıtlarından bile ayırt edilebilecek derecede farklıdır ve insanlara özgüdür [1]. Bu çalışmanın amacı insan modelleme ve yürüyüş analizinden faydalanarak insan hedefinden beklediğimiz yansıma mümkün olduğunca sadık bir matematiksel gösterimi çözmek ve böylece özellikle insan hedeflerine uyumlu seziciler tasarlamaktır.

Bu çalışmada iki yaklaşım ele alınarak karşılaştırılmaktadır. Birinci yöntem, insan gövde yanıtına sinüsel yaklaşım kullanarak bilinmeyen değişkenlerin enbüyük olabilirlik tahminlerini (MLE: maximum likelihood estimates) bulan eniyi doğrusal olmayan fazlı (ONLP: optimal non-linear phase) sezicidir [2-4]. İkinci yöntem ise, toplam insan yansıma modelini sayısal olarak bir sözlüğe kaydedip alınan radar verilerine eniyi seyrek yaklaştırmayı bir Dikgen Eşleştirme (OMP: Orthogonal Matching Pursuit) algoritmasıyla bulan geliştirilmiş ONLP (EnONLP: Enhanced ONLP) sezicidir.

Elde edilen sonuçlar her iki yaklaşımın parazit yansımaların içinde dahi genellikle uygulanan uzay-zaman uyarlamalı işleme (STAP: space-time adaptive processing) algoritmalarına

nazaran önemli derecede sezim başarımını artırdığını göstermektedir. Ayrıca, EnONLP algoritması sezilen hedefleri sınıflandırmak ve tanımak için uygun bir çerçeve oluşturmaktadır.

## 2. Sinyal Modelleme

Düz yolda ilerlerken zaman ve uzayda sabit aralıklarla bir ötüş (chirp) darbe dizisi gönderen bir radarı ele alalım. Alınan radar sinyali hedeften yansıyan sinyalle, parazit yankıların ve gürültünün toplamı olarak yazılabilir. Bu çalışmada, gürültü karmaşık beyaz Gauss dağılımıyla modellenmektedir. Parazit yankılar ise radardan sabit bir  $R_c$  uzaklığında olan bir saçılım çemberinden yansıyan bütün parazit yankıların toplamı olarak modellenmektedir.

### 2.1. İnsan Radar Yanıtının Modellemesi

İnsanlar karışık hedeflerdir çünkü vücudun her parçası bir farklı eğri üzerinden farklı hızlarla girişik bir şekilde hareket etmektedir. Bu çalışmada, insan vücudunu 12 ayrı parçaya bölünerek – baş, üst kollar, alt kollar, gövde, üst ve alt bacaklar, ve ayaklar - her parça cismin ağırlık merkezinde bulunan noktasal bir hedef olarak modellenmektedir. Yürüyüş için Thalmann'ın [5] geliştirdiği kinematik modeli kullanarak her nokta hedefinin zamanla değişen pozisyonu hesaplanabilir. İnsan modellemede üstdüşüm ilkesinin geçerli olduğu ispatlandığından [6,7] toplam insan yanıtı

$$s_h(n, \hat{t}) = \sum_{i=1}^{12} a_{t,i} \text{rect}\left(\frac{\hat{t} - t_{d,i}}{\tau}\right) e^{j[-2\pi f_c t_{d,i} + \pi \gamma (\hat{t} - t_{d,i})^2]} \quad (1)$$

olarak ifade edilebilir. Burada  $\hat{t}$  her darbenin başından itibaren ölçülen zamandır;  $a_{t,i}$  radar uzaklık denkleminde verilen genliktir;  $\tau$  darbe genişliğidir;  $c$  ışığın hızıdır;  $\gamma$  ötüş eğimidir;  $f_c$  gönderilen merkez frekanstur; ve  $t_{d,i}$  uzaklığa ( $R_{d,i}$ 'a) bağlı, radar anteni ve her nokta hedefi arasındaki gidiş-geliş zaman geçikmesidir. Oluşturulan veri matrisinin darbe sıkıştırılması ardından hedefin içinde bulunduğu uzaklıktaki yavaş-zamanla değişen veriler

$$x_p[n] = \sum_{i=1}^{12} a_{t,i} \tau e^{-j \frac{4\pi f_c}{c} R_{d,i}} \quad (2)$$

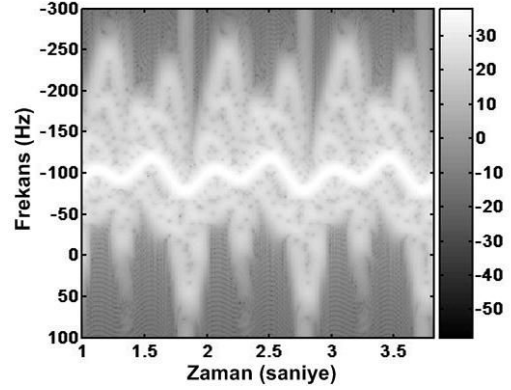
olarak ifade edilebilir. Çok kanallı sistemler için ise (2)

$$\chi_t = [\mathbf{x}_p \circ \mathbf{b}_t(\varpi_t)] \otimes \mathbf{a}_s(\nu_t) \quad (3)$$

olarak yazılabilir. Burada  $\mathbf{a}_s$  hedefin uzaysal yönlendirme vektörüdür;  $\mathbf{b}_t$  hedefin zamansal yönlendirme vektörüdür;  $\varpi_t$  hedefin darbe yinleme frekansıyla birimlenmiş Doppler frekansıdır; uzaysal frekansı  $\nu_t = f_c n d \sin(\phi) / c$  dir; ve  $\circ$  Hadamard çarpımı temsil etmektedir.

Denklem (2)'deki ifadenin, örtüşen kısa-zaman Fourier dönüşümünü (STFT'sini) alarak Şekil 1'de örneği gösterilen

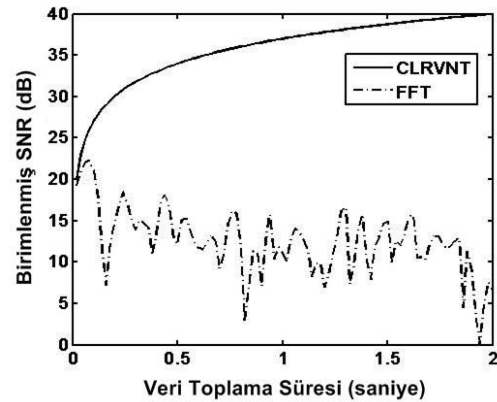
insan spektrogramı elde edilebilir. En güçlü yanıt ortada yaklaşık olarak sinüsel gözüken gövde yanıtıdır. En büyük salınım ise ayakların yanıtından kaynaklanmaktadır. Spektrogramda belirgin olan sinyal yapısı insanlara özgüdür ve önerdiğimiz sezicilerin tasarımında bu özgün yapıdan yararlanılmaktadır.



Şekil 1: Örnek insan spektrogramı.

### 2.2. SGO Kaybı

Doppler işlemede kullanılan FFT enbüyük çıkış SNR'sunu genliği sabit ve fazı doğrusal olan sinyaller için vermektedir. Fakat insan yanıtının fazı doğrusal olmadığından dolayı, FFT gibi doğrusal fazlı süzgeçler kullanıldığında sezicinin kendisinde önemli derecede SNR kayıplarına uğranmaktadır. Zamanla daha çok veri toplamak da bu soruna çözüm değildir, çünkü Şekil 2'de gösterildiği gibi ideal uyumlu süzgeç (CRVNT) ile FFT temelli süzgeçle elde ettiği başarımların eğrilerinin farkı, yani SNR kaybı, zamanla artmaktadır.



Şekil 2: Tipik bir insan hedefi için giriş SNR ile birimlenmiş çıkış SNR'nun zamanla değişimi.

### 3. Değişkenleri Kestirme Temelli ONLP

İnsan yanıtının modelleme temelli ifadesi, (2), alınan hedef sinyaline iyi bir yaklaşımdır, fakat, etkili ve pratik uyumlu süzgeç tasarlamak için fazla karışıktır. Kapalı formu olmayan modelde 24 bilinmeyen değişken mevcuttur [5]. Sadece en güçlü yanıtı teşkil eden gövde yanıtını sinüsle modelleyip, hedefin düz bir çizgi üzerinde hareket ettiğini varsayarak, ONLP yaklaşımı beş değişkenli bir modele indirgenbilir:

$$x_p[n] \approx x_{onlp}[n] = \frac{A}{r_b^2} e^{j(Mn+C_1+C_2 \cos(C_3n+C_4))}. \quad (4)$$

Burada  $M$ , Doppler kaydırmasıyla orantılı eğimdir;  $C_1$ , uzaklığa bağlı bir değişken;  $C_2$ , gövde hareketinin genliği;  $C_3$ , gövde hareketinin frekansı;  $C_4$ , gövde hareketinin fazı; ve  $A$ , radar uzaklık denkleminde hesaplanan genlik.

Karmaşık Gauss gürültüsü durumunda bu bilinmeyen değişkenler için uyumlu süzgeç yanıtını eniyileyecek ML tahminler ancak kapalı formda hesaplanabilmektedir. Elde edilen dört doğrusal olmayan denklem, dört bilinmeyenli sistem ancak sayısal yinelemeyle hesaplanabilmektedir. Elde edilen ML tahminlerini (4)'e yeniden yerleştirerek Uyarlanı Uyumlu Süzgeç (AMF: Adaptive Matched Filter) Sezim Testi [8] için gerekli olan sezim istatistiği bulunabilir. Başarım bölümünde sonuçlar verilmiştir.

### 4. Sözlük Tarama Temelli EnONLP

EnONLP yöntemi parazit yankıların içinden iyi değişken tahmini bulma zorluğunu (2) ve (3) ile modellenen hedef yanıtını olabilecek her değişken değerlerinin her kombinasyonu bir sözlüğe kaydetmekle aşmaktadır. Böylece, direk bir kestirmek yerine, alınan radar verilerini en iyi ifade edecek sözlük öğelerinin doğrusal kombinasyonu Dikgen Eşleştirme algoritmasıyla bulunmaktadır.

Sözlüğü oluşturmak için önce her değişkenin alabileceği değer aralığı sonlu sayıda örneklerle ayrılmaktadır. Sonra, bilinmeyen değişken vektörünü  $\xi = [v \ HT \ \phi \ \theta \ r]$

olarak tanımlayarak, her  $\xi_j$  değişkeninin değer kombinasyonlarına karşılık gelen insan yanıt modeli hesaplanıp  $MN \times Q$  boyutlu  $\mathcal{D}$  sözlüğüne kaydedilmektedir.

$$\mathcal{D} = [\hat{\chi}_{EnONLP}(\xi_1) \ \cdots \ \hat{\chi}_{EnONLP}(\xi_j) \ \cdots \ \hat{\chi}_{EnONLP}(\xi_Q)] \quad (5)$$

Eğer aynı uzaklıkta birden fazla insan hedefi bulunuyorsa, alınan verileri en iyi temsil eden çözüm hedeflerin sayısı kadar sözlük öğesinin doğrusal kombinasyonudur.

Kullanılan Dikgen Eşleştirme [9] algoritması Taban Arayış (Basis Pursuit) ve Uyumlu Arayış (matching pursuit) algoritmaları gibi seyrek yaklaştırma yöntemlerin en gürbüzlerinden biridir. Öncelikle parazit yankıların etkisini azaltmak için bir eniyi, tamamen uyarlı, uzay-zaman süzgeci verilere uygulanmaktadır. Böylece, dikgen eşleştirme algoritmasının başlangıç sinyali  $\mathbf{r}_0 = \mathbf{R}_1^{-1}\chi$  olarak tanımlanmaktadır. Bu sinyale en büyük izdüşümü bırakan

sözlük öğesi

$$\hat{\chi}_{optimal} \rightarrow \max\{\mathbf{r}_0^H \mathcal{D}\} \quad (6)$$

olarak seçilmektedir. Bu sinyalde bir hedefin olup olmadığı ise AMF [9] sezim testiyle tespit edilmektedir. Eğer bir hedef mevcut ise en küçük kareler (least squares) yöntemiyle kalan sinyale göre hatayı asgari tutan sözlük öğelerin doğrusal kombinasyonunu oluşturmak için kullanılan katsayı vektörü hesaplanmaktadır. Bulunan sinyal bileşimlerini kalan sinyalden çıkartarak bulunan öğeler artık olumlu sezim sonucu vermeyinceye kadar algoritma devam etmektedir.

Değişken tahmin temelli ONLP'den farklı olarak EnONLP algoritmasının önemli bir avantajı tek uzaklıkta *çözümenebilen* insan hedeflerinin sayısını tespit edebilmesidir. Ufuk açıklıkları birbirine yakın olan hedeflerin durumunda sezim başarımı etkilenmemektedir, ancak tek bir hedef olarak tanımlanabilmektedir. Algoritmanın önemli bir başka avantajı da bulunan hedeflerin hakkında ek bilgi vermesidir, çünkü EnONLP algoritmasının kullandığı model değişkenlerin hedefle alakalı fiziki anlamları da mevcuttur. Bulunan değişken değerlerinin doğruluğu modelleme hatasına ve değişken değer aralığının ayrıklaştırma derecesine bağlıdır.

### 5. Başarım

Önerilen sezicilerin başarımı eniyi, tamamen uyarlı, STAP algoritmasının başarımıyla Alıcı İletişim Eğrileri (ROC: Receiver Operating Characteristics) hesaplanarak kıyaslanmaktadır. Benzetimlerde kullanılan yapay veriler ise özellikleri Tablo I'de gösterilen tipik bir beş kanallı radar için oluşturulmuştur.

TABLO I

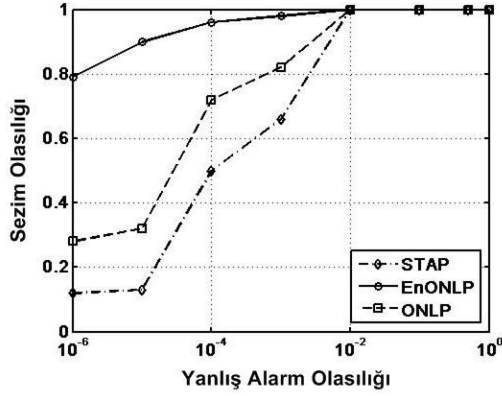
| Parametreler   | Değeri | Parametreler     | Değeri     |
|----------------|--------|------------------|------------|
| Darbe #        | 500    | PRI <sup>1</sup> | 0.2 ms     |
| Merkez Frek.   | 1 GHz  | Darbe Genişliği  | 40 $\mu$ s |
| Örneklem Frek. | 20 MHz | Gönderme Gücü    | 1.8 kW     |
| Bant Genişliği | 10 MHz | Anma Erimi       | 8,760 m    |

EnONLP algoritmasının kullandığı sözlük bilinmeyen hedef hızını 1.5 m/s ve 2.7 m/s arasında 0.1 m/s aralıkla, bilinmeyen açıklıkları 360° üzerinde 5° aralıkla bölerek toplam 936 öğeden oluşturulmuştur. Sözlüğün büyüklüğü sadece tek kanal için verileri kaydederek, faz kaydırmasını kaydetmemek için (6)'da çarpma yerine evrişim kullanarak, ve tek boyunda (bu örnek için tipik bir yetişkin erkeğin boyunda) bütün sözlük öğeleri oluşturularak en aza indirgemektedir.

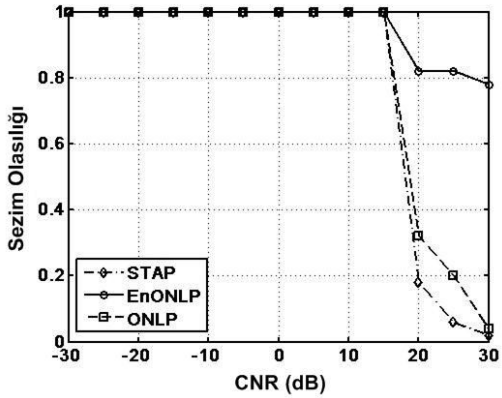
EnONLP, ONLP, ve STAP sezicilerin ROC eğrileri Şekil 3 ve Şekil 4'de x-eksenine göre 45° açıyla 2 m/s hızında yürüten ortalama boylu bir erkek için gösterilmektedir. En yüksek başarım önerilen EnONLP sezici tarafından sergilenmektedir. Diğer yöntemler ancak Yanlış Alarm

<sup>1</sup> PRI: Pulse Repetition Interval (Darbe Yineleme Aralığı)

Olasılığı (PFA: Probability of False Alarm) 0.01'ı geçince EnONLP'nin Sezim Olasılığına (PD: Probability of Detection) yaklaşabiliyor. Parazit Yankı – Gürültü Oranı (CNR: Clutter-to-Noise Ratio) 15 dB'den fazla olunca bütün yöntemlerin sezim olasılığı düşmektedir, ancak EnONLP en az düşüşü yaşayıp diğer yöntemler sıfıra doğru yaklaşırken yinede 0.75 üzerinde başarımlar göstermektedir.



Şekil 3: SNR = 0 dB ve CNR = 20 dB durumunda olan bir insan hedefi için bütün yöntemlerin ROC eğrileri.



Şekil 2: SNR=0dB ve  $P_{FA} = 10^{-6}$  iken bir insan hedefi için yöntemlerin CNR'a karşı  $P_D$  eğrileri.

Eğer sözlüğe başka tür hedeflerin beklenen yanıtları eklenilirse, EnONLP çerçevesinde hedefler sınıflandırılabilir. Örnek olarak, bir arabanın, 1 metre bacak yüksekliği olan bir erkeğin, ve 0.74 metre bacak yüksekliği olan bir kadının aynı uzaklıkta bulunduğu, sinyal girişim artı gürültü oranının (SINR: Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio) da 20 dB olduğu durum ele alınmaktadır. Araba yansımaları erkek hedeften 10 dB daha güçlü olan bir nokta hedef olarak modellenmektedir. Tablo II'de kullanılan diğer parametre değerleri verilmektedir. Aynıklaştırılmış doğrusal uzaysal ve zamansal yönlendirme vektörleri için bir nokta hedefinden beklenen radar yanıtı da sözlüğe eklenmiştir. EnONLP algoritması başarılı bir şekilde araba hedefinin bulunduğu ortamda insanı da algılayarak bütün hedefleri bulmuştur ve

eniye yaklaştırmayı veren model değişkenlerinin değerleri ise Tablo II'de gösterilmektedir.

TABLE II

|            | GERÇEK |         | SEZİLMİŞ |         |
|------------|--------|---------|----------|---------|
|            | Erkek  | Kadın   | Erkek    | Kadın   |
| Ufuk Açısı | 60°    | -30°    | 65°      | -30°    |
| Yön        | 15°    | 30°     | 15°      | 35°     |
| Hız        | 2 m/s  | 2.4 m/s | 2 m/s    | 2.3 m/s |
|            | Araba  |         | Araba    |         |
| Ufuk Açısı | 37°    |         | 37°      |         |
| Çapsal Hız | 14 m/s |         | 14 m/s   |         |

## 6. Sonuçlar

Önerilen iki insan modelleme temelli, doğrusal olmayan faza uyumlu seziciler (ONLP ve EnONLP) parazit yankıların bulunduğu ortamda dahi günümüzde yaygın olarak kullanılan doğrusal fazlı sezicilerden daha iyi başarımlar göstermektedir. Şimdiye kadar yapılan araştırmalarda insan modelleme ve yürüyüş analizi hedef sınıflandırma ve tanıma alanında kullanılmıştır. Bu çalışmada ise insanların hakkında bildiğimiz biyometrik bilgilerin sezim başarımlarını artırmak içinde kullanılabileceğini ortaya koyarak yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Sonuçlar gösteriyor ki EnONLP çerçevesi sadece insan sezimi için değil, uygun bir yanıt modeli oluşturulup sözlüğe eklendiği takdirde, her türlü hedefi sezmek ve tanımak için kullanılabilme potansiyeline de sahiptir.

## 7. Kaynakça

- [1] M. Otero, "Application of a continuous wave radar for human gait recognition," *Proc. SPIE*, Vol. 5809, pp. 538-548, 2005.
- [2] S.Z. Gürbüz, W.L. Melvin, and D.B. Williams, "Detection and Identification of Human Targets in Radar Data," *Proc. SPIE*, Orlando, FL, April 9-13, 2007.
- [3] S.Z. Gürbüz, W.L. Melvin, and D.B. Williams, "Comparison of Radar-Based Human Detection Techniques," *41<sup>st</sup> Asilomar Conf.*, Monterey, CA, November 4-7, 2007.
- [4] S.Z. Gürbüz, W.L. Melvin, and D.B. Williams, "A Non-Linear Phase, Model-Based Human Detector for Radar," *IEEE Trans. AES*, submitted Oct. 2008.
- [5] R. Boulic, M.N. Thalmann, and D. Thalmann, "A Global Human Walking Model with Real-Time Kinematic Personification," *Vis. Comp.* Vol. 6, pp. 344-358, 1990.
- [6] J.L. Geisheimer, E.F. Grenaker, and W.S. Marshall, "A high-resolution Doppler model of human gait," *Proc. SPIE*, Vol. 4774, 2002.
- [7] P. Van Dorp, and F.C.A. Groen, "Feature-Based Human Motion Parameter Estimation with Radar," *IET Radar, Sonar, and Navigation*, Vol. 2, Issue 2, pp. 135-145, April 2008.
- [8] J.A. Tropp, "Topics in Sparse Approximation," PhD Diss., The University of Texas at Austin, August 2004.
- [9] F.C. Robey, D.R. Fuhrman, E.J. Kelly, and R. Nitzberg, "A CFAR Adaptive Matched Filter Detector," *IEEE Trans. AES*, Vol. 28, No. 1, January 1992.