Dokuz Eylül Üniversitesi-Mühendislik Fakültesi
Fen ve Mühendislik Dergisi
Cilt 19 Sayı 55 Ocak 2017

Dokuz Eylul University-Faculty of Engineering
Journal of Science and Engineering
Volume 19 Issue 55 January 2017

DOI: 10.21205/deufmd. *2017195503*

Çok Atlamalı İletim İçeren Bir Telsiz Duyarga Ağında Hedef Takibi için Uyarlı Duyarga Nicemleme Eşiklerinin Çok Amaçlı Eniyileme ile Belirlenmesi

Engin MAŞAZADE*, Abdulkadir KÖSE

Yeditepe Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, 34755, İstanbul

(Alınış / Received: 31.03.2016, Kabul / Accepted: 02.08.2016,
Online Yayınlanma / Published Online: 09.01.2017)

Anahtar Kelimeler
Telsiz duyarga ağları, Hedef takibi, Çok amaçlı eniyileme problemi, Nicemleme tasarımı, Tekli ve ikili atlamalı iletim

Özet: Bu çalışmada, enerji yayan bir hedefi takip etmekle görevli bir telsiz duyarga ağı (TDA) modellenmektedir. Duyargaların hedeften aldıkları ölçümler, ikili nicemlendikten sonra son istatiksel çıkarım için tümleştirme merkezine (TM'ye) tek ya da iki atlamalı olarak iletilirler. Hedef takibinin her bir adımında, duyargaların yerel karar eşikleri eniyi ve uyarlanır olarak iki işlevli bir Çok-amaçlı Eniyileme Problemi (ÇEP) ile elde edilmektedir. Dikkate alınan ÇEP, hem hedef konumu kestirim hatasını en azaltmak için Fisher Bilgisiniençoklamakta, hem de TDA'da harcanan toplam enerjiyi en azaltmaya çalışmaktadır. Benzetim sonuçlarımıza göre iki işlev arasındaki ödünleşme cephesi üzerinden ile elde edilen duyarga karar eşikleri çözümü ile Fisher Bilgisini en çoklayan duyarga karar eşikleri çözümü benzer kestirim hatasını vermektedir. Öte yandan, ödünleşme cephesi üzerinden elde edilen duyarga karar eşikleri çözümü, Fisher Bilgisini en çoklayan duyarga karar eşikleri çözümüne göre TDA'da harcanan toplam enerjiyi önemli ölçüde azaltmıştır. Bununla birlikte duyargalar ve TM arası kanallarda yol kaybının yüksek olduğu durum altında tek atlamalı iletim yerine iki atlamalı iletim yapılması kestirim hatasından ödün vermeden TDA'da harcanan toplam enerjiyi daha da azaltmaktadır.

Evalulation of Adaptive Sensor Quantization Thresholds Using Multiobjective Optimization For Target Tracking in a Wireless Sensor Network Involving Multihop Transmissions

Keywords
Wireless sensor networks, Target tracking, Multiobjective optimization problem, Quantizer design, Single and two-

Abstract: In this work, a wireless sensor network (WSN) whose task is to track a target emitting energy is considered. Received sensor measurements observed from the target are first binary quantized, and then transmitted to a fusion center over one or two hop links for the final statistical inference. At each time step of tracking, the sensor decision thresholds are obtained optimally and dynamically as a result of a Multiobjective Optimization Problem (MOP). The proposed MOP jointly maximizes the Fisher

hop transmission. Information to decrease the estimation error in tracking and minimizes the total transmission energy consumption of the WSN. Simulation results show that the solution of sensor decision thresholds obtained from the Pareto-Optimal front between the two objectives, yields similar estimation performance with that of the solution of sensor decision thresholds obtained by maximizing the Fisher Information. On the other hand, the solution of sensor decision thresholds obtained from the Pareto-Optimal front significantly reduces the total energy consumption of WSN significantly as compared to the solution of sensor decision thresholds obtained by maximizing the Fisher Information. Furthermore, when the channels between sensors and the fusion center undergo high path loss, using two-hop transmission instead of single-hop further reduces the total energy consumption in the WSN without sacrificing from the estimation error.

** Sorumlu yazar: Engin Maşazade, engin.masazade@yeditepe.edu.tr*

1. Giriş

Bir telsiz duyarga ağı (TDA), ilgilenilen bir alana dağıtılmış duyargalar ve bu duyargaların ölçümlerini gönderdiği merkezi birim tümleştirme merkezinden (TM'den) oluşmaktadır. Duyargalar bulundukları bölgedeki çeşitli çevresel değişimleri (sıcaklık, basınç, nem, ışık, vb.) algılamakta, hem birbirleriyle hem de TM ile haberleşebilmektedirler. TM ise edindiği duyarga ölçümlerinden nihai bir çıkarım yapmaktadır. TDA'lar özellikle askeri, endüstri ve sağlıkta yaygın olarak kullanılmaktadır ya da kullanılmaya adaydır [1]. Bu makalede amacımız, enerji yayan bir hedefi takip eden bir TDA'yı modellemektir. Modellenen TDA'da, duyargalar hedeften aldıkları ölçümleri son istatiksel çıkarım için TM'ye gönderirler. Burada varsayılan duyargalar pille çalışan sade cihazlar olduklarından, TDA'nın toplam enerjisi, haberleşme bandı veya veri iletimi süresi gibi kaynakları kısıtlıdır. Uyarlanır duyarga yönetimi, TDA'nın kaynaklarını, ilgilenilen istatistiksel çıkarımı eniyileştirecek bir grup duyargaya aktarmanın yollarını arar. Örneğin, tüm duyargaların her an iletim yapması yerine, sadece bilgi değeri yüksek olan duyargaların iletim yapması TDA'da toplam harcanan duyarga enerjisinden tasarruf ettirirken, kestirim başarımı tüm duyargalar veri gönderdiğinde elde edilen başarıma yakın olmaktadır [2],[3]. Duyarga ölçümlerinin TM'ye olduğu gibi değil de, yerel olarak nicemlenerek gönderilmesi haberleşme bant genişliği ve duyarga enerjisi gibi kaynaklarından tasarruf sağlamaktadır [4], [5], [6], [7], [8]. Hedef konum tespiti için, kestirim hatasını en aza indirgeyecek Fisher Bilgisi (FB) temelli birkaç nicemleme stratejisi [4]'te önerilmiştir. Hedef takibi uygulamasında ise hedef takibinin her bir adımda TM, hedef takibinin bir sonraki adımı için duyargaların yerel nicemleyici karar eşiklerini belirlemektedir (bir-adım ötesi duyarga yönetimi) [5],[6],[8]. [5], [7] ve [8]'de bildirilen çalışmalarda duyargaların ölçümlerini olduğu gibi TM'ye göndermesi yerine karar eşiklerini en uygun seçip ölçümlerini tek bitle ifade ederek göndermesi hedef takibinde iyi kestirim başarımı sağlamaktadır. Bu sonuçlara göre, takip edilen hedefe yakın olan duyargaların eşik değerleri arttırılarak duyarganın algılama alanı azaltılır, hedeften uzakta olan duyargaların ise eşik değerleri azaltılarak algılama alanı arttırılır. Fakat bu durumda, hedeften uzakta olan

duyargalar ihmal edilebilir oranda bilgiye sahip olmakla birlikte azaltılan eşik değerlerinden dolayı ortam gürültüsüne karşı daha duyarlı hale gelmektedirler [9]. [8]'deki çalışmada ise hedef takibinde bir adım ötesi için en uygun duyarga karar eşikleri belirlenirken, hem kestirim hatası, hem de TM'ye iletim yapan duyarga sayısı en aza indirilmeye çalışılmıştır. Çok amaçlı eniyileme problemi (ÇEP) sonucunda elde edilen duyarga karar eşikleri, hem eniyiye yakın bir hedef takibi başarımı sağlarken, hem de hedefe uzak duyargaların eşik değerlerini arttırarak bu duyargaların sessiz kalmasını böylelikle iletim yapan toplam duyarga sayısından tasarruf edilmesini sağlamaktadır. Yukarıda sayılan çalışmalara ek olarak, çok-adım ötesi duyarga yönetimi açısından TM duyargaların en uygun nicemleyici karar eşiklerini bir defada birçok adım ötesi için hesaplayıp duyargalara bildirmektedir [7].

Yukarıda bahsedilen çalışmalarda duyargaların ölçümlerini doğrudan TM'ye gönderdiği tek atlamalı veri iletimi dikkate alınmıştır. Duyargaların alıcı ve verici devrelerinde harcanan enerji dikkate alındığında çok atlamalı iletiminin yüksek yol kaybı olan durumlarda tek atlamalı iletime göre daha enerji verimli olduğu [10]'da bildirilmektedir. [11] ile verilen çalışmada ise hedef takibi sırasında duyargalar ölçümlerini belirli röle düğümler üzerinden sabit bir TM'ye göndermektedirler. Çok bitle ifade edilen nicemlenmiş duyarga ölçümleri, duyargalardan sabit bir TM'ye doğru her bir atlamada sönümlemeli kanallar üzerinden iletilmektedir. Röle sayısına bağlı olarak hedef takibinde kestirim başarımı [11]'de incelenmiştir. [12] ile verilen çalışmada ise TM sabit değildir. Herhangi bir anda TM olan duyarga ilk olarak edindiği ölçümlerden hedefin konumunu kestirir, ardından bir sonraki adımda hangi duyargaların kendisine ölçüm göndereceği ve sonrasında hangi duyarganın TM görevini alacağını belirler. Bu sayede kestirim hatasının yanı sıra haberleşme maliyetinin de azaltılması amaçlanmaktadır. [13] ile bildirilen çalışmada her bir duyarga kendisine bağlı olan komşu bir duyargadan gelen ölçüm ile kendi ölçümünü birleştirdiği özyineli bir işlem ile bir diğer komşu duyargaya iletmektedir. Duyargalar ve TM arasında çok atlamalı yönlendirme ağacı modellenerek, çok atlamalı veri iletiminin tek atlamalı iletime göre hem yüksek tahmin başarımı sağladığı hem de az enerji tüketimi gerçekleştirdiği gösterilmiştir. Bununla birlikte yine [13]'te tek atlamalı veri iletiminin duyarga sayısının az ve duyargaların merkezi düğüme yakın olduğu durumlarda enerji verimliliği açısından çok atlamalı iletime göre daha iyi olduğu da gösterilmiştir. Ayrıca uygun kodlama teknikleri ile tek atlamalı veri iletimin çok atlamalı iletime göre tercih edilebilirliği [14]'te belirtilmiştir.

Uyarlanır duyarga kaynak yönetimi, hem gözetilen istatistiksel çıkarımdaki hatayı azaltmak, hem de TDA'da toplam tüketilen enerjiyi azaltmak veya ağın yaşam süresini arttırmak gibi çoklu ve birbirleriyle çakışan amaçların birlikte eniyilemesi ile ilgilenir. Bu tür uyarlanır duyarga kaynak yönetimi problemlerinde TDA'nın istatistiksel çıkarım başarımı mevcut kısıtlı TDA kaynakları altında en çoklanabilir. Ancak kaynaklara konulacak bazı kısıtlar zamana bağlı farklılıklar gösterebilir. Örnek olarak bir hedef takibi uygulaması için duyarga seçimi probleminde, her bir adımda seçilecek bilgi değeri yüksek duyargaların sayısı değişebilmektedir. Hedef takibinin her bir adımda sabit sayıda duyargalardan ölçüm istenmesi yerine hedef konumu hakkında belirsizliğin az olduğu durumlarda az sayıda, hedef konumu hakkında belirsizliğin fazla olduğu durumlarda ise fazla sayıda duyargalardan ölçüm

istenmesi iyi bir istatistiksel çıkarım başarımını gösterirken, kaynakların etkin ve verimli kullanılmasını sağlamaktadır [15]. Çoklu çakışan amaç işlevlerinin eniyilenmesi için bir diğer yöntem ise bu işlevlerinin ağırlıklı toplamlarının en iyilenmesidir [16], [18]. Ancak bu tür problem tanımlarında hem TDA başarımını en çoklayacak hem de kaynaklardan tasarruf ettirecek işlev ağırlıklarını önceden kestirmesi zordur [16]. Birbirleri ile çelişen işlevlerin arasında birbirlerine baskın olmayan çözümler (ödünleşme cephesi) bir çok-amaçlı eniyileme problemi (ÇEP) ile elde edilebilir. ÇEP ile amaç işlevleri arasında elde edilen ödünleşme cephesi üzerindeki bir çözüm, örnek olarak kestirim hatasından ufak bir fedakarlık yapmasına karşılık, TDA kaynaklarından önemli bir tasarruf sağlayabilmektedir [8], [16]. Bu nedenle uyarlanır duyarga yönetimleri çok amaçlı eniyileme problemleri ile ifade etmek yerinde olmaktadır. Örnek olarak bir dağıtık sezim problemi için, [16]'da yerel duyargaların nicemleme eşik değerleri sezim karar hata olasılığı ve TDA'nın toplam enerji tüketiminin beraber en azlandığı bir Çok-amaçlı Eniyileme Problemi (ÇEP) ile elde edilmiştir. [8]'deki çalışmada ise hedef takibi için en uygun duyarga karar eşikleri, hem kestirim hatasını, hem de TM'ye iletim yapan toplam duyarga sayısı en aza indiren bir ÇEP ile elde edilmektedir. [8]'den farklı olarak sunulan bu çalışmada, duyargaların 1-bit ile nicemlenmiş ölçümleri tek atlamalı iletim yerine iki atlamalı iletim ile TM'ye gönderilmektedir. Bu makalede önerdiğimiz problemde birinci amaç kestirim hatasını en aza indirgemek [8] ile aynı kalmaktadır. Ancak ikinci amaç, TM'ye iletim yapan toplam duyarga sayısını enazaltmak yerine, tüm duyargaların 1-bitlik kararlarını TM'ye doğru iletmek için gereken toplam enerji en aza indirilmektedir. Burada her bir duyarganın ikili kararını TM'ye doğru iletmesi için gerekli enerji, gönderen ve alan duyargalar arasındaki mesafeye ve ara duyargalardaki işlemler için gerekli devre enerjisine bağlıdır [17].

TDA için yukarıda tanımlanan ÇEP, her bir amaç işlevine belirli bir ağırlık katsayısı verilerek elde edilen ağırlıklı toplamı en iyileyecek şekilde çözülebilir [16], [18]. Ağırlıklı toplam çözümünün iki temel olumsuz yönü vardır. Birincisi her bir işleve verilecek ağırlığı problemi çözmeden kestirmesi zordur. İkincisi eşit aralıklarla seçilen işlev ağırlık katsayıları ödünleşme cephesi üzerinde eşit aralıklı çözümler türetemeyebilir. Ödünleşme cephesi üzerindeki çözümleri bir çok amaçlı evrimsel algoritma ile de elde edilebilir [16], [19]. Bu yöntemde verilen bir çözüm kümesi elemanları evrimsel algoritmanın her bir özyinelemesinde çaprazlama ve mutasyon işlemlerine tabi tutulur. Çözüm kümesi içerisinde diğerlerine baskın olan çözümler tutulur, diğerleri atılır. Tekrarlı özyinelemeler neticesinde amaç işlevleri arasındaki birbirlerine baskın olmayan çözümler yani ödünleşme cephesi elde edilir. Çok amaçlı evrimsel algoritmalarda ödünleşme cephesi üzerindeki çözüm sayısı çözüm kümesinin eleman sayısı kadardır. Ödünleşme cephesinin elde edilme başarımı, çözüm kümesinin eleman sayısına, toplam özyineleme sayısına, kulanılan çaprazlama ve mutasyon fonksiyonlarına bağlıdır. Bu nedenlerle çözüm kümesinin ödünleşme cephesine yakınsaması uzun zaman alabilir. Bir çok amaçlı eniyileme problemini çözmek için bir diğer yöntem ise verilen çok amaçlı eniyileme problemini ayrı ayrı alt tek amaçlı alt problemlere bölüp her bir alt problemi bir kısıtlı eniyileme problemi olarak çözmektir. Normal Sınır Kesişimi (Normal Boundary Intersection , NBI) [20] ile ödünleşme cephesi elde edilirken öncelikle her bir işlev ayrı ayrı eniyilenir, sonrasında ödünleşme cephesi üzeride düzgün dağılmış çözümler tek amaçlı ve

kısıtlı NBI alt problemleri ile elde edilir. TDA ağları için ilgilendiğimiz benzer çalışmalarda NBI yöntemi çok amaçlı evrimsel algoritmalara göre aynı ödünleşme cephesini çok daha çabuk verdiğinden [8], [16], bu çalışmada önerilen ÇEP problemi sadece NBI ile çözülmüştür. Benzetim sonuçlarımız hedef takibinin bir sonraki adımı için sadece kestirim hatasını en aza indirgeyecek duyarga karar eşiklerini kullanmak yerine, ödünleşme cephesi üzerinden seçilen çözümün hem eniyiye yakın hedef konumu kestirim başarımı sağladığını hem de TDA'da harcanan toplam enerjiden önemli tasarruf sağladığını göstermektedir. Buna ek olarak tek atlamalı iletim yerine iki atlamalı iletim de göz önüne alındığında, TDA'da harcanan toplam enerji daha da azaltılabilmektedir.

Bu makalede, II. Bölümde TDA modeli ve amaç işlevleri anlatılmaktadır. III. Bölümde çok amaçlı eniyileme problemi ve kullanılan NBI yöntemi açıklanmaktadır. IV. Bölümde benzetim sonuçları verilerek elde edilen sonuçlar hakkında karşılaştırma yapılmaktadır. Son olarak, V. Bölümde de bu makalede elde edilen sonuçlar ve gelecek çalışmalar hakkında bilgi verilmektedir.

2. Sistem Modeli

Verilen bir t anında hedef 4-boyutlu bir $\mathbf{x}_t = [x_t \quad y_t \quad \dot{x}_t \quad \dot{y}_t]^T$ durum vektörü olarak tanımlanmaktadır. Burada x_t ve y_t sırasıyla t adımında hedefin yatay ve dikey eksenlerde konumlarını ve $\dot{x}_t$ and $\dot{y}_t$ de hızlarını göstermektedir. Hedeften alınan ardışıl iki örnek arasındaki süre Δ saniyedir. $\mathbf{x}_{t+1}$, t+1 adımında (Δ sn sonra) hedefin konumunu ifade etmektedir ve beyaz gürültü ivme modeline göre $\mathbf{x}_{t+1}$,

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_t + \vartheta_t \tag{1}$$

eşitliği ile elde edilmektedir. Burada **F** durum dinamiğini

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

ile modellemektedir. ϑ_t sıfır ortalamalı beyaz Gauss olarak varsayılan süreç gürültüsünün kovaryans matrisi,

$$\mathbf{Q} = \rho \begin{bmatrix} \frac{\Delta^3}{3} & 0 & \frac{\Delta^2}{2} & 0 \\ 0 & \frac{\Delta^3}{3} & 0 & \frac{\Delta^2}{2} \\ \frac{\Delta^2}{2} & 0 & \Delta & 0 \\ 0 & \frac{\Delta^2}{2} & 0 & \Delta \end{bmatrix} \tag{3}$$

ile gösterilmektedir. Burada ρ süreç gürültü parametresini gösterir. TM hedefin (1) ile verilen durum-uzay modeli hakkında bilgiye sahiptir. Bu çalışmada hedefin güç zayıflama modelini [21] izleyen, akustik veya elektromanyetik saçılım yapan bir kaynak olduğu varsayılmaktadır. Herhangi bir t adımında, *i.* duyargada hedeften alınan işaretin gücü

$$a_{i,t}^2 = \frac{P_0}{1 + d_{i,t}^{\alpha}} \tag{4}$$

şeklindedir. Burada P_0 hedefin yaydığı gücü ifade etmekte, α işaret zayıflama üssü. $d_{i,t}$ hedef ve i. duyarga arasındaki mesafe, $d_{i,t} = \sqrt{(x_i - x_t)^2 + (y_i - y_t)^2}$, (x_i, y_i) i. duyarganın koordinatlarını vermektedir. Bu çalışmada α=2 seçilmiştir ve t anında i. duyargada alınan işaretin genliği

$$z_{i,t} = a_{i,t} + n_{i,t} \tag{5}$$

ifadesi ile elde edilmektedir. (5)'te $n_{i,t}$ toplamsal beyaz Gauss gürültüsü olan ölçüm gürültüsü kısmını gösterir. Duyarga i'deki $z_{i,t}$ ölçümü TM'ye iletilmeden önce 1-bit olarak yerel nicemlenir. $D_{i,t}$, t adımındaki *i.* duyargadaki 1-bit nicemlenmiş karar olsun, buna göre,

$$D_{i,t} = \begin{cases} 0 & -\infty < z_{i,t} < \eta_{i,t} \\ 1 & \eta_{i,t} < z_{i,t} < \infty \end{cases} \quad (6)$$

olmaktadır ve burada $\boldsymbol{\eta}_t \triangleq [\eta_{1,t}, \eta_{2,t} \ldots\ldots \eta_{N,t}]$ vektörü t adımındaki duyarga karar eşik değerlerini ifade etmektedir. Verilen bir $\mathbf{x}_t$ durum vektörü için, nicemleme kararının 1 olma olasılığı

$$P(D_{i,t} = 1|\mathbf{x}_t) = Q\left(\frac{\eta_{i,t} - a_{i,t}}{\sigma}\right) \quad (7)$$

ifadesi ile elde edilmektedir. Burada $Q(.)$ sıfır ortalamalı ve birim varyans tamamlayıcı dağılımını gösterir ve

$$Q(x) = \int_x^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-t^2}{2}} dt \quad (8)$$

olarak ifade edilir. TM, N duyargadan $\mathbf{D}_t = [D_{1,t}, D_{2,t}, \ldots, D_{N,t}]$ kararlarını alır ve t anındaki hedef durumunun ortalama en küçük karesel hata kestirimi $\hat{\mathbf{x}}_t$,

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \int \mathbf{x}_t P(\mathbf{x}_t|\mathbf{D}_t) d\mathbf{x}_t \quad (9)$$

ile gerçekleşir. Burada $P(\mathbf{x}_t|\mathbf{D}_t)$, $\mathbf{D}_t$ duyarga kararları alındıktan sonra $\mathbf{x}_t$ için elde edilen sonsal olasılık yoğunluk işlevidir. Bu çalışmada $P(\mathbf{x}_t|\mathbf{D}_t)$ olasılık yoğunluk işlevi N_S elemanlı parçacık kümesi, $\mathbf{x}_t^s$, $(s \in \{1,2,..,N_S\})$ ve ilgili parçacık ağırlıkları, w_t^s, ile modellenmektedir.

$$P(\mathbf{x}_t|\mathbf{D}_t) = \sum_{s=1}^{N_S} w_t^s \delta(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_t^s) \quad (10)$$

Bu ifadede $\delta(.)$ birim dirak-delta işlevidir. Hedef takibine başlamadan önce, $t = 0$ adımında $P(\mathbf{x}_0|\mathbf{D}_0) = P(\mathbf{x}_0)$ dağılımı için $(\mathbf{D}_0 \in \emptyset)$ bilinen bir $\boldsymbol{\mu}_0$ ortalamalı, $\boldsymbol{\Sigma}_0$ kovaryans matrisli bir dört boyutlu Gauss dağılımdan N_S parçacık $\mathbf{x}_t^s$ türetilir. Her bir parçacığın ağırlığı eşit seçilir $(w_t^s = 1/N_S)$. Türetilen tüm parçacıklar (1)'de verilen süreç modeline göre ötelenerek

$$\mathbf{x}_{t+1}^s = \mathbf{F}\mathbf{x}_t^s + \vartheta_t \quad (11)$$

$t + 1$ adımı için önsel olasılık yoğunluk işlevi $P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t)$ elde edilir.

$$P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t) = \sum_{s=1}^{N_S} \frac{1}{N_s} \delta(\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_1^s) \quad (12)$$

$t + 1$ adımında duyargalardan $\mathbf{D}_{t+1}$ karar vektörü alındıktan sonra sonsal olasılık yoğunluk işlevi $P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_{t+1})$ hesaplanır. Sonsal olasılık yoğunluk işlevi $P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_{t+1})$ ile önsel olasılık yoğunluk işlevi $P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t)$ arasındaki ilişki Bayes bağıntısı $P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_{t+1}) \propto P(\mathbf{D}_{t+1}|\mathbf{x}_{t+1})P(\mathbf{x}_{t+1})$ ile görülebilir. Burada yer alan $P(\mathbf{x}_{t+1}) \approx P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t)$ t+1 adımı için hedefin önsel olasılık yoğunluk işlevidir. Ölçüm gürültüsü duyargalarda birbirlerinden bağımsız kabul edildiğinden, verilen herhangi bir $\mathbf{x}_{t+1}$ için $P(\mathbf{D}_{t+1}|\mathbf{x}_{t+1})$ olasılığı

$$P(\mathbf{D}_{t+1}|\mathbf{x}_{t+1}) = \prod_{i=1}^{N} P(D_{i,t+1}|\mathbf{x}_{t+1}) \quad (13)$$

ile hesaplanır. $P(\mathbf{D}_{t+1}|\mathbf{x}_{t+1})P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t)$ ifadesinde (12)'ye göre $P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t)$'dan gelen parçacıklar $P(\mathbf{D}_{t+1}|\mathbf{x}_{t+1})$ olasılıkları ile ağırlıklandırılmaktadır.

$$\begin{aligned} w_{t+1}^s &= P(\mathbf{D}_{t+1}|\mathbf{x}_{t+1}^s) \\ w_{t+1}^s &= \frac{w_{t+1}^s}{\sum_{i=1}^{N_S} w_{t+1}^i} \end{aligned} \quad (14)$$

(14) ifadesinde 1. satır her bir parçacık için (13) ile hesaplanır. 2. satır ise güncellenen parçacık ağırlıklarını normalize etmektedir. İlgili parçacıklar ve ağırlıkları (9)'da sırasıyla yerine konulduğunda,

$$\hat{\mathbf{x}}_{t+1} = \int \mathbf{x}_{t+1} w_{t+1}^s \delta(\mathbf{x}_{t+1} - \mathbf{x}_{t+1}^s) d\mathbf{x}_t \quad (15)$$

Hedefin $t + 1$ anındaki konumu

$$\hat{\mathbf{x}}_{t+1} = \sum_{s=1}^{N_S} w_{t+1}^s \mathbf{x}_{t+1}^s \quad (16)$$

ifadesi ile kestirilir ve $t = t + 1$ olarak güncellenir. Bir sonraki adımın önsel olasılık yoğunluk işlevi $P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t)$'ne geçilmeden önce yeniden örnekleme işlemi yapılır [22], (16)'da verilen $\mathbf{x}_t^s$ parçacıklarının gerçek hedef konumuna uzak önemli bir bölümünün ağırlıkları yaklaşık olarak sıfırdır ve bu parçacıklar bilgi değeri taşımaz. Hedefin gerçek

konumuna yakın parçacıkların ise ağırlıkları sıfırdan farklıdır. Ağırlığı sıfırdan farklı olan parçacıklar, ağırlık değerleri ile orantılı olarak parçacık kümesi içerisinde tekrarlanarak yeni bir N_s elemanlı parçacık kümesi elde edilir. Bu sayede hedefe uzak olan parçacıklar parçacık kümesinden çıkartılarak ve geriye kalan parçacık ağırlıkları tekrar $1/N_s$ olarak eşitlenmiş olur. Yeniden örnekleme sonucunda elde edilen parçacık kümesinin tüm elemanları (11)'e göre ötelenerek, (12)'de verilen $t = 2$ adımı için önsel olasılık yoğunluk işlevini $P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t)$ meydana getirir. Herbir adımda benzer şekilde ilerleyen öteleme ve güncelleme işlemleri ile hedef T_S adım boyunca takip edilir.

2.1. Koşullu Sonsal Cramer Rao alt sınırı (Conditional Posterior Cramer Rao Lower Bound, C-PCRLB)

Bir önceki bölümde tanıtılan bir Bayes kestirim problemi için koşullu sonsal Cramer Rao alt sınırı (Conditional Posterior Cramer Rao Lower Bound, C-PCRLB), t adımına kadar toplanan ölçümlerden $\mathbf{D}_1, \ldots, \mathbf{D}_t$, $t+1$ adımındaki karesel hatanın teorik alt limitini vermekte [3] ve

$$\mathrm{E}\{[\hat{\mathbf{x}}_{t+1} - \mathbf{x}_{t+1}][\hat{\mathbf{x}}_{t+1} - \mathbf{x}_{t+1}]^{\mathrm{T}}\} \geq \mathbf{J}_{t+1}^{-1} \quad (17)$$

ifadesi ile gösterilmektedir. Burada $\mathbf{J}_{t+1}$, 4x4 Fisher bilgi matrisini ve kestirim hatası kovaryans matrisinin altsınırını göstermektedir. Fisher Bilgisi temelli uyarlanır duyarga yönetiminde herhangi bir t adımında TDA kaynakları, $t+1$ adımı için Fisher bilgisi $\mathbf{J}_{t+1}$ ençoklanacak şekilde duyargalara dağıtılır. Detaylı çıkarımı [3]'te verilen $\mathbf{J}_{t+1}$ iki kısım olarak yazılabilir,

$$\mathbf{J}_{t+1} = \mathbf{J}_{t+1}^{\mathrm{D}} + \mathbf{J}_{t+1}^{\mathrm{P}} = \sum_{i=1}^{N} \mathbf{J}_{i,t+1}^{\mathrm{D}} + \mathbf{J}_{t+1}^{\mathrm{P}} \quad (18)$$

Yukarıdaki ifadede her bir duyarganın $t+1$ anında Fisher bilgisine olan katkısı $\mathbf{J}_{i,t+1}^{\mathrm{D}}$,

$$\mathbf{J}_{i,t+1}^{\mathrm{D}} \triangleq \int_{\mathbf{x}_{t+1}} \mathbf{J}_{i,t+1}^{\mathrm{S}}(\mathbf{x}_{t+1})\, \mathrm{P}(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t)\mathrm{d}\mathbf{x}_{t+1} \approx \frac{1}{N_s}\sum_{s=1}^{N_s} \mathbf{J}_{i,t+1}^{\mathrm{S}}(\mathbf{x}_{t+1}^{s}) \quad (19)$$

ifadesi ile elde edilmektedir. $\mathbf{x}_t^s$ verildiğinde i. duyarganın Fisher bilgisine $\mathbf{J}_{i,t+1}^{\mathrm{S}}(\mathbf{x}_{t+1})$ katkısı karar eşik değerinin $\eta_{i,t+1}$ bir işlevi olmak üzere,

$$\mathbf{J}_{i,t+1}^{\mathrm{S}}(\mathbf{x}_{t+1}) = K_{i,t+1} * \frac{4a_{i,t}{}^2 d_{i,t+1}^2}{\left(1+d_{i,t+1}^2\right)^2} \times \begin{bmatrix} (x_i - x_{t+1})^2 & (x_i - x_{t+1}) \times (y_i - y_{t+1}) & 0 & 0 \\ (x_i - x_{t+1})(y_i - y_{t+1}) & (y_i - y_{t+1})^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (20)$$

ve,

$$K_{i,t+1} \triangleq \frac{1}{8\pi\sigma^2}\left[exp\left\{-\frac{\left(\eta_{i,1+1} - a_{i,t+1}\right)^2}{2\sigma^2}\right\}\right]^2 \times \sum_{l=0}^{1}\left[\frac{1}{P\left(D_{i,t+1} = l|\mathbf{x}_{t+1}\right)}\right] \quad (21)$$

ifadesi ile hesaplanmaktadır. (18)'de gösterilen $\mathbf{J}_{t+1}^{\mathrm{P}}$ ise $\mathbf{x}_{t+1}$ 'nin önsel Fisher bilgisidir. Bu makalede, $\mathrm{P}(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t)$ ilgili ağırlıklarla beraber bir dizi parçacıklarla modellendiği için $\mathbf{J}_{t+1}^{\mathrm{P}}$'in kesin bir şekilde hesaplanması zor olmaktadır. Onun yerine, $\mathrm{P}(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t) = \mathrm{N}(\mu_{t+1}, \sum_{t+1})$ için Gauss yaklaşımı kullanılabilir ve ifadeler,

$$\boldsymbol{\mu}_{t+1} = \frac{1}{N_s}\sum_{s=1}^{N_s} \mathbf{x}_{t+1}^{s} \quad (22)$$

ve

$$\sum_{t+1} = \frac{1}{N_s}\sum_{s=1}^{N_s}(\mathbf{x}_{t+1}^{s} - \boldsymbol{\mu}_{t+1})(\mathbf{x}_{t+1}^{s} - \boldsymbol{\mu}_{t+1})^T \quad (23)$$

ile hesaplanabilir. Dikkat edilirse verilen bu Gauss yaklaşımı için,

$$\mathbf{J}_{t+1}^{\mathrm{P}} = (\sum_{t+1})^{-1} \quad (24)$$

olmaktadır.

2.2. Amaç İşlevleri

Bu kısımda en uygun duyarga karar eşiklerini elde etmek için tanımlayacağımız ÇEP'in amaç işlevleri açıklanmaktadır.

2.2.1. Amaç İşlevi 1: Fisher Bilgisinin İzi

(17)'de verilen eşitsizliğin sol tarafındaki kestirim hatası kovaryans matrisinin izini en aza indirgeyen uyarlamalı özkaynak yönetimi yaklaşımları kestirimdeki toplam hatanın da en aza indirgenmesini sağlar. Ancak bu makaledeki problem için kestirim hatasının kovaryans matrisini doğrudan hesaplamak zordur. Bunun yerine kovaryans matrisinin izinin alt sınırı olan $\mathrm{Tr}(\mathbf{J}_{t+1}^{-1})$ en aza indirgenebilir. Benzer bir başka işlev $\det(\mathbf{J}_{t+1})$ 'in en çoklanması ise kestirimdeki belirsizlik alanını en aza indirger [3]. Hem $\mathrm{Tr}(\mathbf{J}_{t+1}^{-1})$ hem de $\det(\mathbf{J}_{t+1})$ işlevleri hedef takibinde en uygun kestirim başarımını sağlar. Bu iki en uygun işlevin yanısıra doğrudan Fisher Bilgi matrisinin izini $\mathrm{Tr}(\mathbf{J}_{t+1})$ en çoklamak ise hem $\mathrm{Tr}(\mathbf{J}_{t+1}^{-1})$ ve $\det(\mathbf{J}_{t+1})$ işlevlerine yakın bir kestirim başarımı sağlamakta, hem de hesaplanması bu iki işleve göre daha kolay olmaktadır [8]. Bu nedenle bu çalışmada kestirim hatasını en aza indirgemek için $\mathrm{Tr}\,(\mathbf{J}_{t+1})$ değeri en çoklanmıştır (-$\mathrm{Tr}\,(\mathbf{J}_{t+1})$ işlevi en azaltılmıştır). Kısaca, ilk amaç işlevi $\mathrm{f}_1(\boldsymbol{\eta}_{t+1})$,

$$\min_{\boldsymbol{\eta}_{t+1}} \mathrm{f}_1(\boldsymbol{\eta}_{t+1}) = -\mathrm{Tr}\,(\mathbf{J}_{t+1}) = -\sum_{i=1}^{N} \mathrm{Tr}\left\{\mathbf{J}_{i,t+1}^{D}\right\} \quad (25)$$

şeklinde tanımlanabilir. (18)'de dikkat edilirse Fisher Bilgi matrisi duyargaların Fisher bilgisine olan katkılarının toplamı olduğundan, her bir duyarga için sade bir satır araması yapılarak $\mathrm{Tr}\left\{\mathbf{J}_{i,t+1}^{D}\right\}$ ifadesini en çoklayacak $\eta_{i,t+1}$ karar eşik değeri elde edilir. Aynı zamanda bu eniyileme işleminde $\mathbf{J}_{t+1}^{P}$'in hesaplanmasına da gerek yoktur.

2.2.2. Amaç İşlevi 2: TDA'da haracanan toplam enerji

Herhangi bir duyarga ölçümününün m bit olarak iletimi için gerekli enerji [17]'de gösterildiği gibi,

$$E_G(m, d_{i,j}) = E_{G_devre} \times m + \in_{amp} \times m \times d_{i,j}^2 \quad (26)$$

şeklindedir. Burada $d_{i,j}$ gönderen i. duyarga ile alan j. duyarga arasındaki mesafedir. m-bit verinin j. duyargada hatasız alınması için gerekli enerji ise,

$$E_{A,j}(m) = E_{A_devre} \times m \quad (27)$$

olmaktadır. Bu çalışmada verici ve alıcı devre enerjisi $E_{A_devre} = E_{G_devre} = E_{devre} = 50nJ$ ve $\in_{amp} = 0.1nJ$ alınmıştır [16], [17]. Her bir duyargada ikili nicemleme varsayıldığı için (21) ve (22)'de $m = 1$ bit olmaktadır.

Bu çalışmada duyargaların VAR-YOK stratejisi ile iletim yaptığı varsayılmıştır [23]. Şöyle ki, $D_{i,t} = 1$ olunca duyargalar TM'ye iletim yapmakta aksi halde sessiz kalmaktadırlar. Bu nedenle duyarga karar eşikleri, hem hedef takibinde kestirim hatasını, hem de TDA'da harcanan toplam enerjiyi belirlemektedir. TDA içindeki herbir duyarganın iletim yapma olasılığı $P(D_{i,t+1} = 1)$ sıfıra çekilerek TDA'da hedef takibinin t+1 adımı için harcanacak toplam enerji de en aza çekilebilir. Duyarga iletim olasılıklarına bağlı, toplam harcanacak enerjiyi ifade eden 2. işlev $\mathrm{f}_2(\boldsymbol{\eta}_{t+1})$,

$$\min_{\boldsymbol{\eta}_{t+1}} \mathrm{f}_2(\boldsymbol{\eta}_{t+1}) = \sum_{i=1}^{N} E_{i,TM} P(D_{i,t+1} = 1) \quad (28)$$

olarak tanımlanmaktadır. Burada $E_{i,T}$, t anında i. duyarganın bir bit ölçümünün TM'ye iletilmesi için gereken toplam enerjiyi ifade etmektedir. Burada, bir duyarga ölçümünün TM'ye gönderilme olasılığı parçacık filtresi yaklaşımıyla

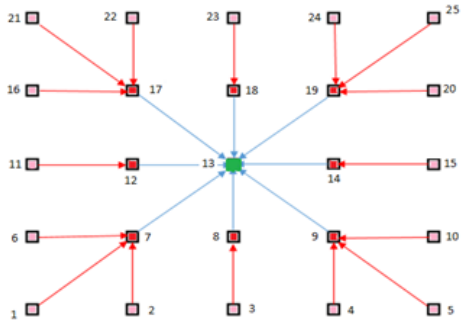
$$P(D_{i,t+1} = 1) = P(z_{i,t+1} > \eta_{i,t+1}) = \int P(z_{i,t+1} > \eta_{i,t+1} | \mathbf{x}_{t+1}) \mathrm{P}(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{D}_t) \mathrm{d}\mathbf{x}_{t+1} \quad (29)$$

$$= \frac{1}{N_S}\sum_{s=1}^{N_S} Q\left(\frac{\eta_{i,t+1} - a_{i,t+1}(\mathbf{x}_{t+1}^{s})}{\sigma}\right)$$

olmaktadır. $z_{i,t+1}$ ve $\eta_{i,t+1}$ sırasıyla $t+1$ anı için i. duyarganın ölçümünü ve eşik değerini ifade etmektedir. $a_{i,t+1}(\mathbf{x}_{t+1}^{s})$ ifadesi ise (4) ve (5)'te verildiği gibi hedef $\mathbf{x}_{t+1}^{s}$ durumunda iken duyarganın hedeften aldığı genliği ifade etmektedir. En küçük $f_2(\boldsymbol{\eta}_{t+1})$ değeri, karar eşik değerleri $\boldsymbol{\eta}_{t+1} = \eta_{UB}$ alındığında, $\sum_{i=1}^{N} p(\, z_{i,t+1} > \eta_{i,t+1}) \approx 0$ ifadesini vererek elde edilmektedir. Burada, η_{UB} duyarga eşik değerleri için üst sınır değeridir.

2.2.2.1. İki Atlamalı Veri İletimi

Bu çalışmada Şekil 1'de gösterildiği gibi N duyarga sahaya düzenli yerleştirilmiş ve orta noktadaki duyarga TM olarak kabul edilmiştir. Bir duyarga ikili kararını, TM'ye en yakın olan komşusu üzerinden iletmektedir.



Şekil 1: İki atlamalı veri iletimi. Kırmızı oklar ilk atlamayı, mavi oklar ise 2. atlamayı belirtmektedir (N=25).

Şekil 1'de gösterilen duyargalar; birincil (pembe), ikincil (kırmızı) ve merkezi (yeşil) duyarga olarak gruplara ayrılmıştır. İki atlamalı veri iletimi şekilde verilen ok işaretleri yönünde gerçekleşmektedir. Birincil duyargalar bağlı oldukları ikincil küme başı duyargalara hedeften aldıkları ikili kararlarını iletmektedirler. İkincil küme başı duyargalar da hem kendi ölçümlerini hem de birincil duyargalardan gelen ölçümleri TM'ye iletmektedirler. İletim enerjisi alıcı ve verici düğüm arasındaki mesafeye ve devrelerde harcanan enerjiye bağlı olarak değişmektedir. Şekil 1'de verilen birincil bir duyarganın 1 bitinin TM'ye doğru iletilmesi için birincil ve küme başı duyargaların harcadığı toplam enerji

$$E_{i,TM} = E_G\left(1, d_{i,v(i)}\right) + E_{A,v(i)}(1) + E_G\left(1, d_{v(i),TM}\right) \quad (30)$$

olmaktadır. Bu ifadede $d_{i,v(i)}$ i. birincil duyarga ve bu duyarganın bağlı olduğu küme başı duyarga $v(i)$ arasındaki mesafeyi göstermektedir. Birincil duyarganın küme başı duyargaya bitini doğru göndermesi için $E_G\left(1, d_{i,v(i)}\right)$ enerji gerekmektedir. Küme başı duyarga $v(i)$, i. duyarga bitini alırken öncelikle $E_{A,v(i)}(1)$ enerji harcar. Ardından bu biti $d_{v(i),TM}$ uzaklıktaki TM'ye iletirken de $E_G\left(1, d_{v(i),TM}\right)$ enerji harcar. Öte yandan eğer duyarga i, küme başı bir duyarga ise, bu duyarganın ikili kararını TM'ye iletmesi için gerekli enerji,

$$E_{i,TM} = E_G\left(1, d_{i,TM}\right) \quad (31)$$

olmaktadır. Merkezdeki duyarga ise TM olduğu için kararını iletmek için gereken enerji sıfır varsayılmıştır.

2.2.2.2. Tek Atlamalı Veri İletimi

Şekil.1'de gösterilen şemada olduğu gibi tek atlamalı veri iletiminde de aynı duyarga yerleşimleri kullanılmıştır. Fakat tek atlamalı veri iletiminde bütün duyargalar hedeften aldıkları ölçümleri ara bir düğümü kullanmadan doğrudan merkezi düğüme göndermektedirler. Her bir duyarganın veri iletim enerjisi TM ve i. duyarga arasındaki mesafeye $d_{i,TM}$ bağlı olarak değişmektedir. Bu durumda herhangi bir duyarganın ölçümünü TM'ye iletilmesi için gerekli olan toplam enerji,

$$E_{i,TM} = E_G\left(1, d_{i,TM}\right) \quad (32)$$

olmaktadır.

3. Çok-Amaçlı Eniyileme Problemi (ÇEP)

Bu bölümde, öncelikle çok-amaçlı eniyilemenin temelleri gözden

geçirilmiştir. Bir ÇEP'in matematiksel gösterimi

$$\min_{\chi \in C} [f_1(\chi)\ f_1(\chi) \ldots\ldots f_n(\chi)]^T \quad (33)$$

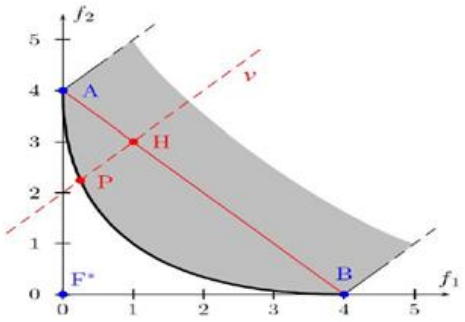
şeklindedir ve burada χ ÇEP için bir çözümdür (karar değişkenidir). Amaç işlevi sayısı $n \geq 2$ ve olurlu C kümesi,

$$C: \{\chi: h(\chi) = 0, g(\chi) \leq 0, a \leq \chi \leq b\} \quad (34)$$

şeklinde tanımlanmış olup burada $h(\chi)$ ve $g(\chi)$ sırasıyla eniyileme probleminin eşitlik ve eşitsizlik kısıtlarıdır. Bir enazaltma probleminde, χ_1 çözümü başka bir χ_2 çözümünü ancak

$$\begin{matrix} f_u(\chi_1) \leq f_u(\chi_2) & \forall u \in \{1,2,\ldots,n\} \\ f_v(\chi_1) \leq f_v(\chi_2) & \forall v \in \{1,2,\ldots,n\} \end{matrix} \quad (35)$$

ifadelerini sağlamak koşuluyla bastırır ($\chi_1 \gg \chi_2$). χ^* çözümüne baskın olan bir $\chi \in C$ değeri yoksa χ^*, ÇEP için en uygun ödünleşme çözümüdür. Ödünleşme en uygun noktaları aynı zamanda baskın olunamayan noktalar olarak bilinir. Amaçların ağırlıklı toplamların en azaltılması iyi bilinen bir ÇEP tekniğidir. Ancak daha önceki bir çalışmamızda da [16] gösterildiği gibi, amaçların ağırlıklı toplamlarının en azaltılmasının birçok olumsuz yönleri var. İlk olarak, ağırlıkların düzenli dağılımı nadiren düzenli bir ödünleşme cephesi üretir. İkinci olarak, ödünleşme eğrisi dışbükey bir işlev değilse, gerçek en uygun ödünleşme eğrisinin içbükey kısmındaki ödünleşme noktaları eksik kalacaktır. Üstelik, uygun ağırlığı seçmek kullanıcıya bağlı olduğundan, çözüm üretilene kadar tercihler üzerinde karar vermek kolay olmayabilmektedir.

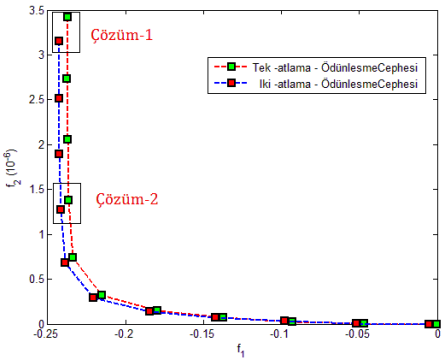


Şekil 2: P noktası NBI alt-problemi için çözüm noktası [24]

NBI, en uygun ödünleşme noktalarını hesaplama açısından zaman-verimli bir yöntemdir [16], [20]. NBI yöntemi, ÇEP problemini NBI alt-problemi denilen tek amaçlı çoklu kısıtlı alt problemlere dönüştürmektedir. Örnek olarak Şekil 2'de verilen iki amaç işlevli çok amaçlı en iyileme probleminde f_1 ve f_2 işlevlerinin beraber enazaltılması hedeflemektedir. Şekilde verilen gölgeli alan problemin olurlu bölgesini göstermektedir. Bu çok amaçlı en iyileme problemi için χ_j^* j. amaç işlevini en azaltan çözüm ve bu çözüm için amaç işlevlerinin aldığı değerler vektörü $F_J^* = F(\chi_j^*) = [f_1(\chi_j^*)\ f_2(\chi_j^*) \ldots\ldots f_n(\chi_j^*)]^T$ olsun. Buna göre Şekil 2'de A noktası f_1'i en aza indirgeyen çözüm için elde edilen f_1 ve f_2 değerlerini, $F_1^* = F(\chi_1^*) = [f_1(\chi_1^*), f_2(\chi_1^*)]^T$; B noktası ise f_2'yi en aza indirgeyen çözüm için elde edilen f_1 ve f_2 değerlerini göstermektedir, $F_2^* = F(\chi_2^*) = [f_1(\chi_2^*), f_2(\chi_2^*)]^T$. Şekilde verilen F^* noktası ise her iki amaç işlevinin en az değerini gösteren noktadır, $F^* = [f_1(\chi_1^*), f_2(\chi_2^*)]^T$. A ve B noktaları ayrı ayrı elde edildikten sonra bireysel endüşüklerin dışbükey gövdesi (CHIM- convex hull of individual minima) A ve B arasındaki doğru olarak tanımlanır. NBI yönteminde AB doğrusu eşit aralıklı noktalara ayrılır. AB doğrusu üzerinde eşit aralıklarla seçilen her bir nokta bir NBI alt problemini tanımlar. Şekil 2'de AB doğrusu üzerinde seçilmiş örnek H noktası üzerinde AB doğrusuna dik bir v doğrusu tanımlanır. Her bir NBI altproblemi yeni bir τ değişkeni tanımlar. Burada amaç olurlu küme içerisinde kalma şartıyla F^* yönüne doğru v doğrusu üzerinde τ değerini en çoklayan, ödünleşme cephesi üzerindeki P noktasına ulaşmaktır. Her bir NBI altproblemi

$$\max_{\chi, \tau} \tau \quad (36)$$

şartıyla, $\boldsymbol{\Phi}\beta + \tau\upsilon = F(\chi)$
$h(\chi) = 0, g(\chi) \leq 0, a \leq \chi \leq b$
olarak ifade edilmektedir. Burada amaç işlevi τ değerini olurlu küme içerisinde kalma şartıyla en çoklayan χ, τ değerlerini bulmaktır. Problemin ilk kısıtında ödeme (Payoff) matrisi Φ, j. sütunu $F_j^* - F^*$ olan bir $n \times n$ matristir. β vektörü AB doğrusu üzerinde H noktasının A ve B noktalarına oranını, Φβ ise verilen problem için H dayanak noktasının kendisini belirtir. Alt problemdeki diğer kısıtlar ise (34)'te verilen esas problemin tanımladığı kısıtlardır. Her bir NBI alt-problemi uygun bir eniyileme yöntemi ile çözülebilir.



Şekil 3: Tek ve iki atlamalı iletimler için t=1 adımında NBI ile elde edilen en iyi ödünleşme cephesi

Bu çalışmada tanımladığımız ÇEP için karar değişkenleri $\chi = \boldsymbol{\eta}_{t+1}$ olarak belirlenmiştir. Amaç işlevlerinin herbirinin en azaltıcıları (25) ve (28)'de tanımlandığı gibi elde edilmiştir. Şekil 3'te $f_1(\boldsymbol{\eta}_{t+1})$ ve $f_2(\boldsymbol{\eta}_{t+1})$ ayrı ayrı belirlendikten sonra CHIM 10 eşit parçaya ayrılarak 9 ayrı NBI altproblemi tanımlanmıştır. Bu sayede ödünleşme cephesi üzerinde 11 ayrı çözüm elde edilmiştir. (36)'da verilen her NBI alt-problemi Matlab'in "fmincon" işlevi kullanılarak çözülmüştür. Şekil-3 hem tek-atlamalı hem de iki-atlamalı veri iletimindeki gelişigüzel bir hedef yörüngesi için t=1 adımında, $f_1(\boldsymbol{\eta}_{t+1})$ ve $f_2(\boldsymbol{\eta}_{t+1})$ arasındaki ödünleşme cephesini göstermektedir. Şekil 3'te görüldüğü gibi, tek atlamalı iletimde Fisher Bilgisiniençoklayan duyarga eşik değerlerini seçmek yerine, ÇEP ile elde edilen çözümlerde Fisher Bilgisi neredeyse aynı kalırken toplam harcanan enerji önemli ölçüde düşebilmektedir. Tek atlamalı iletim yerine iki atlamalı iletim de göz önüne alındığında da TDA'da harcanan toplam enerji daha da azalmaktadır. Hedef takibinin her bir adımında $f_1(\boldsymbol{\eta}_{t+1})$ ve $f_2(\boldsymbol{\eta}_{t+1})$ işlevleri arasındaki ödünleşme cephesi elde edildikten sonra bu cephe üzerinde hangi çözümün kullanılacağı önemlidir. Bu çalışmada iki çözüm ile ilgilenmekteyiz. Çözüm 1: $f_1(\boldsymbol{\eta}_{t+1})$ işlevini en azaltan yani Fisher Bilgisini en çoklayan $f_1(\chi_1^*)$ çözümdür. Çözüm 2 ise ödünleşme cephesi üzerinde $f_1(\chi_1^*) \times 0.99$ değerinden büyük olan en küçük çözümdür. Çözüm 2 ile elde edilen takip başarımı ve toplam enerji harcaması hem tek atlamalı hem de iki atlamalı iletim altında bir sonraki kısımda incelenmektedir.

Özet olarak bu çalışmada kullanılan çok amaçlı parçacık filtreleme tabanlı hedef takibi yöntemi Algoritma 1 ile verilmektedir.

Algoritma.1: Parçacık filtreleme tabanlı hedef takibi

$t = 0$ adımında başlangıç parçacıkları üretilir

$$\mathbf{x}_0^s \sim p(\mathbf{x_0}) \; ve \; \forall_s, w_0^s = N_s^{-1}$$

Döngü $t \leq T_s$ iken

A1.1 Parçacıkları öteleme:

$$\mathbf{x}_{t+1}^s = \mathbf{F}\mathrm{x}_t{}^{\mathbf{s}} + \boldsymbol{\vartheta}_\mathbf{t}$$

$$P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{D}_t) = \frac{1}{N_s}\sum_{s=1}^{N_s}\delta(\mathbf{x}_{t+1} - \mathbf{x}_{t+1}^s)$$

A.1.2 ÇEP ile duyarga karar eşiklerinin bulunması

A.1.3 İkili nicemlenmiş duyarga kararlarını $\mathbf{D}_{t+1}$ alma ve konum kestirimi $\hat{\mathbf{x}}_{t+1}$

$w_{t+1}^s \propto P(\mathbf{D}_{t+1}|\mathbf{x}_{t+1}^s)$ (Parçacıkları güncelleme)

$w_{t+1}^{s} = \frac{w_{t+1}^{s}}{\sum_{i=1}^{N_s} w_{t+1}^{i}}$ (ağırlıkları normalleştirme)

$\hat{\mathbf{x}}_{t+1} = \sum_{s=1}^{N_s} w_{t+1}^{s} \mathbf{x}_{t+1}^{s}$ (hedef konumunu kestirme)

A.1.4 $t = t + 1$, (Adımı güncelleme)

A.1.5 $\{\mathbf{x}_t^s, N_s^{-1}\}$ = yeniden örnekleme $(\mathbf{x}_t^s, w_t^s)$ (Parçacık ağırlıklarını eşitleme)

Döngüyü bitir

4. Benzetim Sonuçları

Benzetimler için Şekil 1'de verilen $100m \times 100m$ alana düzgün dağıtılan konumları TM tarafından önceden bilinen $N = 25$ duyarga göz önüne alınmıştır. Her bir duyarganın ölçüm gürültüsü sıfır ortalamalı, birim varyanslı $(\sigma^2 = 1)$ Gauss dağılımından türetilmektedir. Hedef $P_0 = 1000$ W gücüne sahiptir. İşlem gürültü parametresi $\rho = 2.5 \times 10^{-3}$ olarak alınmıştır. Hedef her $\Delta = 2$ saniyede bir örneklenmektedir. En küçük duyarga eşik değeri η_{LB} =0 ve en büyük duyarga eşik değeri η_{UB} =20 seçilmiştir. Parçacık filtrelemesi için toplam parçacık sayısı $N_s = 1000$ alınmıştır. Algoritma 1'de kullanılan hedefin önsel olasılık yoğunluk işlevi $P(\mathbf{x}_0)$ $\boldsymbol{\mu}_0$ ortalamalı, $\boldsymbol{\Sigma}_0$ kovaryans matrisli Gauss dağılımına uygun olarak $\boldsymbol{\mu}_0 == [-40 \quad -40 \quad 2 \quad 2]^T$ ve

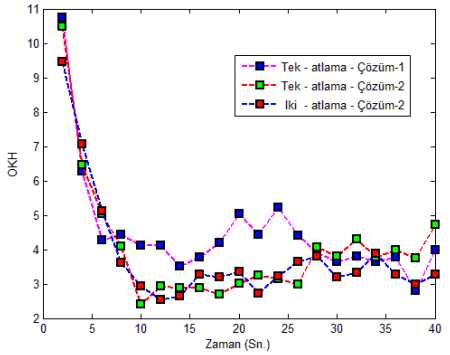
$$\boldsymbol{\Sigma}_0 = \begin{bmatrix} 11 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 11 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.01 \end{bmatrix}$$ olarak

seçilmiştir. Hedef, $T = 50$ farklı hedef yörüngesi için $T_0 = 40$ saniye süresince takip edilmiştir. Her bir denemede hedef yörüngesinin başlangıç noktası yine $P(\mathbf{x}_0)$ dağılımından türetilmektedir. Verilen Σ_0 ile hedef yörüngesinin başlangıç noktasının çok yüksek olasıkla ilgilenilen alan içerisinde kalması sağlanmaktadır. l. denemede $(l \in \{1,2,\dots,T = 50\})$ hedefin t. adımında alınan örnek $(t \in \{1,2,\dots,T_s = \frac{T_0}{\Delta} = 20\})$ için, $\mathbf{x}_k^l$ ve $\hat{\mathbf{x}}_k^l$ sırasıyla gerçek ve kestirilen hedef konumlarını belirtir., $\mathbf{x}_k^l(1)$ ve $\mathbf{x}_k^l(2)$ ise sırasıyla hedefin x ve y eksenlerindeki konumunu söylemektedir. Bu durumda Ortalama Karesel Hata (OKH),

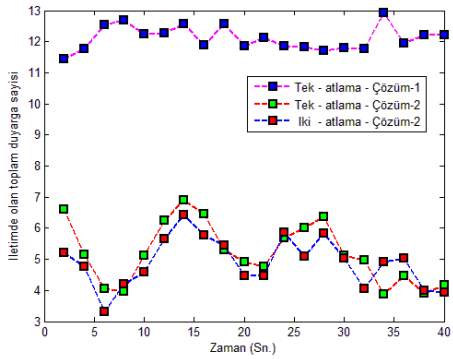
$$OKH(t) = \frac{1}{T}\sum_{l=1}^{T}[(\mathbf{x}_t^l(1) - \hat{\mathbf{x}}_t^l(1))^2 + (\mathbf{x}_t^l(2) - \hat{\mathbf{x}}_t^l(2))^2] \quad (37)$$

ifadesine göre hesaplanmaktadır. Benzetim sonuçları 3.6 GHz işlemci hızlı ve 8 GB bellekli bir bilgisayarda Matlab ile elde edilmiştir.

Şekil 4-(a), X ve Y eksenlerindeki toplam Ortalama Karesel Hata (OKH)'yı ve Şekil 4-(b), her bir hedef takip adımındaki iletim yapan ortalama duyarga sayısını göstermektedir. Şekil 4-(a), Tr $(\mathbf{J}_{t+1})$ ençoklanarak elde edilen duyarga eşik değerleri (Çözüm 1) ve ÇEP çözümü ile elde edilen duyarga eşik değerleri (Çözüm 2) altında oluşan OKH değerlerinin karşılaştırmasını göstermektedir. Ayrıca Çözüm 2 için tek atlamalı ve iki atlamalı iletim altında OKH da karşılaştırılmıştır. Benzetim sonuçlarında görüldüğü gibi her üç yöntem de benzer kestirim başarımı vermektedir. Şekil 4-(b)'de ise gösterilen benzetim sonuçlarında ise, Çözüm 1 ve Çözüm 2 ile elde edilen duyarga eşik değerleri altında TM'ye ölçüm gönderen toplam duyarga sayıları karşılaştırılmıştır. Tek atlamalı iletimde Tr $(\mathbf{J}_{t+1})$ ençoklanarak elde edilen çözümde ortalama yaklaşık 12 duyarga (toplam duyarga sayısının yaklaşık yarısı) kararlarını gönderirken hem tek atlamalı hem de iki atlamalı iletimin göz önüne alındığı Çözüm 2 ile TM'ye veri gönderen duyarga sayısı kabaca 4 ile 7 arasında değişmektedir.



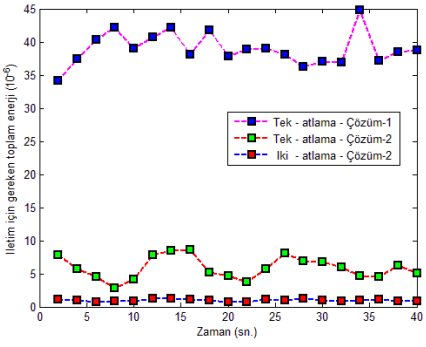
(a)



(b)

Şekil 4: (a) Her hedef takip adımındaki OKH (b) Her bir adımda TM'ye karar gönderen ortalama duyarga sayısı

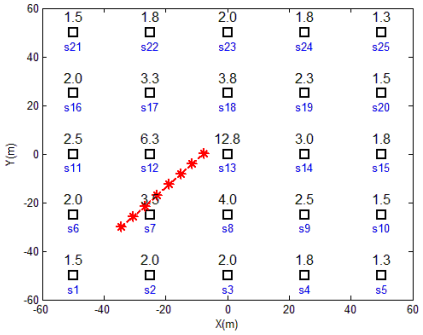
Şekil-5, yukarıda bahsedilen üç farklı durumda duyargaların ikili ölçümlerini iletmesi için harcanan toplam enerjinin hedef takibi her bir adımında $T = 50$ deneme ortalamasını göstermektedir. Şekilde görüldüğü üzere ÇEP uygulanarak elde edilen çözümlerde (Çözüm 2) harcanan toplam enerji $\mathrm{Tr}\,(\mathbf{J}_{t+1})$ ençoklanarak elde edilen sonuca göre (Çözüm 1) çok daha az olmaktadır. Şekil 4-(b)'de gözlemlendiği gibi ÇEP kullanılmasıyla birlikte iletimde olan duyarga sayısı azaldığından toplam iletim için harcanan enerji değeri de önemli ölçüde azalmaktadır. Ayrıca Şekil 5'te ÇEP uygulanan tek ve iki-atlamalı veri iletimindeki harcanan toplam enerji değerlerine bakıldığında iki-atlamalı veri iletimi için harcanan toplam enerji tek-atlamalı veri iletimindeki harcanan toplam enerji değerinden daha az olmaktadır. Çoklu atlamalı iletim sayesinde birincil duyargalar daha kısa bir mesafeye iletim yapmaktadır ve bu sayede kararlarını iletim için harcayacakları enerji azalmaktadır. Şekil 1'de göz önüne aldığımız TDA altında, küme başı duyargaların harcadıkları alıcı ve verici enerjileri de dahil edilse bile iki atlamalı iletim altında TDA'da harcanan toplam enerji, tek atlamalı iletime göre daha düşük olmaktadır.



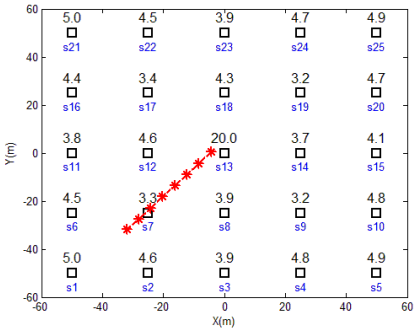
Şekil 5: Veri iletiminde harcanan toplam enerji

Son olarak Şekil-6, $t = 8$ adımına kadar olan hedef yörüngelerini ve her bir duyarganın $t = 8$ adımında sahip olduğu eşik değerlerini göstermektedir. Şekil 6-(a), tek atlamalı veri iletimi altında sadece FB'nin izi ençoklanarak elde edilen uyarlanır eşik değerlerini göstermektedir. Şekil 6-(b) , tek-hop veri iletimi altında ÇEP yardımıyla elde edilen uyarlanır eşik değerlerini göstermektedir. Şekil 6-(c), iki atlamalı veri iletimi altında ÇEP uygulanması sonucunda elde edilen uyarlanır eşik değerlerini göstermektedir. Benzetim sonuçlarından görüldüğü üzere, hedef konumuna yakın duyargaların eşik değerleri [5] ve [8]'de bahsedildiği gibi daha büyük olmaktadır. Şekil 6-(a)'da gösterildiği gibi, sadece FB'nin izi ençoklanırsa hedeften uzak olan duyargaların eşik değerleri görece küçük olmaktadır. Bu duyargalar hedefin konumu hakkında az bilgiye sahip olduklarından, ÇEP yöntemi uygulanarak

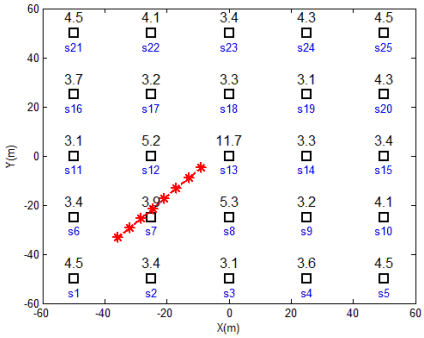
Şekil 6-(b) ve (c)'deki gibi bu duyargaların eşik değerleri arttırılarak ve sessiz kalmaları sağlanmıştır.



(a)



(b)



(c)

Şekil 6: t=8 adımında hedef yörüngeleri ve duyarga eşik değerleri (a) Tek-atlama (Çözüm 1) (b) Tek-atlama-(Çözüm 2) (c) İki-atlama-(Çözüm 2)

5. Sonuç ve Gelecek Çalışmalar

Yapılan bu çalışmada hedef takibinde sadece kestirim hatasını en aza indirgeyecek duyarga karar eşiklerini bulmak yerine, kestirim hatası ile birlikte TDA'da harcanacak toplam enerjiyi de en aza indirgeyecek bir ÇEP tanımlanmıştır. ÇEP ile elde edilen duyarga karar eşikleri ile hedef takibinde kestirim başarımı neredeyse aynı kalırken, hedef takibi sırasında harcanan enerjiden önemli ölçüde tasarruf sağlanmaktadır. Tek atlamalı iletim yerine de iki atlamalı iletimin gerçekleştirilmesi ile TM'ye uzak olan duyargaların daha az enerji ile TM'ye veri iletmesine olanak vermektedir. Bu çalışma, TDA'da kestirim hatası ve toplam enerji harcamasını tek atlamalı ve iki atlamalı veri iletimleri altında karşılaştırmışsa da önerilen TDA modeli ikiden fazla atlamalı iletim için de kolaylıkla genişletilebilir.

Çok atlamalı iletim sırasında ağda harcanan toplam enerji tek atlamalı iletime göre azaltılsa bile, çok atlamalı veri iletimi sırasında TM'ye yakın olan küme başı duyargalar hem kendi ölçümlerini, hem de kendilerine bağlı durumdaki duyargaların ölçümlerini TM'ye iletmekle görevlidir. Bu çalışmada duyargalar alana düzgün dağıtılmış, ikili atlamalı iletim durumunda her bir küme başı duyargaya ölçüm gönderecek duyarga sayısı aynı kalmıştır. Duyargaların ortama rastgele dağıtıldığı durumda küme başı duyargaların seçimi önemli bir problem olmaktadır. Küme başı bir duyarganın bu görevi yaparken fazla enerji harcaması enerjisini erken tüketeceği gibi bu küme başı duyargaya veri gönderen duyargaların ölçümlerini TM'ye ulaştıramamasına da sebep olmaktadır. Bu nedenle bundan sonraki çalışmalarda çok amaçlı eniyileme problemimize TDA'da toplam harcanan enerjiyi en aza indirgemenin yanısıra duyargaların rastgele dağıtıldığı bir ortamda küme başı duyargalarda harcanan enerjiyi de en aza indirgeyecek çözümler de incelenecektir. Ayrıca, bu çalışmada duyargalar kararlarını sabit bir yönlendirme ağacına göre TM'ye

iletmektedirler. Küme başı duyargalardaki yükü azaltmak için yönlendirme ağacı da zaman bağlı uyarlanabilir. Bu çalışmada duyarga ölçümlerinin yeterli enerji ile iletildiğinde hatasız olarak TM'de alındığını kabul edilmiştir. Sönümlemeli telsiz kanallarda bir duyargada iletim için harcanacak enerji daha da düşürülerek kayıplı kanallarda hedef konumu kestirimi başarımı da incelenebilir. TM'ye tek atlamalı iletim altında konumları sabit duyargalar yerine hareketli duyargalar incelenirse, hedef takibinin her bir adımı için güncellenecek duyarga konumlarının hem hedef kestirimindeki hatayı hem de TM'ye iletim için harcanacak toplam enerjiyi en aza indirgeyecek şekilde belirlenmesi ilgi çekici bir araştırma konusudur.

Duyargalar ve TM arasındaki ortam erişim protokolü de detaylı incelenerek duyarga ölçümlerinin TM'de toplanana kadar geçecek süre incelenmelidir. Özellikle büyük ölçekli TDA'larda hedef takibi sırasında duyarga ölçümlerinin mutlaka verilen bir süre içerisinde TM'de toplanması ve hedef konumunun en hızlı şekilde kestirilmesi önemli bir araştırma konusudur. Bu makalemizde hedef takibi için istatistiksel bir model önerdiğimiz için gerçek zamanlı bir hedef takibi çalışması yapılmamıştır. Gerçek zamanlı hedef takibinde ödünleşme cephesi içerisinde elde edilecek çözümün belirli bir süre içerisinde elde edilmesi gerekecektir. Bu nedenle hem NBI altproblemlerini hem başarımı yüksek hem de en az sürede çözecek en uygun eniyileme yöntemlerinin ve bunların parametrelerinin seçimi, hem de NBI ve çok-amaçlı evrimsel algoritmalar dışında kalan çok amaçlı eniyileme yöntemlerinin hem başarım hem de hesaplama süresi açısından araştırılıp karşılaştırılması önemli bir konudur.

Teşekkür

Bu çalışma 113E220 numaralı TÜBİTAK projesinden desteklenmektedir.

Kaynakça

[1] Chong CY, Kumar SP. Sensor networks: evolution, opportunities and challenges. Proceedings of the IEEE, Vol.91, No.8, pp.1247-1256, 2003.

[2] Joshi S, Boyd S. "Sensor selection via convex optimization," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 57, no. 2, pp. 451 – 462, Feb. 2009.

[3] Masazade E, Niu R, Varshney PK. "Dynamic bit allocation for object tracking in wireless sensor networks," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 60, no. 10, pp. 5048–5063, 2012.

[4] Niu R, Varshney PK. "Target location estimation in sensor networks with quantized data," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 54, no. 12, pp. 4519–4528, Dec. 2006.

[5] Ozdemir O, Niu R, Varshney PK. "Adaptive local quantizer design for tracking in a wireless sensor network," in 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Oct 2008, pp. 1202–1206.

[6] Vemula M, Bugallo M, Djuric P. "Particle filtering-based target tracking in binary sensor networks using adaptive thresholds," in 2nd IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing, 2007., Dec 2007, pp. 17–20.

[7] Liu S, Masazade E, Shen X, Varshney PK. "Adaptive non-myopic quantizer design for target tracking in wireless sensor networks," in 2013 Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Nov 2013, pp.1085–1089.

[8] Kose A, Masazade E. "A Multiobjective Optimization Approach for Adaptive Binary Quantizer Design for Target Tracking in Wireless Sensor Networks", Proc. IEEE 2015 International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, San Diego, USA, September 2015.

[9] Mukherjee K, Ray A, Wettergren T, Gupta S, Phoha S. "Realtime adaptation of decision thresholds in sensor networks for detection of moving targets," Automatica, vol. 47, no. 1, pp. 185–191, 2011.

[10] Min R, Chandrakasan AP. "Top five myths about the energy consumption of wireless communication", ACM Mobile Comp. and Comm. Rev., vol. 6, no. 4, pp. 65-67, 2002.

[11] Yang X, Niu R, Masazade E, Varshney PK. "Channel-Aware Tracking in Multi-Hop Wireless Sensor Networks with Quantized Measurements" IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2353 – 2368, October 2013.

[12] Aeron S, Saligrama V, Castanon DA. "Energy Efficient Policies for Distributed Target Tracking in Multihop Sensor Networks" 45th IEEE Conference on Decision and Control, 380 – 385, Dec 2006.

[13] Huang Y, Hua Y. "Energy Planning for Progressive Estimation in Multihop Sensor Networks" IEEE Transactions on Signal Processing, 4052 – 4065, October 2009.

[14] Zhong LC, Rabaey JM, Wolisz A. "Does proper coding make single hop wireless sensor networks reality: the power consumption perspective", Proc. IEEE Wireless Comm. and Networking Conf., vol. 2, pp. 664-669, Mar. 2005.

[15] Cao, N., Masazade, E., and Varshney, P. K., "A Multiobjective Optimization based Sensor Selection Method for Target Tracking in Wireless Sensor Networks," in Proc. International Conference on Information Fusion (FUSION), Istanbul, Turkey, July 2013.

[16] Masazade E, Rajagopalan R, Varshney P, Mohan C, Sendur G, Keskinoz M. "A multiobjective optimization approach to obtain decision thresholds for distributed detection in wireless sensor networks," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics,vol. 40, no. 2, pp. 444–457, April 2010.

[17] Heinzelman WR, Chandrakasan A, Balakrishnan H. "Energy efficient communication protocol for wireless microsensor networks," in Proc. 33rd Int. Conf. Syst. Sci., Jan. 2000, p. 8020.

[18] Masazade, E., Fardad M., and Varshney, P. K., "Sparsity-Promoting Extended Kalman Filtering for Target Tracking in Wireless Sensor Networks," in IEEE Signal Processing Letters, vol. 19, no. 12, pp. 845-848, Dec. 2012.

[19] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T., "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," in IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, no. 2, pp. 182-197, Apr 2002.

[20] Das I, Dennis J. "Normal-Boundary Intersection: A new method for generating the pareto surface in nonlinear multicriteria optimization problems," SIAM Journal of Optimization, vol. 8, pp. 631–657, 1998.

[21] Niu R, Varshney PK. "Distributed detection and fusion in a large wireless sensor network of random size," EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, vol. 2005, no. 4, pp. 462–472, 2005.

[22] Arulampalam M, Maskell S, Gordon N, Clapp T. “A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 50, no. 2, pp. 174-188, Feb 2002

[23] Jiang R, Chen B. "Fusion of censored decisions in wireless sensor networks," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 4, no. 6, pp. 2668-2673, Nov. 2005.

[24] Rigoni E, Poles S. “NBI and MOGA-II, two complementary algorithms for Multi-Objective optimizations,” in Practical Approaches to Multi-Objective Optimization, ser. Dagstuhl Seminar Proceedings, J. Branke, K. Deb, K. Miettinen, and R. E. Steuer, Eds., no. 04461. Dagstuhl, Germany: Internationales Begegnungs- und Forschungszentrum für Informatik (IBFI), Schloss Dagstuhl, Germany, 2005. [Online]. Available: http://drops.dagstuhl.de/opus/volltexte/2005/272