

# Geçici durum sürecini dikkate alan hata algılama metodu ve uygulamaları

**Alkan ALKAYA<sup>1\*</sup>, İlyas EKER<sup>2</sup>**

<sup>1</sup> Mersin Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, 33343, Mersin

<sup>2</sup> Çukurova Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, 01330, Adana

## Özet

*Mühendislik alanına giren sistemlerdeki hataların tespiti ve yalıtımı çok büyük bir öneme sahiptir. Sistemlerdeki hatanın erken tespit edilmesi, ürün bozulması, performans düşmesi, makinenin kendi kendine veya insan sağlığına zarar vermesi ve hatta insanların yaşamını kaybetmesi gibi meydana gelebilecek arzu edilmeyen durumlardan kaçınmak için çok kritik bir rol oynamaktadır. Ayrıca hatalı bölümün doğru ve hızlı teşhisi, onarım sırasında doğru müdahalelerin yapılmasını ve acil durumlarda en uygun kararların verilmesini kolaylaştırır. Böylece işletmelerin güvenliği artarken, aksama süreleri ve üretim maliyetleri düşer.*

*Kullanılan hata algılama metodları modele dayalı ve veriye dayalı (istatistiksel) olmak üzere genel olarak ikiye ayrılmaktadır. Herbir metod kendi içerisinde gruplara ayrılmaktadır. Çok değişkenli İstatistiksel Proses Kontrol (ÇİPK) yaklaşımları endüstriyel süreçlerde performans izleme, hata tespiti ve teşhisinde çok yaygın olarak kullanılmaktadır. Klasik ÇİPK yaklaşımları, Temel Bileşen Analizi (TBA) gibi gizli değişken (latent variable) yansıtma metodlarına dayanmaktadır. Bu metodlar yalnızca sistemlerin kararlı durumlarını (steady-state) dikkate alarak çalışmaktadır. Geçici durum (transient-state) süreçlerinin de dikkate alındığı uygulamalarda bu geleneksel TBA metodları gözetim sistemlerinin güvenilirliğini riske atacak yanlış alarm sinyalleri üretmektedir. Bu çalışmada geçici süreçlerin sebep olduğu bu yanlış alarm sinyallerini giderecek varyansa duyarlı uyarlamalı eşik tabanlı TBA algoritması önerilmiş ve proses kontrol sistemine deneysel olarak uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar, önerilen algoritmanın proses kontrol sistemlerinde geçici süreçlerin dahil edildiği durumlarda da başarı sağladığını göstermiştir.*

**Anahtar Kelimeler:** Hata algılama, TBA, Uyarlamalı eşik, Deneysel uygulama.

\*Yazışmaların yapılacağı yazar: Alkan ALKAYA. alkanalkaya@mersin.edu.tr; Tel: (324) 361 00 01 (7163)

## Fault detection in transient state process and experimental applications

### Extended abstract

The purpose of Fault Detection (FD) is to determine the occurrence of an abnormal event in a process. The early detection of faults may help to avoid system breakdowns and product deterioration. Fault detection algorithms and their applications to a wide range of industrial processes have been the subject of intensive research over the past two decades (Isermann, 2006; Karami vd., 2010). The methods on Fault Detection and Diagnosis (FDD) can be divided into two main groups, the model-based and data driven-based methods (Venkatasubramanian vd., 2003a; 2003b; 2003c).

Model-based FD methods are based on comparing the behaviors of the actual plant and a mathematical model of the system (Hammouri vd., 2010). The method uses signal residuals, which indicate changes between the real process and the process model. However, obtaining a complete and robust mathematical model is difficult due to process complexity and dimension.

The data-based FD methods can be used to solve these problems (Venkatasubramanian vd., 2003a). The advantage of these methods is that the model of the system is not necessary to know in order to make a conclusion on a fault appearance. This means that the method is appropriate for the systems that cannot be easily or ever modeled, or for which the model is nonlinear, hybrid, or structurally ill-posed. For the data-based methods, only the availability of large amount of historical process data is needed (Venkatasubramanian vd., 2003a).

One of the most common multivariate statistical process control (MSPC) methods used for this

purpose is principal component analysis (PCA) (Camacho vd., 2009).

PCA method initially proposed by Pearson (1901) and later developed by Hotelling (1947). PCA method is used to extract a few independent components from highly correlated process data and use the components to monitor the process operations. Typically, two major monitoring indices are calculated, the squared prediction error (SPE) and the Hotelling  $T^2$  index. An abnormal situation will cause at least one of the two indices to exceed the control limit.

Conventional PCA methods for the fault detection have largely focused on the steady-state operations and are not directly applicable during the transitions (Jia vd., 2010). Applying a PCA method to such a transient process can produce excessive number of false alarms or missed detection of process faults, that is significantly compromise the reliability of the monitoring system. Therefore, a novel PCA fault detection method is required that explicitly caters to the non-steady states and wide operating condition changes during transitions.

In the present article, a new monitoring approach is proposed based on PCA method that covers both the steady-state and transient operating conditions for the stationary signals with the variance sensitive adaptive threshold ( $T_{vad}$ ). The method is implemented and validated experimentally on a process control system using on-line data. Experimental test confirms the fact that the proposed method is applicable and effective for both the steady-state and transient operations and gives early warning to operators.

**Keywords:** Fault detection, PCA, Adaptive threshold, Experimental applications.

## Giriş

Son on yıl içinde, modern sanayide kaliteli gözetim ve güvenli işletme için duyulan talep, araştırmaları istatistiksel tabanlı hata algılama ve teşhis metoduna yönlendirmiştir (Angeli, 2004; Isermann, 2006). Temel bileşenler analizi hata algılamada istatistiksel olarak kullanılan en yaygın metottur (Camacho vd., 2009).

TBA metodu ilk olarak Pearson (1901) tarafından önerilmiş ve daha sonra Hotteling (1947) tarafından geliştirilmiştir. TBA metodu, birbiri ile ilişkili süreç verilerini daha az sayıdaki bağımsız bileşenlere dönüştürür ve bu bileşenleri sistem çalışmasını izlemek amacıyla kullanır. Bu izleme olayı  $Q$  ve  $T^2$  istatistiklerinin hesaplanması ile gerçekleştirilir. Sistemde olağandışı bir durum meydana geldiğinde bu istatistiklerinden en azından bir tanesi güvenlik limitini aşarak hatayı belirler.

Literatürde hata algılamada kullanılan klasik TBA metodu yalnızca sistemlerin kararlı durumları üzerine yoğunlaşmış ve geçici süreç durumlarını ihmal etmiştir (Jia vd., 2010). Geçici durum süreçlerinin de dikkate alındığı uygulamalarda bu klasik TBA metodları gözetim sistemlerinin güvenilirliğini riske atacak yanlış alarm sinyalleri üretmektedir. Bu durum, TBA metodunun değişken girişe sahip sistemler gibi geçici süreçler yaratan durumlardaki kullanımını kısıtlamaktadır. Bu yüzden her iki durumu da hesaba katan yeni bir TBA algoritmasının geliştirilmesine ihtiyaç duyulmaktadır.

Kararlılık ve geçici durumunu aynı anda dikkate alan TBA metoduna dayalı varyansa duyarlı uyarlamalı eşik (variance sensitive adaptive threshold,  $T_{vsa}$ ) algoritması önerilmiş ve elektromekanik sistemler üzerinde test edilmiştir (Alkaya ve Eker, 2011). Bu çalışmada varyansa duyarlı uyarlamalı eşik algoritması proses kontrol sistemlerine uygulanmış ve geçici süreçlerin dahil edildiği durumlarda başarı sağladığı gözlenmiştir.

Çalışmanın organizasyonu şu şekildedir: Hata algılama ve teşhis alanındaki TBA ve uygulamalarının teoriksel alt yapısı 2. bölümde, Varyansa duyarlı uyarlamalı eşik algoritması 3. Bölümde, deneysel uygulamalar 4. bölümde, deneysel sonuçlar 5. bölümde ve çalışmaya ilişkin sonuçlar 6. bölümde verilmiştir.

## Temel Bileşenler Analizi

Temel bileşenler analizi (TBA), çok değişkenli istatistiksel proses kontrol ve hata algılama alanında kullanılan çok etkili bir tekniktir (Xiao vd., 2009; Venkatasubramanian vd., 2003c). Genellikle, endüstriyel süreçlerden toplanan veriler birçok gereksiz bilgi barındırırlar. Bu durum aynı değişkenlerden çok fazla ölçüm alınmasından veya değişkenler arasındaki doğrusal ilişkilerden kaynaklanmaktadır. TBA bu işe yaramayan bilgileri birkaç ana bağımsız bileşenlere ayrıştırarak bertaraf eder. Bu ana bağımsız bileşenler süreç gidişatının önemli bir bölümünü ifade ederler. Dolayısıyla izleme altına alınacak değişkenlerin sayısı azaltılmış olur.

Normal şartlar altında çalışan sistemin  $m$  değişkeninden  $n$  tane ölçüm alınarak  $X$ ,  $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$  veri matrisi oluşturulmuş olsun. Bu veri matrisi ölçek parametre vektörü ile sıfır ortalamaya ve birim varyansa normalize edilmelidir.  $\bar{x}$  ve  $\in$  sırasıyla ortalama ve varyans vektörleri temsil etmektedir. TBA kullanılarak,  $X$  veri matrisi şu şekilde ayrıştırılabilmektedir:

$$X = \hat{X} + E \quad (1)$$

$$\hat{X} = \hat{T}\hat{P}^T \quad (2)$$

$$E = \hat{T}\hat{P}^T \quad (3)$$

Burada,  $X$  temel bileşenler alt uzayıdır ve ölçülmüş vektörlerin doğru kısmını temsil etmektedir.  $E$  hatalı ölçümler kısmını temsil eden artık (residual) alt uzayıdır. Hatasız ölçümlerde  $E$  genellikle gürültü veya belirsiz bozucuları belirtmektedir.  $\hat{T}$  skor (score) matrisidir,  $\hat{T} \in \mathbb{R}^{n \times a}$ ,  $\hat{T} = X\hat{P}$ .  $\hat{P}$  (loading) yüklenme matrisidir,  $\hat{P} \in \mathbb{R}^{m \times a}$ . “ $a$ ” modelin

Temel Bileşenler sayıdır (TBs).  $\hat{P}$ 'nin sütunları, korelasyon matrisindeki en büyük "a" tane özdeğerlerden oluşan özvektörler ve  $\tilde{P}$ 'nin sütunları ise geriye kalan  $m - a$  taneden oluşan öz vektörlerdir.

TBA işlem basamakları aşağıda verilmiştir:

1. Orijinal değişkenlerin normalize edilmesi.
2. Kovaryans matrisin hesaplanması  $\Sigma$  :  

$$\Sigma = \frac{1}{n-1} X^T X \quad (4)$$
3. Tekil Değer Ayrıştırma (TDA) yönteminin uygulanması:  

$$\Sigma = V \Lambda V^T \quad (5)$$

Burada,  $\Lambda$  kovaryans matrisin özdeğerlerini ( $\lambda_i$ ) azalan bir sırayla ( $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m \geq 0$ ) barındıran diyagonal bir matristir.  $V$  matrisinin kolonlarını  $\Sigma$ 'nin öz vektörlerinden oluşturmaktadır.

4. Optimal Temel Bileşen sayısı (TBs) "a"nın hesaplanması.
5. Yükleme matrisi  $\hat{P}$ 'nin temel bileşen sayısı "a" ya göre seçilmesi.
6. Yükleme matrisi  $\hat{P}$  kullanılarak yansıtım matrisi  $C$  ve  $\tilde{C}$  hesaplanması:

$$C = \hat{P}\hat{P}^T, \tilde{C} = \tilde{P}\tilde{P}^T = (I - C) \quad (6)$$

TBA modeli oluşturulduktan sonra, sistemin yeni ölçümleri alınarak oluşturulan model hata algılama amacıyla kullanılabilir.

## T<sup>2</sup> İstatistik

Normal işlemler Hotelling (1947) tarafından önerilen T<sup>2</sup>-istatistik yöntemi kullanılarak karakterize edilebilir:

$$T^2 = X^T \hat{P} \Lambda_a^{-1} \hat{P}^T X \quad (7)$$

Burada,  $\Lambda_a$ ,  $\Lambda$  matrisinin ilk "a" satır ve sütunlarından oluşturulmuş bir kare matristir. Eğer güvenlik seviyesi (100(1- $\alpha$ ))% aşağıdaki denklemi sağlıyor ise sürecin normal olduğu kabul edilir.

$$T_\alpha^2 = \frac{(n^2 - 1)a}{n(n-a)} F_\alpha(a, n-a) \quad (8)$$

burada,  $F_\alpha(a, n-a)$  Fisher-Snedecor dağılımının  $n$  ve  $n - a$  serbest dereceli kritik bir değeridir ve  $\alpha$  değeri güvenlik seviyesini belirtir.  $\alpha$  değerinin 95% ve 99% arasında yer alması tavsiye edilmektedir (Antory, 2007). T<sup>2</sup>-istatistik, denklem (8) koşulu ile birlikte sürecin normal davranış içerisinde olduğunu ifade eder ve bu sınırlar dışında elde edilen her gözlem bir hatanın oluştuğunu gösterir.

## Varyansa duyarlı uyarlamalı eşik

Denklem (8)' de verilen sabit eşik,  $T_\alpha$ , seçilen güvenlik limitini sağlamaktadır. Ancak bu eşik sistemlerin geçici süreçlerinde yanlış alarm sinyallerine sebep olmaktadır. Güvenlik limitini korumak ve bu yanlış alarm sinyallerini ortadan kaldırmak için değişimlere hassasiyet gösterecek uyarlamalı eşik değerleri kullanılmalıdır.

Ölçülen tüm verileri barındıran  $X$  veri matrisi kullanılarak denklem (7) ile hesaplanmış T<sup>2</sup>-sinyalinin değişimi ele alındığında, T<sup>2</sup> sinyalinin ortalama ve varyans değeri olasılıksal teoriye (stochastic theory) göre şu şekilde ifade edilebilir (Bhattacharya ve Waymire, 1990):

$$\mu(X, t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_i^2(t) \quad (9)$$

$$\sigma^2(X, t) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n T_i^2(t) - \mu(X, t)^2 \quad (10)$$

burada  $\mu$ ,  $\sigma^2$  ve  $n$  sırasıyla ortalama, varyans ve her bir veri örneğini temsil etmektedir. İstatistiksel teoriye göre (1- $\alpha$ ) kadar güvenlik sağlayan ortalamanın güvenlik limiti şu şekilde hesaplanır (Wang, 2003):

$$P\{\bar{\mu} - z\sigma < \mu < \bar{\mu} + z\sigma\} = 1 - \alpha \quad (11)$$

burada  $\alpha$  güvenlik seviyesidir ve  $z$  ise güvenlik seviyesi ile ilişkili bir katsayıdır. Denklem (11) kullanılarak, T<sup>2</sup> sinyali için ortalamanın uyarlamalı eşiği şu şekilde hesaplanabilir (Wang, 2003):

$$T_{adp} = \mu(T^2, t) \pm z\sigma(T^2, t) \quad (12)$$

$T_{adp}$  geçici süreçlerden kaynaklanan yanlış alarm sinyallerini ortadan kaldırmaktadır. Fakat bu defa ölçümlerde bulunan yüksek değişim gösteren sinyaller ve gürültülerden dolayı çok yüksek  $T_{adp}$  eşiği oluşmaktadır. Bu durum, eksik hata sinyallerinin oluşmasına neden olmaktadır.

Güvenlik limitini korumak ve bu yanlış alarm sinyallerini ortadan kaldırmak ve eksik hata sinyallerini önlemek için eşik, varyans boyutuna duyarlı olmalıdır. Eğer  $\sigma(T^2, t) \geq \mu(T^2, t)$  ise yüksek varyans oluşmaktadır. Bu durumda eğer standart sapma  $\sigma(T^2, t)$ , ortalama  $\mu(T^2, t)$  değerine eşit olarak alınırsa yanlış alarmlara sebep olan yüksek varyans kabul edilebilir seviyelere indirgenbilir:

$$T_{adp} = \mu(T^2, t) \pm z\mu(T^2, t) = \mu(T^2, t)(1 \pm z) \quad (13)$$

Yeni eşik  $T_{vsa}$ , “varyansa duyarlı uyarlamalı eşik” olarak adlandırılmış ve şu şekilde verilmiştir (Alkaya ve Eker, 2011):

$$T_{vsa} = \begin{cases} T_{\alpha} & \text{if } T_{\alpha} \geq T_{adp} \\ T_{adp} = \mu(T^2, t) \pm z\sigma(T^2, t) & \text{if } T_{\alpha} < T_{adp} \text{ and } \sigma < \mu \\ T_{adp} = \mu(T^2, t)(1 \pm z) & \text{if } T_{\alpha} \leq T_{adp} \text{ and } \sigma \geq \mu \end{cases} \quad (14)$$

Denklem (14)’te bulunan  $T_{\alpha}$  güvenlik limitini sağlamakta,  $\mu(T^2, t) \pm z\sigma(T^2, t)$  bağıntısı geçici süreçlerden kaynaklanan yanlış alarm sinyallerini ortadan kaldırmakta ve son bağıntı  $\mu(T^2, t)(1 \pm z)$  yüksek varyans etkisini azaltmakta ve eksik hata sinyallerini ortadan kaldırmaktadır.

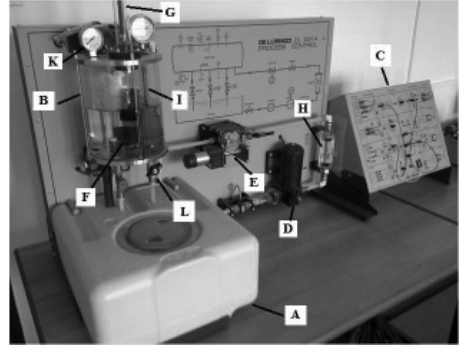
## Deneyel Uygulama

Deneyel sistem, bilgisayar, veri aktarım kartı ve proses kontrol deney setinden oluşmaktadır. Veri aktarım kartı (DAQ-National Instruments (NI), Model: PCI-6229, 250 kHz, 16 bit) giriş sinyalini 12V’luk pompaya uygulamak, seviye ve debi algılayıcısından gelen bilgileri

bilgisayara aktarmak için kullanılmıştır. Tasarlanan TBA tabanlı hata algılama metodu Simulink/MATLAB yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir (Eva, 1996). Bunun için kullanılan bilgisayar, Pentium IV, 2 GHz işlemci, 1 GB RAM ve 256 MB ekran kartına sahiptir. Deneyde örnekleme periyodu 5 ms olarak alınmıştır.

Uygulamada kullanılan proses kontrol deney seti Şekil 1’de gösterilmiştir. Deney setinin bileşenleri Tablo 1’de verilmiştir. Bu pilot ölçekli proses sistemi üzerinde 5 litrelik basınçlı bir kap ve algılayıcılar (seviye, basınç, sıcaklık, debi) bulunmaktadır. Kapın sıvı sıcaklığı bir elektrik rezistansı ile kontrol edilmektedir. Besleme hattı değişken hızlı pompa, bir debimetre ve orantısal bir kontrol vanası ile donatılmıştır. Çıkış hattında sistem bozucu oluşturmak için elle değiştirilen bir vana bulunmaktadır. Basınçlı kaptan ayrılan sıvı besleme hattının başladığı yerden su tankının içine alınmaktadır.

Aynı zamanda deney seti üzerinde, algılayıcılar ve eyleyiciler için arayüz devreleri içeren bir kontrol modülü, aç-kapa, orantısal (P), integral (I) ve türevsel (D) kontrol devreleri bulunmaktadır.



Şekil 1. Proses kontrol deney seti.

TBA modelinin oluşturulmasında seviye ve debi ölçümleri kullanılmıştır. Toplamsal yüzde varyans yaklaşımı (Wold vd., 1987) kullanılarak temel bileşen sayısı 1 ( $a=1$ ) olarak hesaplanmıştır ve bu da sistem değişkenlerinin

%98'inden fazlasını temsil etmektedir. Sistem davranışlarını incelemek için  $T^2$ -istatistik hesaplanmıştır. Daha sonra Denklem (8) kullanılarak %95'lik güvenlik sınırı için  $T_\alpha$  değeri hesaplanmıştır. Varyansa duyarlı uyarlamalı eşik  $T_{\text{vsa}}$  değeri Denklem (14) kullanılarak hesaplanmıştır. Güvenlik sınırı %97 ( $\alpha=0.03$ ) ve  $z$  katsayısı Denklem (11) kullanılarak 2.17 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 1. Proses kontrol sisteminin bölümleri

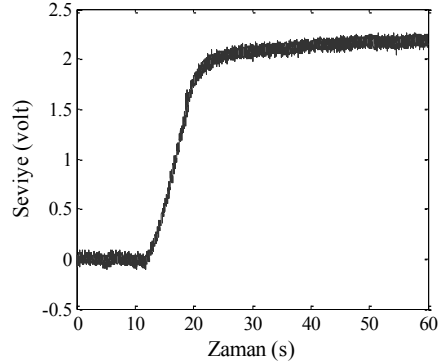
A	Su Tankı (20 litre yaklaşık.)
B	Basıncı Kab (5 litre yaklaşık)
C	Kontrol Modülü (Aç/Kapa, P, PI, PID)
D	Pompa (6 litre/dakika, 12 V, 1.5 A.)
E	Motorlu Vana
F	Su Isıtıcı Rezistans (48V, 200W)
G	Seviye Algılayıcı (LVDT)
H	Debi Algılayıcı (8000 vuruş/litre)
I	Sıcaklık Algılayıcı (Pt. 100)
K	Basıncı Algılayıcı
L	Manuel Vana

## Deneyel Sonuçlar

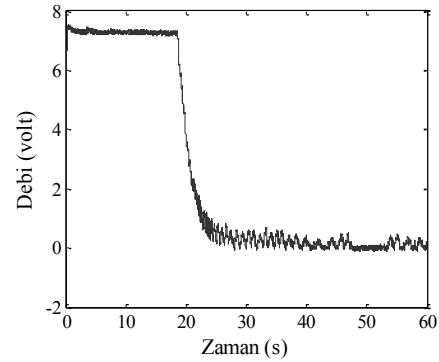
Kararlılık ve geçici süreç durumlarını aynı anda test etmek için deneyler kapalı çevrim altında PID denetleyici kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Deney setinin kontrol paneli üzerindeki 0-%100 aralığında ayarlanabilen radyo butonlar kullanılarak PID denetleyicinin kazançları ayarlanabilmektedir. PID kontrol için doğrusal kazanç %75, integral kazanç %10 ve türevsel kazanç %10 olarak ayarlandığında, seviye kontrolü için optimum bir sonuç elde edilmiş ve üretilen kontrol sinyali ile sistem bir süre çalıştırılmıştır. Tüm deneylerde daha sonra bu ayarlar sabit tutulmuş ve testler gerçekleştirilmiştir. Çıkış değeri olarak, basınçlı kabın içerisindeki su seviyesi kontrol edilmiştir. Pompa voltajı giriş sinyali olarak uygulanmıştır. Sistemde sabit yük altında algılayıcı hatası oluşturulmuştur. Hataları tespit eden TBA görüntülemenin oluşturulması için seviye ve debi sinyalleri kullanılmıştır. Deneyel çalışmadaki sonuçların TBA uygulamaları, sabit eşik ( $T_\alpha$ ),

ve varyansa duyarlı uyarlamalı eşik ( $T_{\text{vsa}}$ ) algoritmaları kullanılarak gösterilmiştir.

Kapalı çevrim altındaki sisteme 2.0 V'luk basamak sinyali uygulanmıştır. Hatasız çalışan sistemden ölçülen seviye ve debi sinyalleri sırasıyla Şekil 2 ve Şekil 3'te verilmiştir.

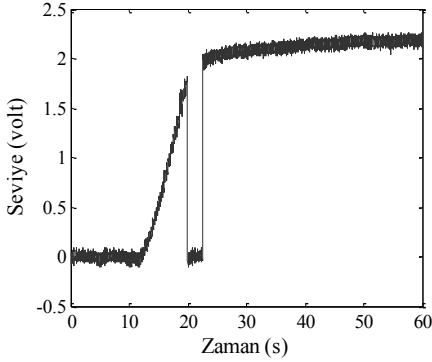


Şekil 2. Ölçülen seviye algılayıcısı – Sistem hatasız.



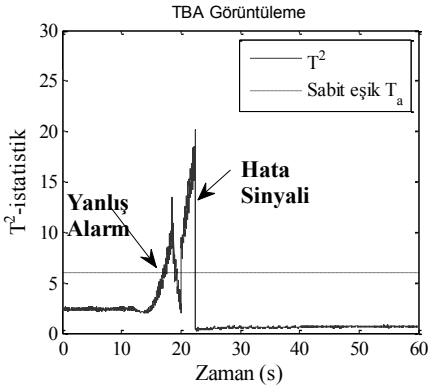
Şekil 3. Ölçülen debi algılayıcısı – Sistem hatasız.

Sistem normal şartlar altında çalışırken seviye algılayıcısının kablosu 20. saniyede koparılıp 2.5 saniye sonra tekrar bağlanarak algılayıcı hatası oluşturulmuştur. Hata uygulandıktan sonra ölçülen seviye sinyali Şekil 4'te verilmiştir. Uygulanan bu seviye algılayıcısı hatası debi algılayıcısını etkilememiştir.



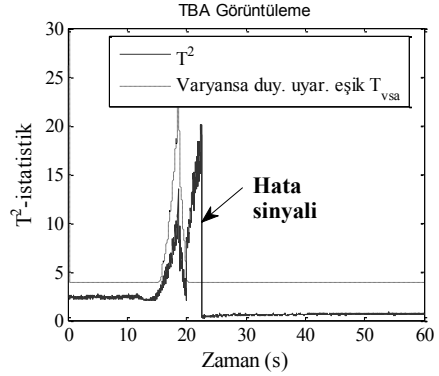
Şekil 4. Ölçülen seviye algılayıcısı – Sistem hatalı

Geleneksel sabit eşik tabanlı  $T^2$ -istatistik uygulama sonucu elde edilen TBA görüntüleme Şekil 5'te gösterilmiştir. Bu algoritmada, hata sinyali doğru olarak tespit edilmiş ancak geçici süreçten kaynaklanan ve sistemin güvenilirliğini riske atabilecek yanlış alarm sinyali oluşmuştur.



Şekil 5. TBA görüntüleme – Sabit eşik

Varyansa duyarlı uyarlamalı eşik, ( $T_{vsa}$ ) tabanlı  $T^2$ -istatistik uygulama sonucu elde edilen TBA görüntüleme Şekil 6'da gösterilmiştir. Bu algoritmada, hata sinyali doğru olarak tespit edilmiş ve aynı zamanda geçici süreçten kaynaklanan yanlış alarm sinyalinde başarılı bir şekilde ortadan kaldırılmıştır.



Şekil 6. TBA görüntüleme – Varyansa duyarlı uyarlamalı eşik

## Sonuçlar

Klasik TBA metodu geçici süreçlerin dahil edildiği durumlarda kullanıldığında sistemin güvenilirliğini riske atabilecek yanlış alarm sinyalleri üretmektedir. Bu durumu da ortadan kaldırmak için varyansa duyarlı uyarlamalı eşik algoritması proses kontrol sistemlerinde kullanılmak üzere önerilmiştir. Yapılan deney sonucunda önerilen algoritmanın yanlış alarmları ortadan kaldırdığı gözlenmiştir. Böylelikle yalnızca kararlı sistemlerde kullanılan istatistiksel TBA metodu giriş sinyallerindeki değişikliklerden ötürü geçici süreçler üreten proses kontrol sistemlerinde de kullanılabilir duruma getirilmiştir.

## Kaynaklar

- Alkaya, A., ve Eker, İ., (2011). Variance sensitive adaptive threshold-based PCA method for fault detection with experimental application, *ISA Transactions*, **50**, 287–302.
- Angeli, C., (2004). On-Line Fault Detection Techniques for Technical Systems: A Survey, *International Journal of Computer Science & Applications*, **1**, 12 – 30.
- Antony, D., (2007). Application of a data-driven monitoring technique to diagnose air leaks in an automotive diesel engine: A case study. *Mechanica Systems and Signal Processing*, **21**, 795–808.

- Bhattacharya, R., ve Waymire, E. C., (1990). *Stochastic processes with applications*, Wiley, New York.
- Camacho, J., Pico, J., ve Ferrer, A., (2009). The best approaches in the on-line monitoring of batch processes based on PCA: Does the modeling structure matter?, *Analytica Chimica Acta*, **642**, 59–68.
- Eva, P. E., (1996). *The MATLAB handbook*. Addison-Wesley, Harlow.
- Hammouri, H., ve Tmar, Z., (2010). Unknown input observer for state affine systems: A necessary and sufficient condition, *Automatica*, **46**, 2, 271–278.
- Hotelling, H., (1947). Multivariate quality control illustrated by the testing of sample bombsights. In: Eisenhart C, Hastay MW, ve Wallis WA (Eds.), *Selected techniques of statistical analysis*, McGraw-Hill, New York.
- Isermann, R., (2006) *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, Springer, Berlin.
- Jia, M., Chu, F., Wang, F., ve Wang, W., (2010). On-line batch process monitoring using batch dynamic kernel principal component analysis, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, **101**, 110–122.
- Karami, F., Poshtan, J., ve Poshtan, M., (2010). Detection of broken rotor bars in induction motors using nonlinear Kalman filters, *ISA Transactions*, **49**, 2, 189–195.
- Pearson, K., (1901). On lines and planes of closest fit to systems of points in space, *Philosophical Magazine Series B* **2**, 559–572.
- Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin, K., ve Kavuri, S. N., (2003a). A review of process faults detection and diagnosis. Part I: Quantitative model-based methods, *Computers & Chemical Engineering*, **27**, 293–311.
- Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin, K., ve Kavuri, S. N., (2003b). A review of process faults detection and diagnosis. Part II: Qualitative models and search strategies, *Computers and Chemical Engineering*, **27**, 313–326.
- Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin, K., ve Kavuri, S. N., (2003c). A review of process faults detection and diagnosis. Part III: Process history based methods, *Computers and Chemical Engineering*, **27**, 327–346.
- Wang, R., (2003). *Statistical theory*,: Xian Jiaotong University Press, China.
- Wold, S., Geladi, P., Esbensen, K., ve Ohman, J., (1987). Multi-way principal components and PLS-analysis, *Journal of Chemometrics*, **1**, 41–56.
- Xiao, F., Wang, S., Xu, X., ve Ge, G., (2009). An isolation enhanced PCA method with expert-based multivariate decoupling for sensor FDD in air-conditioning systems, *Applied Thermal Engineering*, **29**, 712 – 722.