

# OTO KORELASYONLU VERİLERDE PROSES KONTROL TEKNİKLERİNİN UYGULANMASI\*

## *Application of Statistical Process Control Techniques on Auto Correlated Data\**

Fatma BİLİRGEN  
Ç.Ü.Fen Bilimleri Enstitüsü  
Endüstri Müh.Anabilim Dalı

Funda KAHRAMAN  
Ç.Ü.Müh.Mim.Fakültesi  
Endüstri Müh. Bölümü

### ÖZET

Çoğu istatistiksel proses kontrol teknikleri gözlemlerin birbirinden bağımsız ve normal dağıldığı varsayımına dayanır. Bununla beraber, istatistiksel proses kontrolünün uygulamalarında bu kabul, verilerin birbirlerine bağımlı olmasından dolayı gerçeklerden bir hayli uzaktır.

Bu çalışma, kontrol dışı sinyallerin oto korelasyondan olup olmadığını tespit etmek için, istatistiksel proses kontrol teknikleri korelasyonlu olduğunu ispatladığımız verilere uygulanmıştır. Verilerin oto korelasyonlu olduğu ispatlandıktan sonra oto korelasyonu yok etmek için uygun bir zaman serisi modeli, ARIMA (2,1,0), tespit edilmiştir. Tespit edilen model MINITAB-13 istatistik programı kullanılarak, orijinal verilerdeki oto korelasyon filtre edilmiştir. Shewart, CUSUM, ve EWMA kontrol şemaları rezidüleri ve orijinal verilere uygulanmıştır.

### ABSTRACT

Most of the statistical process control (SPC) techniques are developed for the assumption that considers the measured data to be normaly and independently distributed. In real world applications of SPC, however, this assumption is very far from the truth due to the dependence of data on itself.

In this study, the Statistical Process Control (SPC) techniques were applied to the auto correlated data. After proving that the data was auto correlated, a suitable time series model, ARIMA(2,1,0), for the particular set of data was adapted to remove the correlation from the observations. The predicted time series model was applied to filter out the auto correlation from the original data by using the MINITAB-13 statistical software tool.

### Giriş

Herhangi bir prosesteki değişimi tespit ederek gelecekteki çeşitli parametreleri tahmin etmek için, istatistiksel proses kontrol teknikleri yaygın olarak birçok endüstriyel kuruluşta uygulanmaktadır.

İstatistiksel proses kontrol şemalarının kullanımında çoğu zaman gözden kaçan önemli husus, verilerin korelasyonlu olma durumudur. Bu husus gözden kaçtığı zaman uygulanan kontrol şemalarının güvenilirliği önemli ölçüde azalır ve bu durum proseste gereğinden fazla hatalı kontrol dışı sinyallere sebep olur [Atienza, 1998].

Oto korelasyonlu prosesleri doğru olarak analiz etmek için kullanılan başlıca yöntem, zaman serilerinden oto korelasyonu gidererek, rezidüleri geleneksel istatistiksel proses kontrol tekniklerinin uygulanmasıdır. Zaman serileri modelleri 1960' lı yıllarda ilk defa Box ve Cox (1964) tarafından ortaya atılmıştır,[ Box ve Cox,1964]. Bu modeller literatürde ARIMA modelleri olarak bilinip, günümüzde endüstriyel alanda kullanılmaktadırlar. ARIMA modelleri extrapolasyon metodudur ve ileriye tahmin etmek için serilerin önceki değerleri belirli ölçüde hesaba katılır. Seçilen modelin uygunluğu bu modellerin güvenilir sonuçlar vermesi bakımından en önemli husustur. Bu sebepten, bu çalışmada model uygunluğu tespiti hem  $\chi^2$  (Chi-square) testi hem de Q istatistiği uygulanarak test edilmiştir. Ayrıca  $\chi^2$  testi, rezidüleri varyanslarının büyüklüğü bakımından ARIMA(2,1,0) modelinden daha uygun gözükürken ARIMA(2,1,1) modeli üzerinde de uygulanarak, bu iki model uygunluk bakımından birbiri ile kıyaslanmıştır.

### Önceki Çalışmalar

Özellikle son yıllarda, gözlemlerdeki oto korelasyonun istatistiksel proses kontrol üzerindeki etkisini giderebilmek için yoğun çalışmalar yapılmıştır.

Harris (1988), küçük miktarlardaki oto korelasyonun kontrol şemaları üzerindeki etkilerini çalışmıştır.

---

\* Yüksek Lisans Tezi-MSc.Thesis

Johnson ve Bagshaw (1974), CUSUM şemalarının korelasyonlu olma durumlarında güvenilir bir metod olmadığı sonucuna varmışlardır.

Vasilopoulos ve Stamboulis (1978), gözlemlerin korelasyonlu olma durumunda kontrol şemalarının limitlerini değiştirme fikrini ortaya atmışlardır.

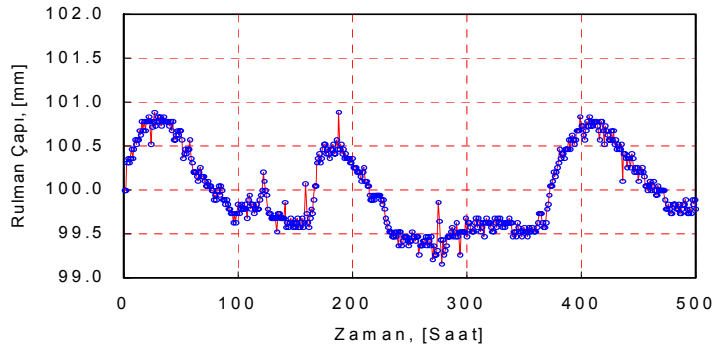
Lu ve Reynolds (1999), EWMA kontrol şemalarını, ARIMA model rezidülerine uygulayarak AR(1) prosesine göre üretilmiş sinyallerdeki ortalamadan sapmayı analiz etmişlerdir.

CUSUM kontrol şemalarının ortalamadan sapmalara karşı duyarlılık analizi, Radharamanan ve Galelli (1994) tarafından araştırılmış olup ve prosesdeki bazı sapmalar için bu şemaların yeterince hassas olmadığı tespit edilmiştir.

### Materyal

Bu çalışmada kullanılan veriler, otomobil yedek parça üretimi yapan bir firmada, üretilen rulmanların çaplarındaki değişimi zamanın fonksiyonu olarak göstermektedir. Firma her gün belirli sayıda rastgele olarak seçilmiş numuneleri analiz etmektedir. Bu analizde kullanılan en önemli parametrelerden birisi rulmanların çaplarıdır. Firma üretim hatalarını kontrol altında tutabilmek için bu parametreleri sürekli olarak bilgisayar yardımı ile toplamaktadır.

Firma günde 12 saat üretim yapmakta ve her 30 dakikada bir rastgele seçilmiş mamül analiz edilmektedir. Şekil 1'de gösterilen zaman serisi 21 günlük üretim boyunca toplanan verilere tekabül etmektedir.



Şekil 1. Rulman Çaplarının Zamanla Değişimi.

### Oto Korelasyon Analizi

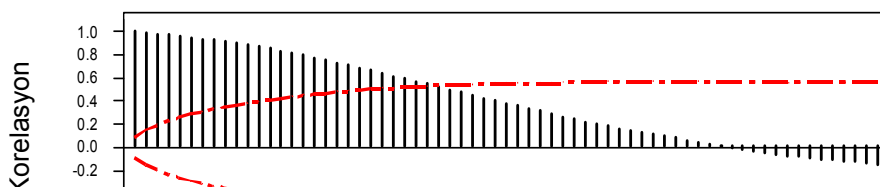
Şekil 1'de gösterilen zaman serisinin oto korelasyon analizi MINITAB 13 istatistiksel programı kullanılarak yapılmıştır. Oto korelasyonun büyüklüğü aşağıda verilen matematiksel formül ile hesaplanmıştır, [Montgomery, 2000].

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t-k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2}, k = 0, 1, \dots, K \quad (1)$$

Burada K göz önüne alınan zaman serisinin uzunluğunu,  $\bar{x}$  zaman serisinin ortalamasını,  $r_k$  ise oto korelasyon katsayısını göstermektedir. Oto korelasyon katsayısı '0' ile '1.0' değerleri arasında değişir ve  $r_k$  nin '0.0' değeri oto korelasyonsuz, '1.0' ise maksimum oto korelasyonu temsil eder. Bu çalışmada kullanılan veriler için hesaplanan oto korelasyon fonksiyon değerleri  $r_k$ , Şekil 2'de gösterilmiştir. Şekil 2'de kesik çizgi ile gösterilen alt ve üst limitler sıfır olmayan oto korelasyon fonksiyonunu saptamak için kullanılırlar. Bu sınırların hesaplanması eşitlik (2)'de verilmiştir;

$$S(r_k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[ 1 + 2 \sum_{j=1}^{k-1} r_j^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

Burada S(rk) oto korelasyon fonksiyonunun standart sapmasını göstermektedir, [Montgomery, 2000]



## Şekil 2. Zaman Serisinin Oto Korelasyon Fonksiyonu.

### **Arıma (p,d,q) Modelleri**

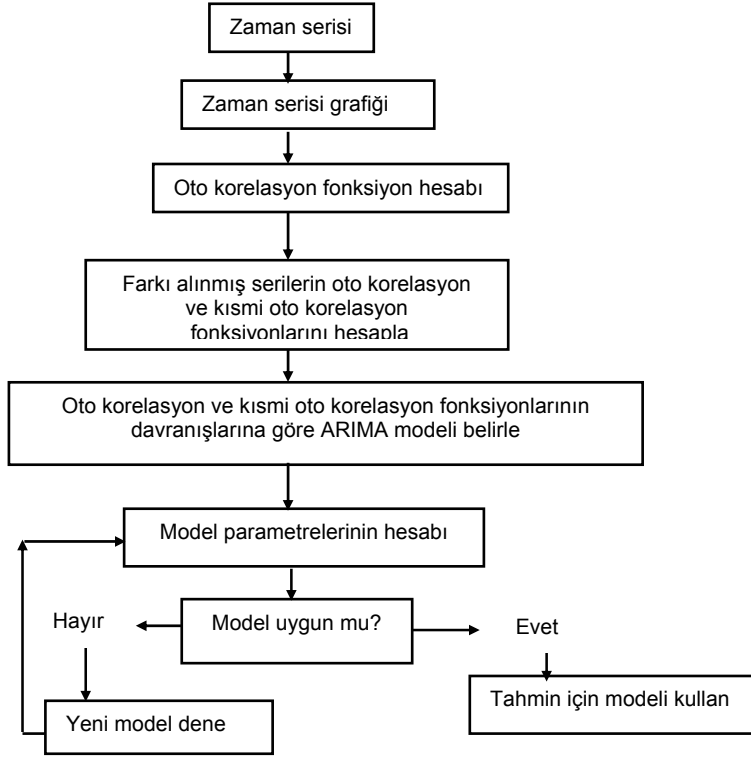
Şekil 2’de verildiği gibi gözlemler arasında özellikle birbiri ardına toplanan verilerde büyük derecede oto korelasyon mevcuttur. Bunun sebebi ise oto korelasyon fonksiyonunun birinci farkta (1. lag de) yaklaşık olarak ‘1’ değerini almasıdır. Bu tür oto korelasyonlu verileri doğru olarak analiz edilmesi, gözlemlerdeki oto korelasyonun giderilerek kalıcılara (rezidülere) geleneksel kontrol şemalarının uygulanması ile mümkündür. Zaman serisindeki korelasyonun giderilmesi ise ARIMA (p,d,q) modelleri ile mümkündür.

Bilindiği gibi ARIMA modelleri, p,d, ve q parametreleri ile tanımlanmaktadır. Buradaki p, d, ve q aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır;

- p : Oto-regrasyon model derecesi [AR(p)]
- d : Fark derecesi, d
- q : Hareketli ortalama derecesi [MA(q)]

### **ARIMA(p,d,q) Modelinin Belirlenmesi ve Uygunluk Testi**

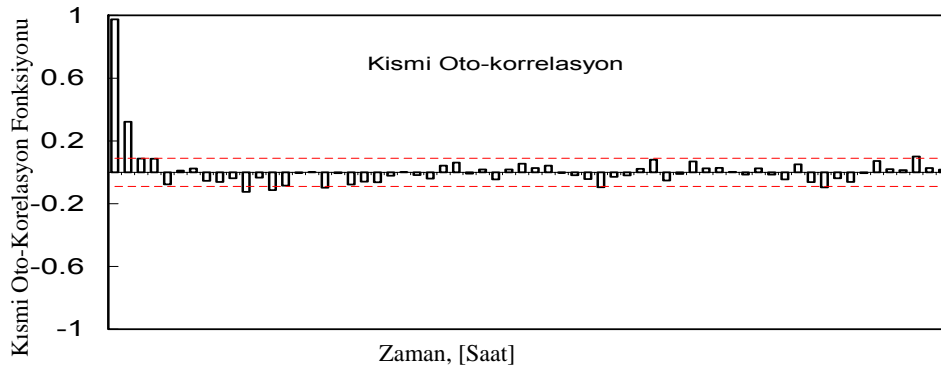
Zaman serisine en uygun ARIMA modelinin seçimi Şekil 3’te verildiği gibi sistematik olarak yapılmıştır. İlk olarak, zaman serisinin oto korelasyon ve kısmi oto korelasyon fonksiyonlarının değerleri hesaplanır ve bu fonksiyonların değerlerine göre ARIMA model parametreleri olan “p”, “d”, ve “q” Tablo 1 ile belirlenir. Fark faktörü “d” ise meyil analizi sonucu tespit edilip, zaman serisini sabit yapabilmek için uygulanacak eğrinin derecesine karşılık gelir. Bu çalışmada kullanılan veriler için 1. dereceden uygulanacak bir eğrinin yeterli olduğu tespit edilmiştir [Bilirgen, 2001] . Tablo 1 sabit zaman serileri için AR(p) ve MA(q) modellerinin ve parametrelerin belirlenmesinde kullanılan kriterleri göstermektedir , [Kendall, 1990].



**Şekil 3.** ARIMA Modellerini Belirlemede Kullanılan Yöntem Şeması,[ Walter, 1983]

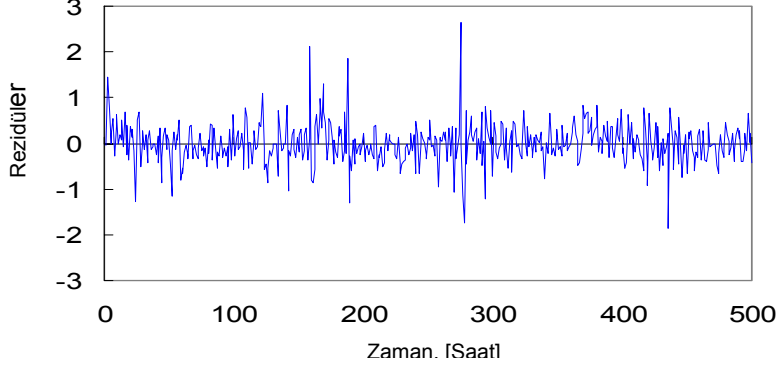
Tablo 1.ARIMA Modelleri Seçiminde Kullanılan Oto Korelasyon ve Kısmi Oto Korelasyon Fonksiyonlarının Davranışına Bağımlı Olan Kriterler[Kendall ve Ord, 1990].

MODEL	ÖTO KORELASYON FONKSİYONU	KİSMİ OTOKORELASYON FONKSİYONU
AR(1)	Exponensiyel azalma Değişen işaretler Sinüzoidal değişim	Bir tek sıçrama
MA (1)	Bir tek sıçrama	Exponensiyel azalma Değişen işaretler Sinüzoidal değişim
AR (p)	Exponensiyel azalma Bazı küçük sinüzoidal değişim	p adet sıçrama
MA (q)	q adet sıçrama	Exponensiyel azalma Bazı küçük sinüzoidal değişim
ARMA (p,q)	Exponensiyel azalma Bazı küçük sinüzoidal değişim	Exponensiyel azalma Bazı küçük sinüzoidal değişim



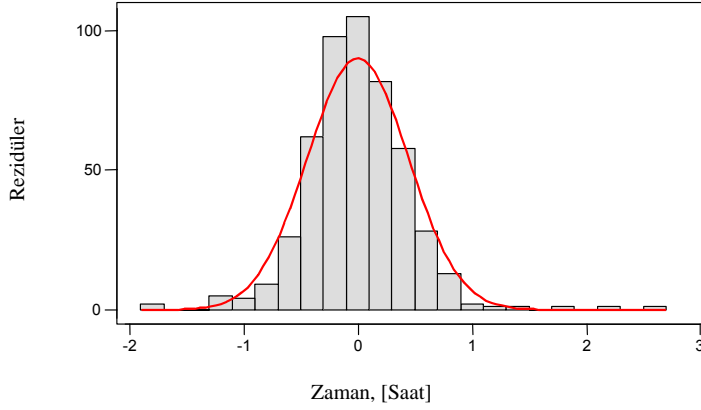
#### Şekil 4. Orijinal Gözlemlerin Kısmi Oto Korelasyon Fonksiyonu.

Orijinal verilerin oto korelasyon ve kısmi oto korelasyon fonksiyonlarının davranışları Tablo 1'e göre incelenerek, ARIMA(2,1,0) modelinin, gözlemlerdeki oto korelasyonu gidermek için uygun bir model olduğu sonucuna varılmıştır. Belirlenen ARIMA(2,1,0) modelinin uygunluğu ve bu modelden daha uygun bir ARIMA modelinin olup olmadığı hem  $\chi^2$  testi hem de Q istatistiği uygulanarak test edilmiştir. Ayrıca  $\chi^2$  testi, rezidülerin varyanslarının büyüklüğü bakımından ARIMA(2,1,0) modelinden daha uygun görünen ARIMA(2,1,1) modeli üzerinde de uygulanarak, bu iki model uygunluk bakımından birbiri ile kıyaslanmıştır. Eğer zaman serisindeki oto korelasyon tamamen giderilmiş ise, filtre edilmiş verilerde herhangi belirlenebilir bir yapı göze çarpmaz, yani rezidülerin oto korelasyon fonksiyon değerleri, bütün zaman farklarında (lag) sıfırdan büyük olamaz. Böylece ARIMA filtrasyonu oto korelasyonlu zaman serisini beyaz gürültüye dönüştürmüş olur. Beyaz gürültü serileri sıfır ortalamalı ( $\mu=0$ ), sabit varyanslı ( $\sigma^2$ ), bağımsız ve normal olarak dağılmış serilerdir. ARIMA(2,1,0) modeli ile filtre edilmiş rezidüleri ve rezidüleri normal dağılımı Şekil 5 ve Şekil 6'da verilmiştir.



**Şekil 5.** ARIMA(2,1,0) Modeli ile Filtre Edilmiş Zaman Serisi, Rezidüeller.

Şekil 6'dan da görüldüğü gibi ARIMA(2,1,0) modelinin rezidüelleri rastgele değişen bir seriyi temsil etmekte olup, herhangi gözle görülür bir yapıya rastlanmamaktadır ve rezidüeller sıfır ortalamaya ( $\mu=0$ ), ve 0.195 sabit varyansa ( $\sigma^2=0.195$ ) sahiptir.



**Şekil 6.** ARIMA (2,1,0) Modelinin Normal Dağılım Tablosu.

Zaman serisi model uygunluğunun tespiti, rezidüellerin oto korelasyon fonksiyon değerlerini ( $r_k$ ) kullanarak  $\chi^2$  ve Q istatistik testlerini uygulamakla yapılabilir. Yaklaşık  $\chi^2$  istatistik değeri eşitlik (3)'te verildiği gibi hesaplanabilir [Montgomery, 2000].

$$Q = N * (N + 2) \sum_{k=1}^K (1/(N - k)) * r^2(k) \quad (3)$$

Eğer seçilen ARIMA modeli uygun ise Q istatistiği değerinin, yaklaşık olarak K-p-q serbestlik derecesine sahip  $\chi^2$  tablosuna göre dağılmıştır (K=67, p=2, ve q= 0). Eğer model uygun değilse, Q değeri K-p-q serbestlik derecesine sahip  $\chi^2$  dağılımından çok büyükse, o zaman seçilen model uygun değildir ve reddedilebilir [Montgomery, 2000]. Bu kriter eşitlik (3)'e uygulandığında,

$$Q = 83.683 \quad (4)$$

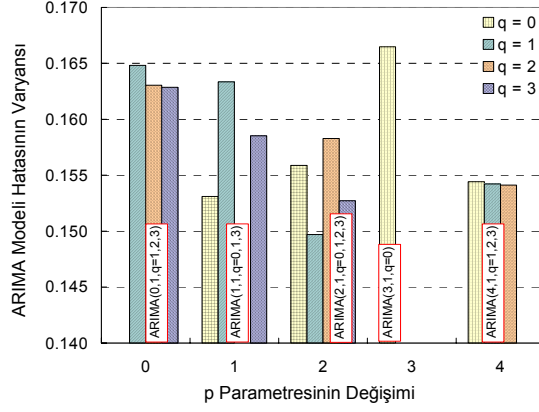
olarak hesaplanır. 65 serbestlik derecesine sahip, yüzde 5 güvenirlilik limitine sahip  $\chi^2$  değeri\*,  $\chi^2_{0.05,65} = 84.83$  olarak hesaplanmıştır. Hesaplanan,  $\chi^2_{0.05,65}$  değeri Q değeri ile kıyaslandığı zaman bu iki değer birbirine çok yakın olduğu görülmektedir. Böylece seçilen modelin  $\chi^2$  testi sonucunda uygunluğu tespit edilmiştir.

#### ARIMA Modelinin Duyarlılık Analizi

\* 65 serbestlik derecesine sahip 0.05 ki-kare, incelenen serinin yüzde 95 (1-0.05) güven limiti ile rastgele olduğunu göstermektedir.

Burada, ARIMA model parametrelerinin (p, d, ve q), rezidülerin standart sapması  $\sigma_e$  üzerindeki hassasiyeti çalışılmıştır. Bilindiği gibi, rezidüler orijinal veriler ile ARIMA (p,d,q) modelinin tahmin ettiği değerler arasındaki farkı göstermektedir. Eğer ARIMA modeli orijinal verileri tamamen tahmin edebilme gücüne sahipse, bu durumda, rezidüler ve dolayısı ile de rezidülerin standart sapması,  $\sigma_e$  'de sıfır olmaktadır. Rezidülerin standart sapması,  $\sigma_e$ , ne kadar küçük ise ARIMA modeli de o kadar orijinal verileri iyi tahmin etmiş anlamına gelmektedir.

Tablo 2 ve Şekil 7'de ARIMA model parametrelerinden p ve q'nun rezidülerin varyansı  $\sigma_e^2$  üzerindeki hassasiyeti gösterilmiştir.



**Şekil 7.** ARIMA Model Parametreleri p ve q 'nun Rezidülerin Varyansı,  $\sigma_e^2$ , Üzerindeki Etkisi.

Şekil 7'den üçüncü dereceden oto regresyonun zaman serisi için uygun olmadığı görülmüştür. Üçüncü derecede regresyon, AR(3), sadece sıfırıncı dereceden hareketli ortalama prosesi, MA(0) ile uygulanabilmektedir. Model parametrelerinin en az ARIMA(4,1,q) modeline ve en çok ARIMA(2,1,q) modeline hassas oldukları Şekil 7'den kolayca gözlemlenebilmektedir. Bir başka deyişle, değişen q parametresine karşı en az değişim ARIMA(4,1,q) modelinde, en çok değişimde ARIMA(2,1,q) modelinde ortaya çıkmıştır. Şekil 7'den gözlemlenebilecek diğer önemli diğer bir sonuçta, rezidülerin minimum varyansının,  $\sigma_e^2$ , ARIMA(2,1,1) modelinde elde edilmesidir. Bunun anlamı ARIMA (2,1,1) modeli, ARIMA(2,1,0) modeline kıyasla orijinal verileri daha iyi tahmin yapabilmektedir. Bu sebepten dolayı rezidüler ve rezidülerin standart sapması daha küçük değerler almaktadır. Hem ARIMA (2,1,0) hem de ARIMA(2,1,1) modelleri zaman serisi için uygun modellerdir. Bununla beraber bu iki model Q,  $\sigma_e^2$  değerleri göz önünde bulundurularak kıyaslandığında, ARIMA(2,1,0) modelinin Q ve  $\sigma_e^2$  değerleri, ARIMA(2,1,0) modelinin ARIMA(2,1,1) modelinden daha uygun olduğu görülmektedir, yani Q ve  $\sigma_e^2$  değerleri ARIMA(2,1,0) modeli için birbirine daha çok yakındır.

Tablo 2. ARIMA Model Parametreleri p ve q 'nun Rezidülerin Varyansı,  $\sigma_e^2$ , Üzerindeki Etkisi[11].

ARIMA MODELLERİ	p	d	q	$\sigma^2_e$
1	0	1	0	----
2	0	1	1	0.164825451
3	0	1	2	0.163043888
4	0	1	3	0.16285992
5	1	1	0	0.153099198
6	1	1	1	0.163355912
7	1	1	2	----
8	1	1	3	0.158535872
9	2	1	0	0.155885367
10	2	1	1	0.149686573
11	2	1	2	0.158293988
12	2	1	3	0.152716433
13	3	1	0	0.166484168
14	3	1	1	----
15	3	1	2	----
16	3	1	3	----
17	4	1	0	0.154427655
18	4	1	1	0.154219639
19	4	1	2	0.15411523
20	4	1	3	----
21	4	1	4	0.139680962

Model parametrelerinin duyarlılığını incelerken fark terimi olan d, sabit bir deęer alınmıřtır (d=1), yalnızca p ve q parametrelerinin deęerleri deęiřtirilmiřtir. Bunun sebebi, zaman serisinde lineer bir eęilimin olması ve bu eęilimin de ancak birinci dereceden fark alınarak (d=1) giderilebilmesidir. ARIMA modelindeki sadece "d" parametresinin uygunluęunu test etmek iin bu parametrenin deęiřiminin etkisi ARIMA (0,1,3) modeli kullanılarak gsterilmiřtir. ARIMA (0,1,3) modelindeki fark parametresi "d" nin deęerini 2 olarak deęiřtirerek ARIMA(0,2,3) modelinin uygunluęu test edilmiřtir.

Tablo 3'te ARIMA (0,1,3) ile ARIMA (0,2,3) arasındaki fark, rezidlerin varyansları aısından kıyaslanmıřtır. Bu tabloda grldę gibi fark parametresi d, uygun seilmedięi zaman, ARIMA modelinin tahmin hatası ykselmektedir. Bu durumda rezidlerin varyansları yaklařık olarak iki kat artmıřtır. Dięer ARIMA modellerinde de, fark parametresi d, birden farklı alındıęı zaman rezidlerin standart sapmalarında bir artıř gzlenmesine raęmen, en fazla artıř Tablo 3'te verilen ARIMA (0,1,3) modelleri iin gzlemlenmiřtir.

Ayrıca, eęer  $\chi^2$  testi ARIMA (0,2,3) modeli iin uygulanırsa Q deęeri,  $Q = 151.98$ , olarak hesaplanır ki, bu deęer de  $\chi^2_{0.05,62} = 81.381$  deęerinden olduka farklıdır. Bylece ARIMA (0,2,3) modelinin uygun bir model olmadıęı tespit edilmiř olmaktadır.

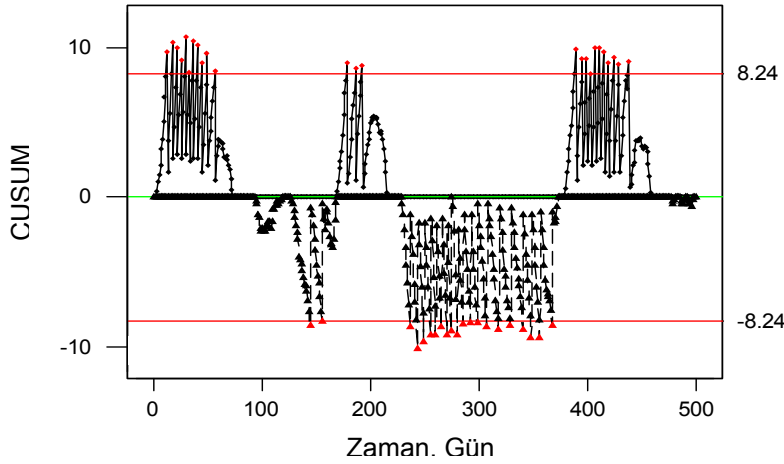


**Tablo 3.**ARIMA Modellerinde Fark Parametresi "d" nin Rezidülerin Varyansı,  $\sigma^2_e$  Üzerindeki Etkisi.

ARIMA MODELLERİ	p	d	q	$\sigma^2_e$
1	0	1	3	0.16285992
2	0	2	3	0.305184739

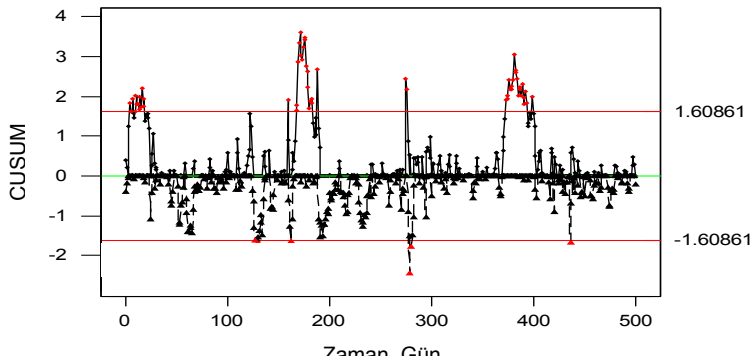
### Sonuçlar

CUSUM kontrol şemaları, orijinal seriler ve rezidüleri uygulanarak hatalı alarm noktaları tespit edilmeye çalışılmıştır. Şekil 8'de  $1\sigma$  kontrol limitine göre orijinal verilerin, Şekil 9'da ARIMA (2,1,0) modeli ile filtre edilmiş verilerin CUSUM grafiği verilmiştir. Bu iki şekil birbirine benzemekle beraber, özellikle 230. ile 380. saatler arasında farklılıklar gözlenmiştir.



**Şekil 8.**Orijinal Gözlemlerin CUSUM Dağılımı ve Üst ve Alt Kontrol Limitleri,  $\sigma=1.0$  için.

Orijinal verilerin CUSUM şeması bu zaman diliminde ortalamadan azalma yönünde sinyaller verirken, rezidülerin CUSUM şeması bu günlerdeki hata sayısının belirlenen kontrol limitleri içinde olduğunu göstermektedir. Fakat her iki şekilde 400. saat civarında (390. ile 440. saatler) üst kontrol limitlerinin dışına çıktığını göstermektedirler.

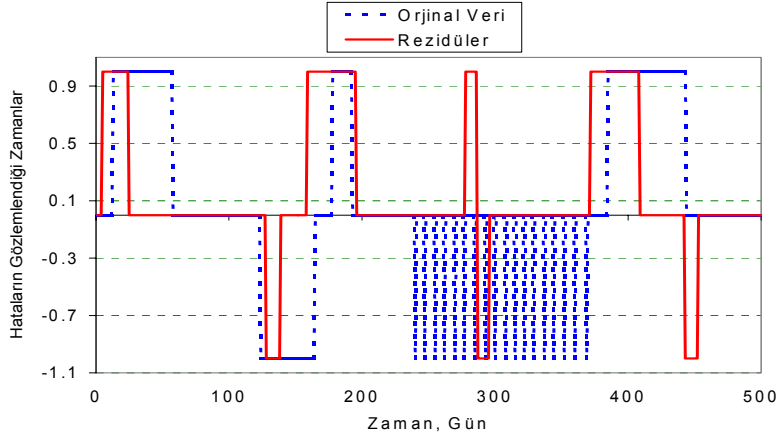


**Şekil 9.** Rezidülerin CUSUM Dağılımı ve Üst ve Alt Kontrol Limitleri,  $\sigma=1.0$

İçin

Şekil 10'da orijinal veriler ve rezidüleri arasında hatalı sinyallerin ortaya çıktığı zaman dilimleri kıyaslanmıştır. Bu şekilde, kıyaslamayı basitleştirmek için, sinyallerin üst kontrol limitlerinin dışına çıktığı durumlar +1, alt kontrol limitlerinin dışına çıktığı durumlarda -1 ve iki kontrol limitinin içinde kaldığı zaman dilimleri de 0 ile gösterilmiştir. Şekil 10'da gösterildiği gibi orijinal verilerin kontrol

şemaları ile rezidülerin şemaları arasında özellikle 300. gün civarında uyumsuzlukların olduğu gözlemlenmiştir. Rezidülerin CUSUM kontrol şeması bu zaman diliminde prosesin kontrol limitlerinin dışına çıkmadığını göstermişlerdir. Böylece, 300. gün civarındaki kontrol dışı sinyallerin gerçekte proseste var olmayıp, oto korelasyondan ortaya çıktığı sonucuna varılmıştır.



**Şekil 10.**Orjinal Seriler ve Rezidülerin  $1\sigma$  Limitine göre Kontrol Dışı Sinyal Verme Bakımından Kıyaslanmaları

## Kaynaklar

- ATIENZA, O.O., Tang, L.C., ve Ang, B.W, 1998. " SPC procedure for detecting level shifts of autocorrelated processes.", Journal of Quality Technology, Vol. 30, No. 4., pp. 340-351.
- BILIRGEN, F., 2001. "Otokorelasyonlu Verilerde Process Kontrol Tekniklerinin Uygulanmasına Yönelik Bir Araştırma", Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana.
- Box, G. E. P., ve Cox, D. R., 1964. " An analysis of transportation.", J. Roy. Stat. Soc., Vol. 26, pp. 211-252.
- HARRIS, T.J, 1889., "Statistical process control procedures for correlated observations. Technometrics."
- JOHNSON, R. A. and Bagshaw, M., 1974 . " The Effect of Serial Correlation On the Performance of CUSUM Tests. Technometrics", Vol. 16 (1), pp. 103-112.
- KENDALL, S.M., ve Ord, J.K., 1990. "Serial Correlations and Model Identification. Time Series", Third Edition, Oxford University Press, New York.
- LU, C. W., ve Reynolds, M. R., 1999. "EWMA control charts for monitoring the mean of autocorrelated processes.", Journal of Quality Technology, Vol. 31, No. 2.
- MINITAB 13. Kullanım kılavuzu, State College, PA, U.S.A.Montgomery, D. C. 2000 ."Introduction to Statistical Quality Control", 4<sup>th</sup> ed. Wiley, New York.
- RADHARAMANAN, R., ve Galelli, A. 1994. "Sensitivity analysis on the CUSUM method.", International Journal of Production Economics, Vol. 33, No. 1-3, pp. 89-95.
- SNEDECOR, G. W. and Cochran, W. G., "Statistical Methods", Eighth Edition, Iowa State University Press.
- WALTER, V.1989." Applied Time Series and Box-Jenkins Models.", Academic press, Inc. 1983
- VASILOPOULOS,A.V.and Stamboulis, A. P., 1978 ." Modification of Control Chart Limits in the Presence of Data Correlation", Journal of QualityTechnology, Vol. 10(1), pp. 20-30.