



Çevrim içi sansürleme tabanlı CLMK algoritmalarının adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecesine göre detaylı başarımlar analizi

The detailed performance analysis of online censoring-based CLMK algorithms with step size, forgetting factor, and filter order

Buket Çolak Güvenç^{1,*} , Engin Cemal Mengüç² 

^{1,2} Kayseri Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, 38280, Kayseri Türkiye

Öz

Kompleks-değerli en küçük kurtosis tabanlı (complex-valued least mean kurtosis, CLMK) algoritmalar sağladığı avantajlar nedeniyle son zamanlarda literatürde oldukça popüler bir hale gelmiştir. Bu çalışmada, literatürde daha önce Çolak Güvenç ve Mengüç tarafından önerilen çevrim içi sansürleme tabanlı OC-CLMK, OC-ACLМК, ROC-CLMK ve ROC-ACLМК algoritmalarının adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecesine göre detaylı başarımlar analizi sunulmuştur. İlk olarak, bu çalışmada yapılan başarımlar analizi, algoritmaların önerildiği çalışmada kullanılan sistem tanımlama problemine ait iki farklı senaryo üzerinde birbirinden farklı değerlere sahip parametre aralıklarında ve üç farklı sansürleme oranına göre kıyaslanarak yapılmıştır. Ardından, önerilen çevrim içi sansürleme tabanlı CLMK algoritmalarının bu önemli parametrelere olan duyarlılığı kararlı-durum ortalama kare hata (steady-state mean square error, SS-MSE) olarak verilmiştir. Böylece, çevrim içi sansürleme tabanlı CLMK algoritmalarının son kullanıcılarına hangi parametre sınırları içinde çalışması gerektiğine ilişkin yol gösterici bir çalışma sunulmuştur.

Anahtar kelimeler: Parametre analizi, Çevrim içi sansürleme, Kompleks-değerli en küçük kurtosis

1 Giriş

Son zamanlarda, kompleks-değerli en küçük kurtosis (complex-valued least mean kurtosis, CLMK) tabanlı örneğin; CLMK [1] ve artırılmış CLMK [2] (augmented CLMK, ACLМК) gibi algoritmalar, kompleks-değerli sinyal işleme alanında sundukları avantajlar sayesinde büyük ilgi görmektedir. Bu algoritmalar, çeşitli gürültü sinyallerine karşı sağladıkları güçlü gürbüzlük, üstün yakınsama ve kararlı-durum başarımları sayesinde sistem tanımlama, asenkron motorun parametre kestirimi, üç fazlı güç sistemlerinin frekans kestirimi, gerçek dünya sinyallerinin bir-adım-ileri tahmini ve lineer olmayan adaptif filtreleme gibi pek çok mühendislik alanında etkili bir şekilde kullanılmaktadır [1-8]. Literatürdeki artan bu popülerliğin nedeni, CLMK tabanlı algoritmaların en küçük ortalama kurtosis (least mean kurtosis, LMK) algoritmasına benzer bir

Abstract

Recently, complex-valued least mean kurtosis (CLMK) algorithms have become highly popular in the literature due to the advantages they offer. This study provides a detailed performance analysis of OC-CLMK, OC-ACLМК, ROC-CLMK, and ROC-ACLМК algorithms previously proposed by Çolak Güvenç and Mengüç, focusing on step size, forgetting factor, and filter order. Firstly, the performance analysis in this study is made by comparing parameter ranges with different values and three different censoring ratios on two different scenarios of the system identification problem used in the study in which the algorithms were proposed. Then, the dependencies of the proposed online censoring-based CLMK algorithms to these crucial parameters is presented in terms of steady-state mean square error (SS-MSE). Thus, a guiding study is presented to the end-users of online censoring-based CLMK algorithms regarding the parameter limits within which they should be worked.

Keywords: Parameter analysis, Online censoring, Complex-valued least mean kurtosis

şekilde maliyet fonksiyonu olarak kompleks düzlemde tanımlanan hata sinyalinin kurtosisini minimize etmeye odaklanmalıdır [9]. Hatanın ikinci ve dördüncü dereceden kümülanlarını içeren bu kurtosis tabanlı maliyet fonksiyonu, CLMK ve ACLМК gibi algoritmaların, sıfır ortalamalı Gauss ortamları için sistem uyumsuzluğundan, ölçüm gürültüsünü ayırmasını ve Gauss olmayan gürültü sinyalleri için oldukça iyi bir başarımlar göstermesini sağlar [2], [7], [9-13]. Bunlara ek olarak, CLMK algoritması [1], kesin lineer (strictly linear, SL) model yapısı nedeniyle dairesel kompleks-değerli verilerin işlenmesine izin verir. Öte yandan, ACLМК algoritması [2], geniş lineer (WL) modelde bulunmakta olup, artırılmış istatistikler göz önünde bulundurularak tanımlanmıştır. Bu nedenle, tüm ikinci dereceden istatistiksel özellikleri içermekte ve dairesel

* Sorumlu yazar / Corresponding author, e-posta / e-mail: buketgüvenç@kayseri.edu.tr (B. Çolak Güvenç)
Geliş / Received: 15.03.2024 Kabul / Accepted: 16.05.2024 Yayınlanma / Published: 15.07.2024
doi: 10.28948/ngumuh.1453683

olmayan kompleks değerli verilerin yanı sıra dairesel verilerin işlenmesine de izin vermektedir [14].

CLMK tabanlı algoritmalar literatürde yalnızca en yalın haliyle CLMK ve ACLMK algoritmaları olarak karşımıza çıkmamaktadır. Son günlerde, büyük verinin hemen her alanda işleme gerekliliğiyle birlikte çevrim içi sansürleme stratejisi (online censoring strategy, OC strategy) tabanlı CLMK algoritmaları Çolak Güvenç ve Mengüç tarafından [15]'te tasarlanmıştır. İlgili çalışmada [15], bu algoritmalar çevrim içi sansürleme tabanlı en küçük ortalama kurtosis (OC based complex-valued least mean kurtosis, OC-CLMK) ve çevrim içi sansürleme tabanlı artırılmış en küçük ortalama kurtosis (OC based augmented CLMK, OC-ACLMK) olarak isimlendirilmiştir. Bu yeni algoritmalar, OC stratejisi [16-27] sayesinde büyük-ölçekli veri kümelerinin içerisinde en bilgilendirici verileri işlemek için seçerken, daha az bilgilendirici veriyi sansürlemek üzerine tasarlanmıştır. Böylece, OC tabanlı CLMK algoritmaları, başarımı ciddi anlamda azaltmadan daha az veri işleme ve depolama maliyeti gibi avantajlarla algoritma kullanıcılarına hizmet eder. Ancak, OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmaları olası aykırı değerleri dikkate alan algoritmalar olmadığından, [15]'teki çalışmada aykırı değerleri dikkate alan gürbüz OC-CLMK (robust OC-CLMK, ROC-CLMK) ve gürbüz OC-ACLMK (robust OC-ACLMK, ROC-ACLMK) algoritmaları da önerilmiştir. Önerilen OC-CLMK, OC-ACLMK, ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmalarının başarımları analiz sistem tanımlama ve regresyon problemleri üzerinde [15]'te test edilirken, algoritmaların ait başarımlarının adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecesi gibi önemli parametrelere bağımlılığı gösterilmemiştir. Ancak, bu algoritmaların başarımı test edilirken parametre bağımlılıkları dikkate değer bir konudur ve özellikle adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecesi gibi temel parametrelerle algoritmaların başarımı ile yakından ilişkilidir. Çünkü, adım büyüklüğü, algoritmaların güncelleme hızını, unutma faktörü geçmiş bilgilerin ne kadar önemli olduğunu ve filtre derecesi ise algoritmaların karmaşıklığını ve adaptasyon yeteneklerini belirler. Bu parametreler arasındaki denge, algoritmaların genel başarımını belirlerken, spesifik uygulama senaryolarına bağlı olarak optimal değerlerin bulunması ve ayarlanması algoritma kullanıcıları için oldukça önemlidir. Bu nedenle, [15]'te önerilen algoritmaların etkili bir şekilde kullanılabilmesi için bahsi geçen önemli parametrelere göre detaylı bir analiz gereklidir.

Bu çalışmada, [15]'te önerilen çevrim içi sansürleme tabanlı CLMK algoritmalarının farklı değerlerdeki adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecesine göre başarımlarını analiz detaylı bir şekilde sunulmuştur. Öncelikle, [15]'te önerilen OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmalarının başarımlarını analizleri yine [15]'te sistem tanımlama problemleri için kurgulanmış olan *Senaryo 1* üzerinde klasik versiyonları olan CLMK ve ACLMK algoritmaları ile kıyaslanarak detaylı bir şekilde yapılmıştır. Bu karşılaştırmalar, adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecesine göre yapılmış ve algoritmaların başarımları ortalaması alınmış kararlı-durum ortalama kare hata (averaged steady-state mean square error, averaged SS-MSE) dB cinsinden sunulmuştur.

Ardından, önerilen ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmalarının başarımları, [15]'te belirlenen *Senaryo 2*'deki aykırı değerler içeren sistem tanımlama problemleri üzerinde değerlendirilmiştir. Bu değerlendirmeler, farklı adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecelerine bağlı olarak yapılmış ve önerilen algoritmaların başarımları OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmalarıyla karşılaştırılarak SS-MSE (dB) olarak üç farklı sansürleme oranına göre detaylı bir şekilde sunulmuştur. Sonuç olarak, bu çalışma, Çolak Güvenç ve Mengüç tarafından [15]'te önerilen OC tabanlı CLMK algoritmalarının adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecesi gibi önemli parametrelere olan duyarlılığını SS-MSE (dB) olarak sunarak, algoritma kullanıcılarına hangi parametre sınırları içinde çalışmalarının uygun olduğu konusunda rehberlik sağlamıştır.

2 Materyal ve metod

2.1 Kompleks düzlemde OC stratejisi

Herhangi bir veri kümesinde beklenen akış sinyali d_k için genel OC kuralı [16] şu şekilde tanımlanabilir:

$$z_k := \begin{cases} \circ, & d_k \in C_k \\ 0, & \text{aksi durum} \end{cases} \quad (1)$$

burada \circ ifadesi; k 'inci veri örneğinin sansürlenmesi durumunda bilinmeyen bir değeri temsil eder. **Denklem (1)**'de kompleks C_k kümesi için $d_k \in C_k$ olduğu varsayılır, aksi durumda d_k , yok sayılır. Verilen herhangi bir $\{z_i, \mathbf{u}_i\}_{i=1}^k$ veri kümesi için amacımız iletim, depolama ve veri işleme maliyetlerini en aza indirerek kompleks düzlemde yinelemeli bir şekilde optimum ağırlık katsayısı \mathbf{w}_o 'ı adaptif bir şekilde belirlemektir [16]. Bu amacı adaptif sinyal işleme problemlerinde başarılı bir şekilde yerine getirmek için, **Denklem (1)** aşağıdaki forma dönüştürülür [16]:

$$(z_k, c_k) := \begin{cases} (d_k, 0), & \text{eğer } |e_k| \geq \sigma_v \tau_k \\ (\circ, 1), & \text{aksi durum} \end{cases} \quad (2)$$

burada c_k , $\tau > 0$ ve σ_v sırasıyla ikili sansürleme değişkenini, sansürleme eşiğini ve v_k 'nin standart sapmasını temsil etmektedir. **Denklem (2)**'de $c_k = 1$ ise d_k daha az bilgi verici veri olarak kabul edilir ve herhangi bir işleme tabi tutulmadan sansürlenir. Öte yandan, $c_k = 0$ ise d_k bilgilendirici veri olarak kabul edilir ve doğrudan işlemek için kullanılır. Kompleks düzlemde hedef sansürleme oranına $P_{ce} = (K - p) / K$ 'ye ulaşmak için, sansürleme eşiği τ 'nin şu şekilde seçilmesi gerekir [18]:

$$\tau = \sqrt{\ln \left(\frac{1}{1 - P_{ce}} \right)} \quad (3)$$

burada p ve K sırasıyla bilgilendirici (sansürülenmemiş) veri sayısı ve toplam veri sayısıdır.

2.2 OC-CLMK, OC-ACLMK, ROC-CLMK VE ROC-ACLMK algoritmaları

Bu bölümde, daha önce literatürde [15]'te sunulmuş ve bu çalışmada ise detaylı parametre analizi yapılan OC-CLMK, OC-ACLMK, ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmalarının matematiksel yapısından kısaca bahsedilecektir.

OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmaları, hem OC stratejisinden hem de kurtosise dayalı maliyet fonksiyonundan akıllıca yararlanmak için, Denklem (4)'de tanımlanmış kesilmiş maliyet fonksiyonu $J_{1,k}^{(\tau)}$ 'yi kullanır:

$$J_{1,k}^{(\tau)} := \begin{cases} 3E^2\{|e_k|^2\} - E\{|e_k|^4\}, & \text{eğer } |e_k| \geq \tau\sigma_v \\ 0, & \text{eğer } |e_k| < \tau\sigma_v. \end{cases} \quad (4)$$

$J_{1,k}$ maliyet fonksiyonu, stokastik gradyent iniş kuralı yardımıyla aşağıdaki gibi minimize edilir:

$$\mathbf{w}_{k+1} := \begin{cases} \mathbf{w}_k - \mu \hat{\nabla}_{\mathbf{w}} J_{1,k}^{(\tau)}, & \text{eğer } |e_k| \geq \tau\sigma_v \\ \mathbf{w}_k, & \text{eğer } |e_k| < \tau\sigma_v \end{cases} \quad (5)$$

burada μ adım büyüklüğüdür.

Gradyan $\hat{\nabla}_{\mathbf{w}} J_{1,k} \in \mathbb{C}^R$ analiz yardımıyla aşağıdaki şekilde hesaplanır [15]:

$$\hat{\nabla}_{\mathbf{w}} J_{1,k} = -4(3\hat{p}_k - |e_k|^2)e_k \mathbf{u}_k^* \quad (6)$$

burada hata sinyalinin varyansı $\hat{p}_k = E\{e_k e_k^*\}$. Son olarak, Denklem (6), Denklem (5)'te yerine yazıldığına OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmalarına ait güncelleme kuralının kompakt formu elde edilir:

$$\mathbf{w}_{k+1} := \begin{cases} \mathbf{w}_k + \mu(3\hat{p}_k - |e_k|^2)e_k \mathbf{u}_k^*, & \text{eğer } |e_k| \geq \tau\sigma_v \\ \mathbf{w}_k, & \text{eğer } |e_k| < \tau\sigma_v. \end{cases} \quad (7)$$

Kompakt formdaki ağırlık güncelleme kuralı OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmaları için geçerlidir. OC-CLMK için optimum ağırlık katsayısı $\mathbf{w}_o = \mathbf{h}_o \in \mathbb{C}^{2N \times 1}$, giriş vektörü $\mathbf{u}_k = \mathbf{x}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ ve ağırlık güncelleme kuralı Denklem (8)'deki gibi sadeleşir:

$$\mathbf{h}_{k+1} := \begin{cases} \mathbf{h}_k + \mu(3\hat{p}_k - |e_k|^2)e_k \mathbf{x}_k^*, & \text{eğer } |e_k| \geq \tau\sigma_v \\ \mathbf{h}_k, & \text{eğer } |e_k| < \tau\sigma_v. \end{cases} \quad (8)$$

OC-ACLMK için ise ağırlık katsayısı vektörü $\mathbf{w}_k = [\mathbf{h}_k^T, \mathbf{g}_k^T]^T \in \mathbb{C}^{2N \times 1}$ ve $\mathbf{u}_k = [\mathbf{x}_k^T, \mathbf{x}_k^T]^T \in \mathbb{C}^{2N \times 1}$, dir ve

burada \mathbf{h}_k ve \mathbf{g}_k sırasıyla standart ve eşlenik ağırlık vektörlerini temsil etmektedir. OC-ACLMK'ya ağırlık güncelleme kuralı Denklem (9)'deki gibi sadeleşir:

$$\text{Eğer } |e_n| \geq \tau\hat{\sigma}_{v,k}, \begin{cases} \mathbf{h}_{k+1} := \mathbf{h}_k + \mu(3\hat{p}_k - |e_k|^2)e_k \mathbf{x}_k^* \\ \mathbf{g}_{k+1} := \mathbf{g}_k + \mu(3\hat{p}_k - |e_k|^2)e_k \mathbf{x}_k \end{cases} \quad (9)$$

$$\text{Eğer } |e_k| < \tau\hat{\sigma}_{v,k}, \begin{cases} \mathbf{h}_{k+1} := \mathbf{h}_k \\ \mathbf{g}_{k+1} := \mathbf{g}_k \end{cases}$$

OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmaları için OC kuralı, aykırı değerleri göz ardı ederken nispeten daha yüksek bilgi içeriğine sahip verileri dinamik olarak seçmek için formüle edilmiştir. Sonuç olarak, bu algoritmalar bilgilendirici veriler ile aykırı değerler arasında ayırım yapamaz, bu da aykırı değerler mevcut olduğunda algoritmaların başarımlarında önemli bir düşüşe neden olur. Aykırı değerlerin etkisine karşı koymak için, Denklem (2)'de sunulan OC kuralını gürbüz hale getirmek aşağıdaki gibi yeniden formüle edilebilir:

$$(c_k, c_o) = \begin{cases} (1, 0), & \text{eğer } |e_k| < \tau\sigma_v \\ (0, 0), & \text{eğer } \tau\sigma_v < |e_k| < \tau^o\sigma_v \\ (0, 1), & \text{eğer } |e_k| \geq \tau^o\sigma_v \end{cases} \quad (10)$$

burada $\tau^o > \tau$ olup, c_k^o aykırı değerleri tespit etmek için sırasıyla ikinci eşik değerini ve ikinci sansürleme değişkenini temsil etmektedir.

Denklem (2)'ye ek olarak, Denklem (10)'de, c_k^o muhtemel aykırı değerleri sansürlemek için tetiklenir, bu aşamada $|e_k| \geq \tau^o\sigma_v$ olursa, çıkış y_k tamamen göz ardı edilir. Ardından, Denklem (10) $J_{1,k}$ ile birleştirilerek, ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmaları için gürbüz kesilmiş maliyet fonksiyonu $J_{2,k}^{(\tau)}$, Denklem (11)'deki gibi elde edilir:

$$J_{2,k}^{(\tau)} := \begin{cases} 3E^2\{|e_k|^2\} - E\{|e_k|^4\}, & \text{eğer } \tau\sigma_v \leq |e_k| < \tau^o\sigma_v \\ 0, & \text{eğer } |e_k| < \tau\sigma_v. \end{cases} \quad (11)$$

Denklem (11), (4) gibi minimize edildiğinde [15], ROC-CLMK'nin ağırlık güncelleme kuralı aşağıdaki gibi elde edilir:

$$\mathbf{h}_{k+1} := \begin{cases} \mathbf{h}_k + \mu(3\hat{p}_k - |e_k|^2)e_k \mathbf{x}_k^*, & \text{eğer } \tau\sigma_v \leq |e_k| < \tau^o\sigma_v \\ \mathbf{h}_k, & \text{eğer } |e_k| < \tau\sigma_v \end{cases} \quad (12)$$

Öte yandan, ROC-ACLMK'ya ait güncelleme kuralı ise Denklem (13)'deki gibidir:

$$\begin{aligned} \text{Eğer } \tau\hat{\sigma}_v \leq |e_n| < \tau^o\hat{\sigma}_v, & \begin{cases} \mathbf{h}_{k+1} := \mathbf{h}_k + \mu(3\hat{p}_k - |e_k|^2)e_k \mathbf{x}_k^* \\ \mathbf{g}_{k+1} := \mathbf{g}_k + \mu(3\hat{p}_k - |e_k|^2)e_k \mathbf{x}_k \end{cases} \\ \text{Eğer } |e_k| < \tau\hat{\sigma}_v, & \begin{cases} \mathbf{h}_{k+1} := \mathbf{h}_k \\ \mathbf{g}_{k+1} := \mathbf{g}_k \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

burada $\mu_k = \mu(3\hat{p}_k - |e_k|^2)$. [15]'te önerilen tüm algoritmalar için \hat{p}_k , yanlı kestirim kullanılarak yinelemeli olarak belirlenebilir, $\hat{p}_k = \beta\hat{p}_{k-1} + e_k e_k^*$, burada $0 < \beta < 1$ unutma faktörüdür. Kararlılığı sağlamak için \hat{p}_k yeterince büyük bir pozitif sabit p_{max} ile kontrol edilebilir:

$$\hat{p}_k := \begin{cases} \beta\hat{p}_{k-1} + |e_k|^2, & \text{eğer } \hat{p}_{k-1} < p_{max} \\ p_{max}, & \text{aksi durumda.} \end{cases} \quad (14)$$

Açıklama 1: Çolak Güvenç ve Mengüç [15]'teki çalışmada Denklem (15)'deki OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmaları, adım boyutu parametreleri aşağıdaki koşulu karşılıyorsa Lyapunov anlamında asimptotik olarak kararlıdır önerisini sunmuş ve ispatlamıştır:

$$0 < \mu < \frac{2}{(1 - P_{ce})\sigma_v^2 \left(\frac{2 + \beta}{1 - \beta} \right) \sup_{k \geq 0} \|\mathbf{u}_k\|_2^2} \quad (15)$$

burada OC-CLMK için $\mathbf{u}_k = \mathbf{x}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ ve OC-ACLMK için $\mathbf{u}_k = [\mathbf{x}_k^T, \mathbf{x}_k^T]^T \in \mathbb{C}^{2N \times 1}$ olarak alınır. Aynı durum, ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmaları için de geçerlidir.

Açıklama 2: Gürültü sinyalinin standart sapması σ_v gerçek zamanlı uygulamalar için özyinelemeli olarak Denklem (16) kullanılarak hesaplanabilir:

$$\hat{\sigma}_{v,k}^2 = \rho\hat{\sigma}_{v,k-1}^2 + (1 - \rho)|e_k|^2 \quad (16)$$

burada $\rho \in (0, 1)$ ifadesi unutma faktörüdür.

Denklem (15) incelendiğinde, OC-CLMK ve ROC-CLMK algoritmasının, OC-ACLMK ve ROC-ACLMK algoritmalarına göre iki katı daha fazla μ sınıra sahip olduğu görülmektedir. Diğer bir deyişle, kararlılık sınırları, OC-ACLMK ve ROC-ACLMK algoritmalarının OC-CLMK ve ROC-CLMK algoritmalarına kıyasla iki katı daha fazla filtre derecesiyle kompleks düzlemde çalıştığını göstermektedir. Ayrıca, Denklem (15)'ten görüldüğü üzere μ üst sınırının β , P_{ce} , giriş sinyaline ve gürültünün varyansına bağlıdır. Dolayısıyla, algoritmanın kararlılık sınırı μ , β , P_{ce} ve N değerlerine bağlıdır. Bu durum, bu çalışmada farklı P_{ce} değerlerinde μ , β , N parametresi analizinin ne kadar önemli olduğunu gösterir niteliktedir.

3 Benzetim sonuçları

Bu bölümde, daha önce [15]'te önerilen OC-CLMK, OC-ACLMK, ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmalarının parametre değişimine göre detaylı başarımları analiz, yine [15]'te kurgulanan iki farklı senaryo üzerinde yapılmıştır ve analiz şu şekilde gerçekleştirilmiştir:

- *Senaryo 1*'de adım büyüklüğü μ , unutma faktörü β ve filtre derecesi N parametreleri birbirinden farklı değerlere kurularak OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmalarının MSE (dB) başarımları klasik versiyonları ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma yapılırken sansürleme oranı $P_{ce} = \%30, \%50$ ve $\%70$ olarak üç farklı oranda seçilmiştir.
- *Senaryo 2*'de adım büyüklüğü μ , unutma faktörü β ve filtre derecesi N parametreleri birbirinden farklı değerlere kurularak ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmalarının MSE (dB) başarımları OC tabanlı versiyonları ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma yapılırken sansürleme oranı $P_{ce} = \%30, \%50$ ve $\%70$ olarak üç farklı oranda seçilmiştir.

3.1 Parametre değişimine göre başarımları analizi: senaryo 1 (Aykırı değerler olmadan sistem tanımlama)

Daha önce önerilen algoritmaların başarımlarını test etmek için [15]'te kurgulanan *Senaryo 1*'e ait büyük-ölçekli bilinmeyen sistem, $K = 200000$ örnek içeren zamanla değişen bir sistemdir. Bu sistem:

- $0 < k < 100000$ için bir SL modeline ve $100000 \leq k \leq 200000$ için bir WL modeline dayanmaktadır.
- 512 rastgele üretilen ağırlık katsayısına sahip bilinmeyen sistem, kompleks-değerli çift beyaz dairesel giriş sinyali $x_k \sim \mathcal{N}(0, 1)$ ile beslenir.
- Kompleks-değerli çift beyaz dairesel ölçüm gürültüsü $v_k \sim \mathcal{N}(0, 0.01)$ tarafından bozulur.
- Sonuçlar, 200 bağımsız denemenin ortalamasıdır. [15]'teki benzetim çalışmalarında, algoritmaların parametreleri şu şekilde ayarlanmıştır:
- CLMK, ACLMK, OC-CLMK ve OC-ACLMK için $\mu = 3 \times 10^{-8}$, $\beta = 0.9999$, $\rho = 0.99$, $\hat{p}_0 = 0$, $p_{max} = 10^4$, $\hat{\sigma}_{v,0}^2 = 0$ ve filtre derecesi $N = 512$ olarak seçilmiştir.

Bu bölümde ise *Senaryo 1*'e ait sistem üzerinde, adım büyüklüğü μ birbirinden farklı 14 değere, unutma faktörü β birbirinden farklı 10 değere, filtre derecesi N birbirinden farklı 15 değere kurularak OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmalarının ortalama SS-MSE (dB) cinsinden başarımları klasik versiyonları olan CLMK ve ACLMK algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Farklı parametre aralıklarında, SS-MSE (dB) başarımlarının değişimini detaylı bir şekilde incelemek hedeflenmiştir. Başarımların analizinin daha anlaşılır olması için ilk 100000 iterasyon aralığı ve 100000-200000 iterasyon aralığı için SS-MSE (dB)

başarımları sırasıyla $SS-MSE_1$ ve $SS-MSE_2$ olarak adlandırılmıştır. $SS-MSE$ değerleri, her bilinmeyen sistem için son 70000 verinin ortalaması alınarak hesaplanmıştır. Ayrıca, bu karşılaştırma yapılırken sansürleme oranı $P_{ce} = \%30, \%50$ ve $\%70$ olarak üç farklı oranda seçilmiştir.

3.1.1 Adım büyüklüğü parametresi μ değişiminin $SS-MSE$ (dB) başarımı üzerindeki etkisi: Senaryo 1

Adım büyüklüğü parametresi değişiminin MSE (dB) başarımı üzerindeki etkisini daha net görmek amacıyla Senaryo 1'deki sistem kurgusu aynı biçimde kullanılarak yalnızca adım büyüklüğü μ aşağıdaki gibi 14 farklı değere kurulmuş, böylece birbirinden farklı μ değerleri için algoritmaların MSE (dB) başarımları gözlemlenmiştir.

$$\mu = [0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 1, 3, 5, 7, 10, 50, 100, 150, 200] \times 10^{-8}$$

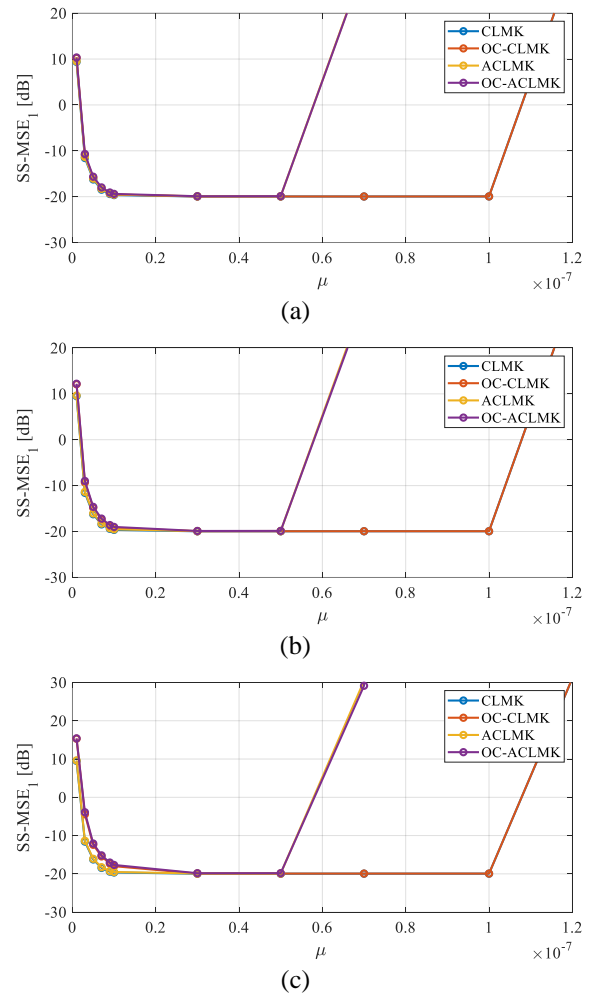
Hatırlatma: [15]'teki benzetim çalışmalarında, algoritmaların parametreleri şu şekilde ayarlanmıştır:

- CLMK, ACLMK, OC-CLMK ve OC-ACLMK için $\mu = 3 \times 10^{-8}$, $\beta = 0.9999$, $\rho = 0.99$, $\hat{p}_0 = 0$, $p_{max} = 10^4$, $\hat{\sigma}_{v,0}^2 = 0$ ve filtre derecesi $N = 512$ olarak seçilmiştir.

Şekil 1 ve 2'de sırasıyla CLMK, ACLMK, OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmalarının farklı μ değerleri için $SS-MSE_1$ ve $SS-MSE_2$ başarımları sunulmuştur. 0 ile 100,000 arasında bilinmeyen büyük-ölçekli sistem dairesel bir yapıya sahiptir; yani SL modeldir [15]. Şekil 1'den de görüldüğü üzere, bütün algoritmalar (CLMK, ACLMK, OC-CLMK ve OC-ACLMK), sistemin çıkışına eklenen gürültü sinyalinin varyansı olan -20 dB değeriyle oldukça benzer $SS-MSE$ değerleri üretmiştir. Bu durum, her üç sansürleme oranı $P_{ce} = \%30, \%50$ ve $\%70$ için de geçerlidir. Ayrıca, Şekil 1 incelendiğinde, OC-CLMK algoritmasının, OC-ACLMK algoritmasına göre iki katı daha fazla adım büyüklüğü μ parametresi sınıra sahip olduğu görülmektedir. Bu durumun temel sebebi, Açıklama 1'de yer alan μ parametresi için kararlılık sınırları koşuludur. OC-ACLMK algoritması iki katı daha fazla filtre derecesiyle kompleks düzlemde çalıştığından, OC-CLMK algoritmasının kararlı olduğu adım büyüklüğü μ sınırının yarısı kadar bir sınırdan kararlı davranış sergilemektedir.

100000 ile 200000 arasında bilinmeyen büyük-ölçekli sistem dairesel olmayan bir yapıya sahiptir [15]; yani WL modeldir. Şekil 2'den de görüldüğü üzere, ACLMK ve OC-ACLMK algoritmaları, sistemin çıkışına eklenen gürültü sinyalinin varyansı olan -20 dB değeriyle oldukça benzer $SS-MSE$ değeri üretirken, SL tabanlı CLMK ve OC-CLMK algoritmaları doğası gereği dairesel olmayan sistemlere optimal cevap veremediğinden bütün μ örneklerinde de yakınsayamamıştır. Ayrıca, bahsedilen kararlılık sınırları Şekil 2 için de geçerlidir.

Tüm bunlara ek olarak, [15]'te Senaryo 1 üzerinde yapılan daha önceki benzetim çalışmaları incelendiğinde, adım büyüklüğü parametresi tüm CLMK tabanlı algoritmalar için $\mu = 3 \times 10^{-8}$ olarak seçilmiştir. Ancak, Şekil 1 ve 2 incelendiğinde, OC-CLMK algoritmasının $\mu = [0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 1, 3, 5, 7, 10] \times 10^{-8}$ ve OC-ACLMK algoritmasının $\mu = [0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 1, 3, 5] \times 10^{-8}$ gibi geniş bir μ aralığında kararlı olduğu gözlemlenmiştir. Bu benzetim çalışmaları, Açıklama 1'deki öneriyi kanıtlar nitelikte olup, OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmaları $\mu = 3 \times 10^{-8}$ dışındaki farklı μ aralıklarında da gerçek dünya problemlerine çözümler sunacaktır.



Şekil 1. Algoritmaların farklı μ değerleri için $SS-MSE_1$ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

3.1.2 Unutma faktörü parametresi β değişiminin $SS-MSE$ (dB) başarımı üzerindeki etkisi: Senaryo 1

Unutma faktörü parametresi değişiminin MSE (dB) başarımı üzerindeki etkisini daha net görmek amacıyla Senaryo 1'deki sistem kurgusu aynı biçimde kullanılarak

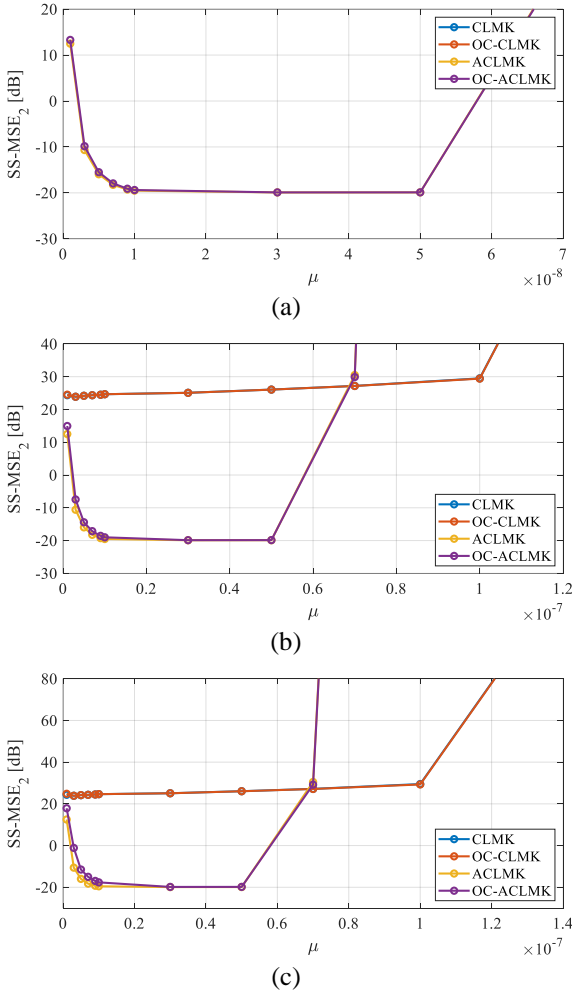
yalnızca unutm faktörü β aşağıdaki gibi 10 farklı değere kurulmuş, böylece birbirinden farklı β değerleri için algoritmaların MSE (dB) başarımları gözlemlenmiştir.

$$\beta = [0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 0.99, 0.999, 0.9995, 0.9999, 1]$$

Hatırlatma: [15]'teki benzetim çalışmalarında, algoritmaların parametreleri şu şekilde ayarlanmıştır:

- CLMK, ACLMK, OC-CLMK ve OC-ACLKM için $\mu = 3 \times 10^{-8}$, $\beta = 0.9999$, $\rho = 0.99$, $\hat{p}_0 = 0$, $p_{max} = 10^4$, $\hat{\sigma}_{v,0}^2 = 0$ ve filtre derecesi $N = 512$ olarak seçilmiştir.

Şekil 3 ve 4'te sırasıyla algoritmaların farklı β değerleri için SS-MSE₁ ve SS-MSE₂ başarımları sunulmuştur.



Şekil 2. Algoritmaların farklı μ değerleri için SS-MSE₂ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

Şekil 3'ten de görüldüğü üzere, bütün algoritmalar (CLMK, ACLMK, OC-CLMK ve OC-ACLKM), sistemin

çıkışına eklenen gürültü sinyalinin varyansı olan -20 dB değerine $\beta = 0.9$ 'dan sonra yakınsamaya başlamıştır. Bu durum, her üç sansürleme oranı $P_{ce} = \%30, \%50$ ve $\%70$ için de geçerlidir. Şekil 4'ten de görüldüğü üzere, ACLMK ve OC-ACLKM algoritmaları, farklı β değerlerinde -20 dB değeriyle oldukça benzer SS-MSE değeri üretirken, SL tabanlı CLMK ve OC-CLMK algoritmaları doğası gereği dairesel olmayan sistemlere optimal cevap veremediğinden bütün unutm faktörü değerlerinde yakınsayamamıştır. Senaryo 1 üzerinde yapılan [15]'teki benzetim çalışmaları incelendiğinde, filtre derecesi tüm benzetim çalışmaları incelendiğinde, unutm faktörü parametresi tüm CLMK tabanlı algoritmalar için $\beta = 0.9999$ olarak seçilmiştir. Ancak, Şekil 3 incelediğinde ilk iterasyon aralığında tüm algoritmaların $\beta = 0.9$ değerinden sonra -20 dB'ye yaklaştığı, ikinci iterasyon aralığında da WL tabanlı ACLMK ve OC-ACLKM algoritmalarının $\beta = 0.9$ değerinden sonra -20 dB'ye yaklaştığı gözlemlenmiştir. Bu da algoritmaların geniş bir β aralığında kararlı olduğunu gösterir niteliktedir.

3.1.3 Filtre derecesi parametresi N değişiminin SS-MSE (dB) başarımları üzerindeki etkisi: Senaryo 1

Filtre derecesi N değişiminin MSE (dB) başarımları üzerindeki etkisini daha net görmek amacıyla Senaryo 1'deki sistem kurgusu aynı biçimde kullanılarak yalnızca filtre derecesi N aşağıdaki gibi 15 farklı değere kurulmuş, böylece birbirinden farklı N değerleri için algoritmaların MSE (dB) başarımları gözlemlenmiştir.

- $N = [16, 32, 64, 128, 256, 320, 384, 448, 512, 576, 640, 704, 768, 832, 1024]$

Hatırlatma: [15]'teki benzetim çalışmalarında, algoritmaların parametreleri şu şekilde ayarlanmıştır:

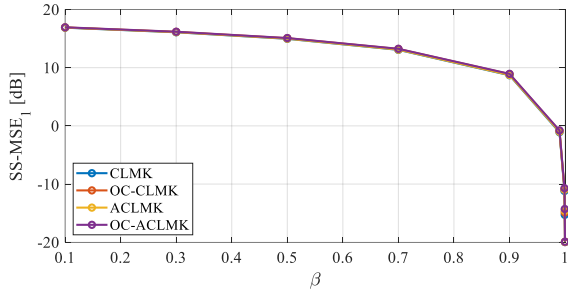
- CLMK, ACLMK, OC-CLMK ve OC-ACLKM için $\mu = 3 \times 10^{-8}$, $\beta = 0.9999$, $\rho = 0.99$, $\hat{p}_0 = 0$, $p_{max} = 10^4$, $\hat{\sigma}_{v,0}^2 = 0$ ve filtre derecesi $N = 512$ olarak seçilmiştir.

Şekil 5 ve 6'da sırasıyla algoritmaların farklı N değerleri için SS-MSE₁ ve SS-MSE₂ başarımları sunulmuştur.

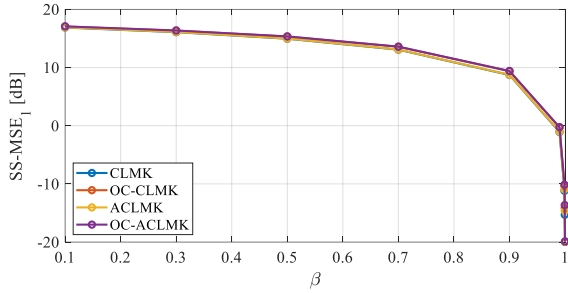
Senaryo 1 üzerinde yapılan [15]'teki benzetim çalışmaları incelendiğinde, filtre derecesi tüm CLMK tabanlı algoritmalar için $N = 512$ olarak seçilmiştir. Aynı senaryo üzerinde çalışıldığından ilk iterasyon aralığında tüm algoritmalar $N = 512$ değerine kadar kararlı davranış sergileyememiş, ancak $N = 512$ değerinden sonra -20 dB seviyesine yakınsamışlardır. Ayrıca, filtre derecesi arttıkça artırılmış istatistik tabanlı ACLMK ve OC-ACLKM algoritmaları -20 dB seviyesinden sapmaya başlamıştır. Bu durum, ACLMK ve OC-ACLKM algoritmalarının CLMK ve OC-CLMK algoritmalarına kıyasla iki katı fazla filtre

derecesiyle kompleks düzlemde çalışmasından kaynaklanmaktadır.

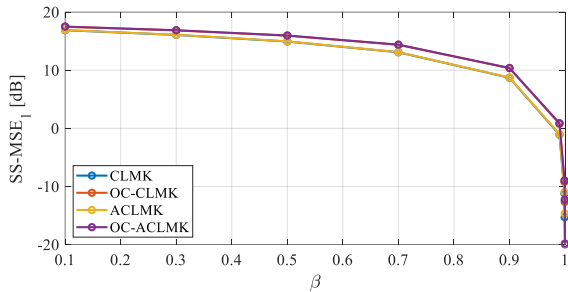
İkinci iterasyon aralığında (100000 ile 200000 arası) sistem WL modele sahip olduğundan, yalnızca artırılmış istatistik tabanlı algoritmalar $N = 512$ değerinden sonra -20 dB seviyesine yakınsamışlardır. CLMK ve OC-CLMK doğası gereği herhangi bir filtre derecesi değerinde -20 dB değerine yakınsayamamıştır.



(a)

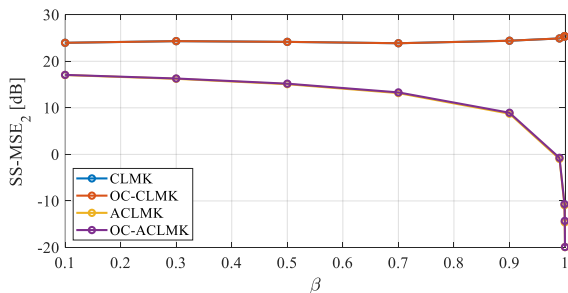


(b)

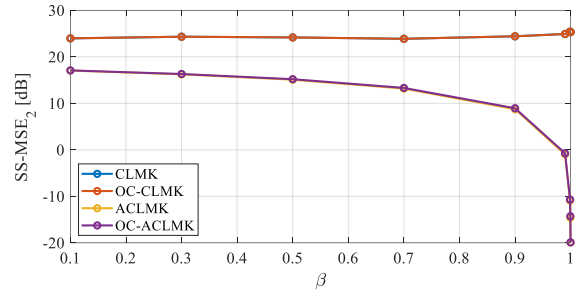


(c)

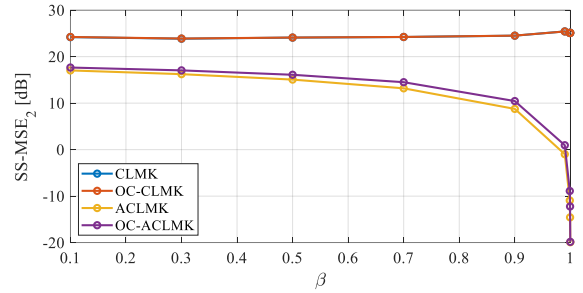
Şekil 3. Algoritmaların farklı β değerleri için $SS-MSE_1$ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$



(a)



(b)



(c)

Şekil 4. Algoritmaların farklı β değerleri için $SS-MSE_2$ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

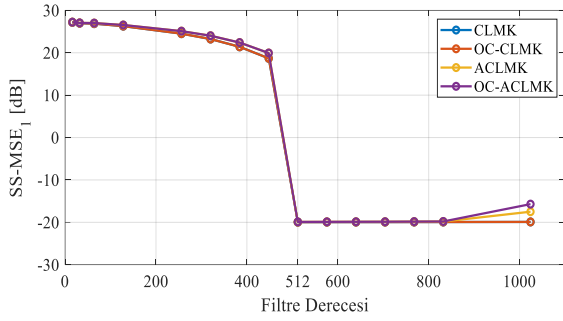
3.2 Parametre değişimine göre başarımların analizi: Senaryo 2 (Aykırı değerler içeren sistem tanımlama)

Bu bölümde, Senaryo 1'den farklı olarak bilinmeyen sistem rastgele aykırı değerler tarafından bozulan büyük-ölçekli bilinmeyen sistem, $K = 200000$ örnek içeren zamanla değişen bir sistem [15]'teki çalışmada yer alan Senaryo 2 kullanılmıştır. Bilinmeyen büyük-ölçekli sisteme ve [15]'teki Senaryo 2'ye ait özellikler aşağıda belirtilmiştir.

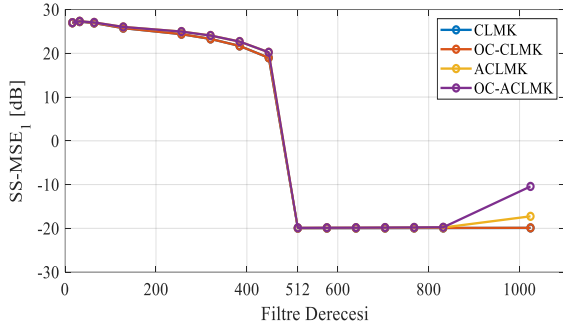
- 512 adet kompleks-değerli ağırlık katsayısı içeren zamanla değişen bir sistemdir.
- Senaryo 1'deki gibi, bu sistem 0 ile 100000 örnek arasında SL model, 100000 ile 200000 örnek arasında ise WL model davranışı sergilemektedir.
- Sistemin girişi, kompleks-değerli çift beyaz dairesel giriş sinyali $x_k \sim \mathcal{N}(0,1)$ ile beslenmiştir.
- Sistemin çıkışı ise kompleks-değerli çift beyaz dairesel gürültü sinyali $v_k \sim \mathcal{N}(0,0.01)$ ile bozulmuştur.
- Sistemin çıkışı aynı zamanda kompleks-değerli aykırı değer $o_k = \alpha_k \gamma_k$ ile bozulmuştur, burada $\alpha_k \sim \text{Bernoulli}(0.0005)$ ve $\gamma_k \sim \mathcal{N}(0,10)$ 'dir.
- Benzetimde kullanılan OC-CLMK, OC-ACLMK, ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmalarında filtre yapısı olarak FIR yapısı kullanılmıştır.
- Sonuçlar 200 bağımsız denemenin topluluk ortalaması olarak sunulmuştur.

Daha önceki benzetim çalışmalarında, algoritmaların parametreleri şu şekilde ayarlanmıştır:

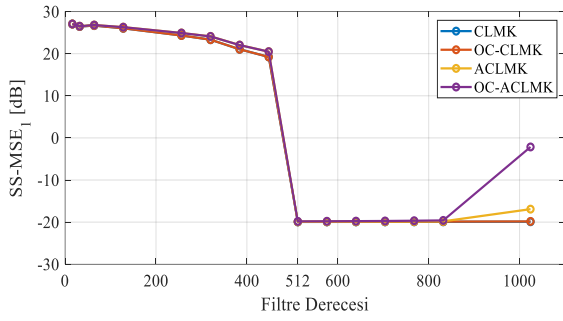
- OC-CLMK, OC-ACLMK, ROC-CLMK ve ROC-ACLMK için $\mu = 2 \times 10^{-8}$, $\rho = 0.95$, $\hat{p}_0 = 0$, $p_{max} = 10^4$, $\hat{\sigma}_{v,0}^2 = 0$ ve $\tau^o = 2.5$ olarak seçilmiştir.



(a)



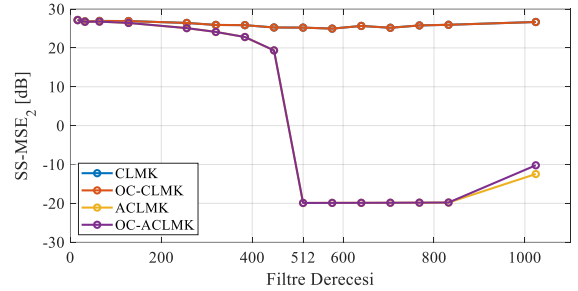
(b)



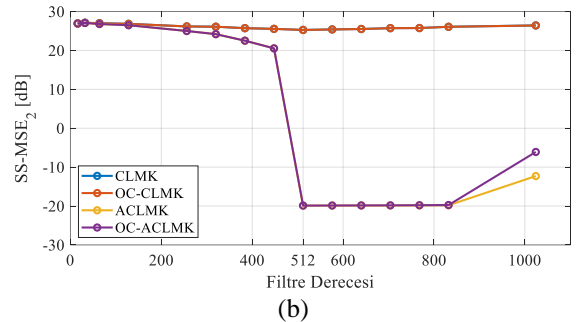
(c)

Şekil 5. Algoritmaların farklı filtre derecesi değerleri için SS-MSE₁ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

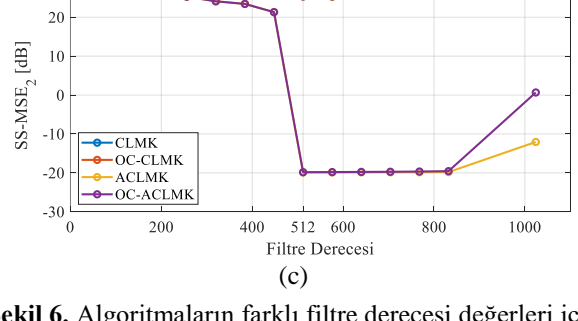
Bu bölümde ise *Senaryo 2*'e ait sistem üzerinde, adım büyüklüğü μ birbirinden farklı 14 değere, unutm faktörü β birbirinden farklı 10 değere, filtre derecesi N birbirinden farklı 15 değere kurulurak ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmalarının ortalama kalıcı durum ortalama kare hata (steady-state mean square error, SS-MSE) dB cinsinden başarımları çevrim içi versiyonları olan OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Farklı parametre aralıklarında, SS-MSE (dB) başarımının değişimini detaylı bir şekilde incelemek hedeflenmiştir. Başarım analizinin daha anlaşılır olması için ilk 100,000 iterasyon aralığı ve 100,000-200,000 iterasyon aralığı için SS-MSE (dB) başarımları sırasıyla *Senaryo 1*'deki gibi SS-MSE₁ ve SS-MSE₂ olarak adlandırılmıştır. SS-MSE değerleri, her bilinmeyen sistem için son 70,000 verinin ortalaması alınarak hesaplanmıştır. Ayrıca, bu karşılaştırma yapılırken sansürleme oranı $P_{ce} = \%30, \%50$ ve $\%70$ olarak üç farklı oranda seçilmiştir.



(a)



(b)



(c)

Şekil 6. Algoritmaların farklı filtre derecesi değerleri için SS-MSE₂ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

3.2.1 Adım büyüklüğü parametresi μ değişiminin SS-MSE (db) başarımı üzerindeki etkisi: *Senaryo 2*

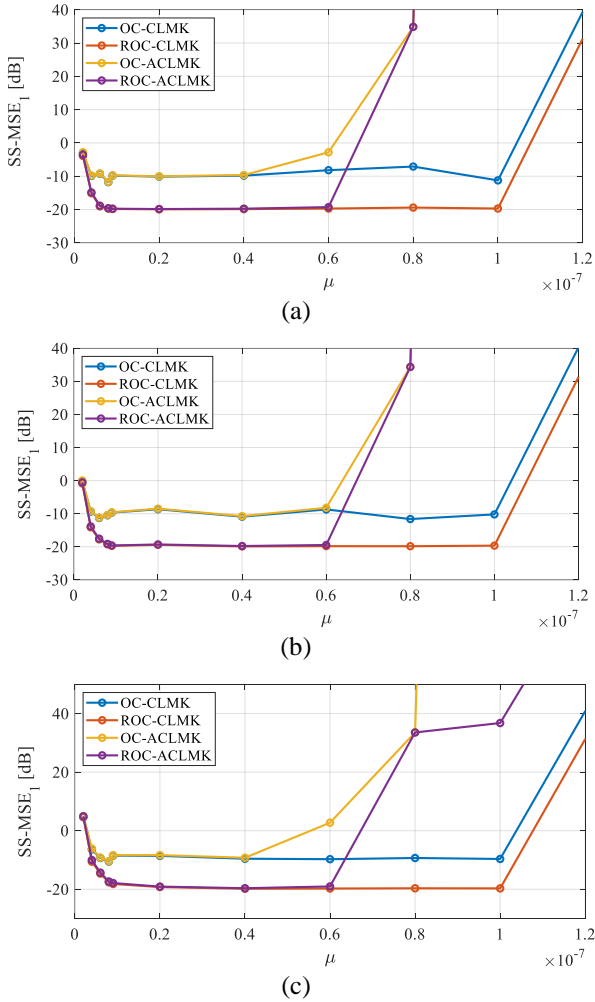
Adım büyüklüğü parametresi değişiminin MSE (dB) başarımı üzerindeki etkisini daha net görmek amacıyla *Senaryo 2*'deki sistem kurgusu aynı biçimde kullanılarak yalnızca adım büyüklüğü μ aşağıdaki gibi 14 farklı değere kurulmuş, böylece birbirinden farklı μ değerleri için algoritmaların MSE (dB) başarımları gözlemlenmiştir.

- $\mu = [0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 0.9, 2, 4, 6, 8, 10, 50, 100, 150, 200] \times 10^{-8}$

Hatırlatma: Daha önceki benzetim çalışmalarında, algoritmaların parametreleri şu şekilde ayarlanmıştır:

- OC-CLMK, OC-ACLMK, ROC-CLMK ve ROC-ACLMK için $\mu = 2 \times 10^{-8}$, $\rho = 0.95$, $\hat{p}_0 = 0$, $p_{max} = 10^4$, $\hat{\sigma}_{v,0}^2 = 0$ ve $\tau^o = 2.5$ olarak seçilmiştir.

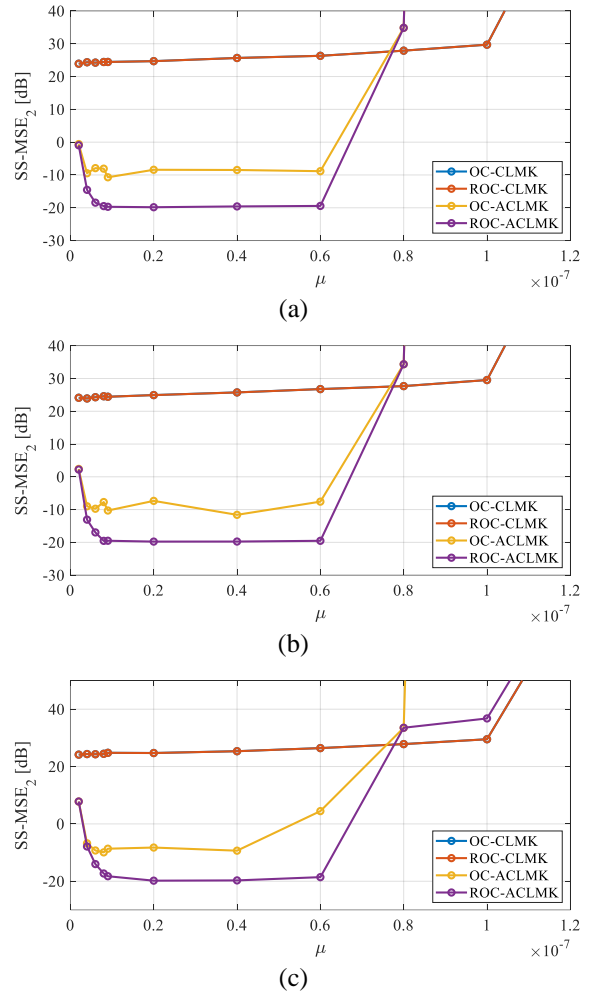
Şekil 7 ve 8’de sırasıyla algoritmaların farklı μ değerleri için $SS-MSE_1$ ve $SS-MSE_2$ başarımları sunulmuştur. Senaryo 1 ile benzer olarak, 0 ile 100000 arasında bilinmeyen büyük-ölçekli sistem dairesel bir yapıya sahip aykırı değerler içeren bir sistemdir. Bu nedenle, Şekil 7’de gürbüz algoritmalar olan ROC-CLMK ve ROC-ACLМК algoritmaları -20 dB seviyesine yaklaşırken, çevrim içi strateji tabanlı OC-CLMK ve OC-ACLМК algoritmaları yakınsayamamıştır. Öte yandan, 100000 ile 200000 arasında bilinmeyen büyük-ölçekli sistem dairesel olmayan bir yapıya sahip aykırı değerler içeren bir sistemdir. Şekil 8’den de görüldüğü üzere, sistem WL yapıda ve aykırı değer içerdiğinden yalnızca ROC-ACLМК algoritması -20 dB seviyesine yaklaşmıştır. OC-ACLМК algoritması, gürbüz olmadığından aykırı değerlere cevap verememiştir. Tüm bu sonuçlar, algoritmaların matematiksel yapısının doğal bir sonucudur ve her üç sansürleme oranı $P_{ce} = \%30, \%50$ ve $\%70$ için de geçerlidir.



Şekil 7. Algoritmaların farklı μ değerleri için $SS-MSE_1$ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

Şekil 7’den görüldüğü üzere, ilk iterasyon aralığında (0 ile 100000 arası) ROC-CLMK algoritmasının, ROC-ACLМК algoritmasına göre iki katı daha fazla adım

büyüklüğü μ parametresi sınıra sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca, Senaryo 2 üzerinde yapılan daha önceki benzetim çalışmaları incelendiğinde, adım büyüklüğü parametresi tüm CLMK tabanlı algoritmalar için $\mu = 2 \times 10^{-8}$ olarak seçilmiştir. Ancak, Şekil 7 ve 8 incelendiğinde, ROC-CLMK algoritmasının ilk iterasyon aralığında $\mu = [0.8, 0.9, 2, 4, 6, 8, 10] \times 10^{-8}$ ve ikinci iterasyon aralığında ROC-ACLМК algoritmasının $\mu = [0.8, 0.9, 2, 4, 6] \times 10^{-8}$ gibi geniş bir μ aralığında kararlı olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca, bu benzetim çalışmaları, Açıklama 1’deki öneriyi kanıtlar niteliktedir.



Şekil 8. Algoritmaların farklı μ değerleri için $SS-MSE_2$ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

3.2.2 Unutma faktörü parametresi β değişiminin $SS-MSE$ (db) başarımı üzerindeki etkisi: Senaryo 2

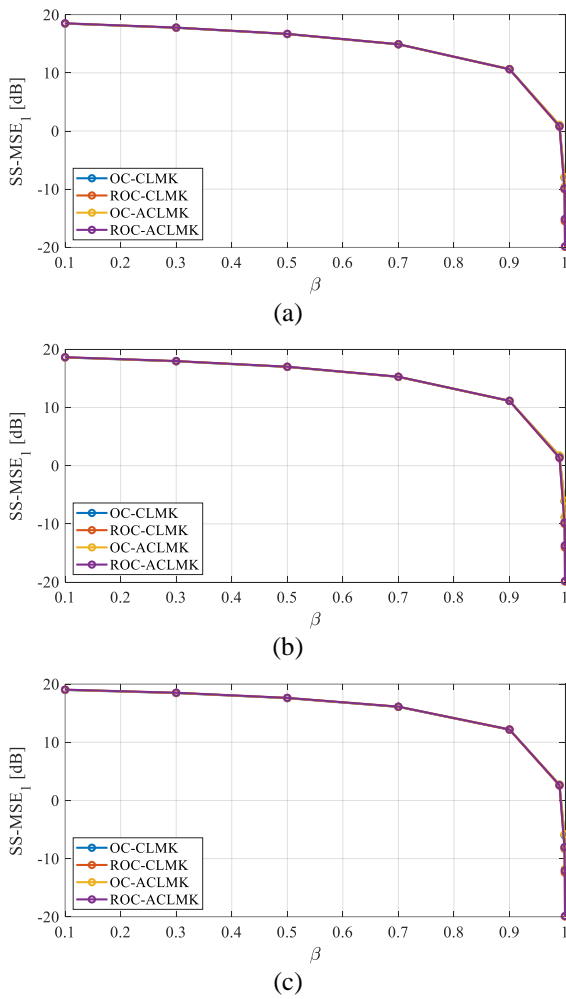
Unutma faktörü β parametresi değişiminin MSE (dB) başarımı üzerindeki etkisini daha net görmek amacıyla Senaryo 2’deki sistem kurgusu aynı biçimde kullanılarak yalnızca unutma faktörü β aşağıdaki gibi 10 farklı değere

kurulmuş, böylece birbirinden farklı β değerleri için algoritmaların MSE (dB) başarımları gözlemlenmiştir.

- $\beta = [0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 0.99, 0.999, 0.9995, 0.9999, 1]$

Hatırlatma: Daha önceki benzetim çalışmalarında, algoritmaların parametreleri şu şekilde ayarlanmıştır:

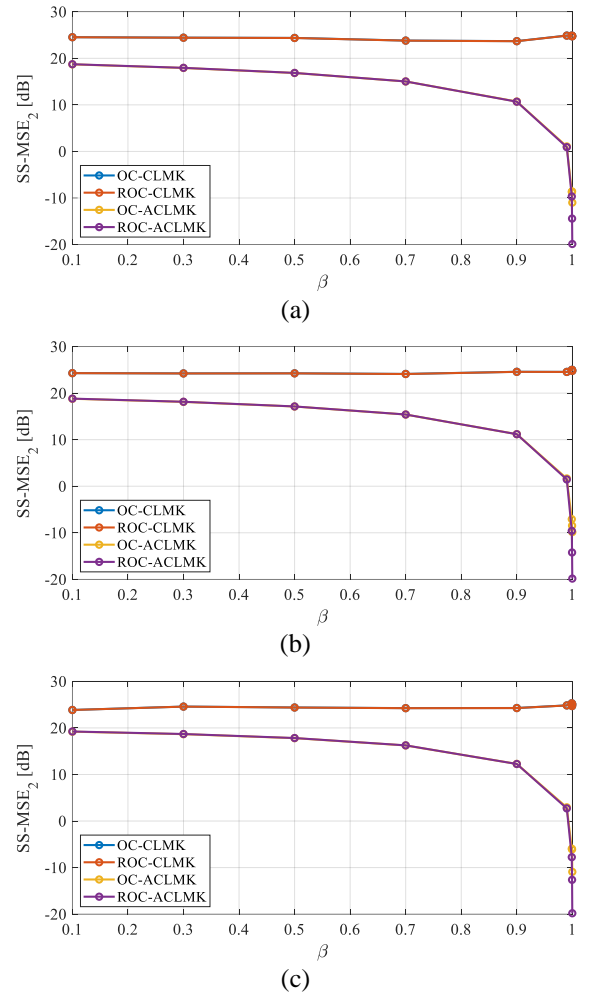
- OC-CLMK, OC-ACLMK, ROC-CLMK ve ROC-ACLMK için $\mu = 2 \times 10^{-8}$, $\rho = 0.95$, $\hat{p}_0 = 0$, $p_{max} = 10^4$, $\hat{\sigma}_{v,0}^2 = 0$ ve $\tau^o = 2.5$ olarak seçilmiştir.



Şekil 9. Algoritmaların farklı β değerleri için SS-MSE₁ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

Şekil 9 ve 10'da sırasıyla [15]'teki çalışmada önerilen algoritmaların farklı β değerleri için SS-MSE₁ ve SS-MSE₂ başarımları sunulmuştur. 0 ile 100000 arasında bilinmeyen sistem, büyük-ölçeklidir ve aykırı değerler içeren dairesel bir yapıya sahiptir. Şekil 9'dan da görüldüğü üzere, bütün algoritmalar, sistemin çıkışına eklenen gürültü sinyalinin varyansı olan -20 dB değerine $\beta = 0.99$ 'dan sonra

yakınsamaya başlamıştır. Bu durum, her üç sansürleme oranı $P_{ce} = \%30$, $\%50$ ve $\%70$ için de geçerlidir. Öte yandan, 100000 ile 200000 iterasyon aralığında bilinmeyen sistem, büyük-ölçeklidir ve aykırı değerler içeren dairesel olmayan bir yapıya sahiptir. Şekil 10'dan da görüldüğü üzere, OC-ACLMK ve ROC-ACLMK algoritmaları, farklı β değerlerinde -20 dB değeriyle oldukça benzer SS-MSE değeri üretirken, SL tabanlı OC-CLMK ve ROC-CLMK algoritmaları doğası gereği dairesel olmayan sistemlere optimal cevap veremediğinden bütün β değerlerinde yakınsayamamıştır.



Şekil 10. Algoritmaların farklı β değerleri için SS-MSE₂ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

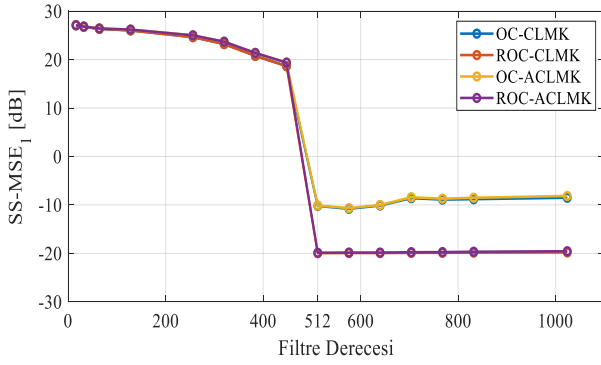
3.2.3 Filtre derecesi parametresi N değişiminin SS-MSE (db) başarımı üzerindeki etkisi: Senaryo 2

Filtre derecesi N değişiminin MSE (dB) başarımı üzerindeki etkisini daha net görmek amacıyla Senaryo 2'deki sistem kurgusu aynı biçimde kullanılarak yalnızca filtre derecesi N aşağıdaki gibi 15 farklı değere kurulmuş, böylece birbirinden farklı N değerleri için algoritmaların MSE (dB) başarımları gözlemlenmiştir.

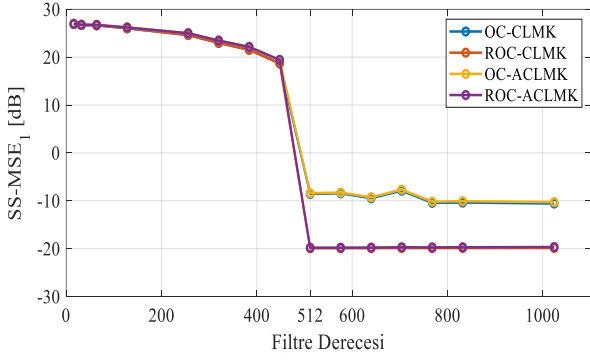
- $N = [16, 32, 64, 128, 256, 320, 384, 448, 512, 576, 640, 704, 768, 832, 1024]$

Hatırlatma: Daha önceki benzetim çalışmalarında, algoritmaların parametreleri şu şekilde ayarlanmıştır:

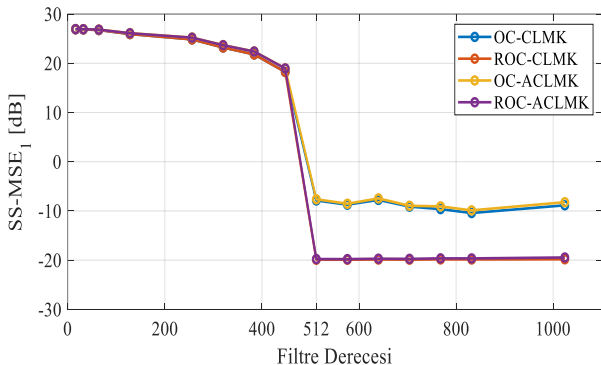
- OC-CLMK, OC-ACLMK, ROC-CLMK ve ROC-ACLMK için $\mu = 2 \times 10^{-8}$, $\rho = 0.95$, $\hat{p}_0 = 0$, $p_{max} = 10^4$, $\hat{\sigma}_{v,0}^2 = 0$ ve $\tau^o = 2.5$ olarak seçilmiştir.



(a)



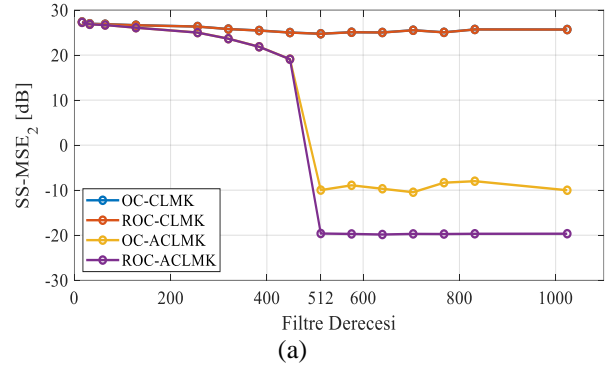
(b)



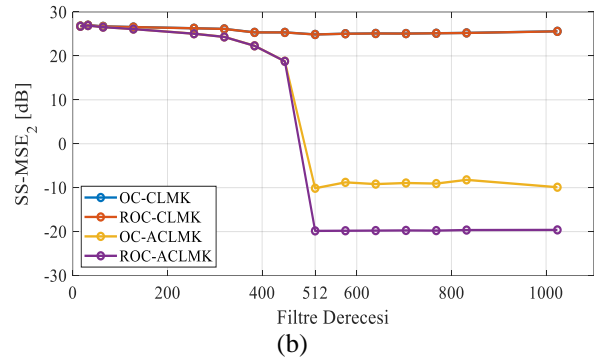
(c)

Şekil 11. Algoritmaların farklı N değerleri için $SS-MSE_1$ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

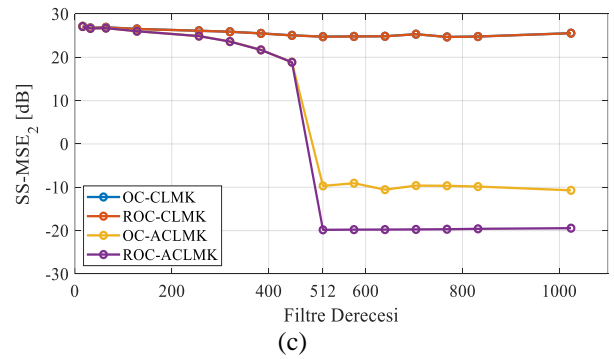
Şekil 11 ve 12’de sırasıyla algoritmaların farklı β değerleri için $SS-MSE_1$ ve $SS-MSE_2$ başarımları sunulmuştur. [15]’teki çalışmada Senaryo 2 üzerinde yapılan daha önceki benzetim çalışmaları incelendiğinde, filtre derecesi tüm algoritmalar için $N = 512$ olarak seçilmiştir. Aynı senaryo üzerinde çalışıldığından ilk iterasyon aralığında yalnızca ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmaları $N = 512$ değerine kadar kararlı davranış sergileyememiş, ancak $N = 512$ değerinden sonra -20 dB seviyesine yakınsamışlardır. Ayrıca, sistem aykırı değerler içerdiğinden çevrim içi strateji tabanlı OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmaları yakınsayamamıştır.



(a)



(b)



(c)

Şekil 12. Algoritmaların farklı N değerleri için $SS-MSE_2$ başarımları (a) $P_{ce} = \%30$ (b) $P_{ce} = \%50$ (c) $P_{ce} = \%70$

İkinci iterasyon aralığında (100,000 ile 200,000 arası) sistem aykırı değerler içeren WL modele sahip olduğundan, yalnızca ROC-ACLMK algoritması $N = 512$ değerinden sonra -20 dB seviyesine yakınsamıştır. OC-CLMK ve ROC-CLMK matematiksel yapısı gereği herhangi bir filtre derecesi değerinde -20 dB değerine yakınsayamamıştır. OC-

ACLMK algoritması ise aykırı değerlere cevap veren gürbüz bir yapıya sahip olmadığından ikinci iterasyon aralığında kararsız davranış sergilemiştir.

4 Sonuçlar

Bu çalışmada, [15]'te önerilen çevrim içi sansürleme tabanlı CLMK algoritmalarının farklı aralıklardaki adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecesine göre başarımların analizi detaylı bir şekilde sunulmuştur. İlk olarak, *Senaryo 1*'e ait sistem üzerinde, adım büyüklüğü birbirinden farklı 14 değere, unutma faktörü birbirinden farklı 10 değere, filtre derecesi birbirinden farklı 15 değere kurularak önerilen OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmalarının SS-MSE dB cinsinden başarımları klasik versiyonları olan CLMK ve ACLMK algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Ardından ise *Senaryo 2*'e ait sistem üzerinde, adım büyüklüğü birbirinden farklı 14 değere, unutma faktörü birbirinden farklı 10 değere, filtre derecesi birbirinden farklı 15 değere kurularak önerilen ROC-CLMK ve ROC-ACLMK algoritmalarının SS-MSE dB cinsinden başarımları çevrim içi versiyonları olan OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Her iki senaryo için de sansürleme oranı $P_{ce} = \%30, \%50$ ve $\%70$ olarak üç farklı oranda seçilmiştir. Sonuç olarak, bu çalışma, [15]'te önerilen çevrim içi sansürleme tabanlı CLMK algoritmalarının adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecesi gibi önemli parametrelere olan bağımlılığını SS-MSE (dB) olarak sunmuştur. Böylece, bu çalışma algoritma kullanıcıları için hangi parametre sınırları içinde çalışmalarının uygun olduğu konusunda rehberlik sağlayarak pek çok mühendislik uygulamasında kullanılmasının önünü açacaktır. Son olarak, gelecek çalışmalarda, adım büyüklüğü, unutma faktörü ve filtre derecesine göre başarımların analizi sunulan OC-CLMK ve OC-ACLMK algoritmalarının lineer olmayan versiyonlarının tasarlanması ve başarımların analizleri yapılması hedeflenmektedir.

Teşekkür

Bu çalışma kısmen Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) tarafından desteklenmiştir (Proje Numarası: 121E324).

Çıkar çatışması

Yazarlar çıkar çatışması olmadığını beyan etmektedir.

Benzerlik oranı (iThenticate): %9

Kaynaklar

- [1] E. C. Mengüç and N. Acir, Complex-valued least mean kurtosis adaptive filter algorithm. IEEE 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference, pp. 325–328, 2016. <https://doi.org/10.1109/SIU.2016.7495743>.
- [2] E. C. Mengüç and N. Acir, An augmented complex-valued least-mean kurtosis algorithm for the filtering of noncircular signals. IEEE Transactions on Signal Processing, 66 (2), 438–448, 2018. <https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2768024>.
- [3] E. Zerdali and E. C. Mengüç, Novel complex-valued stator current-based MRAS estimators using different adaptation mechanisms. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 68 (10), 3793–3795, 2019. <https://doi.org/10.1109/TIM.2019.2932161>.
- [4] N. Gebeyehu, H. Zhao, and Y. Xia, Robust frequency estimation of unbalanced power system using a phase angle error based least mean kurtosis algorithm. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 110, 795–808, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.03.052>.
- [5] N. Gebeyehu L., H. Zhao, and Y. Xia, Widely linear least mean kurtosis-based frequency estimation of three-phase power system. IET Generation, Transmission & Distribution, vol. 14, no. 6, pp. 1159–1167, 2019. <https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2018.6498>.
- [6] N. Gebeyehu and H. Zhao, Magnitude-cum-phase angle error-based WL adaptation for frequency estimation of three-phase power system. Electronics Letters, 55 (4), pp 218–220, 2019. <https://doi.org/10.1049/el.2018.6911>.
- [7] E. C. Mengüç, and N. Acir, Kurtosis-Based CRTRL Algorithms for Fully Connected Recurrent Neural Networks. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 29 (12), 6123–6131, 2018. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2826442>.
- [8] E. C. Mengüç, A Novel Fully Complex Nonlinear Adaptive Finite Impulse Response Filter Algorithm. Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi Part C: Tasarım ve Teknoloji, 7 (1), 1–11, 2019. <https://doi.org/10.29109/gujsc.42527>.
- [9] O. Tanrikulu and A. G. Constantinides, Least-mean kurtosis: A novel higher-order statistics based adaptive filtering algorithm. Electronics Letters, 30 (3), 189–190, 1994. <https://doi.org/10.1049/el:19940129>.
- [10] N. J. Bershad and J. C. Bermudez, Stochastic analysis of the least mean kurtosis algorithm for Gaussian inputs. Digital Signal Processing, 54, 35–45, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2016.03.012>.
- [11] P. I. Hübscher and J. C. Bermudez, A model for the behavior of the least mean kurtosis (LMK) adaptive algorithm with Gaussian inputs. International Telecommunications Symposium, 2002.
- [12] E. C. Mengüç, N. Acir and D. P. Mandic, Widely Linear Quaternion-Valued Least-Mean Kurtosis Algorithm. IEEE Transactions on Signal Processing, 68, 5914–5922, 2020. <https://doi.org/10.1109/TSP.2020.3029959>.
- [13] E. C. Mengüç, Novel quaternion-valued least-mean Kurtosis adaptive filtering algorithm based on the GHR calculus. IET Signal Processing, 12 (4), pp. 486–495, 2019. <https://doi.org/10.1049/iet-spr.2017.0340>.
- [14] D.P. Mandic, V.S.L. Goh, Complex Valued Nonlinear Adaptive Filters: Noncircularity, Widely Linear and Neural Models. John Wiley & Sons, 2009. <https://doi.org/10.1002/9780470742624>.
- [15] B. Çolak Güvenç and E. C. Mengüç, A novel family of online censoring based complex-valued least mean kurtosis algorithms. Signal Processing, 216, 109302, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2023.109302>.

- [16] D. Berberidis, V. Kekatos, G.B. Giannakis, Online censoring for large-scale regressions with application to streaming big data. *IEEE Trans. Signal Process.* 64 (15) 3854–3867, 2016 <https://doi.org/10.1109/TSP.2016.2546225>.
- [17] P.S.R. Diniz, On data-selective adaptive filtering, *IEEE Trans. Signal Process.* 66 (16), 4239–4252, 2018. <https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2847657>.
- [18] E.C. Mengüç, M. Xiang, D.P. Mandic, Online censoring based complex-valued adaptive filters. *Signal Processing*, 200 108638, 2022 <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2022.108638>.
- [19] Z. Wang, Z. Yu, Q. Ling, D. Berberidis, G.B. Giannakis, Decentralized RLS with data-adaptive censoring for regressions over large-scale networks, *IEEE Trans. Signal Process.* 66 (6), 1634–1648, 2018. <https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2795594>.
- [20] E. C. Mengüç, Large-scale regression in the complex domain: Performance analysis of CRLS algorithms censoring noninformative data in an online manner. *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 12 (2), pp.349-359, 2023. <https://doi.org/10.28948/ngumuh.1234303>.
- [21] E. C. Mengüç, N. Acir and D.P. Mandic, A Class of Online Censoring Based Quaternion-Valued Least Mean Square Algorithms. *IEEE Signal Processing Letters*, 30, pp. 244-248, 2023. <https://doi.org/10.1109/LSP.2023.3255000>.
- [22] Y. Eren, B. Çolak Güvenç and E. C. Mengüç, An acoustic feedback canceler based on probe noise and informative data for hearing aids, *Signal, Image and Video Processing*, 18 (1), pp.703-714, 2024. <https://doi.org/10.1007/s11760-023-02786-7>.
- [23] Y. Eren, B. Çolak Güvenç and E. C. Mengüç, Cost-Effective Acoustic Feedback Cancellers for Digital Hearing Aids, *IEEE/ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing*, 2024. <https://doi.org/10.1109/TASLP.2024.3389644>.
- [24] Y. Eren, B. Çolak Güvenç and E. C. Mengüç, Cost-Effective Adaptive Predictor for Large-Scale Wind Signal, 2023 46th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP), Praha, Czech Republic, pp. 221-224, 2023. <https://doi.org/10.1109/TSP59544.2023.10197765>.
- [25] B. Çolak Güvenç, Y. Eren ve E.C. Mengüç, Adaptive Prediction of Financial Data with Complex-Valued Informative Data, 2022 Elektrik-Elektronik ve Biyomedikal Mühendisliği Konferansı (ELECO), Bursa, Turkey, pp.1-5, 2022.
- [26] B. Çolak Güvenç, Y. Eren ve E.C. Mengüç, Novel Online Censoring Based Learning Algorithm for Complex-Valued Big Data Streams, *IEEE 30. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU 2022)*, Karabük, Turkey, 15-18 Mayıs 2022. <https://doi.org/10.1109/SIU55565.2022.9864761>.
- [27] Y. Eren, B. Çolak Güvenç ve E. C. Mengüç, Online Censoring Based Acoustic Feedback Cancellation for Wearable Hearing Aids, *IEEE 30. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU 2022)*, Karabük, Turkey, 15-18, 2022. <https://doi.org/10.1109/SIU55565.2022.9864685>.

