Ampirik Mod Ayırışımı İle Bilişsel Radar Bayes Hedef Takipçisine İşlerlik Kazandırılması

Empirical Mode Decomposition Facilitating Bayesian Target Tracking for Cognitive Radar

Ulaş Güntürkün

Inverse Problems and Cognitive Systems Laboratory (IPCSL)

Izmir Institute of Technology

Urla, Izmir, Turkey

Email: <http://www.ipcsl.org/contact.html>

Özetçe —Bilişsel radar alıcısının merkez ünitesi niteliğindeki Bayes Hedef Takipçisine (BHT) işlerlik kazandıran Ampirik Mod Ayırışımı (AMA) tekniğine dayalı bir metot sunulmuştur. Tüm Bayes temelli metotlarda olduğu gibi Bayes hedef takipçisinin performansı da ortam hakkında isabetli ön bilginin varlığına önemli ölçüde bağlıdır. Bu nedenle, BHT'nin gereksinim duyduğu ön bilgiyi sağlamak üzere tasarlanan Radar Ortam Çözümçüsü (ROÇ), bilişsel radar için kritik bir öneme sahiptir. Bu çalışmada sunulan metot, AMA tekniğinin fraktal süreçler için gösterdiği istatistiksel özelliklere dayalı olup, genel ROÇ tasarımını tamamlar niteliktedir. Özel olarak, ham radar verisi, öncelikle AMA yöntemiyle İçkin Mod Fonksiyonlarına (IMF) ayrılmıştır. Faz uyumlu bir radarla alınan ve fraktal Gauss niteliğine sahip deniz yankısının IMF enerji istatistiklerine dayalı bir “Sıfır Hipotezi” türetilmiştir. Ham radar verisi, bu hipotezin kabul veya reddine bağlı olarak gruplanan IMF'lerin kısmi bir bindirmesi olarak rafine edilmiştir. Böylelikle hedef içeren duruma yönelik olabilirlik fonksiyonu, yalnızca deniz yankısı içeren olabilirlik fonksiyonundan istatistiksel ölçülerle çok daha ayırt edilebilir bir hale getirilmiştir. Sonuç olarak, ortamdaki alınan ölçümler BHT'nin kullanımına uygun bir forma dönüştürülmüştür. Metodun performansı, canlı kaydedilmiş McMaster IPIX veri tabanı kullanılarak görsel olarak sergilenmiş, ve Kullback–Leibler uzaklığıyla nicelenmiştir.

Anahtar Kelimeler—Bilişsel radar, Bayes hedef takibi, Radar ortam çözümü, McMaster IPIX radarı, Fraktallar, Ampirik mod ayırışımı, Kullback–Leibler uzaklığı, Hurst bileşeni

Abstract—A method based on the Empirical Mode Decomposition (EMD) is addressed for the facilitation of Bayesian Target Tracker (BTT), the central unit for a Cognitive Radar receiver. As in all Bayesian methods, the BTT heavily relies on the availability of accurate *a priori* information on the operating conditions. To this end, a Radar Scene Analyzer (RSA) is a crucial part of a Cognitive Radar in that it provides the *a priori* knowledge the BTT requires. Herein, a complementary RSA structure is developed building on the statistical properties of the EMD on fractal Gaussian processes. In particular, EMD is applied to the measured radar data, yielding the Intrinsic Mode Functions (IMF). At absence of a target, coherent sea clutter data exhibit fractal Gaussian character, which manifests itself in the second order statistical properties of IMFs. This is exploited to form a “Null Hypothesis”, which is used for grouping the IMFs into two subsets on the basis of an accept/reject

procedure. Hence the refinements of the raw radar returns are constructed from the superpositions of accepted or rejected IMFs. Effectively, the likelihood function for the target+clutter case can be remarkably distinguished in statistical terms from that for the clutter-alone case, so as to facilitate the Bayesian target tracker. The performance of the method is visually illustrated using the live-recorded McMaster IPIX dataset, and numerically assessed by the Kullback–Leibler distance.

Keywords—Cognitive radar, Bayesian target tracking, Radar scene analysis, McMaster IPIX radar, Fractals, Empirical mode decomposition, Kullback–Leibler distance, Hurst component

I. GİRİŞ

Geleneksel deniz radarları, deniz yüzeyi üzerinde veya yüzeye yarı gömülü bulunan, rasgele hareket eden ve küçük bir kesit alanına sahip hedeflerin tespit ve takibinde ciddi yetersizlikler göstermektedir. Bu yetersizliklerin temel nedeni, deniz yüzeyinden yansıyan istenmeyen yankıların küçük bir hedefe ait sinyalden genel olarak daha güçlü olması ve hedef sinyalini böylelikle maskeleyesidir. Bu duruma bir örnek olarak Şekil 1'de, McMaster IPIX (Intelligent PIXel Processing) radarıyla toplanan gerçek zamanlı radar verileri gösterilmektedir. Şekil 1 (a)'da, hedef+deniz yüzeyinden yansıma (*target+clutter*), Şekil 1 (b)'de ise yalnızca deniz yüzeyinden yansıma (*clutter only*) görülmektedir. Şekil 1 (a)'da belirtilen hedef, okyanus yüzeyinde rasgele hareket eden radar yansıtıcı malzemeye kaplanmış, 1 m çapında bir deniz topudur. Buna benzer diğer bazı hedefler, deniz şamandıraları, seyir yönlendiricileri, ve küçük balıkçı tekneleri olarak örneklendirilebilir. Bu tip küçük hedeflerin tespitinde yaşanan teknik zorluklar, evrensel ölçekte insan ve yasa dışı madde kaçakçılığı gibi çeşitli eylemlerin küçük ölçekli deniz taşıtlarıyla rahatça gerçekleştirilebilmesine olanak tanımaktadır [1, Sayfa xxxiv].

Bu bulgular ışığında bilişsel radar [2], geleneksel radarların yukarıda değinilen eksikliklerini gidermek üzere, *kendi kendine öğrenebilme*, *koşullu olasılıksal nedenlendirme* ve *bilgi çıkarabilme* yetenekleriyle donanmış ve bulunduğu ortamdan tümüyle haberdar, gelişmiş bir uzaktan algılama sistemi olarak öngörülmüştür.

Şekil 1. McMaster IPIX radarıyla toplanmış olan gerçek zamanlı radar verisi. (a) Hedef+deniz yüzeyinden yansıma (target+clutter). (b) Yalnızca deniz yüzeyinden yansıma (clutter alone).

A. Problem Tanımı

Bir bilişsel radar alıcısında ROÇ'un görevi, BHT'nin gereksinim duyduğu istatistiksel ön bilgiyi sağlamaktır. 1'den R 'ye kadar indislenmiş çözünürlük hücrelerinden oluşan radar gözlem alanını ele alalım. n anında herhangi bir çözünürlük hücresinde bir hedef olma olayını $\xi_n^{(1)}$, hedef olmama olayını $\xi_n^{(0)}$ ile gösterelim. Bu genel tanımların yanı sıra, özel olarak hedefin n anında r 'inci, $n-1$ anında ise q 'uncu çözünürlük hücresinde olma olaylarını da sırasıyla ξ_n^r ve ξ_{n-1}^q ile temsil edelim. n anında ölçülen spektral radar verisini de uygun boyutlu $\mathbf{d}_n$ vektörü ile simgelersek, [3]'te ayrıntılı bir biçimde ilk kez formüle edildiği üzere, ROÇ'un BHT'ye sağlaması gereken istatistiksel bilgiler şöyledir:

- 1) $\mathbb{P}(\xi_{n-1}^q | \xi_n^r)$, $(\forall r, q \in [1, R])$: hedefin kinetik yapısına yönelik ters geçiş olasılıkları,
- 2) $p(\mathbf{d}_n | \xi_n^{(1)})$: hedef içeren durum için olabilirlik fonksiyonu (OF),
- 3) $p(\mathbf{d}_n | \xi_n^{(0)})$: hedef içermeyen durum için OF.

Yukarıdaki istatistiksel veriler, BHT'nin iyi bir performans gösterebilmesi için kritik bir öneme sahiptir. [3]'te, ham radar verisinden hedef izi çıkararak 1'deki ters geçiş olasılıklarını $\mathbb{P}(\xi_{n-1}^q | \xi_n^r)$ elde eden bir metot sunulmuştur. **Bu çalışmada ele alınan problem ise, 2) ve 3)'te belirtilen hedef içeren ve içermeyen durumları temsil eden olabilirlik fonksiyonlarını (OF) bir ön işlemeyle birbirinden daha kolay ayırt edilebilir hale getirmek, ve böylelikle BHT'nin işlevselliğini geliştirmektir.**

Şekil 1'te örneklendiği, ve III. bölümde sayısal olarak niceleneceği gibi, küçük ve rasgele hedefler için hedef içeren ve hedef içermeyen OF'lerin aralarındaki istatistiksel uzaklığın az olması, bu iki durumun BHT tarafından ayırt edilebilmesini güçleştirmektedir. Bakker ve arkadaşları, [4, 5]'te BHT'nin deniz ortamındaki performansını ele almış, ve hedef içeren ve içermeyen OF'lerin ayırt edilebilirliğini arttırmak için "tepe

filtresi" kavramını öne sürmüşlerdir. Bakker'ın kendisinin de "naif" olarak nitelediği tepe filtresi, incelenen çözünürlük hücresine komşu olan ve hedef içermeyen hücrelerden elde edilen verilerin ortalamasının alınmasıyla hedef sinyalinin güçlendirilmesini amaçlar. Fakat, Bakker'ın da [5]'te değindiği gibi, hedef içermeyen kabul edilen hücrelerin bu kabulü sağlamaması durumunda sistemin işlerliği büyük ölçüde azalacaktır.

II. METOTLAR

Ampirik Mod Ayrışımı (AMA) Norden E. Huang tarafından bulunmuş [6], Fourier, dalgacık ve Cohen sınıfı dönüşümlerinin aksine, önceden belirlenmiş herhangi bir baz kümesi kullanılmaksızın zaman serilerinin genlik ve frekans kiplenimli bileşenlerine ayrıştırılmasını sağlayan, ve böylelikle baz kümesini verinin kendisinden elde eden bir yöntemdir. Bu özelliği, AMA metodunu özellikle doğrusal ve durağan olmayan süreçlerin frekans içeriğinin analizinde etkili kılmaktadır. Yer sınırlaması nedeniyle AMA metodunun ayrıntılı algoritmik tanımı için okuyucu [6]'ya yönlendirilmektedir.

[7, Bölüm 3]'te, AMA metodunun fraktal yapıdaki Gauss gürültüsüne yanıtı olarak elde edilen IMF enerji değerlerinin, Hurst bileşenine bağlı olarak IMF indislerine göre düzenli bir azalma gösterdiği ortaya çıkarılmıştır. Fraktal süreçlerin belirleyici özelliği, temel bir yapının kendisiyle bir araya gelip daha büyük bir yapıyı oluşturması, ve bu işlemin sürmesiyle elde edilen sürecin "öz benzerlik" karakterine sahip olmasıdır. Bu öz benzerlik, her IMF'nin ayrı ayrı güç spektral yoğunluklarının ve dolayısıyla enerjilerinin birbirinden kestirilebileceğini göstermektedir. [7, Bölüm 3]'ten yola çıkarak sıfır ortalamalı bir fraktal Gauss sürecini x_n ile ifade edelim ve AMA metoduyla x_n 'nin içkin mod fonksiyonlarına ayrıştırıldığını düşünelim. $c_{k,n}$, k indisli IMF'nin n anındaki değerini temsil etsin; $(k = 1, 2, \dots, N)$, $(n = 1, 2, \dots, T)$. Bu durumda her IMF'nin ampirik enerji kestirimini şöyle ifade edebiliriz:

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \left[\frac{1}{T} \sum_{n=1}^T (c_{k,n})^2 \right]. \quad (1)$$

Burada J , birbirinden bağımsız denemelerin sayısını göstermektedir. Fraktal yapının getirdiği öz benzerlik gereğince, [7, Bölüm 3]'te ampirik enerji kestirimlerinin $k' > k > 2$ için şu ilişkiyi sağladıkları gösterilmiştir:

$$\sigma_{k'}^2 \approx 2^{2(H-1)(k'-k)} \sigma_k^2. \quad (2)$$

(2)'yi logaritmik ölçekte yeniden düzenlersek ardışıl indisli IMF'ler için $(k' = k + 1 > 2)$ şu ifadeyi elde edebiliriz:

$$\log_2(\sigma_{k'}^2) - \log_2(\sigma_k^2) \approx 2(H-1). \quad (3)$$

(3), bize IMF enerjilerindeki logaritmik ölçekteki azalışın, H bileşenine doğrusal bir ilişkiyle bağlı olduğunu gösterir. Bu da bize tamamen gürültü niteliğindeki fraktal süreçler için bir "0 hipotezi" türetme olanağı sağlar. **Daha açık ifade etmek gerekirse, $\log_2(\sigma_k^2)$ 'yi k 'ya göre inceleyip eğer tüm $k > 1$ için monoton bir azalış varsa "0" yani yalın gürültü hipotezinin sağlandığı, eğer azalış herhangi bir k değeri için bozuluyorsa o k değerinden itibaren geri kalan IMF'lerin mesaj değeri taşıdığı sonucuna varabiliriz.**

Deniz yankısının faz uyumlu bir radarla toplandığı durumlarda eşevreli (*in phase-I*) ve dördün (*quadrature-Q*) kanal verilerinin genlik ve frekans kiplenimli bileşenler barındırdığı

[8, 9]'da tespit edilmiştir. Ayrıca deniz yankısının I ve Q bileşenlerinin Gauss dağılımını iyi bir yaklaşıklıkla sağladığı [10]'da, ve deniz yankısının fraktal yapısı da [11]'de gösterilmiştir. Bütün bunlar birlikte ele alındığında, AMA yönteminin deniz yankısının çözülmesi için uygun bir metot olması, ve [7, Bölüm 3]'te sunulan fraktal IMF enerji analizinin istenilen sonuçları vermesi beklenmelidir.

III. DENEYLER

Bu bölümde ele alınan veri, McMaster Dartmouth IPIX veri tabanındaki 311 indisli veri dosyasıdır. Şekil 2'de, ham verinin zaman–Doppler spektrumu (a)'da hedef içermeyen, (b)'de ise hedef içeren durumlar için gösterilmiştir. Hedef, alüminyum malzeme ile kaplı, kıydan 2655 m uzakta çapalanmış, ve rüzgar ve dalga hareketine göre rasgele hareket eden 1 m çapında bir deniz topudur. Hedefin küçük ve rasgele yapısı, Şekil 2 (b)'de 0 m/s civarında rasgele salınımlar olarak kendisini göstermektedir.

Şekil 2. McMaster Dartmouth IPIX veri tabanındaki 311 indisli veri dosyasından elde edilmiş direk ölçümler. (a) 311 indisli veri dosyasının 4 nolu uzaklık selesinden (*range bin*) elde edilen hedef içermeyen veri. (b) Aynı veri dosyasının 7 nolu uzaklık selesinden elde edilen hedef içeren veri.

Metodun uygulanması için, veri dosyasında bulunan uzaklık selesindeki yaklaşık 2 dakika 10 saniye uzunluktaki (I) ve (Q) zaman serileri, 512 örnek uzunluğundaki pencerelere ayrılmış, ve her pencereye birbirinden bağımsız olarak AMA metodu uygulanmıştır.¹ Her pencerede elde edilen IMF'lerin ampirik enerjileri (1)'de belirtildiği gibi hesaplanmıştır. Burada önemli bir ayrıntı, (1)'de gösterilen J 'nin pencere sayısı olarak düşünülmesi, ve böylelikle her veri penceresinde ampirik enerji kestiriminin isabetinin yükselmesidir.

Bu çalışmanın amacına uygun olarak, “0” hipotezi reddildiği zaman, veri $y_n = \sum_{k=2}^N c_{k,n}$ olarak rafine edilmiştir. Bu durum, ilk IMF'nin hemen her zaman mesaj içermeyen gürültü içeriği taşıması nedeniyle dışarıda bırakılabileceği,

birden fazla IMF'nin dışarıda bırakılması durumunda ise veri kaybı olabileceği gözlemine dayalıdır. “0” hipotezi sağlandığı zaman ise verinin olasılık yoğunluk fonksiyonunun (OYF) her yerde sıfır değeri alan tekil (*singular*) bir forma düşmesini önlemek için $y_n = c_{N,n}$ şeklinde, yalnızca son IMF'ten oluşacak şekilde rafine edilmesi ele alınan problem için uygun görülmüştür. Böylelikle, yanlış kabuller (*false positive*) sineye çekilerek yanlış red hatalarının (*false negative*) yani hedef sinyalinde oluşabilecek kaybın önüne geçilmiştir.

Şekil 3 (a)'da, yalın deniz yankısı için, gerek I , gerekse Q kanallarında $\log_2(\sigma_k^2)$ 'nin k 'ye göre monoton olarak azaldığı gözlenmektedir. Bu da beklendiği gibi “0” hipotezinin sağlandığı anlamını taşır. Bunun karşılığı olarak Şekil 2 (a) ve Şekil 4 (a) karşılaştırıldığında, yalnızca deniz yankısı içeren veride çok önemli bir gürültüden arındırma sağlanmıştır. Tekil OYF durumunu önlemeye yönelik olarak son IMF'nin korunması ($y_n = c_{N,n}$), beklendiği gibi Şekil 4 (a)'da çok düşük güçte bir trend olarak kendini göstermektedir.

Şekil 3 (b)'de, hedef içeren veri için, hem eşvreli, hem de dördün kanalda $\log_2(\sigma_k^2)$ 'nin k 'ye göre sürekli azalmasına dayalı “0” hipotezinin sağlanmadığı görülmektedir. Bunun bir sonucu olarak bu durumda veri $y_n = \sum_{k=2}^N c_{k,n}$ olarak rafine edilmiş, ve bu işlemin sonucunda Şekil 4 (b)'de görülen zaman–Doppler görüntüsü elde edilmiştir. Şekil 2 (b) ile Şekil 4 (b) karşılaştırıldığında, hedef sinyalinin olduğu gibi korunduğu, bununla beraber deniz yankısının yüksek Doppler bileşenlerinin de (ilk IMF'nin dışarıda bırakılması sayesinde) bir miktar azaltıldığı görülmektedir.

Şekil 2–4'te sunulan sonuçların nicelenmesi için iki olasılık yoğunluk fonksiyonu arasındaki uzaklığı ölçmemizi sağlayan Kullback–Leibler uzaklığına başvurulmaktadır. Şekil 2 (a) ve (b)'de gösterilen zaman–Doppler görüntülerinden normalize edilmiş histogramlarla olabilirlik fonksiyonları (OF) ampirik olarak elde edilmiştir. Buna göre, $p(\mathbf{d}_n | \xi_n^{(0)})$ Şekil 2 (a)'daki, $p(\mathbf{d}_n | \xi_n^{(1)})$ ise Şekil 2 (b)'deki n anındaki veri çerçevesinin OF'sini temsil etsin. Bu iki OF arasındaki KL uzaklığı (*görece entropi*) şöyle ifade edilebilir [12, Bölüm2]:

$$D_{KL} = \sum p(\mathbf{d}_n | \xi_n^{(1)}) \log_2 \frac{p(\mathbf{d}_n | \xi_n^{(1)})}{p(\mathbf{d}_n | \xi_n^{(0)})} [\text{bit}]. \quad (4)$$

Benzer biçimde, önerilen metodun uygulanmasından elde edilen Şekil 4 (a) ve (b)'deki rafine edilmiş zaman–Doppler görüntülerinde n 'inci spektral çerçeveye ilişkin OF'ler arasındaki KL uzaklığını da D'_{KL} ile gösterelim. Şekil 3 (c)'de D_{KL} ile D'_{KL} karşılaştırıldığında, önerilen metodun sonucu olarak hedef içeren ve içermeyen verilerin arasındaki istatistiksel uzaklığın artan pencere sayısı ile birlikte çok önemli ölçüde arttırıldığı görülmektedir.

IV. SONUÇ

Bir bilişsel radar alıcısının merkezinde yer alan Bayes Hedef Takipçisinin (BHT) hayata geçirilmesi için, Radar Ortam Çözümcüsü aracılığıyla kısıtlayıcı ön kabuller yapmadan ortamdaki ön bilgi çıkarımı kritik bir öneme sahiptir. Bu çalışmada, hedef içeren ve içermeyen radar verilerinin bir ön işleme metoduyla veri kaybına yol açmaksızın birbirinden istatistiksel

¹512 örnek uzunluğu, 1 ms'lik örnekleme periyodu nedeniyle yaklaşık 0.5 s'ye karşılık gelmekte, ve metodun isabetli sonuçlar üretmesi için elverişli uzunlukta, gerçek zamana yakın uygulamalar içinse yeterli kısalıktadır.

Şekil 3. Önerilen tekniğin nümerik performans sonuçları. (a) y-ekseni: hedef içermeyen durum için ampirik IMF enerji kestirimleri, $\log_2 (\sigma_k^2)$, x-ekseni: IMF indisi, k . (b) (a)'daki parametrelerin hedef içeren durum için görünümü. (c) Kullback-Leibler uzaklığının önerilen metodun uygulanmasından önce (kesikli çizgiler) ve sonra (tam çizgiler) aldığı değerler.

Şekil 4. Önerilen ROC metodunun çıkışında elde edilen sonuçlar. (a) Metodun hedef içermeyen veri üzerindeki, (b) hedef içeren radar verisi üzerindeki performansı.

olarak önemli ölçüde ayrılması sağlanmıştır. Metodun performansı, birçok farklı veri üzerinde başarıyla test edilmiş, fakat yer sınırlaması nedeniyle burada yalnızca bir veri kümesi ele alınarak diğer sonuçlar daha geniş kapsamlı bir yayına ertelenmiştir. Önerilen metod, Ampirik Mod Ayrışımı (AMA) tekniğine dayalı olup, faz uyumlu bir radarla toplanmış verilere uygulanmıştır. Şekil 3 (a) ve (b)'de görüldüğü gibi, metodun eşevreli ve dördün kanallar üzerindeki performansı birbirine çok yakındır. Fakat AMA metodunun iki kanala ayrı ayrı uygulanması bazı durumlarda “mod hizalama” sorununa yol açabilir. Bu nedenle [13]'te ortaya atılan, ve karmaşık verilere daha uygun olan iki yönlü AMA metodu bu araştırmanın bir sonraki aşamasında dikkate alınacaktır.

Dikkate değer bir diğer unsur, burada önerilen metodun hedef içermeyen deniz yankısının fraktal yapısını niceleyen Hurst bileşeninin de kestirimine olanak sağlamasıdır. Bu kestirim, (3)'teki ilişkiyi kullanıp ampirik olarak elde edilebilir. Örneğin, Şekil 3 (a)'da, hem eşevreli hem de dördün kanal için $H \approx 0.19$ olarak kestirilmiştir. Şekil 3 (b)'de olduğu gibi veri hedef içerdiğinde ise $H \approx 1.11$ ortaya çıkmaktadır. Bu gözlemden yola çıkılarak, $H > 1$ durumunun fiziksel karşılığı irdelenip, farklı tipte hedeflerin H değerlerine bakılarak tanınabilmesine çalışılacaktır.

KAYNAKÇA

- [1] J. Etute, *The New Slavery System*. AuthorHouse, 2010.
- [2] S. Haykin, “Cognitive Radar: A way of the future,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 23, pp. 30–40, Jan. 2006.
- [3] U. Güntürk, “Toward The Development of Radar Scene Analyzer for Cognitive Radar,” *IEEE J. Ocean. Eng., Special Issue on Non-Rayleigh Reverberation and Clutter*, vol. 35, no. 2, pp. 303–313, Apr. 2010, issn: 0364-9059, DOI: 10.1109/JOE.2010.2043378.
- [4] R. Bakker, B. Currie, T. Kirubarajan, and S. Haykin, “Adaptive radar detection: A bayesian approach,” in *EPSRC IEE Workshop Nonlinear Non-Gaussian Signal Processing*, Peebles, Scotland, Jul. 2002.
- [5] R. Bakker, G. L. Rizuano, and S. Haykin, “Bayesian approach to direct filtering of radar targets in clutter,” McMaster University, 1280 Main St. W. Hamilton Ontario, Canada, L8S4L7, Tech. Rep. 0, Aug. 2002.
- [6] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu, “The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,” *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, no. 1971, pp. 903–995, 1998.
- [7] N. Huang and S. Shen, *Hilbert-Huang transform and its applications*. Interdisciplinary Mathematical Sciences 5. Hackensack, NJ: World Scientific. xii, 2005.
- [8] S. Haykin, R. Bakker, and B. Currie, “Uncovering nonlinear dynamics-the case study of sea clutter,” *Proc. IEEE*, vol. 90, pp. 860–881, May 2002.
- [9] M. Greco, F. Bordon, and F. Gini, “X-band sea-clutter nonstationarity: influence of long waves,” *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, vol. 29, no. 2, pp. 269 – 283, april 2004.
- [10] F. Gini and M. Greco, “Texture modeling and validation using recorded high resolution sea clutter data,” in *Proc. IEEE Radar Conference*, Atlanta, GA, USA, May 2001, pp. 387–392.
- [11] T. Lo, H. Leung, J. Litva, and S. Haykin, “Fractal characterisation of sea-scattered signals and detection of sea-surface targets,” *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, vol. 140, no. 4, pp. 243 –250, aug 1993.
- [12] T. M. Cover and J. A. Thomas, *Elements of Information Theory 2nd Edition (Wiley Series in Telecommunications and Signal Processing)*. Wiley-Interscience, July 2006.
- [13] G. Rilling, P. Flandrin, P. Goncalves, and J. Lilly, “Bivariate empirical mode decomposition,” *Signal Processing Letters, IEEE*, vol. 14, no. 12, pp. 936 –939, dec. 2007.