

KALMAN FİLTRESİ TABANLI YİNELENEN EN KÜÇÜK KARELER METODUYLA ELEKTRİKSEL GERİLİM İŞARETİNİN İZLENMESİ

H. Hüseyin SAYAN¹, İlhan KOŞALAY², Mesut KAHRAMAN³

¹Gazi Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Elektrik Eğitimi Bölümü, Teknikokullar/Ankara, e-mail: hsayan@gazi.edu.tr

²Türkiye Radyo Televizyon Kurumu, Bilgi Tkn. Dai. Bşk., Enerji Sis. Md. Oran/Ankara, e-mail: ilhan.kosalay@trt.net.tr

³MEB, BATEM Giresun, e-mail: mestkahrmm@gmail.com

Geliş Tarihi: 05.01.2009

Kabul Tarihi: 12.05.2009

ÖZET

Bugüne kadar parametre tahminleri için çeşitli algoritmik yaklaşımlar kullanılmıştır. Bunların arasında uyarlanabilir klasik metotların; çevre şartlarına göre kendi kendisini en iyiye doğru kanalize edebilmesi, zamanla değişen sistemlere kolaylıkla uygulanabilmesi ve yeni durumlara göre kendi kendine ayarlayabilmesi yönüyle öne çıktığı görülmektedir.

Bu çalışmada, klasik uyarlanabilir metotlardan Yinelenen En Küçük Kareler Metodu (YEKK) kullanılmıştır. Öncelikle YEKK metoduna kalman filtresi algoritması adapte edilmiştir. Geliştirilen yaklaşım kullanılarak bir elektriksel gerilim sinyalinin faz bilgileri elde edilmiştir. Elde edilen faz bilgileri ile izlenen sinyale kilitleme süreci üzerinde durulmuştur. Benzetim işlemi MATLAB yardımıyla gerçekleştirilmiş olup benzetim sonuçları ve metodun etkinliği incelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: *Yinelenen en küçük kareler metodu, gerilim sinyali, güç sistemi*

TRACKING OF ELECTRICAL VOLTAGE SIGNAL USING KALMAN FILTER BASED RECURSIVE LEAST SQUARES METHOD

ABSTRACT

Hitherto various algorithmic approaches were used for estimation of parameter. Adaptable classical methods come forward amongst these approaches because of optimizing itself in the varying environmental conditions, being applicable to time-varying systems easily and being adaptable by itself to new conditions.

In this study, recursive least squares method (RLSM) that is one of the adaptable classical methods was used. Firstly kalman filter was adapted to RLSM. Phase information of electrical voltage signal was obtained by developed approach. Locking process of the tracked signal was investigated using phase information. Simulation was implemented by using MATLAB code. Results of simulation were examined and efficiency of method was presented.

Key Words *Recursive least squares method, voltage signal, power system*

1.GİRİŞ

Elektriksel şebekelerde arıza veya hata durumuna göre ortaya çıkan ani faz açısı kaymaları, gerilim göçmeleri ve bölgesel frekans değişimleri ve benzeri durumlarda faz bilgilerinin hesaplanması, sistemin kontrolü ve fonksiyonu açısından oldukça önemlidir. Faz açısı detektörleri, alçak geçiren filtreler veya çentik tipi filtrelerin faz kaymaları meydana getirdiğini bilinmektedir [1]. Bu ve benzeri olaylara bağlı olarak yavaş sistem tepkileri ve bazı cihazlarda kritik zamanlama hataları meydana gelebilmektedir. Darbe genlik modülasyonu (PWM) doğrultucuları, aktif güç filtreleri, kesintisiz güç kaynakları (UPS), aktif-reaktif güç kontrolü yapan sistemleri ve benzeri birçok sistemde faz bilgilerinin elde edilmesi zorunlu bir çalışma olarak ortaya çıkmaktadır[1].

Faz bilgilerinin dijital sinyal işlemciler kullanılarak elde edilebileceği ve bu bilgilerin kontrol sistemlerinde kullanılabilirliği çeşitli benzetim çalışmalarında gösterilmiştir[2]. Bazı çalışmalarda parametre tahmini için en iyi algoritma yaklaşımını bulunmaya çalışılarak sayısal tabu araştırma algoritmasının performans analizi için yinelenen en küçük kareler (YEKK), en küçük kafes kareler gibi uyarlanabilir klasik metotların yanı sıra yapay sinir ağları karşılaştırılmıştır. Bu çalışmalar sonucu uyarlanabilir klasik metotların performansının diğerlerine göre daha iyi olduğu belirtilmiştir. Ayrıca uyarlanabilir klasik metotların bazı istatistikî değerlerin bilinmesi durumunda sistem modellemesinde oldukça iyi çözümler sunduğu da açıklanmıştır[3,4].

Uyarlanabilir sistemler çevre şartlarına göre kendi kendisini en iyiye doğru kanalize edebilen sistemlerdir. Uyarlanabilir sistemlerin en önemli özelliği zamanla değişen sistemlere rahatlıkla uygulanabilmesi ve yeni durumlara göre kendi kendini ayarlayabilmesidir. Doğrusal sistemlerde belirli girişlere karşı çıkışın istenen şekilde olması, diğer tür girişlerin uygulandığı durumlarda veya kontrol edilen sistemin zamanla çevre şartlarından etkilenerek özelliklerinin değişmesi durumunda sistemlerin kararsız davranması uyarlanabilir sistemlerde daha az gözlenmektedir. Bu şekilde sistemden beklenen ile elde edilen çıkış arasındaki fark, uyarlanabilir sisteme giriş olarak verilmektedir. Bu farkın sıfır olması, sistemin arzu edilen şekilde çalışması anlamına gelir. Uyarlanabilir modelleme, sistem parametrelerini, hatayı sıfır yapacak şekilde ayarlamak için kullanılır[4]. Uyarlanabilir sistemlerin çoğu yinelenen kimliklendirme metodu temellidir. Zamana bağlı olarak değişen sistem modeli, regülatörün parametrelerinin belirlenmesinde kullanılır. Bu yolla regülatör, sistemin önceki davranışına bağımlı olur. Eğer regülatör dizaynında uygun bir prensip kullanılırsa, regülatör sistem karakteristiğindeki değişimlere kolaylıkla adapte olur. Bu sistemlerde hata belirleme şemaları çeşitli yollarla yapılabilir. Bunun bir yöntemi, sistemde hata oluştuğunda on-line çıkıştaki hata tanı sistemidir. Hata belirleme, yaygın olarak sistemdeki ani ve beklenmedik değişimleri yakalamak için tasarlanan gerçek zaman kimliklendirme metotlarında da kullanılır. Bir hata oluştuğu zaman, hata belirleme algoritması sayesinde bu hatanın farkına varılır. Sistem kimliklendirme algoritması kendini değiştirir. Pek çok yinelenen kimliklendirme metodu off-line metotlara yakın olan metotlardan elde edilir. Böylece istenilen seviyede doğruluk için maliyet azaltılmış olur. Bununla beraber kullanıcılar on-line metotlar ile off-line metotlar arasında tercih yapabilirler [5].

Uyarlanabilir algoritmalar iki gruba ayrılır. Birinci grup, en küçük ortalamalar karesi algoritmalarına dayalı olan algoritmalarlardır. En küçük ortalamalar karesi algoritması, bir azaltım arama algoritması ile sistem hatasının karesinin ortalamasını minimize eder ve hesap karmaşıklığının az olmasından dolayı çok popülerdir. Fakat en küçük ortalamalar karesi algoritmalarının yakınsama oranı sisteme ve giriş istatistiklerine bağlıdır. Sistem parametrelerinin tahminindeki düşük yakınsama oranından dolayı en küçük ortalamalar karesi algoritması her zaman tatmin edici çözümler vermemektedir. İkinci grup, hatanın karesinin deterministik toplamını en aza indiren YEKK algoritmasına dayanır. YEKK algoritması, en küçük ortalamalar karesi algoritmasından daha hızlı yakınsama özelliği göstermesine rağmen hesaplama karmaşıklığı fazladır [4].

Konu hakkında son yıllarda yapılan çalışmalar şu şekildedir. Su ve arkadaşları lineer zamanla değişmeyen sistemin bir referans sinyali izlemedeki performans sınırlarını incelemişlerdir [6,7,8]. Malik ve salman bir sinüs sinyalinin izlemek için yinelemeli en küçük karelere dayalı bir algoritma sunmuşlardır [9]. Zhang ve arkadaşları yinelemeli Gauss-Newton yöntemine dayalı olarak, gürültülü bir sinüs sinyalinin genliğinin ve fazının adaptif incelenmesi problemini incelemişlerdir [10]. Premerlani ve arkadaşları, karmaşık taylor genişlemesine dayalı senkrofazör tahmincisi geliştirmişlerdir [11]

Bu çalışmada YEKK metodunun kalman filtresi yaklaşımı kullanılarak bir fazlı elektriksel gerilim sinyalinin faz bilgilerinin elde edilmesine çalışılmıştır. Elde edilecek faz bilgileri ile izlenen sinyale kilitlenme süreci üzerinde durulmuştur. Kilitlenme süreci, sinyaldeki farklı değişimler ve algoritmanın belirleyici parametreleri için ayrı ayrı incelenmiş olup, YEKK metodunun kalman filtresi yaklaşımı için MATLAB'da bir ara yüz oluşturulmuştur.

2. YEKK METODUNDAN KALMAN FİLTRESİ YAKLAŞIMININ ELDE EDİLMESİ

Durum-uzay modeli,

$$\theta(t+1) = \Phi(t)\theta(t) + G(t)w(t), \quad t=1,2,\dots,n \quad (1)$$

$$y(t) = \varphi(t)\theta(t) + v(t) \quad (2)$$

olmak üzere hata teriminin

$$w_t \sim N(0, R_1) \quad (3)$$

$$v_t \sim N(0, R_2) \quad (4)$$

$$\theta_t \sim N(0, P_0) \quad (5)$$

şeklinde normal dağılıma sahip olduğu, hata terimlerinin ve başlangıç durumunu aşağıdaki varsayımları sağladığı kabul edilsin. Burada; $\theta(t)$ sistem durum vektörü, $y(t)$ sistem gözlem vektörü, $\Phi(t)$ sistem geçiş matrisi, $\varphi(t)$ gözlem matrisi ve $w(t)$, $v(t)$ sıfır ortalamalı beyaz gürültü süreçleri (hata terimi) dir.

$$E[v_t] = 0 \quad (6)$$

$$E[w_t] = 0 \quad (7)$$

$$E[w(t)w(s)^T] = R_1(t)\delta_{ts} \quad (8)$$

$$E[v(t)v(s)^T] = R_2(t)\delta_{ts} \quad (9)$$

$$E[w(t)v(s)^T] = 0 \quad (10)$$

$$E[\theta(0)] = \bar{\theta}(0) \quad (11)$$

$$E[(\theta_0 - \bar{\theta}_0)(\theta_0 - \bar{\theta}_0)^T] = P(0) \quad (12)$$

$$E[\theta_0 w_1^T] = 0 \quad (13)$$

$$E[\theta_0 v_1^T] = 0 \quad (14)$$

$y(t-1) = \{y(0), y(1), \dots, y(t-1)\}$ gözlemleri verildiğinde, $\theta(t)$ durumunun $\bar{\theta}(t|t-1)$ tahmininin iyiliği hatanın

$$P(t|t-1) = E[(\theta(t) - \bar{\theta}(t|t-1))(\theta(t) - \hat{\theta}(t|t-1))^T | y(t-1)] \quad (15)$$

kovaryans matrisi ile açıklansın. Bu durumda, $\hat{\theta}(t|t-1)$ tahminine karşılık gelen hatanın koşullu kovaryansı için

$$\begin{aligned} izP(t|t-1) &= E \left[iz(\theta(t) - \bar{\theta}(t|t-1))^T (\theta(t) - \hat{\theta}(t|t-1)) | y(t-1) \right] \\ &= E \left[\left\| \theta(t) - \hat{\theta}(t|t-1) \right\|^2 | y(t-1) \right] \end{aligned} \quad (16)$$

olacağından, koşullu beklenen değer tahmini hatanın bu kovaryans matrisini en küçük yapar. Yani hata kareleri ortalaması,

$$E \left[\left\| \theta(t) - \hat{\theta}(t|t-1) \right\|^2 | y(t-1) \right] \quad (17)$$

Ölçütünü en küçük yapan tahmin

$$\hat{\theta}(t|t-1) = E[\theta(t) | y(0), y(1), \dots, y(t-1)] = E[\theta(t) | y(t-1)] \quad (18)$$

$$\hat{\theta}(t) = E[\theta(t) | y(0), y(1), \dots, y(t)] = E[\theta(t) | y(t)] \quad (19)$$

$$P(t|t-1) = E[(\theta(t) - \hat{\theta}(t|t-1))(\theta(t) - \hat{\theta}(t|t-1))^T | y(t-1)] \quad (20)$$

$$P(t|t) = E [(\theta(t) - \hat{\theta}(t|t))(\theta(t) - \hat{\theta}(t|t))^T | y(t)] \quad (21)$$

değerlerinin belirlenmesi aşağıdaki adımların uygulanması ile elde edilir.

Adım-1. Durum uzay modelinde yer alan hata terimleri ve başlangıç durumu normal dağılıma sahip olduğundan $t=0$ için,

$$\begin{bmatrix} \theta_{(0)} \\ y_{(0)} \end{bmatrix} \quad (22)$$

rastgele vektörü, beklenen değeri

$$\begin{bmatrix} \bar{\theta}(0) \\ \varphi_{(0)} \bar{\theta}(0) \end{bmatrix} \quad (23)$$

ve kovaryans matrisi

$$\begin{bmatrix} P(0) & P(0)\varphi^T(0) \\ \varphi(0)P(0) & \varphi(0)P(0)\varphi^T(0) + R_2(0) \end{bmatrix} \quad (24)$$

ile normal dağılıma sahiptir. Bu durumda $\theta(0)$ 'in $y(0)$ ile koşullu dağılımı da normaldir.

Beklenen değerleri

$$\hat{\theta}(0|0) = \bar{\theta}(0) + P(0)\varphi^T(0)[\varphi(0)P(0)\varphi^T(0) + R_2(0)]^{-1}[y(0) - \varphi(0)\bar{\theta}(0)] \quad (25)$$

ve kovaryans matrisi

$$P(0|0) = P(0) - P(0)\varphi^T(0)[\varphi(0)P(0)\varphi^T(0) + R_2(0)]^{-1}y(0)P(0) \quad [26]$$

dır.

Adım-2. Benzer düşünce ile $t=0$ için, $y(0)$ gözlemi verildiğinde, $\theta(1)$ 'in $y(0)$ ile koşullu dağılımı da normal dağılıma sahiptir. Beklenen değeri

$$\hat{\theta}(1|0) = \Phi(0)\hat{\theta}(0|0) \quad (27)$$

ve kovaryans matrisi

$$P(1|0) = \Phi(0)P(0|0)\Phi^T(0) + G(0)R_1(0)G^T(0) \quad (28)$$

dır.

Adım-3. Yine benzer düşünce ile $t=1$ için, $y(1)$ 'in $y(0)$ ile koşullu dağılımı da normal dağılıma sahiptir. Beklenen değeri

$$\hat{y}(1|0) = \varphi(1)\hat{\theta}(1|0) \quad (29)$$

ve kovaryans matrisi

$$\varphi(1)P(1|0)\varphi^T(1) + R_2(1) \quad (30)$$

dir.

Adım-4. Yukarıdaki adımların benzer düşüncesi ile $t=1$ için, $y(0)$ ve $y(1)$ gözlemleri verildiğinde, $\theta(1)$ 'in $y(0)$ ve $y(1)$ ile koşullu dağılımı da normal dağılıma sahiptir. Beklenen değeri

$$\hat{\theta}(1|1) = \hat{\theta}(1|0) + P(1|0)\varphi^T(1)[\varphi(1)P(1|0)\varphi^T(1) + R_2(1)]^{-1}[y(1) - \varphi(1)\hat{\theta}(1|0)] \quad (31)$$

ve kovaryans matrisi

$$P(1|1) = P(1|0) - P(1|0)\varphi^T(1)[\varphi(1)P(1|0)\varphi^T(1) + R_2(1)]^{-1}\varphi(1)P(1|0) \quad (32)$$

dır.

Adım-5. $t=1$ için Adım 2 tekrar uygulanırsa

$$\hat{\theta}(1|1) = \Phi(1)\hat{\theta}(1|1) \quad (33)$$

ve

$$P(2|1) = \Phi(1)P(1|1)\Phi^T(1) + G(1)R_1(1)G^T(1) \quad (34)$$

elde edilir.

Herhangi bir t anında Adım-2 ile Adım-4 arasındaki işlemler genelleştirilirse

$$\hat{\theta}(t|t) = \hat{\theta}(t|t-1) + P(t|t-1) \varphi^T(t) [\varphi(t) P(t|t-1) \varphi^T(t) + R_2(t)]^{-1} [y(t) - \varphi(t) \hat{\theta}(t|t-1)] \quad (35)$$

$$\hat{\theta}(t|t+1) = \Phi(t) \hat{\theta}(t|t) \quad (36)$$

$$P(t|t) = P(t|t-1) - P(t|t-1) \varphi^T(t) [\varphi(t) P(t|t-1) \varphi^T(t) + R_2(t)]^{-1} (\varphi(t) P(t|t-1)) \quad (37)$$

$$P(t|t+1) = \Phi(t) P(t|t) \Phi^T(t) + G(t) R_1(t) G^T(t) \quad (38)$$

olarak bulunur. Burada,

$$K(t) = P(t|t-1) \varphi^T(t) [\varphi(t) P(t|t-1) \varphi^T(t) + R_2(t)]^{-1} \quad (39)$$

ve

$$\hat{\theta}(t|t) = \hat{\theta}(t|t-1) + K(t)[y(t) - \varphi(t) \hat{\theta}(t|t-1)] \quad (40)$$

elde edilir. Algoritmanın başlangıç değerleri olarak

$$P(0|-1) = P(0) \quad (41)$$

$$\hat{\theta}(0|-1) = \bar{\theta}(0) \quad (42)$$

alınır [5].

2.1. Kalman filtresi ile parametre tahmini

Çıktısı $\{y(t)\}$ olan bir sistemin

$$y(t) = a_1 y(t-1) + a_2 y(t-2) + \dots + a_n y(t-n) + v(t) \quad (43)$$

doğrusal fark denklemleri ile modellendiği kabul edilsin. Burada $\{y(t)\}$ beyaz gürültü sürecini ve $t=1,2,\dots,n$ zaman noktalarını göstermektedir. [43] eşitliğini q^{-1} gecikme işleyici

$$q^{-1} y(t) = y(t-1) \quad (44)$$

olmak üzere

$$A(q^{-1}) y(t) = v(t) \quad (45)$$

biçiminde yazabiliriz. Burada;

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_n q^{-n} \quad (46)$$

ve n modelin mertebesi, a_1, \dots, a_n modelin bilinmeyen parametreleridir. [43] veya [44] modeli

$$\theta^T = (a_1, \dots, a_n) \quad (47)$$

$$\varphi^T(t) = (-y(t-1), \dots, -y(t-n)) \quad (48)$$

olmak üzere

$$y(t) = \theta^T \varphi(t) + v(t) \quad (49)$$

şeklinde yazılır.

Eşitlik [49] ile verilen modeldeki parametrelerin tahmin edilmesinde Kalman filtresinin kullanıldığını düşünelim. Bu amaçla parametre vektörü rasgele yürüyüş süreci olarak kabul edilirse [49] eşitliği,

$$\theta(t+1) = \theta(t) + w(t) \quad (50)$$

$$y(t) = \varphi^T(t) \theta(t) + v(t) \quad (51)$$

durum uzay modeli biçiminde yazılabilir. Burada durum vektörü parametre vektörüdür. $\{w(t)\}$, $\{v(t)\}$ beyaz gürültü süreçlerini göstermektedir. Hata teriminin ve başlangıç durumunun [6]-[14] varsayımlarını sağladığı kabul edilsin. Sistem geçiş matrisi birim matristir. En iyi filtreleme problemi $y(t)$, $y(t-1), \dots, y(1)$ gözlemleri verildiğinde, $\theta(t)$ durumunun en iyi tahminini belirleme problemidir. $y(t-1), \dots, y(1)$ verildiğinde $\theta(t)$ 'nin en

küçük varyanslı tahmini $\hat{\theta}(t|t-1)$ olmak üzere Kalman filtresi,

$$\hat{\theta}(t|t-1) = \hat{\theta}(t-1|t-1) \quad (52)$$

$$\hat{\theta}(t|t) = \hat{\theta}(t|t-1) + K(t)[y(t) - \varphi^T(t) \hat{\theta}(t|t-1)] \quad (53)$$

$$K(t) = P(t|t-1) \varphi(t) [\varphi^T(t) P(t|t-1) \varphi(t) + R_2(t)]^{-1} \quad (54)$$

$$P(t|t+1) = P(t) + R_1(t) \quad (55)$$

$$P(t) = [I - K(t) \varphi^T(t)] P(t|t-1) \quad (56)$$

eşitlikleri elde edilir.

Sistem durum ve kovaryans tahminlerinin hesaplanması için, durum ve ölçüm gürültülü kovaryans ve varyanslarının bilinmesi gerekmektedir. Çoğu zaman bunların gerçek değerleri bilinmediğinden ardışık tahminleri kullanılır.

Eşitlik [51]'de gürültülü kovaryans matrisinin, $R_1(t)=q \cdot I$ şeklinde olduğu varsayımı altında q parametresi,

$$q = h \left(\frac{e(t)^2 - E[e(t)^2]}{\varphi^T(t)\varphi(t)} \right) \quad (57)$$

ile hesaplanır. Burada,

$$E[e(t)^2|q \equiv 0] = R_2(t) + \varphi^T(t)P(t|t-1)\varphi(t) \quad (58)$$

biçimindedir. α düzeltme parametresi ve ölçüm gürültü varyansı $R_2(t)$ 'nin ardışık tahmini,

$$R_2(t) = \alpha R_2(t-1) + (1-\alpha)h(e(t)^2 - \varphi^T(t)P(t|t-1)\varphi(t)) \quad (59)$$

olmak üzere q 'nun ardışık tahmini,

$$\begin{aligned} q(t) &= \alpha q(t-1) + (1-\alpha)h \left(\frac{e(t)^2 - E[e(t)^2]}{\varphi^T(t)\varphi(t)} \right) \\ &= \alpha q(t-1) + (1-\alpha)h \left(\frac{e(t)^2 - R_2(t) - \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)}{\varphi^T(t)\varphi(t)} \right) \end{aligned} \quad (60)$$

[52]-[56] denklemlerinde $R_1(t)$ yerine;

$$R_1(t) = \left(\frac{1}{\lambda(t) - 1} \right) [I - K(t)\varphi^T(t)]P(t) \quad (61)$$

ve $R_2(t)$ yerine de;

$$R_2(t) = \lambda(t) \quad (62)$$

alınırsa (52)-(56) denklemlerine geçiş sağlanmış olur (3). λ (Unutma faktörü) en küçük kareler tahmincisi ifadesinde tanımlanan bir parametredir. Unutma faktörünün seçimiyle, yeni verilerin etkisinin maliyet fonksiyonunda daha fazla olduğu varsayımı yapılmış olur. Bir anlamda, eski veriler unutuluyormuş gibi düşünülebilir.

Burada YEKK metoduna göre Kalman filtresi elde edilmiştir. YEKK metodundan elde edilen Kalman Filtresi yaklaşımının kullanılabilir algoritması aşağıdaki gibidir. Bu algoritmada unutma faktörü λ 'nın değeri 1'e eşittir [5].

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)\varepsilon(t) \quad (63)$$

$$\varepsilon(t) = y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1) \quad (64)$$

$$K(t) = P(t)\varphi^T(t) = P(t-1)\varphi(t)/[1 + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)] \quad (65)$$

$$P(t) = P(t-1) - P(t-1)\varphi(t)\varphi^T(t)P(t-1)/[1 + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)] + R_1 \quad (66)$$

Burada algoritmada yer alan R_1 matrisinin norm eğerinin algoritma tepkisine nasıl etki ettiği önem arz etmektedir.

2.2. R_1 matrisinin norm değerinin algoritma tepkisine etkisi

Alttaki modelin parametrelerinin birer sabit olduğu farz edilsin,

$$y(t) = \varphi^T(t)\theta(t) + \varepsilon(t) \quad (67)$$

bu, durum uzay denklemi gibi tanımlanırsa,

$$x(t+1) = x(t) \quad (68)$$

$$y(t) = \varphi^T(t)\theta(t) + \varepsilon(t) \quad (69)$$

olur. Burada durum uzay vektörü $x(t)$ aşağıdaki gibidir.

$$x(t) = (a_1 \dots a_{na} \quad b_1 \dots b_{nb})^T = \theta(t) \quad (70)$$

En iyi $x(t+1)$ hesabı, Kalman filtresi kullanılarak t zamanına kadar yapılan ölçme sonuçlarının bir fonksiyon gibi hesaplanmasıdır. Kalman filtresi zamanla değişen, fakat dataya ihtiyacı olmayan durum uzay denklemleri için kullanılmıştır. (66) ve (67)'deki modele Kalman filtresi uygulandığında yinelenen en küçük kareler algoritmasına hassaslık kazandırılmış olur. Böylece zamanla değişen parametreler durum denklemlerinde değişim olduğu zaman daha iyi takip edilmiş olur.

$$x(t+1) = x(t) + v(t) \quad (71)$$

$$E v(t) v(t)^T (s) = R_1 \delta_{t,s} \quad (72)$$

Parametre vektörü rasgele örneklenir. Kovaryans matrisi R_1 , $\theta(t)$ 'yi meydana getiren etkenlerin daha hızlı tanımlanmalarında kullanılır [1].

Kalman filtresi yaklaşımı için $P(t)$ 'nin değeri sıfıra düşmez. Böylece $K(t)$ 'nin sıfır değerine düşmesi önlenmiş olur. Hesaplanan parametre bu yüzden sürekli değişkendir [1, 5, 7].

3. ALGORİTMANIN MATLAB ORTAMINDA BENZETİMİ

YEKK metoduyla bir fazlı sinyale kilitlenme algoritması ile bir fazlı sinyale kilitlenilme ve sinyalde olabilecek değişikliklere adaptasyon sağlanmaya çalışılmıştır. Bir fazlı sistemler için faz gerilimi aşağıdaki gibi formüle edilebilir.

$$E(t) = \bar{E} \cos(\omega t + \phi) = \bar{E} (\cos \phi \cos \omega t - \sin \phi \sin \omega t) \quad (73)$$

Burada \bar{E} gerilimin maksimum değeri, ω açısal frekans ve ϕ faz açısıdır. Bu formül

$$E_d = \bar{E} \cos \phi \quad (74)$$

$$E_q = \bar{E} \sin \phi \quad (75)$$

yazılarak yeniden düzenlenirse,

$$E(t) = E_d \cos \omega t - E_q \sin \omega t \quad (76)$$

faz gerilim formülü elde edilebilir. Burada \bar{E} , ω , ϕ , E_d ve E_q durum uzayında birer sabittir. [47,48]'deki ifadeyi

$$\Phi^T(t) = [\cos(\omega t) \quad -\sin(\omega t)], \quad \theta(t) = [E_d(t) \quad E_q(t)]^T \quad (77)$$

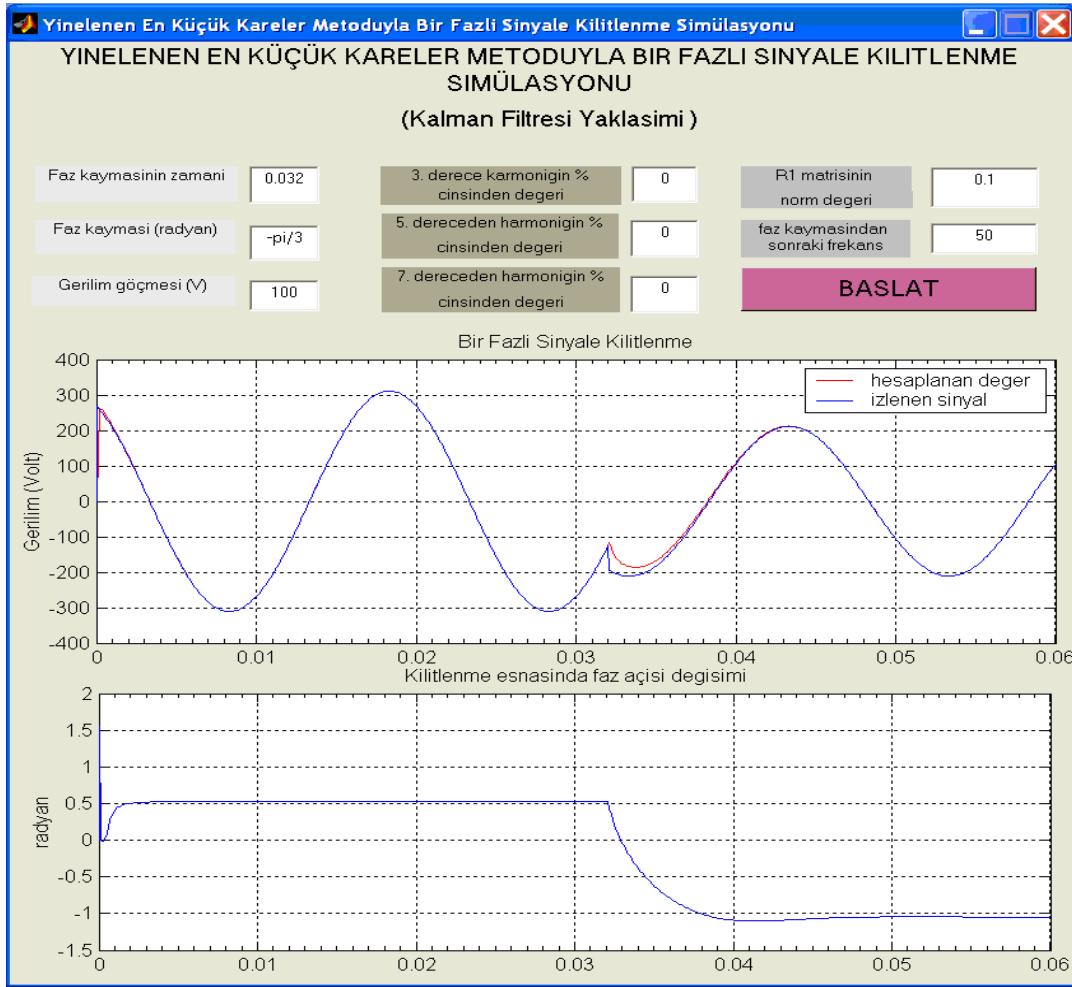
Biçiminde ifade edersek, bir fazlı gerilim

$$y(t) = \Phi^T(t) \theta(t) \quad (78)$$

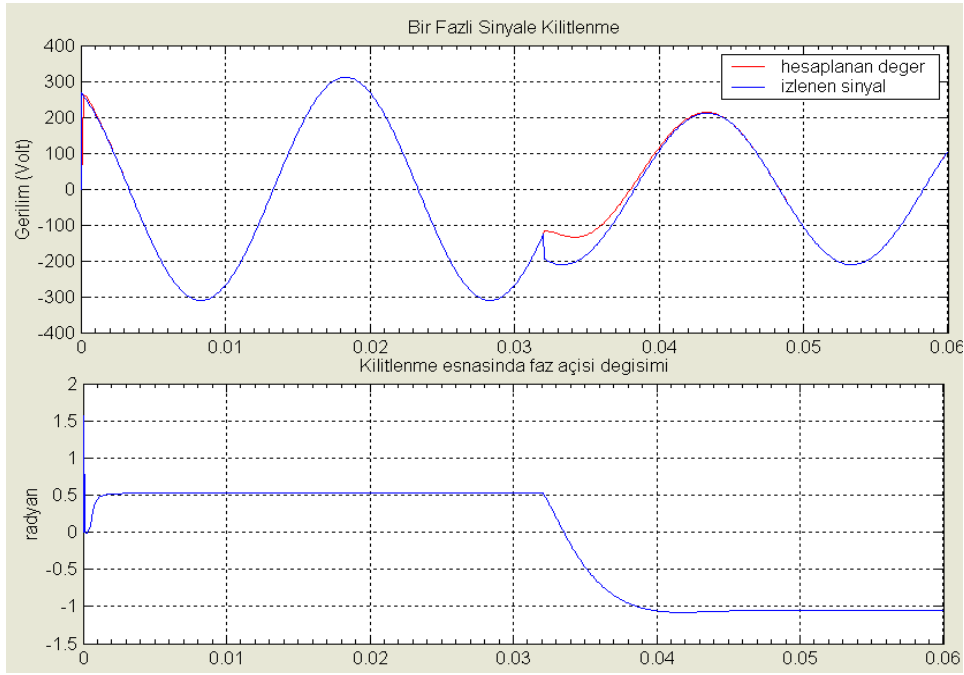
şeklinde olur.

YEKK metoduyla bir fazlı sinyale kilitlenme algoritması, kalman filtresi yaklaşımına göre geliştirilmiştir. Matlab yazılımı ve ara yüzü kullanılarak bir fazlı sinyale kilitlenmede kullanılan YEKK metodunun Kalman filtresi yaklaşımı gerçekleştirilmiştir. Şekil 1, 2 ve 3'de Kalman filtresi yaklaşımının algoritması R_1 matrisinin 0,1, 0,01 ve 0,001 norm değerleri için $t=0,032$ 'de yaratılan faz açısı kaymasına ve gerilim göçmesine algoritmanın tepkisi gösterilmiştir.

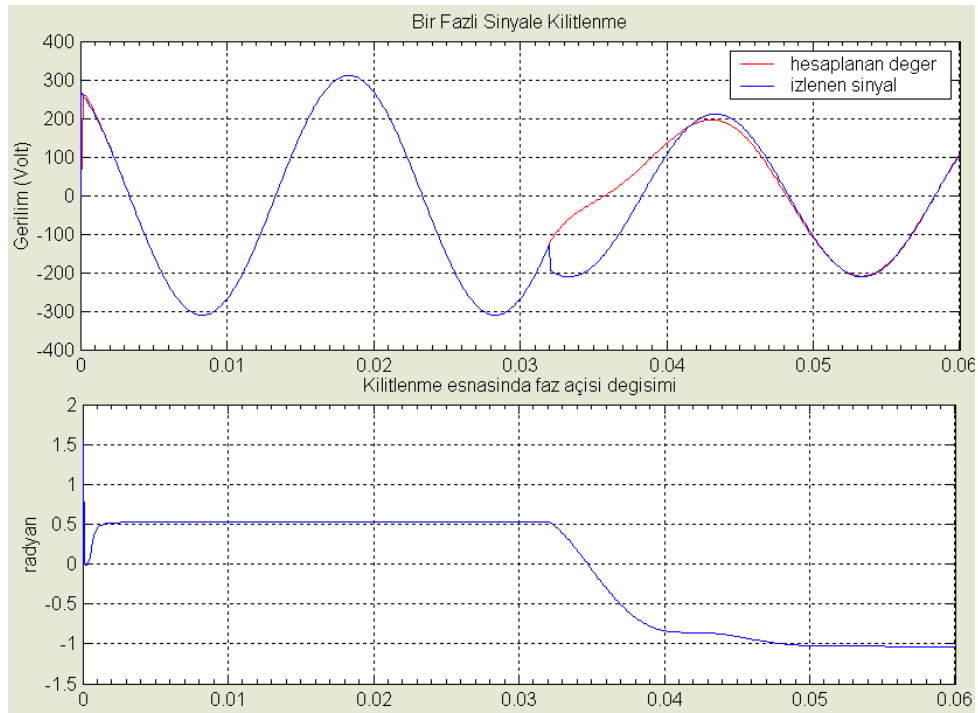
YEKK metodunun Kalman filtresi yaklaşımında R_1 matrisinin norm değeri algoritma adaptasyonunda belirleyici bir faktördür. R_1 matrisinin büyük norm değerleri için izlenen sinyale kilitlenmenin kısa sürede ve sert bir biçimde olduğu, R_1 matrisinin norm değeri sıfıra yaklaştıkça kilitlenme zamanı artmakta ancak kilitlenme yumuşak bir şekilde olduğu yapılan benzetim sonuçlarından görülmektedir. Uygulama alanına göre kilitlenmenin sert mi olacağına yoksa yumuşak bir şekilde mi olacağına kullanıcı deneysel sonuçlarla karar vermelidir.



Şekil 1. Kalman filtresi yaklaşımının $R_1=0,1 \cdot I$ norm değeri için faz açısı kaymasına tepkisi



Şekil 2. Kalman filtresi yaklaşımının $R_1=0,01 \cdot I$ norm değeri için faz açısı kaymasına tepkisi



Şekil 3. Kalman filtresi yaklaşımında $R_1=0,001 \cdot I$ norm değeri için faz açısı kaymasına algoritmanın tepkisi

4.SONUÇLAR

Bu çalışmada, YEKK metoduyla bir fazlı sinyale kilitleme algoritması, kalman filtresi yaklaşımına göre geliştirilmiştir. Kalman filtresi yaklaşımının algoritmasındaki R_1 matrisinin çeşitli norm değerleri için belirli bir zamanda yaratılan faz açısı kaymasına ve gerilim geçmesine algoritmanın tepkisi gösterilmiştir.

Kalman filtresi yaklaşımında algoritmanın tepkisinde belirleyici bir etkiye sahip olan R_1 matrisinin norm değerinin 0'a yaklaşan değerleri için hesaplanan değerler izlenen sinyalden uzaklaşmaktadır. R_1 'in 0,1'den büyük değerleri için algoritma izlenen sinyaldeki değişimleri iyi bir şekilde takip etmiştir. R_1 'in 0,01 norm değerinden küçük değerleri için algoritmanın değişimlere tepkisi belirgin bir şekilde yavaşlamıştır. Ancak sinyaldeki bu değişimlere yumuşak geçişler sağlanmıştır.

Sinyaldeki büyük hatalarda P kovaryans matrisi norm değerinin ayarlanması algoritmanın tepki hızını arttırmaktadır. R_1 matrisinin norm değerleri algoritmanın tepkisine etki ederler. Sinyaldeki değişimlerin çoğu uygulama için olabildiğince hızlı bir şekilde takip edilmesi istenir. Ancak bazı uygulamalar için, örneğin UPS'lerde PWM üretece bilgi sağlayan algoritmanın, şebeke gerilimi tekrar geldiğinde şebeke gerilimine yumuşak bir şekilde uyum sağlaması arzu edilir. Uygun R_1 matrisinin norm değerlerinin belirlenmesi benzetim veya deneysel sonuçlara göre belirlenebilir.

KAYNAKÇA

- [1] Song, H., Nam, K., Mutschler, P., "Very Fast Phase Angle Estimation Algorithm For A Single Phase System Having Sudden Phase Angle Jumps", Conference Record of 2002 IEEE Industry Applications, 925-931, (2002)
- [2] Chung, S., "A Phase Tracking System For Three Phase Utility Interface Inverters", IEEE Transactions On Power Electronics, 15(3): 431- 438, (2000)
- [3] Torun, S., Uyku EEG'sinde Karşılaşılan İğciklerin (Spindle) Sezimi Üzerine Bir Çalışma, Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, (2005)
- [4] Özer, Ş., Sarioğlu, Ş., Kaplan, A., "Ar Sistem Modelinde Farklı Algoritmaların Karşılaştırılması", Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, 19(4): 431- 436, (2004)
- [5] Söderström, T., Stoica, P., System Identification, Printice Hall, New York, 60-95, 320-350 (1989).
- [6] Su, W., Qiu, L., Chen, J., "Fundamental performance limitations in tracking sinusoidal signals", IEEE Transaction on Automatic Control, 48(8): 1371-1380, (2003)
- [7] Su, W., Qiu, L., Chen, J., "On performance limitation in tracking sinusoids", Proceeding of the 44 IEEE Conference on Decision and Control and the European control Conference 2005, Seville, Spain, (2005)
- [8] Su, W., Qiu, L., Chen, J., "On performance limitation in tracking a sinusoid" , IEEE Transaction on Automatic Control, 51(8): 1320-1325, (2006)
- [9] Malik, M. B., and Salman, M., "Adaptive tracking of a noisy sinusoid / chirp with unknown parameters", IEEE ISIE 2006, Montreal, Quebec, Canada, (2006)
- [10] Zheng J., Kenneth W.K., Lui, Ma, W.K., So, H.C., "Two simplified recursive gauss-newton algorithms or direct amplitude and phase tracking of a real sinusoid" , IEEE Signal processing letters, 14(12): 972- 975, (2007)
- [11] Premerlani, W, Kasztenny, B, Adamiak M, "Development and Implementation of a synchrophasor estimator capable of measurements under dynamic conditions", IEEE Transaction on power delivery, 23(1): 109-123 (2008)