



Maksimum Olabilirlik Tahmini ile Fırçasız Doğru Akım Motorlarının Algılayıcısız Kontrolü

Sensorless Control of BLDC Motors using Maximum Likelihood Estimation

Abdulkerim Ahmet Kaplan^{1,2}, Mehmet Onur Gülbahçe¹, Derya Ahmet Kocabaş¹

¹Elektrik Mühendisliği

İstanbul Teknik Üniversitesi

kaplana@itu.edu.tr, ogulbahce@itu.edu.tr, kocabasde@itu.edu.tr

²Elektrik Elektronik Mühendisliği

Kırklareli Üniversitesi

akaplan@klu.edu.tr

Özet

Fırçasız Doğru Akım Motorları (FDAM) düşük ağırlıkları, yüksek verimlilikleri ve bakım maliyetleri nedeni ile uygulamada diğer motorların yerini almaya devam etmektedir. Bu motorun kullanımı yaygınlaşmış olsa da algılayıcıların bu motorda kapladığı alan ve motorun elektronik sürücü devre kartı olmadan sürülebilmesi bu motor ile oluşturulan sistemlerde maliyeti artırıcı etken olarak ortaya çıkmaktadır. Bu sebepten bu motorlar da algılayıcısız kontrol yöntemleri sistem maliyetini bir nebze olsun düşürmek ve algılayıcıların motorda kapladığı alanı ortadan kaldırmak için çalışılmaya devam edilmektedir. Bunun için literatürde birçok yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemler arasında en yaygın olanı sıfır geçiş noktası tespit yöntemidir. Ancak bu yöntem yaygın olarak kullanılmasına karşın geniş hız aralıklarında iyi bir yöntem değildir. Bu bildiri de bu yöntemin eksik yönleri geliştirilerek daha iyi hale getirilebilmesi için yeni alternatif bir yöntem ortaya konulacaktır. Maksimum olabilirlik kuramına dayalı bu istatistiksel yöntem ile elde edilen sonuçlar ortaya konarak ileride yaygın olarak kullanılabilen bir yöntem geliştirilmeye çalışılmıştır.

Abstract

Brushless Direct Current Motors (BLDC) continue to replace other motors in practice due to their low weight, high efficiency and maintenance costs. Although the use of this motor has become widespread, the space occupied by the sensors in this motor and the inability to drive the motor without an electronic driver circuit board appear as cost-increasing factors in the systems created with this motor. For this reason, sensorless control methods in these motors continue to be studied in order to reduce the system cost to some extent and to eliminate the space occupied by the sensors in the motor. For this, many methods have been developed in the literature. The most common among these methods is the zero-crossing point detection method. However, although this method is widely used, it is not a good method for wide speed ranges. In this paper, a new alternative method will be presented in order to improve the deficiencies of this method by improving it. By presenting the results obtained with this statistical method based on the maximum likelihood theory, a method that can be widely used in the future has been tried to be developed.

1. Giriş

Yüksek verimliliği, yüksek moment kapasitesi, geniş hız aralıklarında iyi kontrol edilebilirliği ve daha az bakım gereksinimi nedeniyle, FDAM'ların kullanımı bilgisayar, otomotiv, ev ürünleri, endüstriyel vb. gibi çeşitli alanlarda hızla büyümektedir [1]. Rotor tarafında kullanılan sürekli mıknatıslar sayesinde FDAM'lar, fırçalı doğru akım ve asenkron motorlara göre daha yüksek güç yoğunluğuna, daha küçük boyutlara ve daha yüksek verimliliğe sahiptir [2]. Buna karşın, FDAM'ların en büyük dezavantajı, olası rotor kilit durumlarından kaçınmak için endüvi sargılarına uygulanacak komütasyon süresinin son derece hassas bir şekilde belirlenmesi gerekliliğidir [3]. Bu komütasyon süresi ancak rotorun gerçek komütasyon bölgesi belirlenerek elde edilebilmektedir. Geleneksel olarak, en uygun komütasyon sektörünün belirlenmesi ancak rotor konumunun yüksek doğrulukla tahmin edilmesiyle sağlanabilir. Hafif elektrikli araçlar ve çoğu endüstriyel süreçler için tasarlanmış birçok uygulamada, rotor konumu kodlayıcılar ve hall etkili algılayıcılar tarafından algılanır [4]. Konum algılayıcılarının yol açtığı ek maliyet artışı ve sistemin güvenilirlik sorunları nedeniyle algılayıcısız komütasyon yöntemleri üzerine araştırmalar yoğun bir şekilde devam etmektedir.

Algılayıcısız çalışma için komütasyon sektörünün tespitinde kullanılan en önemli yöntemlerden biri sıfır geçiş noktası algılama yöntemidir (ZCPD). Kolay uygulanması nedeniyle endüstriyel uygulamalarda algılayıcısız çalışma için en yaygın kullanılan yöntemdir [5]. Bu yöntemin teorik arka planı motorun endüklenen gerilim davranışının izlenmesine dayanmaktadır. Bu tür yöntemlerde endüklenen gerilimin sıfır geçiş noktalarını tespit etmek için yazılım tabanlı veya donanım tabanlı gerilim karşılaştırıcıları ve süzgeçleri kullanılır [6]. Kullanılan gerilim karşılaştırıcılar, sürücüdeki yüksek frekanslı Darbe Genişlik Modülasyonu (PWM) sinyallerine ve elektromanyetik parazitlere karşı hassastır. Yani bu gerilim karşılaştırıcılar, sürücü üzerindeki yüksek frekanslı gürültüden kolaylıkla etkilenebilir. Ayrıca kullanılan süzgeçler rotor konumunu algılamak için elde edilen işaretlerde gecikmelere ve zayıflamalara neden olmaktadır [7]. Bu nedenle, ZCPD yöntemleri herhangi bir olası rastgele gürültüyü dikkate almaz.

Literatürde bu yöntemden farklı olarak önerilen birkaç yöntem de bulunmaktadır. Bunlar endüklenen gerilim integrasyon tekniği, akı bağıntısına dayalı teknikler ve serbest geçiş diyodu iletim süresi tespiti teknikleri olarak bilinir [8]. Endüklenen gerilim integrasyon tekniği, sıfır geçiş noktası elde etmek için ölçülen endüklenen gerilimin integrasyonunu kullanır [9]. Ancak integrasyon işlemi nedeniyle sıfır geçiş noktasına belirli bir hata ile ulaşılmaktadır. Endüklenen gerilim integrasyon tekniğinden farklı olarak, serbest geçiş diyodu iletim yöntemi daha hassas bir yöntemdir. Bu yöntem serbest geçiş diyodlarının iletim sürelerini tespit ederek komütasyonu belirler [10]. Ancak, devre bileşenlerinin sayısı nedeniyle bu sistemin maliyeti oldukça yüksektir. Son olarak, akı bağıntısına dayalı yöntemler, FDAM modelini kullanarak akı tahmini yapar [11]. Ancak bu yöntemler motor modelinin doğruluğuna bağlı olduğundan, motor parametreleri değiştiğinde gerçek konum ile öngörülen rotor konumu arasında farklılıklar meydana getirmektedir.

Bu çalışmada, bir FDAM'ın komütasyon sektörünü yüksek doğrulukla belirlemek için Maksimum Olabilirlik Tahminine (MLE) dayalı yeni bir alternatif algılayıcısız yöntem önerilecektir. Yeni geliştirilen bu yöntem, algılayıcısız ZCPD yönteminin geliştirilmiş bir sürümü olarak değerlendirilebilir. Bu yöntem, akı bağlantısı ve endüklenen gerilim tabanlı konum algılama yöntemlerinin avantajlarını birleştirir. Bu yöntemin diğer geleneksel yöntemlere göre avantajı, motor komütasyon bölgelerinin olasılık dağılım fonksiyonlarını (PDF) kullanmasıdır. Daha sonra bu PDF fonksiyonlarını kullanarak geniş hız aralığı için uygun komütasyon elde edilebilir. Ayrıca komütasyon sektörlerinin belirlenmesine istatistiksel bir bakış açısıyla yaklaşmak amaçlanmaktadır. Önerilen yöntem sayesinde makine öğrenmesi sınıflandırma algoritması MLE, FDAM'ların algılayıcısız kontrolüne uyarlanmıştır.

2. FDAM'ın Matematiksel Modeli

FDAM'lar, yüksek güç yoğunlukları ve verimlilikleri nedeniyle genellikle hafif elektrikli araçların güç aktarma organlarında kullanılır. Tüm elektromekanik enerji dönüşüm sistemlerinde olduğu gibi FDAM da elektriksel ve mekanik taraf denklemleri modellenmiştir. Sürekli mıknatısların çok düşük elektriksel iletkenliği nedeniyle, FDAM modelinde rotor üzerinde endüklenen gerilimler ve kayıplar ihmal edilebilir [12]. Her faz sargısı için elde edilen elektriksel yan denklemler (1) ve (3) arasında verilmiştir; burada, V_a, V_b, V_c uygulanan stator gerilimi, R stator direnci, L stator endüktansı ve e_a, e_b, e_c endüklenen gerilimlerini ifade etmektedir. [13].

$$V_a = Ri_a + L \frac{di_a}{dt} + e_a \quad (1)$$

$$V_b = Ri_b + L \frac{di_b}{dt} + e_b \quad (2)$$

$$V_c = Ri_c + L \frac{di_c}{dt} + e_c \quad (3)$$

Endüklenen gerilim terimi, rotordaki sürekli mıknatısların hareketiyle stator tarafında endüklenen bir tür gerilimdir ve davranışı rotor konumunun bir fonksiyonu olarak modellenmelidir [14]. K_e endüklenen gerilim sabiti, θ_e rotor açısı, ω_m rotor açısal hızı, $f(\theta_e)$ trapezoidal üreteç fonksiyonu olmak üzere her faz için (4)-(6) arasında endüklenen gerilim denklemleri verilmiştir.

$$e_a = K_e f(\theta_e) \omega_m \quad (4)$$

$$e_b = K_e f(\theta_e - \frac{2\pi}{3}) \omega_m \quad (5)$$

$$e_c = K_e f(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) \omega_m \quad (6)$$

$$f(\theta_e) = \begin{cases} 0 & 0 \leq \theta_e \leq 30, & 0 \\ 1 & 30 < \theta_e \leq 90, & 1 \\ 1 & 90 < \theta_e \leq 150, & 1 \\ 0 & 150 < \theta_e \leq 210, & 0 \\ -1 & 210 < \theta_e \leq 270, & -1 \\ -1 & 270 < \theta_e \leq 330, & -1 \\ 0 & 330 < \theta_e \leq 360, & 0 \end{cases} \quad (7)$$

FDAM'ın mekanik yapısı, dönen bir rotor parçası ve rotora bilyeli yataklarla bağlı bir milden oluşur ve Newton'un birinci hareket yasası uygulanarak mekanik taraf denklemler elde edilebilir [15]. Mekanik taraf eşitliği (8)'de verilmiştir; burada T_e shaft momentini, T_m yük momentini, B viskoz sürtünme katsayısını ve J ataleti sembolize etmektedir.

$$T_e - T_m = B\omega_m + J \frac{d\omega_m}{dt} \quad (8)$$

Elektriksel taraf denklemleri ile mekanik taraf denklemleri arasındaki bağlantı (9)-(11) denklemlerinde verilmiştir, burada i_a, i_b, i_c faz akımlarını P rotora aktarılan gücü sembolize etmektedir.

$$P = e_a i_a + e_b i_b + e_c i_c \quad (9)$$

3. Maksimum Olabilirlik Tahmini

3.1. Maksimum Olabilirlik Tahmini Teorisi

Maksimum olabilirlik tahmini (MLE), literatüre ilk kez R.A. Fisher'ın 1912'de "Frekans eğrilerini uydurmak için mutlak bir kriter" adlı makalesinde kullanılmıştır [16]. Bu yöntem, yeni ölçülen veri noktasını sınıflandırmak için sistemden elde edilen ön bilgileri kullanır. Genel olarak olabilirlik terimi ile olasılık terimi karıştırılmaktadır. Her ikisinin de istatistik alanında farklı anlamları vardır. Olabilirlik kelimesinin anlamı, belirsiz parametrelerle eğri uydurmanın iyiliğinin bir ölçüsü olarak tanımlanabilir.

MLE yönteminde amaç, seçilen olabilirlik fonksiyonunu maksimize eden parametreleri bulmak olarak açıkça tanımlanabilir. Parametreleri bulmak için bazı adımlar izlenmelidir. Bu adımlar, olabilirlik fonksiyonunun seçimi ve parametrelerinin belirlenmesi şeklinde sıralanabilir. İlk olarak, toplanan veri seti analiz edilerek olabilirlik fonksiyonunun seçimi gerçekleştirilebilir. Toplanan verilerin histogramı çizildiğinde, verilerin frekans davranışı, olasılık yoğunluk fonksiyonunun türü hakkında ipuçları verir. Rastgele toplanan değişkenlerin davranışıyla ilgilenen merkezi limit teorisine göre, n sonsuza gittiğinde veri seti için uygun dağılım seçilebilir [17].

İkinci olarak, PDF parametrelerinin belirlenmesi gerçekleştirilebilir. Bu yazıda, ölçülen veri setinin histogram davranışından dolayı yoğunluk fonksiyonları normal bir Gauss

dağılım tipi olarak belirlenmiştir. Bu noktadan sonra gösterilen tüm hesaplamalar bu varsayıma dayalı olarak elde edilecektir. Olasılık alanında, bilindiği gibi bağımsız olayların meydana gelme olasılığı, olayların olasılıklarının çarpımı ile hesaplanabilir. Bu nokta dikkate alınmırsa olabirlik fonksiyonu aşağıda gösterildiği gibi tanımlanabilir.

$$L(\mu, \sigma^2; x_1, \dots, x_n) = \prod_{j=1}^n \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x_j - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

Burada, L : Olabirlik fonksiyonunu μ : Ortalamayı, σ^2 : Varyansı, x_1, \dots, x_n : ölçüm değerlerini göstermektedir. Daha sonra verilen olabirlik fonksiyonunu maksimize eden μ ve σ^2 değerleri bulunarak parametrelerin hesaplanması gerçekleştirilebilir. Ancak bu adım, üstel fonksiyonların varlığı nedeni ile biraz karmaşıktır. Bu noktada üstel terimlerin ortadan kaldırılması gereklidir. Bu amaca hizmet etmek için yeni basitleştirilmiş bir fonksiyon belirlenmelidir. Bu fonksiyon üzerindeki kısıtlamalar, olabirlik fonksiyonunda hem artış hem de azalış durumunda, yeni tanımlanan fonksiyonun artması veya azalması şeklinde tanımlanabilir. Tüm kısıtlar düşünüldüğünde en uygun fonksiyon logaritma fonksiyonu olarak belirlenebilir. Daha sonra yeni tanımlanan fonksiyon log-olabirlik fonksiyonu olarak adlandırılır. Log-olabirlik fonksiyonu aşağıda gösterildiği şekildedir.

$$l(\mu, \sigma^2; x_1, \dots, x_n) = \ln(L(\mu, \sigma^2; x_1, \dots, x_n)) \quad (11)$$

$$l(\mu, \sigma^2; x_1, \dots, x_n) = \ln((2\pi\sigma^2)^{-n} \exp(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{j=1}^n (x_j - \mu)^2)) \quad (12)$$

Burada l : Log-Olabirlik Fonksiyonunu temsil etmektedir. Denklem 12 basitleştirilirse, cebirsel işlemlerle denklem 13 elde edilebilir.

$$l(\mu, \sigma^2; x_1, \dots, x_n) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{j=1}^n (x_j - \mu)^2 \quad (13)$$

Fonksiyon sadeleştirme işleminden sonra artık problem log-olabirlik fonksiyonunun maksimize eden parametrelerinin bulunması olarak ifade edilebilir. Denklem 14, problemin genel ifadesini göstermektedir.

$$\max_{\mu, \sigma^2} l(\mu, \sigma^2; x_1, \dots, x_n) = \widehat{\mu, \sigma^2} \quad (14)$$

Burada: max: fonksiyonu en yüksek yapan değerler anlamına gelmektedir.

Log-olabirlik fonksiyonunu maksimize eden parametreleri fonksiyonun birinci türevini sıfıra eşitleyerek bulabilmek mümkündür. Ancak bu problemde 14 numaralı denklemde iki parametre vardır. Bu nedenle, maksimize edilmek istenen parametreye göre kısmi türevleri, optimal noktaları bulmak için sıfıra eşitlenmesi zorunludur [18].

$$\frac{\partial l(\mu, \sigma^2; x_1, \dots, x_n)}{\partial \mu} = 0 \quad (15)$$

$$\frac{\partial l(\mu, \sigma^2; x_1, \dots, x_n)}{\partial \sigma^2} = 0 \quad (16)$$

$$\frac{\partial l(\mu, \sigma^2; x_1, \dots, x_n)}{\partial \mu} = \frac{1}{\sigma^2} ((\sum_{j=1}^n x_j) - n\mu) \quad (17)$$

$$\frac{\partial l(\mu, \sigma^2; x_1, \dots, x_n)}{\partial \sigma^2} = \frac{1}{2\sigma^2} \left[\frac{1}{\sigma^2} \sum_{j=1}^n (x_j - \mu)^2 - n \right] \quad (18)$$

Yukarıdaki denklemin hesaplanmasından sonra, denklem 19 ve 20 kullanılarak maksimum olabirlik tahminleri elde edilebilir. Bu tahmini parametreler kullanılarak sınıf olasılık yoğunluk fonksiyonları elde edilebilir ve bu fonksiyonlar kullanılarak yeni ölçülen veriler kategorilere ayrılabilir. Bu yöntemin teorisi ilk bakışta biraz karmaşık görünebilir ancak uygulaması çok kolay ve kullanışlıdır [19].

$$\widehat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j \quad (19)$$

Burada n: Veri sayısını, $\widehat{\mu}$: Tahmini ortalama değeri sembolize etmektedir.

$$\widehat{\sigma^2} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \widehat{\mu})^2 \quad (20)$$

Burada: $\widehat{\sigma^2}$: Tahmini varyans değerini sembolize etmektedir. Sınıflandırmanın tanımı iki şekilde yapılabilir. Birinci yaklaşıma göre sınıflandırma, verilen gözlemlerde farklı sınıfların varlığını bulmak için araştırma yapmak olarak tanımlanabilir. Başka bir tanım, sınıflandırmanın ölçülen gözlemler için mevcut uygun sınıfı aramak olarak tanımlanabileceğini söylüyor. İlk tanım denetimsiz yöntemleri (veya Kümelemeyi) belirtir, diğeri denetimli yöntemleri belirtir. Bu örnekte, daha iyi anlaşılması için denetimsiz bir tip sınıflandırma uygulaması gösterilecektir. Teorik arka planın altında yatan ana mantığın daha iyi anlaşılması için aşağıda üç sınıflı Maksimum Olabirlik Tahmini ile temel bir sınıflandırma örneği verilmiştir. Şekil 1'de gösterildiği gibi her eksen için rastgele dağıtılmış üç farklı sınıf oluşturulur. Daha sonra parametre belirleme için her sınıf için varyans ve sınıfların ortalama değerleri hesaplanabilir. Bu parametreleri kullandıktan sonra, farklı eksenler için sınıfların yoğunluk fonksiyonları oluşturulabilir. Bu örnekte ilk veri seti olarak yeşil renkli veri seti, ikinci veri seti kırmızı, üçüncü veri seti olarak mavi renkten bahsedilecektir. Üç sınıf için elde edilen PDF fonksiyonları (21)-(27) arasında verilmiştir. Burada, c: 1,2,3...n, sınıf sayısını, x: x eksenini, y: y eksenini göstermektedir.

$$P_{1x}(x) = \frac{1}{0.9858\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-5.0620)^2}{2*0.9718}} \quad (21)$$

$$P_{1y}(y) = \frac{1}{0.9685\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y+0.0217)^2}{2*0.9718}} \quad (22)$$

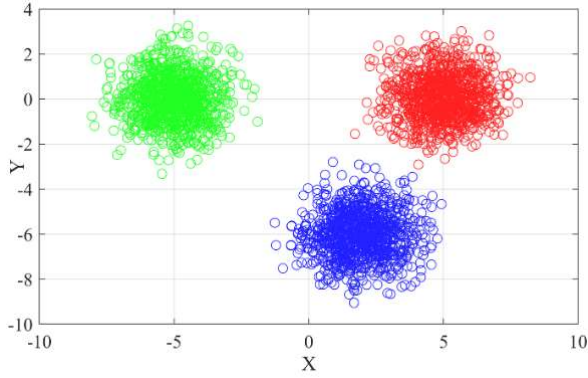
$$P_{2x}(x) = \frac{1}{1.0123\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x+5.0501)^2}{2*1.0248}} \quad (23)$$

$$P_{2y}(y) = \frac{1}{1.0512\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y+0.0158)^2}{2*1.1050}} \quad (24)$$

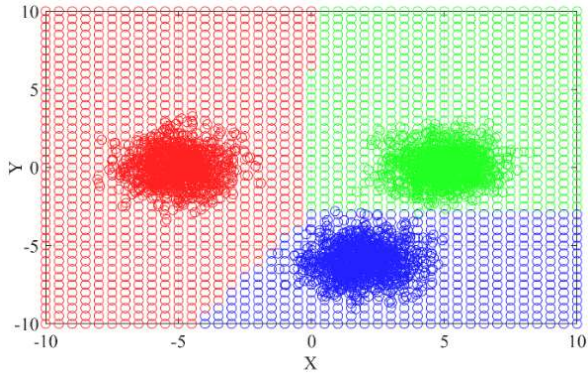
$$P_{3x}(x) = \frac{1}{0.9988\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-2.0103)^2}{2*0.9976}} \quad (25)$$

$$P_{3y}(y) = \frac{1}{1.0198\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y+5.9953)^2}{2*1.04}} \quad (26)$$

$$P_c(x, y) = P_{cx}(x)P_{cy}(y) \quad (27)$$



Şekil 1. Rastgele örneklenmiş sınıflar.



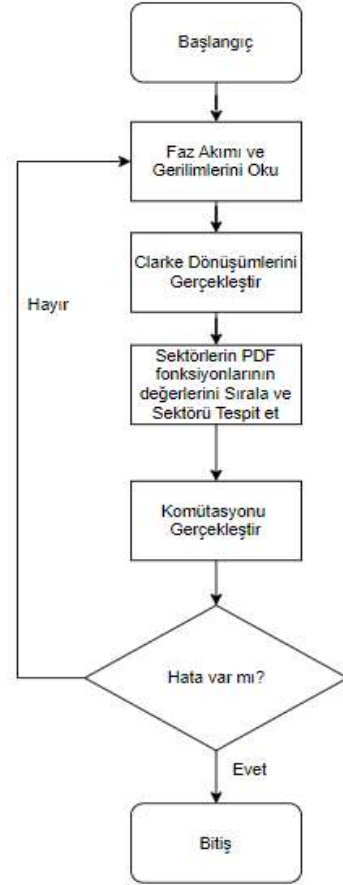
Şekil 2. Rastgele örneklenmiş sınıfların bölümlenmiş hali.

MLE tabanlı sınıflandırma algoritması, sistemden yeni ölçüm alınmasıyla başlar. Denklem 27'den görüldüğü gibi, sınıfın x ve y yönünde olasılık yoğunluk fonksiyonları çarpılarak sınıf PDF fonksiyonları elde edilebilir. Daha sonra maksimum olasılık değerini bulmak için hesaplanan olasılık değerleri sıralanmalıdır. Değerleri sıraladıktan sonra, en yüksek olasılık değeri, verinin ait olması gereken istatistiksel olarak en olası sınıfı verir. Son olarak, ölçülen değer bu sınıfa eklenebilir. Daha sonra bu algoritmayı kullanarak tüm alan tüm veri noktaları için bölgelere ayrılabilir. Şekil 2, tüm uzaya uygulanan MLE sınıflandırmasından sonra her sınıfın sınırlarını göstermektedir.

3.2. Sektör Tespit Algoritması

Makine öğrenmesi ve yapay sinir ağı yöntemleri gibi çağdaş yöntemler için de son süzme veya ön süzme, kesinliği artıran önemli kullanılan yöntemlerdendir. MLE tabanlı sektör belirleme algoritması son veya ön süzgeçlerle aynı mantığı kullanır ancak standart süzgeçlerden farklıdır MLE tabanlı süzme işlemi tahminlerde gecikmeye neden olmaz. Bu süzgeç, olasılıksal yapısı ile bu yeteneği sağlar. MLE tabanlı FDAM kontrol algoritmasının birkaç adımı vardır. Bu algoritmanın ilk adımı rampa üretici kısmı ile başlamaktadır. Çünkü algılayıcısız yöntemlerde başlangıçta konum bilgisi yoktur. Bu nedenle rotorun başlangıç konumu tespit edilmelidir veya motor açık çevrim rampa üretici yöntemleriyle başlatılabilir.

Motoru çalıştırdıktan sonra endüklenen gerilim dalga formları ölçüm verilerinden elde edilmelidir. Bu adımdan sonra Clarke dönüşümü kullanılarak değişken sayısı α - β - c ekseninden α - β eksenine dönüştürülmelidir. Daha sonra elde edilen endüklenen gerilim α - β değerleri, en olası sektörü hesaplamak için her sektör PDF fonksiyonuna girdi olarak kullanılmalıdır.



Şekil 3. MLE tabanlı sektör tespit algoritması.

Maksimum olası sektörü bulmak için sektör PDF fonksiyonlarından elde edilen olasılık değerleri sıralanmalıdır. Daha sonra, rotorun bulunduğu gerçek komütasyon sektörü olarak en yüksek olasılık değerli sektör kullanılır. FDAM, daha önce belirtildiği gibi altı komütasyon sektörüne sahiptir. Bu yöntemde Clarke dönüşümü gerçekleştirmezse sistem 3 farklı faz değişkeni ile ilgilenir. Bu değişken sayısı 6 olan sektör sayısı ile çarpıldığında, algoritma ölçülen değerler için 18 farklı PDF fonksiyonunu hesaplamak zorundadır. Bu durum, Clarke dönüşümü kullanılmadığında algoritmayı yavaşlatır. Clarke dönüşümü kullanıldığında sistem 2 farklı değişkenle ilgilenir. Bu nedenle, algoritma 12 farklı PDF fonksiyonunu hesaplamak zorundadır. Bu süreç algoritmayı diğer türlerden daha hızlı yapar çünkü her PDF işlevinin üstel terimleri vardır ve bu da işlemciyi işlemlerde daha fazla yük bindirir. Şekil 3'te MLE tabanlı sektör tespit algoritmasının akış diyagramı verilmiştir.

MLE tabanlı komütasyon sektör algılama yöntemi, endüklenen gerilim işaretlerinin hesaplanmasında yüksek hıza ihtiyaç duyar. Çünkü bu yöntem, her bir analog-sayısal çevirici kesmesinde motorun yeni çıkış değerlerini hesaplar. Bu hesaplamalar, integrasyon ve türev işlemlerini içerir. Bu nedenle, donanımın hızı bu yöntem için çok önemlidir. Ayrıca, MLE tabanlı komütasyon yönteminin algoritmasında hız, büyük ölçüde sıralama algoritmasına bağlıdır. Bu uygulamada olasılık değerlerini sıralamak için kullanılan kabarcık sıralama algoritmasıdır. Gelecekteki uygulamalarda, genel algoritma hızını artırmak için diğer birkaç sıralama algoritması

kullanılabilir. Bu yöntemde de uygulama öncesi sektörün PDF fonksiyonu, ortalama ve varyans parametreleri belirlenmelidir. Bu çalışmada parametreleri tespit etmek için farklı yük değerlerine sahip büyük miktarda veri örneklenerek elde edilen sektör parametreleri ve optimal noktaları bulmak için parametre tahmini gerçekleştirilmiştir.

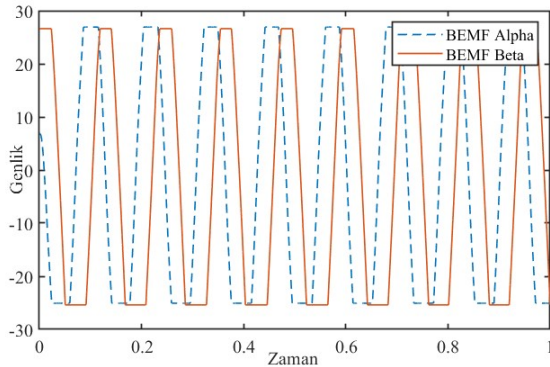
3.3. Benzetim Sonuçları

FDAM'lar, sürüş algoritmalarından dolayı trapez tipi endüklenen gerilim dalga formlarına (Şekil 4) sahiptir. Endüklenen gerilim dalga formu alfa ve beta bileşenleri çizildiğinde altıgen bir şekil elde edilir. Bu altıgenin her bir kenarı, FDAM'ın bir komütasyon sektörüne karşılık gelir. Her köşe, motorun komütasyon noktalarına karşılık gelir. Aşağıda benzetim sonuçlarından elde edilen motorun endüklenen gerilim grafiği gösterilmiştir. Eğer bu gerilimler zamana bağlı olarak değil de birbirlerine göre çizildiğinde Şekil 5'teki gibi elde edilebilir.

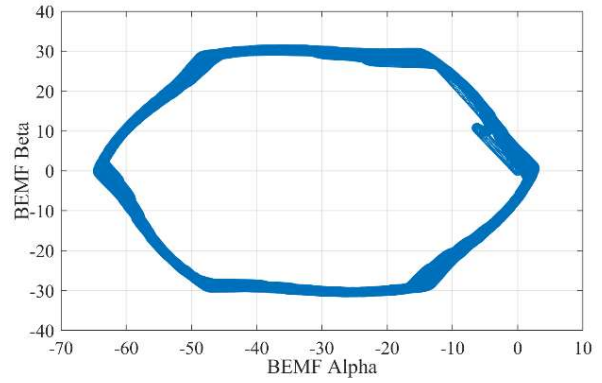
Algılayıcı verilerine göre şekil 5, farklı sektör ayırma mantığına göre tekrar çizilerek şekil 6 elde edilebilir. Bu şekil bize 6 farklı sınıflandırılmış versiyonu ile açıklayıcı örneği çağrıştırmaktadır. Buradaki problem sistemin sektör parametrelerini tespit etmektir. Parametreleri tespit ettikten sonra sınıflandırma işlemi gerçekleştirilebilir. Aşağıda Şekil 6, yüksüz çalışmada algılayıcı değerlerine göre bölünmüş FDAM altıgenini göstermektedir.

Daha önce de belirtildiği gibi altıgenin çizimi yüksüz durumda gerçekleştirilmiştir. Ancak yük durumunda altıgenin şekli, yükün değerine göre eğilmeye başlar. Bu parametre nedeniyle sistemin tahmini yük altında tahmin edilmelidir. Şekil 6, her biri farklı yük değerlerine sahip altıgenlerin çizimini göstermektedir. Yük koşulları dikkate alınarak yeni ortalama ve varyans değerleri hesaplandıktan sonra, elde edilen yeni verilerin sınıflandırılması için her sektörün PDF fonksiyonları elde edilebilir.

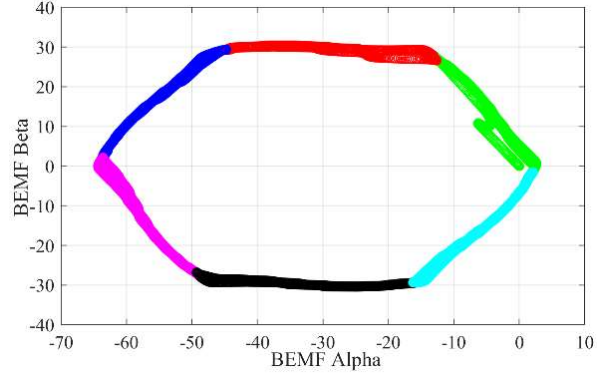
Yeni veriler kullanılarak, sektör PDF fonksiyonlarının çizimi şekil 10'daki gibi gerçekleştirilebilir. Şekil 7'da gösterildiği gibi, her PDF, alfa ve beta ekseninde tahmin edilen parametreleri nedeniyle farklı tepe değerlerine sahiptir. Bu durum, parametrelerin ilgili uygulamaya göre ayarlanabilmesi nedeniyle bu algoritmayı emsallerinden daha güçlü ve daha esnek hale getirmektedir. Çizelge 1'de önerilen MLE tabanlı komütasyon yönteminin literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırılması yapılmıştır.



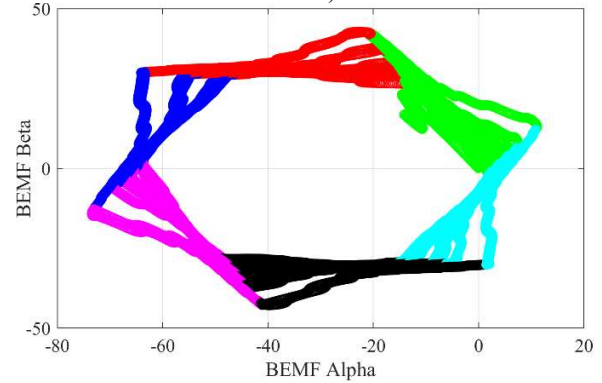
Şekil 4. FDAM'ın zamana bağlı endüklenen gerilim grafiği.



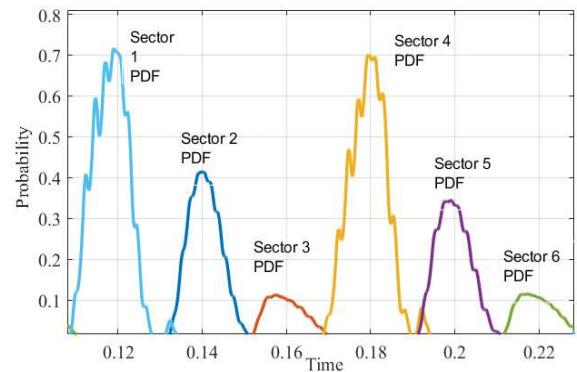
Şekil 5. FDAM'ın $e_\alpha - e_\beta$ grafiği.



Şekil 6. FDAM'ın sektörlere ayrılmış $e_\alpha - e_\beta$ grafiği (Yüksüz durum).



Şekil 6. FDAM'ın sektörlere ayrılmış $e_\alpha - e_\beta$ grafiği (Yük altında).



Şekil 7. Belirlenen olasılık dağılım fonksiyonlarının sektör davranışları.

Çizelge 1: Önerilen yöntemin literatürdeki diğer algılayıcısız hız denetimi yöntemleri ile karşılaştırılması.

Yöntem	Üstünlükleri	Zayıf Yönleri
Ters-EMK İntegrasyon Tekniği	Kolay uygulanabilir ve ucuz maliyetlidir	İntegrasyon işleminin zamanla kayması
Serbest Geçiş Diyodu İletim Süresi Metodu	Geniş hız aralıklarında kullanılabilir	Çok sayıda ölçüm devresi maliyeti artırmaktadır.
Akı Bağıntısına Dayalı Teknikler	Düşük yük durumlarında yüksek performans göstermektedir	Modele bağlı olduğu için yük performansı zayıftır.
Ters-EMK Sıfır Geçiş Noktası Algılama Metodu	Ucuz, kolay uygulanabilir ve yük altında çalışabilir	Düşük hızlarda çalışmamaktadır ve gürültüden kolayca etkilenmektedir
MLE Tabanlı Komütasyon Metodu	Gürültüden kolayca etkilenmemektedir. Yük altında çalışabilir.	Algoritması biraz daha karmaşıktır.

4. Sonuç

Bu çalışmada, FDAM'ın MLE tabanlı kontrolü gerçekleştirilmiştir. Yöntemlerin genel teorisi verilmiş ve ayrıntılı algoritmaları önceki bölümlerde belirtilmiştir. Yeni önerilen bu yöntem, endüklenen gerilim sıfır geçişini algılama tabanlı yöntemlerin geliştirilmiş sürümü olarak ifade edilebilir. FDAM'ların algılayıcısız kontrol yöntemleri olan sıfır geçiş noktası tabanlı ve yeni önerilen maksimum olabilirlik tahmini tabanlı komütasyon sektör algılama yöntemleri hız, moment, yazılımsal karmaşa ve verimlilik gibi değişkenlerine göre karşılaştırılabilir. Önceki bölümlerden de anlaşılacağı gibi, bu algoritmaların her ikisinin de ortak alt kısımları vardır. Yalnızca komütasyon sektör algılama mantığı kısmı bu yöntemleri birbirinden farklı kılmaktadır.

Sıfır geçiş algılama tabanlı yöntemin genel sorunu, gürültüye oldukça duyarlı olmasıdır. Çünkü küçük güçlü motorlarda sinyal gürültü oranı değerleri yüksektir. Bunun sonucunda kullanılan modellerin ölçüm gürültüsünden dolayı yanlış çıktılar vermesi olasıdır. Bu modellerden elde edilen sonuçlar, çalışma sırasında motoru kilitleyebilir. Bu yöntem, olasılık dağılım fonksiyonları çıktılarına göre rotor konumunun tespitini yapmaktadır. Sonuç olarak önerilen yöntemde kullanılan ön deneyimler olası rotor kilitlemelerini engellemektedir. Bunun bir sonucu olarak, maksimum olabilirlik tahmini tabanlı kontrol, endüklenen gerilim sıfır geçiş tahmini tabanlı yöntemin yerini alabilir.

Belirtilen bu yöntemlerin karşılaştırılması, işletme hız bölgesine de bağlı olabilir. Sıfır geçiş tespitine dayalı yöntemler geniş bir hız aralığında kullanılamazken, maksimum olabilirlik tahminine dayalı yöntem kullanılabilir. Farklı hız aralıklarından veri noktalarının sayısı arttıkça, bir motorun olasılık haritasını elde etmek mümkündür. Bu olasılık haritası, dış gürültüden daha az etkilenmesi ile klasik sıfır geçiş algılama tabanlı yöntemlere göre rotor konumu hakkında daha iyi bilgi verir. Bu, yeni önerilen yöntemi geleneksel sıfır geçiş algılama tabanlı yöntemden daha güçlü kılmaktadır.

Bu yöntemin bir diğer öne çıkan avantajı, sistemdeki değişikliklere tamamen uyarlanabilir bir yöntem olmasıdır. Örneğin, sistemin yükü değiştiğinde, endüklenen gerilim sıfır geçiş tespiti tabanlı yöntem, bazı hatalar nedeniyle sistemini değiştiremez. Ancak maksimum olabilirlik tahminine dayalı yöntem, motora özeldir ve yüklemeye koşullarından bağımsızdır. Öte yandan, yeni önerilen bu algoritma, muadili ile karşılaştırıldığında bazı dezavantajlara sahiptir. Bu yöntemin en

önemli dezavantajı harici bir fonksiyonun kullanılmasıdır. Gömülü sistemlerde, üstel işlevler kayan nokta matematiğini kullanır. Bu hesaplamalar tüm yazılımın çalışmasını yavaşlatır. Gelecekte, araştırmacılar bu sorunu çözmek için yeni bir hızlı üstel hesaplama yöntemi geliştirebilirler. Yeni önerilen yöntemler, endüstriyel alanlarda uzay uygulamalarına kadar değişen tüm uygulamalarda kullanılabilir. Bu yöntem için gelecekte yapılacak en önemli çalışmalardan biri, kontrolün güç sınırlarının genişletilmesi olarak ifade edilebilir.

5. Kaynakça

- [1] Kim, T.-H., & Ehsani, M. (2004). Sensorless control of the BLDC Motors from near-zero to high speeds. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 19(6), 1635–1645.
- [2] Jianwen Shao, Nolan, D., Teissier, M., & Swanson, D. (n.d.). A novel sensorless brushless DC Motor Drive for automotive fuel pumps. *Power Electronics in Transportation*, 2002.
- [3] Pillai, N. S., Vipin A.M., & Radhakrishnan, R. (2015). Analysis and simulation studies for position sensorless BLDC Motor Drive with initial rotor position estimation. *2015 International Conference on Nascent Technologies in the Engineering Field (ICNTE)*.
- [4] Buchnik, Y., & Rabinovici, R. (n.d.). Speed and position estimation of brushless DC motor in very low speeds. *2004 23rd IEEE Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel*.
- [5] Tae-Hyung Kim, & Ehsani, M. (n.d.). An error analysis of the sensorless position estimation for BLDC Motors. *38th IAS Annual Meeting on Conference Record of the Industry Applications Conference*, 2003.
- [6] Jianwen Shao, Nolan, D., & Hopkins, T. (n.d.). A novel direct back EMF detection for sensorless brushless DC motor drives. *APEC. Seventeenth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (Cat. No.02CH37335)*.
- [7] Jianwen Shao, Nolan, D., & Hopkins, T. (n.d.). Improved direct back EMF detection for sensorless brushless DC motor drives. *Eighteenth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition, 2003. APEC '03*.
- [8] Tae-Hyung Kim and M. Ehsani, "Sensorless control of the BLDC motors from near-zero to high speeds," in *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 19, no. 6, pp. 1635–1645, Nov. 2004.
- [9] R. Becerra, T. Jahns, and M. Ehsani. Four-quadrant sensorless brushless ccm drive. In *Applied Power*

Electronics Conference and Exposition, 1991. APEC'91. Conference Proceedings, 1991., Sixth Annual, pages 202–209. IEEE, 1991.

- [10] [Wei Kun, Ren Junjun, Teng Fanghua and Zhang Zhongchao, "A novel PWM scheme to eliminate the diode freewheeling in the inactive phase in BLDC motor," 2004 IEEE 35th Annual Power Electronics Specialists Conference (IEEE Cat. No.04CH37551), Aachen, Germany, 2004, pp. 2282-2286 Vol.3.
- [11] Hai-feng, W., Hanpei, W., & Yi, Z. (2016). Stator Flux Linkage Set for Brushless DC Motor Direct Torque Control.
- [12] Modeling and simulation of three phase induction motor electrical faults using MATLAB/Simulink. (2018). International Journal of Modern Trends in Engineering & Research, 5(5), 176–187.
- [13] Tibor, B., Fedak, V., & Durovský, F. (2011, June). Modeling and simulation of the BLDC motor in MATLAB GUI. In 2011 IEEE International Symposium on Industrial Electronics (pp. 1403-1407). IEEE.
- [14] Kelek, M. M., Çelik, İ., Fidan, U., & Oğuz, Y. (2019). The simulation of mathematical model of outer rotor BLDC Motor. 4th International Symposium on Innovative Approaches in Engineering and Natural Sciences Proceedings.
- [15] Millar, R. B. (2011). In Maximum likelihood estimation and inference: With examples in R, SAS and ADMB (pp. 3–4). essay, Wiley..
- [16] Rao, A. P. C., Obulesh, Y. P., & Babu, C. S. (2012). Mathematical modeling of BLDC motor with closed loop speed control using PID controller under various loading conditions. arpn journal of engineering and applied sciences, 7(10), 1321-1328.
- [17] Le Cam, L. (1986). The central limit theorem around 1935. Statistical science, 78-91.
- [18] Yan, L. (2019, November 8). 20: Maximum Likelihood Estimation. Retrieved January 19, 2021, from https://web.stanford.edu/class/archive/cs/cs109/cs109.1206/lectures/20_mle_blank.pdf.
- [19] Kempthorne, D. (2015, Spring). Parameter Estimation Probability Distributions Maximum ... Retrieved January 19, 2021, from https://ocw.mit.edu/courses/mathematics/18-443-statistics-for-applications-spring-2015/lecture-notes/MIT18_443S15_LEC4.pdf