

**TEK DEĞİŞKENLİ ZAMAN SERİLERİNDE MODEL SEÇİM ÖLÇÜTLERİNİN
İNCELENMESİ**

Hilal GÜNEY

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
İSTATİSTİK**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**HAZİRAN 2009
ANKARA**

Hilal GÜNEY tarafından hazırlanan TEK DEĞİŞKENLİ ZAMAN SERİLERİNDE
MODEL SEÇİM ÖLÇÜTLERİNİN İNCELENMESİ adlı bu tezin Yüksek Lisans
olarak uygun olduğunu onaylarım.

Prof. Dr. Reşat KASAP

.....

Tez Danışmanı, İstatistik Anabilim Dalı

Bu çalışma, jürimiz tarafından oy birliği / oy çokluğu ile İstatistik Anabilim Dalında
Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Yılmaz AKDİ

.....

İstatistik, Ankara Üniversitesi

Prof. Dr. Reşat KASAP

.....

İstatistik, Gazi Üniversitesi

Prof. Dr. Hülya BAYRAK

.....

İstatistik, Gazi Üniversitesi

Tarih: 09/06/2009

Bu tez ile G.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Yüksek Lisans derecesini
onamıştır.

Prof. Dr. Nail ÜNSAL

.....

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada orijinal olmayan her türlü kaynağa eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Hilal GÜNEY

**TEK DEĞİŞKENLİ ZAMAN SERİLERİNDE MODEL SEÇİM
ÖLÇÜTLERİNİN İNCELENMESİ
(Yüksek Lisans Tezi)**

Hilal GÜNEY

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
Mayıs 2009**

ÖZET

Bu çalışmada, tek değişkenli zaman dizileri modellerinde uygun model derecesinin seçilmesinde kullanılan bazı model seçim ölçütleri incelenmiştir. Bu amaçla Akaike Bilgi Ölçütü (AIC), Son Kestirim Hatası (FPE), Hannan-Quinn Bilgi Ölçütü (HQ), Düzeltilmiş Akaike Bilgi ölçütü (AICC) ve Schwarz Bilgi Ölçütü (SIC) ölçütleri dikkate alınarak, seçilen farklı model yapıları ve farklı örnek çapları ile ölçütlerin doğru gecikme sayısını seçmedeki performanslarını karşılaştırmak amacıyla simülasyon çalışmaları yapılmıştır. Ölçütlerin birbirleri ile karşılaştırılması için Monte Carlo simülasyon yöntemi kullanılarak hangi ölçütün hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Bu simülasyon çalışmasına göre elde edilen sonuçlar verilmiştir.

Bilim Kodu : 205.1.066
Anahtar Kelimeler : Zaman dizileri (serileri), simülasyon, model seçim ölçütleri
Sayfa Adedi : 95
Tez Yöneticisi : Prof. Dr. Reşat KASAP

**EXAMINING MODEL SELECTION CRITERIA FOR SINGLE VARIABLE
TIME SERIES**

(MSc Thesis)

Hilal GÜNEY

**GAZİ UNIVERSITY
INSTITUTE OF SCIENCES AND TECHNOLOGY**

May 2009

ABSTRACT

In this study, several model selection criteria used in selecting appropriate model degree in single variable time series are examined. By using Akaike Information Criteria (AIC), Final Prediction Error (FPE), Hannan-Quinn Information Criteria (HQ), Adjusted Akaike Information Criteria (AICC) and Schwarz Information Criteria (SIC), simulations are performed to compare the performances of these criteria in selecting appropriate lag length for different model structures and sample size. In order to compare these criteria, Monte Carlo simulation method is employed to compute the lag lengths selected by each criteria. Findings of this simulation are submitted.

Scientific Code : 205.1.066

Key Words : Time series, simulation, model selection criteria

Number of Pages : 95

Supervisor : Prof. Dr. Reşat KASAP

TEŞEKKÜR

Çalışmalarım boyunca bilimsel yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren, desteğini esirgemeyen değerli hocam, Sayın Prof. Dr. Reşat KASAP' a ve bu çalışmam esnasında yardım ve desteğini esirgemeyen değerli hocam Sayın Öğr. Gör. Dr. Serkan Yılmaz KANDIR a ve canım anneme, canım kardeşime sonsuz teşekkürler.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	viii
ŞEKİLLERİN LİSTESİ	x
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xv
1. GİRİŞ	1
2. TEK DEĞİŞKENLİ ZAMAN SERİLERİ MODELLERİ.....	6
2.1. Tek Değişkenli Genel Durağan Modeller	7
2.1.1. Otoregresif (AR) modeller	7
2.1.2. Hareketli ortalama (MA) modeli.....	10
2.1.3. Otoregresif hareketli ortalama (ARMA) modeli.....	12
2.2. Modelleme Süreci	13
3. MODEL SEÇİM ÖLÇÜTLERİ.....	15
3.1. Akaike Bilgi Ölçütü (AIC).....	15
3.2. Düzeltilmiş Akaike bilgi Ölçütü (AICC)	20
3.3. Son Kestirim Hatası (FPE).....	22
3.4. Schwarz Bilgi Ölçütü (SIC)	24
3.5. Hannan-Quinn Bilgi Ölçütü (HQ).....	26
4. ÖLÇÜTLERİN SİMÜLASYON İLE KARŞILAŞTIRILMASI	27
4.1. Simülasyon Planı.....	27

	Sayfa
4.2. Simülasyon Sonuçları.....	30
4.2.1. Otoregresif modeller için sonuçlar.....	30
4.2.2. Hareketli ortalama modelleri için sonuçlar.....	55
4.2.3. Otoregresif hareketli ortalama modelleri için sonuçlar.....	80
5. SONUÇ	87
KAYNAKLAR	89
EKLER.....	92
EK-1 AR(1) modeli için simülasyon programı.....	93
ÖZGEÇMİŞ	95

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 4.1. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $AR(1)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	31
Çizelge 4.2. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $AR(2)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	36
Çizelge 4.3. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $AR(3)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	41
Çizelge 4.4. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $AR(4)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	46
Çizelge 4.5. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $AR(5)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	51
Çizelge 4.6. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $MA(1)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	25
Çizelge 4.7. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $MA(2)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	61
Çizelge 4.8. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $MA(3)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	66
Çizelge 4.9. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $MA(4)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	71
Çizelge 4.10. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $MA(5)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	76
Çizelge 4.11. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $ARMA(1,1)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	81
Çizelge 4.12. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $ARMA(1,2)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	83
Çizelge 4.13. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için 1000 denemede $ARMA(1,3)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütü sonuçları	85

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 4.1. $n=60$ için model $AR(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	33
Şekil 4.2. $n=120$ için model $AR(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	34
Şekil 4.3. $n=240$ için model $AR(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	34
Şekil 4.4. $n=600$ için model $AR(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	35
Şekil 4.5. $n=60$ için model $AR(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	38
Şekil 4.6. $n=120$ için model $AR(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	56
Şekil 4.7. $n=600$ için model $AR(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	39
Şekil 4.8. $n=60$ için model $AR(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	40
Şekil 4.9. $n=120$ için model $AR(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	43
Şekil 4.10. $n=600$ için model $AR(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	44
Şekil 4.11. $n=60$ için model $AR(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	44

Şekil	Sayfa
Şekil 4.12. $n=120$ için model $AR(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	45
Şekil 4.13. $n=240$ için model $AR(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	48
Şekil 4.14. $n=600$ için model $AR(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	49
Şekil 4.15. $n=60$ için model $AR(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	49
Şekil 4.16. $n=120$ için model $AR(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	50
Şekil 4.17. $n=240$ için model $AR(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	53
Şekil 4.18. $n=600$ için model $AR(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	54
Şekil 4.19. $n=60$ için model $MA(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	54
Şekil 4.20. $n=120$ için model $MA(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	55
Şekil 4.21. $n=240$ için model $MA(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	58
Şekil 4.22. $n=600$ için model $MA(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	59

Şekil	Sayfa
Şekil 4.23. $n=60$ için model $MA(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	59
Şekil 4.24. $n=120$ için model $MA(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	60
Şekil 4.25. $n=240$ için model $MA(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	63
Şekil 4.26. $n=600$ için model $MA(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	64
Şekil 4.27. $n=60$ için model $MA(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	64
Şekil 4.28. $n=120$ için model $MA(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	65
Şekil 4.29. $n=240$ için model $MA(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	68
Şekil 4.30. $n=600$ için model $MA(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	69
Şekil 4.31. $n=60$ için model $MA(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	69
Şekil 4.32. $n=120$ için model $MA(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	70
Şekil 4.33. $n=240$ için model $MA(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	73

Şekil	Sayfa
Şekil 4.34. $n=600$ için model $MA(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	74
Şekil 4.35. $n=60$ için model $MA(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	74
Şekil 4.36. $n=120$ için model $MA(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	75
Şekil 4.37. $n=240$ için model $MA(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	78
Şekil 4.38. $n=600$ için model $MA(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği	79
Şekil 4.39. $n=60$ için model $ARMA(1,1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği.....	79
Şekil 4.40. $n=120$ için model $ARMA(1,2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği.....	80
Şekil 4.41. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için model $ARMA(1,1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve $AICC$ model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği.....	82
Şekil 4.42. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için model $ARMA(1,2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve $AICC$ model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği.....	84
Şekil 4.43. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için model $ARMA(1,3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve $AICC$ model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği.....	86

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış bazı simgeler ve kısaltmalar açıklamalarıyla birlikte aşağıda verilmiştir.

Simgeler	Açıklama
X_t	t dönemine ait X değişkeninin değeri
Y_t	t dönemine ait Y değişkeninin değeri
Z_t	t dönemine ait Z değişkeninin değeri
ϕ	Otoregresif parametre
θ	Hareketli ortalama parametresi
A_t	Hata terimi
Kısaltmalar	Açıklama
AR(p)	p inci dereceden Otoregresif Model
MA(q)	q ncu dereceden Hareketli Ortalama Modeli
ARMA(p,q)	Otoregresif Hareketli Ortalama Modeli
AIC	Akaike Bilgi Ölçütü
FPE	Son Kestirim Hatası
HQ	Hannan-Quinn Bilgi Ölçütü
AICC	Düzeltilmiş Akaike Bilgi Ölçütü
SIC	Schwarz Bilgi Ölçütü

1. GİRİŞ

Zaman serileri analizinde modelleme sürecinin en önemli aşamalarından biri model seçimidir. Bu seçim işleminin dayandığı nokta ise uygun gecikme sayısının belirlenmesidir. Zaman serilerinde ya da istatistiksel modellerde uygun boyutun seçilmesi sık karşılaşılan bir problemdir. Bu amaçla kullanılan çok sayıda yöntem bulunmaktadır. Ancak bu yöntemlerin varsayımları ve ulaştıkları sonuçlar oldukça farklıdır. Örneğin, en çok olabilirlik (Maximum likelihood) yöntemi, daima en yüksek olasılıklı seçimi verir. Bununla birlikte en çok olabilirlik yöntemi, doğru gecikme sayısını seçmek için uygun bir biçim değildir [Schwarz, 1978].

Uygulamada başlangıçta model bilinmez ve model dereceleri olabilecek en yüksek değerler alınarak uygun modele gidilmeye çalışılır. Fakat model dereceleri yüksek alındığında parametrelerin tahminleri istenildiği gibi çıkmayabilir. Örneğin, modelin gecikme sayısı, olması gerektiğinden yüksek alınırsa, varyans büyük çıkar ve artıklar için daha az sayıda serbestlik derecesi olur. Fakat model derecesi yükseltildiği zaman ödenmesi gereken bir ceza faktörü (penalty) vardır. Akaike bilgi ölçütü (*AIC*), bu ceza faktörünü minimum yapacak gecikme sayısını belirlemek için kullanılan bir model seçme ölçütüdür. Gerek zaman serilerinde gerekse regresyon analizlerinde bu ölçüt oldukça sık kullanılır [Akdi,2003].

Farklı parametre sayısına sahip farklı modeller arasından en uygun gecikme sayılı modeli seçmek için Akaike tarafından en çok olabilirlik prensibinin genişletilmiş biçimi 1974’de geliştirilmiştir. Akaike’nin önerisi, her bir j modeli için ayrı ayrı olabilirlik fonksiyonunu maksimize etmek olarak ifade edilebilir [Akaike, 1974; Schwarz, 1978].

Bu çalışmanın konusu, ele alınan bazı model seçim ölçütlerinin, tek değişkenli durağan zaman serileri açısından karşılaştırılmasıdır. Bu karşılaştırma simülasyon çalışması ile desteklenmiştir.

Literatürde model seçim ölçütleriyle ilgili birçok çalışma vardır. Bunlardan bazıları yazarlara göre kronolojik sırayla aşağıda verilmiştir.

Akaike, *FPE* ölçütünü otoregresif modeller için denemiştir. Tahminin yanlışlığı ve varyansı arasında karşılıklı iyi bir denge oluşturduğunu göstererek bu yöntemin iyi sonuçlar verdiğini belirtmiştir [Akaike, 1969].

Akaike, kesitirim hata karesi ortalaması olarak tanımlanan son kestirim hatası (Final Prediction Error) *FPE* ölçütünü, durağan ve bağımsız beyaz gürültü sürecinden üretilen otoregresif modeller için tanımlamıştır. En küçük *FPE* değerine sahip modeli en iyi model olarak önermiştir. Bu çalışmada Akaike, *FPE* ölçütünün tutarlı olduğunu da göstermiştir [Akaike, 1970].

Akaike, *ARMA* modeller için en çok olabilirlik yöntemini denemiş ve bu yöntemi geliştirerek uygunluğunu göstermiştir [Akaike, 1973].

Akaike, klasik en çok olabilirlik yöntemini yeniden gözden geçirmiş ve Akaike bilgi ölçütü (Akaike Information Criterion) *AIC* 'yi tanımlamıştır [Akaike, 1974].

Akaike, *AIC* , *FPE* ve Bayes yöntemini otoregresif modellerde deneyerek *AIC* model seçim ölçütünün kullanılabilirliğini örneklerle göstermiştir [Akaike, 1979].

Shibata, *AIC* ölçütü kullanıldığında regresyon parametre tahmin risklerini sayısal örneklerle göstermiştir [Shibata, 1976].

Shibata, regresyon modelleri değişkenleri için asimptotik en uygun seçme ölçütünü geliştirmiştir. Bu ölçütün en önemli varsayımı, kontrol değişkenlerinin sayısının sonsuz olması veya örnek çapı ile doğru orantılı olarak artmasıdır. Ayrıca bu çalışmada önerilen ölçütün, Akaike'nin *FPE* , *AIC* , ve Mallows'un C_p ölçütüne asimptotik olarak denk olduğu gösterilmiştir [Shibata, 1981].

Bhansali ve Downham, Akaike'nin FPE ölçütünü genelleştirerek otoregresyon modellerde asimptotik dağılımını belirlemek için kullanmıştır. Bu ölçütün kullanılabilirliği bir simülasyon çalışması ile gösterilmiştir. Bu çalışmada FPE ölçütü genelleştirilerek FPE_{α} ölçütü oluşturulmuş ve otoregresyon modellerde tavsiye edilmiştir [Bhansali ve Downham, 1977].

Hannan ve Quinn, güçlü tutarlı bir tahmin etme yönteminin tekrarlı logaritma yöntemi kullanılarak geliştirilebileceğini göstermişlerdir. Ayrıca bu çalışmada önerilen ölçütün diğer ölçütlere oranla daha az eksik tahmin ettiği gösterilmiştir. Sonuç olarak kesin bir yargıya ulaşılamamış olsa da bu ölçütün, örnek çapının büyük olduğu otoregresyon modellerinde daha iyi bir yaklaşımda bulunduğunu söylemişlerdir [Hannan ve Quinn, 1979].

Hannan, $ARMA$ modelleri için kesin tahminlerin güçlü tutarlılığını incelenmiştir. Ayrıca zayıf tutarlılık üzerine bir teorem ispatlanmış ve tutarlılığın yüksek tahmin olasılığına sahip olmadığı gösterilmiştir [Hannan,1980].

Quinn, Hannan ve Quinn'in 1979 da yaptıkları çalışmada geliştirdikleri ölçütü, çok değişkenli AR süreçlerinde denemiştir. Tekrarlı logaritma kullanılan bu ölçüt, çok değişkenli AR süreçleri için tavsiye edilmiştir [Quinn,1980].

Bhansali, Beran ve Ocker, durağan ve durağan olmayan kısa hafızalı ve uzun hafızalı otoregresif süreçler için en çok olabilirlik yöntemi kullanarak model seçme çalışması yapmışlardır. Bu çalışmanın amacı hem kısa hemde uzun hafızalı otoregresif süreçler için ortak yöntem bulmaktır. Yapılan simülasyon çalışmasının sonunda, her süreç için otoregresif parametrelerin değerinin değiştiği gözlemlenmiştir. Bu sebeple çalışmaları $ARIMA$ modellerinde deneme kararı almışlardır [Beran, Bhansali ve Ocker,1998].

Hurvich ve Tsai, Akaike bilgi ölçütüne yanlılık için düzeltme uygulanarak oluşturulan düzeltilmiş Akaike bilgi ölçütünü regresyon modelleri ve otoregresif

zaman serileri için denemişlerdir. Bu düzeltmenin yalnızca küçük örnek çapına sahip model için geçerli olduğu belirtilmiştir. Ayrıca gerçek model sınırlı boyutlu olduğunda, düzeltilmiş AIC'nin diğer ölçütlerden daha iyi tahmin sonuçları verdiği gösterilmiştir [Hurvich ve Tsai, 1989].

Bedrick ve Tsai, küçük örnek çaplı, çok değişkenli regresyon modelleri için düzeltilmiş AIC ölçütü geliştirmişlerdir. Ayrıca bu çalışma, düzeltilmiş AIC 'nin Kullback-Leibler bilgisinin yansız tahmin edicisi olduğunu açıklamaktadır. Küçük örnek çaplı tarımsal gözlemler üzerinde yapılan karşılaştırmada, düzeltilmiş AIC diğer ölçütlerden daha iyi sonuç vermiştir [Bedrick ve Tsai, 1994].

Schwarz, farklı boyutlu modellerden birini seçme problemi için Bayes çözümünü önermiştir [Schwarz, 1978].

Stone, çalışmasında Akaike bilgi ölçütü ve Schwarz ölçütünü karşılaştırmıştır. Bu çalışmada parametre sayısı sonsuz kabul edilmiştir. Gerçek modellerde parametre sayısı sonsuz olamayacağından bu karşılaştırmaların bir gerçekçiliği bulunmadığını belirtmiştir [Stone, 1979].

Neftçi, Akaike bilgi ölçütünü ve Schwarz ölçütünü ekonomik zaman serilerinde ARMA modelleri için denemiştir. Sonuç olarak bu iki ölçüt tamamen farklı modelleri seçmiştir. Bunun sebebini Schwarz ölçütünün durağanlığı elde etmek için yapılan değişimlere duyarlı olması olarak açıklamıştır [Neftçi, 1982].

Jones, *FPE* ölçütü üzerine bir çalışma yapmıştır. Bu çalışmada *FPE* ölçütünü kullanmak için ortalama hata karesinin tahmin özelliğinin kullanılması gerektiğini açıklamıştır. Ayrıca yansız tahminleri yanlış tahminler ile yer değiştirmenin ölçütün özelliklerini değiştirdiğini belirtmiştir. Bhansali' nin uyguladığı simülasyon yöntemi üzerinde durmuş ve sonuçları değerlendirip yapılan çıkarımların doğru olmadığını savunmuştur [Jones, 1975].

Tsay, Hannan' ın 1980'de durağan zaman serilerinde kullandığı seçim ölçütleri için geliştirdiği sınırlayıcı özellikleri durağan olmayan otoregresif modeller için genelleştirmiştir. *BIC*' nin zayıf tutarlılığını göstermiş ve bunun yanında, *AIC*'nin asimptotik dağılımı durağan otoregresif modeller için önerilmiştir [Tsay, 1984].

Kieseppa, örnek çapı büyüdükçe Akaike bilgi ölçütünün davranışını incelemiştir. Parametre sayısı az olan modellerde *AIC*'nin tutarlı olmadığını savunmuştur [Kieseppa, 2003].

Tek değişkenli durağan zaman serileri modellerinde model seçim ölçütlerinin karşılaştırılması şeklinde belirlenen bu tez çalışması dört bölümden oluşmaktadır. Birinci Bölümde bu çalışmanın yapılmasındaki amaç ve hedef belirtilmektedir. İkinci Bölümde tek değişkenli zaman serileri modelleri tanıtılmaktadır. Üçüncü Bölümde model seçim ölçütleri ifade edilmiştir. Dördüncü bölümde simülasyon çalışmasının ayrıntıları ve sonuçları verilmiştir. Beşinci bölümde ise çalışmanın sonuçlarına ilişkin yorum ve önerileri içermektedir.

2. TEK DEĞİŞKENLİ ZAMAN SERİLERİ MODELLERİ

Zaman serileri, bilimin her dalında uygulamaları bulunabilen, istatistiğin bir alanıdır. Bir zaman serisi, zaman içinde gözlenen ölçümlerin bir setidir. Yani bir zaman serisi, rastgele değişkenlerin bir koleksiyonudur. Bir zaman serisi genel olarak, n örnek büyüklüğü olmak üzere Z_t , $t = 1, 2, \dots, n$ biçiminde gösterilir. Başka bir ifadeyle T bir indis kümesi olmak üzere, bir zaman serisi, $\{Z_t : t \in T\}$ şeklinde ifade edilir. Buradaki T indis kümesi genel olarak $T = \{1, 2, 3, \dots\} = \mathbb{N}$, $T = \{0, \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots\} = \mathbb{Z}$ şeklinde alınabildiği gibi, $T = \mathbb{R}$, $T = [0, 1]$ gibi sürekli aralıklar da alınabilir. T indis kümesi $T = \mathbb{R}$, veya $T = [0, 1]$ gibi sürekli aralıklar olarak seçildiğinde $\{Z_t : t \in T\}$ zaman serisine sürekli zamanlı stokastik süreç adı verilir. Eğer T indis kümesi $T = \{0, 1, 2, 3, \dots\}$, $T = \mathbb{N}$ veya $T = \mathbb{Z}$ şeklinde seçilmiş ise $\{Z_t : t \in T\}$ 'ye bir zaman serisi veya zaman dizisi adı verilir [Akdi, 2003].

Zaman içinde veriler belli aralıklarla ifade ediliyorsa böyle serilere “kesikli zaman serileri”, zamanın tüm noktalarında elde edilebiliyorsa böyle serilere “sürekli zaman serileri” denir. Kesikli zaman serileri genellikle haftalık, aylık, günlük, gibi eşit aralıklarla ifade edilen verilerdir. Zaman serileri analizinin yapılabilmesi için parametre tahminleri için yanlılığa sebep olan, yani ileri sürülen varsayımların göz önünde tutulmasına yol açan trend, konjoktürel dalgalanma, mevsimsel etki ve rastgele değişkenlerin kontrol edilmesi gerekmektedir. Zaman serileri çeşitli amaçlar için analiz edilir. Bu amaçlar zaman serilerini unsurlarına ayırma, zaman serileri arasındaki ilişkiyi açıklama, kontrol ve ileriye dönük tahmin amaçlarından oluşmaktadır [Sancak, 2008].

Bu çalışmada tek değişkenli durağan zaman serileriyle ilgilenilecektir. Bu açıdan önce bu zaman serilerinin özellikleri incelenmiştir.

2.1. Tek Değişkenli Genel Durağan Modeller

Zaman serilerinin karakteristik yapısı örnek kısmi korelasyon ve otokorelasyonlarının kullanılması ile belirlenebilir. Buradan hareketle, modelleme işlemi, zaman serisinin durağan olduğu varsayımına dayanır. Tahmin edilmiş katsayılar ancak bu varsayım altında tutarlıdır [Enders, 2004].

Otoregresif (AR), hareketli ortalama (MA) ve otoregresif-hareketli ortalama (ARMA) modelleri, doğrusal durağan modeller olarak adlandırılır. Durağanlık ise bir zaman serisinin ortalamasının, varyansının, kovaryansının ve daha yüksek dereceden momentlerinin zamana göre sabit olması şeklinde tanımlanır. Eğer model durağan değilse serinin durağanlaştırılması gerekir [Box ve Jenkins, 1994].

2.1.1. Otoregresif (AR) modeller

Gecikmeleri cinsinden ifade edilebilen zaman serisi, otoregresif (AR) model olarak adlandırılır [Box ve Jenkins, 1994]. Eğer geçmiş dönemden sadece bir tane gözleme bağlı bir AR modeli söz konusu ise “birinci dereceden AR modeli”, p tane geçmiş gözlem değerine bağlı AR modeli söz konusu ise “p-inci dereceden AR modeli” olarak adlandırılır.

Birçok uygulamalı çalışmada, zaman serilerinin tahmini ve sonuç çıkarma işlemleri için sonlu dereceden otoregresif modelleri literatürde çok yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bunun nedeni, modelin derecesi bilindikten sonra en küçük kareler ya da en çok olabilirlik yöntemleriyle otoregresyon parametrelerinin tahmininin elde edilmesinde bir sorun yaşamamasıdır [Kadılar,2000].

$t, t-1, t-2, \dots$ zamanlarındaki süreç değerleri $Y_t, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots$ ile gösterilir ve bu orijinal gözlem değerlerinden μ ’nün farkı alınarak $Z_t = Y_t - \mu$ elde edilirse $AR(p)$ modeli yani p-nci dereceden otoregresif süreç genel olarak aşağıdaki gibi ifade edilir;

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + A_t \quad (2.1)$$

Burada $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ modelin bilinmeyen fakat tahmin edilecek parametreleridir. p , modelin derecesi ve A_t ise sıfır ortalamalı, σ^2 sabit varyanslı beyaz gürültü sürecidir. Model, geriye doğru öteleme operatörü B kullanılarak ifade edilmek istenirse;

$$BZ_t = Z_{t-1}, B^2 Z_t = Z_{t-2}, \dots, B^p Z_t = Z_{t-p} \quad (2.2)$$

olmak üzere,

$$Z_t = (\phi_1 B + \phi_2 B^2 + \dots + \phi_p B^p) Z_t + A_t \quad (2.3)$$

şeklinde yazılır,

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (2.4)$$

Eşitliği göz önüne alınarak,

$$\phi_p(B) Z_t = A_t \quad (2.5)$$

elde edilir [Box ve Jenkins, 1994].

Bu yazım şekli durağanlığın tespiti için kullanışlı bir gösterimdir. Eğer $\phi(B) = 0$ polinomunun kökleri birim çemberin dışında kalıyorsa ele alınan otoregresif sürecin durağan olduğu söylenir [Enders, 2004].

Uygulamada en çok birinci ve ikinci dereceden AR modelleri kullanılır. Bu açıdan bu modeller aşağıda gösterilmiştir.

AR(1) modeli

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + A_t \quad (2.6)$$

$$(1 - \phi B)Z_t = A_t \quad (2.7)$$

şeklinde tanımlanır. Durağanlığın sağlanabilmesi için $(1 - \phi B) = 0$ polinomunun kökleri birim çemberin dışında olmalıdır. Yani eğer model durağan ise $|\phi_1| < 1$ olur. [Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2007]. Başka bir deyişle ϕ_1 katsayısı 1'e yaklaştıkça serinin durağanlığından şüphelenilir [Enders, 2004].

AR(2) modeli

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + A_t \quad (2.8)$$

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)Z_t = A_t \quad (2.9)$$

şeklinde tanımlanır. AR(2) modeli içinde durağanlık koşulu aşağıdaki eşitsizliklerin aynı anda sağlanması ile gerçekleşir

$$\begin{aligned} \phi_1 + \phi_2 &< 1 \\ \phi_2 - \phi_1 &< 1 \\ |\phi_2| &< 1 \end{aligned} \quad (2.10)$$

[Wei, 1990; Kasap, 1996; Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2007].

2.1.2. Hareketli ortalama (MA) modeli

Aynı dönemin hata terimi ile belirli sayıda geçmiş dönemin hata terimlerinin doğrusal bir bileşimi olarak ifade edilebilen bir zaman serisi söz konusu ise bu modeller, hareketli ortalama modelleri olarak adlandırılır. Hareketli ortalama modelleri de AR modellerine benzer şekilde içerdikleri geçmiş hata terimi sayısına göre belirlenir. Eğer geçmiş dönemden sadece bir tane hata terimine bağlı bir MA modeli söz konusu ise “birinci dereceden MA modeli”, q tane geçmiş hata terimine bağlı bir MA modeli söz konusu ise “ q -inci dereceden MA modeli” olarak adlandırılır.

$MA(q)$ modeli genel olarak aşağıdaki gibi ifade edilir;

$$Z_t = A_t - \theta_1 A_{t-1} - \theta_2 A_{t-2} - \dots - \theta_q A_{t-q} \quad (2.11)$$

Burada, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ modelin tahmin edilecek parametrelerini, q ise MA modelinin derecesini göstermektedir.

$MA(q)$ modelini, geriye doğru öteleme operatörü B ile ifade etmek için;

$$Z_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) A_t \quad (2.12)$$

şeklinde yazılır.

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (2.13)$$

eşitliği kullanılarak

$$Z_t = \theta(B) A_t \quad (2.14)$$

şeklinde yazılabilir [Box ve Jenkins, 1994]. Bu yazım şekli MA modelleri için tersinirlik koşulunu sağlayıp sağlamadığına bakmak açısından bir kolaylık sağlar. Tersinirlik koşulunun sağlanması için $\theta(B)$ polinomunun köklerinin birim çemberin dışında kalması gerekmektedir.

Tersinirlik koşulu ise zaman serisinin sınırlı dereceli bir süreç tarafından gösterilebilmesi ya da otoregresif sürece yakınsamasıdır. Box- Jenkins yöntemi tersinirlik koşuluna ihtiyaç duyar. Örnek otokoresyon ve kısmi otokorelasyonlarının kullanılabilmesi tersinirlik varsayımı yani gerçek verilerin ya da üretici sürecin otoregresif sürece iyi yaklaştığı varsayımı altında mümkündür [Enders, 2004].

Uygulamada $MA(1)$ ve $MA(2)$ modelleri sık kullanılır.

$MA(1)$ modeli

$$Z_t = A_t - \theta_1 A_{t-1} \quad (2.15)$$

veya

$$Z_t = (1 - B\theta_1)A_t \quad (2.16)$$

şeklinde ifade edilir. $MA(1)$ modeli için tersinirlik koşulu $|\theta_1| < 1$ eşitsizliğinin sağlanması ile gerçekleşir.

$MA(2)$ modeli

$$Z_t = A_t - \theta_1 A_{t-1} - \theta_2 A_{t-2} \quad (2.17)$$

$$Z_t = (1 - B\theta_1 - B^2\theta_2)A_t \quad (2.18)$$

şeklinde tanımlanır. $MA(2)$ modeli için tersinirlik koşulları aşağıdaki eşitsizlikler ile sağlanmaktadır.

$$\begin{aligned}\theta_1 + \theta_2 &< 1 \\ \theta_1 - \theta_2 &< 1 \\ |\theta_2| &< 1\end{aligned}\tag{2.19}$$

[Box ve Jenkins, 1994; Wei, 1990].

2.1.3. Otoregresif-hareketli ortalama (ARMA) modelleri

Durağan zaman serilerinin AR ve MA modellerinden oluşan genel karma modeli, $ARMA$ modelidir. Buna göre, $ARMA(p, q)$; $AR(p)$ ve $MA(q)$ modellerinin bir kombinasyonudur. Bu modellerde, bir zaman serisinin herhangi bir dönemine ait gözlem, ondan önceki belirli sayıda gözlem ve hata terimlerinin doğrusal bir bileşimi bulunur. Modelin derecesini geçmiş gözlem değerleri (p) ve geçmiş hata terimleri (q) belirler. $ARMA(p, q)$ modeli genel olarak şöyle yazılabilir;

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + A_t - \theta_1 A_{t-1} - \dots - \theta_q A_{t-q}\tag{2.20}$$

$$Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \phi_2 Z_{t-2} - \dots - \phi_p Z_{t-p} = A_t - \theta_1 A_{t-1} - \dots - \theta_q A_{t-q}\tag{2.21}$$

Burada, $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ AR modelinin bilinmeyen fakat tahmin edilecek parametreleri, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ ise MA modelinin bilinmeyen fakat tahmin edilecek parametreleridir. p , AR modelinin derecesi ve q ise MA modelinin derecesidir. A_t sıfır ortalamalı, σ^2 sabit varyanslı beyaz gürültü sürecidir.

$ARMA$ modellerinin de durağanlık ve tersinirlik koşullarını sağlayıp sağlamadığını belirlemek için, modelin geriye doğru öteleme operatörü B 'yi kullanarak yeniden yazılmasında yarar vardır. Öyleyse $ARMA(p, q)$ modeli B operatörü kullanılarak,

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) A_t \quad (2.22)$$

olduğundan,

$$\phi(B) Z_t = \theta(B) A_t \quad (2.23)$$

şeklinde yazılır. Buradaki $\phi(B)$ ile $\theta(B)$ sırasıyla p ve q dereceli polinomlardır.

$ARMA(p, q)$ modeli için durağanlık ve tersinirlik koşullarına birlikte bakılmalıdır.

$\phi(B) = 0$ polinomunun kökleri birim çemberin dışında ise durağanlık koşulu ve

$\theta(B) = 0$ polinomunun kökleri birim çemberin dışında ise tersinirlik koşulu sağlanır

[Wei, 1990; Box ve Jenkins, 1994].

2.2. Modelleme Süreci

Box-Jenkins yaklaşımı olarak bilinen modelleme süreci, model tespitinde zaman serilerinin otokorelasyon (ACF) ve kısmi otokorelasyon ($PACF$) yapılarının incelenmesiyle uygun gecikme sayılarının seçilmesini temel alır. Bu metoda göre, model tespiti aşağıdaki aşamalarda gerçekleştirilir;

1. Serinin grafiği (plotu) ile ACF ve $PACF$ katsayıları bulunur ve durağanlık için incelenir. Durağanlık yapısı ayrıca, birim kök testi yapılarak da araştırılır. Eğer seri durağan değilse, uygun fark alma işlemi uygulanarak serilerin durağan hale dönüştürülmesi gerekir.

2. İkinci olarak ACF ve $PACF$ 'nin grafiksel davranışları modelleme için incelenir. ACF , otoregresif modeller için üstel veya sinüzoidal olarak azalırken hareketli ortalamalar modelleri için q gecikmeden sonra aniden kesilir. $PACF$ ise otoregresif modeller için p gecikmeden sonra aniden kesilirken hareketli ortalamalar modelleri için üstel veya sinüzoidal olarak azalır. ACF ve $PACF$ 'nin ikisinde de salınımlı bir düşüş varsa bu durum $ARMA$ sürecini belirtir.

3. Son olarak *ACF* ve *PACF* yapısıyla p ve q model dereceleri kabaca belirlenir.

Tek deęişkenli zaman serilerinde modelin derecesi kabaca belirlendikten sonra parametreler tahmin edilir. Parametre tahmini genel olarak momentler yöntemi, en çok olabilirlik yöntemi ve bilinen küçük kareler yöntemlerinden biri ile yapılır.

Geçici modelin parametre tahminleri yapıldıktan sonra modelin uygunluęu incelenir. Modelin uygunluęunun incelenmesi, artıklara dayalı bir incelemedir. A_t sürecinin beyaz gürültü olma varsayımı, Normal dağılıma sahip olması ve artıklara ilişkin otokorelasyonların sıfır olması durumları araştırılır. Uygun modelin *ACF* ve *PACF* grafiklerinin beyaz gürültü sürecinin *ACF* ve *PACF*'lerinin yapısına benzemesi istenir.

Zaman serileri analizinde, bir seri için birden fazla uygun model elde edilebilir. Bunlardan en iyi modeli seçmek için model seçim ölçütleri kullanılır [Wei, 1990; Box ve Jenkins, 1994].

3. MODEL SEÇİM ÖLÇÜTLERİ

Zaman serilerinde model seçim ölçütleri üzerine yapılan pek çok çalışmada genellikle belli başlı seçim ölçütleri dikkate alınmıştır. Bu seçim ölçütlerinin çok sayıda türevi üzerinde yeni bakış açıları verilmiştir. Ancak bu tez çalışmasının konusu kapsamında bilinen beş model seçim ölçütü üzerinde durulacağından, bunlara ilişkin kuramsal yapı aşağıda özetlenmiştir.

3.1. Akaike Bilgi Ölçütü (*AIC*)

Model yapısının incelenmesinde, örnek otokorelasyonları ve örnek kısmi otokorelasyonlarına bakılarak model hakkında sezgisel bir karara varılabilir. Fakat bazen bu bakış açısıyla modelin gecikme sayısı hakkında sezgisel de olsa karar verilemeyebilir. Bu durumda bazı model seçim ölçütleri kullanılır. Bunlardan en önemlisi *AIC* olarak ifade edilen Akaike bilgi ölçütüdür.

Model derecesinin belirlenmesinde en çok olabilirlik yönteminin kullanılması, her zaman model için en büyük dereceyi seçmek anlamını taşır. Bu durumda, en çok olabilirlik yöntemini model derecesini belirlemek için tek başına kullanmak uygun değildir [Schwarz, 1978; Koehler ve Murphree, 1988]. Akaike bu yöntemi geliştirerek model seçimi için yeni bir yol önermiştir (1974). Bu yöntemde farklı sayıda parametreye sahip farklı modeller arasından seçim yapılmaktadır. Yöntem her bir modelin ayrı ayrı en çok olabilirlik fonksiyonunun değeri en büyük olan modeli en uygun model seçmesi olarak özetlenebilir [Kadılar, 2000]. Önerilen bu yöntem, Kullback-Leibler bilgisi ya da uzaklığına dayanır. Aslında Kullback-Leibler uzaklığı her bir aday $g_i(x|\theta)$ modelinin θ parametreleri ve f gerçeklik bilgisi olmadan hesaplanamaz. Fakat Akaike, Kullback-Leibler bilgisini log-olabilirlik fonksiyonunun maksimum noktasına dayandıran bir çözüm yolu bulmuştur [Burnham ve Anderson, 2004].

En çok olabilirlik metodu Akaike tarafından model tanımlaması için pratik bir bakış açısı olarak değerlendirilmiştir [Akaike, 1974]. Çünkü en çok olabilirlik tahminleri, uygun koşullar altında asimptotik olarak etkindir ve gerçek değer çevresinde parametrelerin küçük değişimlerine karşı duyarlıdır. Ayrıca en çok olabilirlik fonksiyonu nicelik olarak da ifade edilmeye uygundur [Akaike, 1974].

Kullback ve Leibler (1951), Kullback'ın direkt sapmasını (Kullback's direct divergence), $f(Y | \theta_0)$ gerçek modeli ile $f(Y | \theta_k)$ yaklaşık model arasındaki farkın ölçümü olarak tanıtmışlardır. İki keyfi $f(Y | \theta)$ ve $f(Y | \theta^*)$ parametrik yoğunluk arasındaki Kullback'ın direkt sapması;

$$I(\theta, \theta^*) = E_{\theta} \left\{ \log \frac{f(Y | \theta)}{f(Y | \theta^*)} \right\} \quad (3.1)$$

olarak tanımlanmıştır. Burada E_{θ} , $f(Y | \theta)$ altında beklenen değeri ifade eder.

$$I(\theta_0, \theta_k) = E_{\theta_0} \left\{ \log \frac{f(Y | \theta_0)}{f(Y | \theta_k)} \right\} \quad (3.2)$$

eşitliği, $f(Y | \theta_0)$ ve $f(Y | \theta_k)$ arasındaki $f(Y | \theta_0)$ 'a göre direkt sapmayı tanımlar.

$f(Y | \theta)$ ve $f(Y | \theta^*)$ için

$$d(\theta, \theta^*) = E_{\theta} \left\{ -2 \log f(Y | \theta^*) \right\} \quad (3.3)$$

olarak tanımlanır. Buöylece,

$$2I(\theta_0, \theta_k) = d(\theta_0, \theta_k) - d(\theta_0, \theta_0) \quad (3.4)$$

olur. Değişik aday modelleri ayırt etmek için

$$d(\theta_0, \hat{\theta}_k) = E_{\theta_0} \{-2 \log f(Y | \theta_k)\} \quad (3.5)$$

ifadesi, $I(\theta_0, \theta_k)$ yerine koyulabilir [Burnham ve Anderson, 2004].

$$d(\theta_0, \theta_k) = E_{\theta_0} \{-2 \log f(Y | \theta_k)\} |_{\theta_k = \hat{\theta}_k} \quad (3.6)$$

eşitliği üretici model $f(Y | \theta_0)$ ile uydurulmuş model $f(Y | \hat{\theta}_k)$ arasındaki ayrımın uygun bir ölçümünü sağlar.

Akaike (1974),

$$-2 \log f(Y | \theta_k) \quad (3.7)$$

ifadesini, $d(\theta_0, \hat{\theta}_k)$ 'nin sapmalı bir tahmini olarak önermiştir. Burada sapma düzeltilmesi asimptotik olarak

$$E_{\theta_0} \{d(\theta_0, \theta_k)\} - E_{\theta_0} \{-2 \log f(Y | \hat{\theta}_k)\} \quad (3.8)$$

şeklinde tahmin edilebilir. k , θ_k 'nin boyutunu temsil ettiği için, uygun varsayımlar altında

$$AIC = -2 \log f(Y | \theta_k) + 2k \quad (3.9)$$

ifadesinin beklenen değeri asimptotik olarak

$$d(\theta_0, \hat{\theta}_k) = E_{\theta_0} \{-2 \log f(Y | \theta_k)\} |_{\theta_k = \hat{\theta}_k} \quad (3.10)$$

ifadesinin beklenen değerine yaklaşması gerektiğinden dolayı yansızdır [Abraham, 2008].

AIC , model yapısında varyans ve yanlılık arasındaki karşılıklı denge olarak tanımlanabilir. f gerçek modeli ve g yaklaşık modeli göstermek üzere $I(f, g)$, bilgi kaybı olarak tanımlanabilir. Akaike, Kullback-Leibler bilgisi ve olabilirlik arasında kurallı bir ilişki bulmuştur. Log-en çok olabilirlik değerinin maksimize edilmesinin

$$E_y E_x [\log(g(x | \hat{\theta}(y)))] \quad (3.11)$$

ifadesinin yaklaşık yanlı tahmin edicisi, büyük örnek çapı ve iyi bir model için

$$\log[L(\hat{\theta} | veri)] - k \quad (3.12)$$

ifadesine eşittir. Bu sonuç

$$\log[L(\hat{\theta} | veri)] - k = C - E_{\hat{\theta}}[I(f, \hat{g})] \quad (3.13)$$

eşitliği ile aynı anlamı verir. Burada $\hat{g} = g(. | \hat{\theta})$ 'dır ve C sabit bir değerdir.

$$\text{görelî } \hat{E}(k - L) = \log[L(\hat{\theta} | veri)] - k \quad (3.14)$$

ifadesinde k , asimptotik yanlılık için düzeltme terimi olarak kullanılır. Keyfilik içermeyen k , sabit terim ve σ^2 'yi de içeren modeldeki toplam parametre sayısıdır. Tüm bu verilenlerin ışığında AIC aşağıdaki gibi tanımlanmıştır [Burnham ve Anderson, 2004]

$$AIC = -2\log[L(\hat{\theta} | veri)] + 2k \quad (3.15)$$

Bu tanımdaki $\log[L(\hat{\theta} | veri)]$ kısmı, en çok olabilirliği gösterir.

AIC istatistiđi deđiřik kaynaklarda deđiřik řekillerde ifade edilmektedir. Örneđin, Walter Enders AIC istatistiđini,

$$AIC = n \ln(RSS) + 2r \quad (3.16)$$

řeklinde vermiřtir. Burada RSS , modelden elde edilen artıkların kareleri toplamıdır ve r de tahmin edilen parametrelerin sayısıdır. Box, Jenkins ve Reinsel ise AIC istatistiđini $ARMA$ modeller için ařađıdaki gibi vermiřtir;

$$AIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2r}{n} + c \quad (3.17)$$

[Box ve Jenkins, 1994].

Burada, c bir sabit, $\hat{\sigma}^2$, σ^2 parametresinin en çok olabilirlik tahmin edicisi ve $r = p + q + 1$ olmak üzere; p otoregresif modelin gecikme sayısını, q hareketli ortalamalar modelinin gecikme sayısını ifade etmektedir. Bunlar farklı olarak ifade edilmelerine karřın aynı sonuçları verirler. Çünkü hepsi de parametrelerin en çok olabilirlik tahmin edicilerinin aldıkları deđerlere bađlıdır [Akdi, 2003].

AIC 'nin uygulamadaki yaygın kullanım řekli

$$AIC = n \ln \hat{\sigma}^2 + 2k \quad (3.18)$$

biřimindedir. Bu eřitlikte, modeldeki toplam parametre sayısı k ile örnek řapı ise n ile gösterilmiřtir. $\hat{\sigma}^2$, beyaz gürültü teriminin varyansı olan σ^2 'nin en çok olabilirlik tahmin edicisidir. Bu varyansın tahmini;

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{RSS}{n} = \frac{\sum (\hat{e}_i^2)}{n} \quad (3.19)$$

eşitliği ile elde edilir. Burada RSS , modelden elde edilen artıkların kareleri toplamını, n , örnek çapını ifade etmektedir.

Özellikle $ARMA$ tipi modellerin uygunluk sınamalarında yaygın olarak kullanılan AIC ölçütü, parametre sayısı (k), ϕ ve katsayıların sayısına bağlı olarak hesaplanır.

$$k = p + q + 1 \quad (3.20)$$

dir. k değeri modeldeki tahmin edilen parametre sayısını ifade eder ve sabit terimi de içerir.

Farklı modeller için hesaplanan AIC değerlerinden en küçük olanına sahip model en iyi model olarak seçilir [Box ve Jenkins, 1994; Baran ve Bacanlı, 2006].

3.2. Düzeltilmiş Akaike Bilgi Ölçütü (AIC_c)

Akaike'nin yaklaşımı, temel bir teoriye dayanan model seçimine ve başka teorik çalışmalara da izin vermiştir. AIC ölçütü, parametre sayısı örnek çapına göre fazla olduğunda, başka bir ifadeyle küçük örnek çapıyla çalışıldığında iyi sonuçlar vermemektedir. Genelde yaklaşık olarak

$$\frac{n}{k} < 40 \quad (3.21)$$

olduğunda AIC ölçütü sapma için ek bir düzeltmeye ihtiyaç duyar. Sugivra (1989) küçük örnek için AIC 'nin ikinci derece yan düzeltmesini yapmıştır [Burnham ve Anderson, 2004].

Hurvich ve Tsai (1989) AIC 'nin aşırı tanımlama eğilimini düzeltmeyi denemişler ve etkinliği, tutarlılıktan önde tutmuşlardır. Çünkü uygulamada sonsuz dereceli süreçler

çok benzer görünür. Bu yüzden Kullback-Leibler bilgisi tahminindeki azalan sapmaya odaklanarak AIC 'nin etkinlik düzeltmesini vermişlerdir [Luna, 1998].

Hurvich ve Tsai(1989), ceza (penalty) terimini, düzeltme faktörü

$$\frac{n}{n-k-1} \quad (3.22)$$

ile çarparak tekrar yazmışlardır.

$$AIC_c = -2 \log(L(\hat{\theta} | veri)) + 2k \frac{n}{n-k-1} \quad (3.23)$$

$$AIC_c = -2 \log(L(\hat{\theta} | veri)) + 2k \frac{2k(k+1)}{n-k-1} \quad (3.24)$$

Burada, $L(\hat{\theta} | veri)$ olabilirlik fonksiyonunu, n örnek çapını, k ise modeldeki toplam parametre sayısını gösterir.

AIC_c 'nin AIC ile ilişkisi ise

$$AIC_c = AIC + \frac{2k(k+1)}{n-k-1} \quad (3.25)$$

şeklinde ifade edilebilir [Burnham ve Anderson, 2002].

Örnek çapı n büyüdükçe AIC_c , AIC 'ye yaklaştığı için AIC_c örnek çapından etkilenmeden çalışmaktadır [Burnham ve Anderson,2004].

McQuarrie ve Tsai (1998), AIC_c 'yi aşağıdaki gibi tanımlamışlardır:

$$AIC_C = \log \frac{RSS}{n} + \frac{n+k}{n-k-2} \quad (3.26)$$

AIC_C için başka bir ifade de aşağıda verildiği gibidir;

$$AIC_C(k) = \log \hat{\sigma}_k^2 + \frac{n+k}{n-k-2} \quad (3.27)$$

Burada üretilen $\{Y_t\}$ sürecinin, durağan ve otoregresif p.inci dereceden $AR(p)$ olduğu varsayıldığında, diğer bir ifadeyle,

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + A_t \quad (3.28)$$

olduğunda A_t ardışık bağımsız ve aynı dağılıma sahip 0 ortalamalı ve σ^2 sınırlı varyanslı beyaz gürültüdür. $AR(p)$ modeli uydurulursa $\hat{\sigma}_p^2$, A_t 'nin varyansı olan σ^2 'nin tahminidir. n örnek çapı ve p uydurulan modelin gecikme sayısıdır. En küçük AIC_C değerine sahip model en iyi model olarak alınır [Luna, 1998].

Bunlardan başka Bedrick ve Tsai (1994) düzeltme için farklı tavsiyelerde bulunmuşlardır. Fakat bu çözümler hesaplama zorluğu içermektedir [Burnham ve Anderson, 2002].

n , k 'ya göre büyüdüğünde yani $\frac{n}{k}$ oranı yaklaşık olarak 40'dan büyük olduğunda, AIC_C , AIC 'ye yaklaşır ve AIC iyi sonuçlar vermeye başlar [Burnham ve Anderson, 2002]. AIC_C kullanılması gereken durumlarda AIC kullanmak literatürde çok yapılan bir hatadır [Burnham ve Anderson, 2004]

3.3. Son Kestirim Hatası (FPE)

Modelin optimum gecikme sayısı p 'yi tahmin etmenin bir yolu da p 'nin değerini seçmektir. Bu seçim, tahmin edilmiş ortalama hata karelerini minimize eden bazı üst sınırların altındaki değerlerden birini seçerek yapılır. Akaike bu sonucu kullanarak, *FPE* ölçütünü önermiştir [Luna, 1998]. *FPE* ölçütü, otoregresif yani *AR* modellerin derecesinin sınanması amacıyla önerilmiştir [Akaike, 1969; Baran ve Bacanlı, 2006].

Son kestirim hatası, hata varyansından daha fazla arındırılmış bir ölçüttür. Farklı derecelerden *AR* süreçlerinin karşılaştırılması için kullanılır. Bir adım ileri kestirim için tahmin edilmiş en küçük ortalama hata karesine sahip *AR* modelinin gecikme sayısı seçilir.

AR modellerinin gecikme sayısını belirlemek için ilk tanımlama Akaike tarafından 1969'da yapılmıştır. Bu yöntem, gelecek gözlemlerin kestirimini yapmak için geçmiş gözlemlerin doğrusal kombinasyonunu kullanır. t zamanı için $Z_t, Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots$ gözlemleri verilmiş ve gelecek Z_{t+1} gözlemi kestirilmek isteniyorsa, en iyi bir adım öte kestirim ya da son kestirim $\hat{Z}_t(1)$, geçmiş gözlemlerin lineer kombinasyonları olarak

$$Z_t(1) = -\phi_1 Z_t - \dots - \phi_j Z_{t-p} \quad (3.29)$$

şeklinde verilir. Bu eşitlik son kestirim hatası $\varepsilon_t(1)$ 'in kare ortalamasını minimize ettiği için en iyi lineer kombinasyondur. Ortalama hata karesi ise aşağıdaki gibi verilir;

$$E[\varepsilon_t(1)]^2 = E[Z_{t+1} - \hat{Z}_t(1)]^2 = \sigma_t^2 \quad (3.30)$$

Bu yüzden son kestirim ortalama hata karesi, artık varyansı olarak da değerlendirilir. Bir adım ileri kestirim hatası sadece katsayılar kesin olarak bilindiğinde

kullanılabilir. Katsayıların yerine en küçük kareler tahminleri koyulduğunda, tahmin edilmiş tek adım kestirimin ortalama hata karesi σ_ε^2 olarak ifade edilir [Parkhurst, 1992]. Akaike, bu hata karesi kestirimini, artıkların en çok olabilirlik tahminini kullanarak aşağıdaki gibi göstermiştir;

$$FPE(j) = \frac{n+k}{n-k} \hat{\sigma}_\varepsilon^2 \quad (3.31)$$

[Akaike, 1969]. Burada n , uydurulan model için gözlem sayısıdır. Artıkların varyansının en çok olabilirlik tahmin edicisi

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \hat{\rho}_0 + \hat{\phi}_1 \hat{\rho}_1 + \dots + \hat{\phi}_p \hat{\rho}_p \quad (3.32)$$

şeklindedir. Eğer $FPE(p)$ - p grafiği çizilirse, grafiğin minimum noktasındaki p değeri, AR modeli için uygun dereceyi gösterir [Parkhurst, 1992]. Diğer bir deyişle en küçük FPE değerine sahip model en uygun model olarak seçilir.

FPE istatistiği çok kullanılan bir istatistik değildir. Fakat, $\frac{n\hat{\sigma}^2}{\sigma^2}$, nin asimptotik dağılımı serbestlik derecesi $n - p$ olan ki-kare dağılımı olduğundan dolayı FPE 'nin aldığı değer ki-kare tablo değeri ile karşılaştırıldığında modelin $AR(p)$ 'ye uygunluğu sınanabilir. Dikkat edilirse FPE istatistiği AR serileri için geçerlidir. Bunun daha genel bir durumu AIC ölçütü için geçerlidir. Fakat bu istatistikler arasında bir ilişki söz konusudur. Dolayısıyla bir ölçüte göre belirlenen model derecelerinin diğer ölçüte göre belirlenenden çok da farklı çıkması beklenmemelidir. Bunlar arasındaki asıl farklılıklar asimptotik özelliklerindendir. AIC ile FPE arasındaki ilişki aşağıdaki gibi gösterilebilir;

$$AIC \cong n \ln(FPE) \quad (3.33)$$

[Akaike, 1979; Akdi, 2003].

3.4. Schwarz Bilgi Ölçütü (SIC)

Schwarz, değişik boyutlara sahip modellerden bir tanesini seçme problemini, Bayes çözümüyle denemiştir. Model derecesini belirlemek için Bayes çözümü altında bir seçim ölçütü sunmuştur. Akaike bilgi ölçütü gibi Schwarz bilgi ölçütü de cimrilik prensibinin (principle of parsimony) nitel olarak matematiksel formülasyonunu verir.

Schwarz bilgi ölçütü aşağıdaki gibi verilir;

$$SIC = \ln(\text{ençokolabilirlik}) - \frac{1}{2} \ln(n)k \quad (3.34)$$

Burada, k tahmin edilen parametre sayısını, n ise gözlem sayısını ifade eder [Schwarz, 1978].

Schwarz bilgi ölçütü, Bayes bilgi ölçütüne asimptotik bir yaklaşımdır. Bu yaklaşım, örnek çapı arttıkça en yüksek sonsal (posterior) olasılığın etkilerini gösterir. İki varsayım göz önüne alınır. Bunlardan ilki, aynı gecikme sayısına sahip fakat farklı parametrelili modellerin oluşturduğu sınıfın, sıfır olmayan önsel (priori) olasılıklı olması, ikincisi ise ceza terimi sabit tutularak uygun olmayan modelin saptanmasıdır. Schwarz bu varsayımlara dayanarak SIC ölçütünü önermiştir [Neftçi, 1982].

Diğer model seçim ölçütlerinde olduğu gibi, SIC her model için hesaplanır ve en küçük SIC değerine sahip model en iyi model olarak seçilir [Koehler ve Murphree, 1988; Burnham ve Anderson, 2004].

AIC ve SIC modelin uygunluğu için iki objektif ölçüttür. Fakat bu iki ölçüt model derecesini belirlemek için eklenen ceza (penalty) terimi açısından farklıdır. Bu ceza terimi SIC ölçütünde $\frac{1}{2} \log(n)$ 'dir ve Akaike bilgi ölçütündeki $2k$ ceza teriminden farklı olarak daha düşük boyutlu modeller için daha uygun bir belirleme

ölçütüdür. Bu düşük boyutlu model, en az 8 ya da daha fazla gözlem içermelidir [Schwarz,1978].

3.5. Hannan-Quinn Bilgi Ölçütü (HQ)

Durağan süreçler için ceza terimi, örnek çapı arttıkça sonsuza yaklaşma eğilimi gösterir. Ceza teriminin örnek çapı n ile orantılı bu büyüme oranı çok da hızlı olmamakla birlikte, örnek çapının sınırlandırılması durumunda eksik tahmin riski de göz ardı edilemez. Hannan ve Quinn ceza terimini, tekrarlı bir logaritmaya başvurarak düzeltmiş ve yeni bir model seçim ölçütü sunmuştur. Bu seçim ölçütü otoregresif model için tutarlı bir tahmin edici elde etmektedir. HQ model seçim ölçütünde, ceza faktörünün büyüme hızı azaldığından tutarlı bir derece seçimine uygundur [Beran, Bhansali, Ocker, 1998].

Hannan ve Quinn tek değişkenli otoregresif modeller için kullanılacak tutarlı tahmin edicinin tekrarlı logaritma yöntemine dayandırıldığını göstermişlerdir. Diğer tutarlı model seçim yöntemleriyle kıyaslayarak HQ ölçütünün derece seçiminde eksik tahmine daha az meyilli olduğunu açıklamışlardır [Hannan ve Quinn, 1979]. Quinn bu yöntemi çok değişkenli otoregresif modeller için tavsiye etmiştir [Quinn, 1980]. Hannan $ARMA$ modelleri için bu ölçütün güçlü tutarlılığını göstermiştir [Hannan, 1980].

HQ model seçim ölçütü aşağıda verilmiştir;

$$HQ = n \log \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + 2k \log \log(n) \quad (3.35)$$

Burada, n örnek çapını k ise modeldeki parametre sayısını gösterir [Hannan ve Quinn, 1979].

4. MODEL SEÇİM ÖLÇÜTLERİNİN SİMÜLASYON İLE KARŞILAŞTIRILMASI

4.1. Simülasyon Planı

Bu bölümde, *AR*, *MA* ve *ARMA* modellerinde uygun gecikme sayısının belirlenebilmesi amacıyla kullanılan bazı bilgi ölçütlerinin karşılaştırması için Monte Carlo yöntemiyle bir simülasyon programına yer verilmiştir. Bu simülasyon çalışmasında *AIC* (Akaike Bilgi Ölçütü), *FPE* (Son Kestirim Hatası), *HQ* (Hannan-Quinn Bilgi Ölçütü), *AICC* (Düzeltilmiş Akaike Bilgi Ölçütü), *SIC* (Shwarz Bilgi Ölçütü) bilgi ölçütleri ele alınmıştır.

Simülasyon çalışmasında üç ayrı model grubu dikkate alınmıştır. Öncelikle otoregresif modeller için denemeler yapılmıştır. *AR*(1), *AR*(2), *AR*(3), *AR*(4) ve *AR*(5) modelleri için hangi model seçim ölçütünün daha iyi sonuç verdiği araştırılmıştır. İkinci olarak hareketli ortalamalar modelleri ele alınmıştır. *MA*(1), *MA*(2), *MA*(3), *MA*(4) ve *MA*(5) modelleri için model seçim ölçütlerinin karşılaştırılmasına bakılmıştır. Son olarak otoregresif hareketli ortalamalar modelleri için model seçim ölçütlerinin karşılaştırılması yapılmıştır. Bu kısımda ise *ARMA*(1,1), *ARMA*(1,2) ve *ARMA*(1,3) modelleri ele alınmıştır.

Simülasyon, bu ilk kısmında otoregresif modeller ele alınarak uygulanmıştır. Otoregresif modellerin parametrelerinden bazıları durağanlık koşullarına uyması şartıyla keyfi olarak seçilmiş, bazıları ise literatürdeki çalışmalar göz önüne alınarak yine durağanlık koşullarına uygun olarak tespit edilmiştir. (2.1) numaralı denklemde verilen otoregresif modeldeki katsayılar aşağıdaki gibi belirlenmiştir;

AR(1) modeli için $\phi_1 = 0.8$ ve $\sigma^2 = 1$ şekline durağanlık koşulunu sağlamak üzere keyfi olarak belirlenmiştir. *AR*(2) modeli için $\phi_1 = 0.55$, $\phi_2 = 0.05$ ve $\sigma^2 = 1$ olarak Jones' un çalışmasından seçilmiştir [Jones, 1975]. Yine burada katsayılar durağanlık

koşullarını sağlamaktadır. $AR(3)$ modeli için $\phi_1 = 0.3$, $\phi_2 = -0.7$, $\phi_3 = 0.2$ ve $\sigma^2 = 1$ olarak, Luna' nın çalışması göz önüne alınmıştır [Luna, 1998]. Burada katsayılar durağanlık koşulunu sağlamaktadır. $AR(4)$ modeli için $\phi_1 = 0.2$, $\phi_2 = 0.2$, $\phi_3 = -0.1$, $\phi_4 = -0.3$ ve $\sigma^2 = 1$ olarak durağanlık koşullarına uygun ve keyfi seçilmiştir. $AR(5)$ modeli için $\phi_1 = 0.2$, $\phi_2 = 0.1$, $\phi_3 = -0.1$, $\phi_4 = -0.3$, $\phi_5 = 0.6$ ve $\sigma^2 = 1$ olarak, Luna' nın çalışması göz önüne alınmıştır [Luna, 1998]. Burada da katsayılar durağanlık koşulunu sağlamaktadır.

Simülasyon çalışmasının ikinci kısmında ise hareketli ortalamalar modelleri göz önüne alınmıştır. Bu modellerde katsayılar otoregresif modellerin katsayılarıyla aynı alınmıştır. Otoregresif model için durağanlık koşullarına uyum bu katsayılar tersinirlik koşullarına da uymaktadır. (2.11) numaralı denklemde verilen hareketli ortalamalar modelindeki katsayılar aşağıdaki gibi belirlenmiştir;

$MA(1)$ modeli için $\theta_1 = 0.8$ ve $\sigma^2 = 1$; $MA(2)$ modeli için $\theta_1 = 0.55$, $\theta_2 = 0.05$ ve $\sigma^2 = 1$; $MA(3)$ modeli için $\theta_1 = 0.3$, $\theta_2 = -0.7$, $\theta_3 = 0.2$ ve $\sigma^2 = 1$; $MA(4)$ modeli için $\theta_1 = 0.2$, $\theta_2 = 0.2$, $\theta_3 = -0.1$, $\theta_4 = -0.3$ ve $\sigma^2 = 1$; $MA(5)$ modeli için $\theta_1 = 0.2$, $\theta_2 = 0.1$, $\theta_3 = -0.1$, $\theta_4 = -0.3$, $\theta_5 = 0.6$ ve $\sigma^2 = 1$ olarak alınmıştır

Üçüncü olarak, otoregresif hareketli ortalamalar yani $ARMA$ modeller göz önüne alınmıştır. Bu modellerde modellerle çalışılırken modelin otoregresif kısmı $AR(1)$ olarak sabit tutulmuştur. Bunun yanında, otoregresif model için durağanlık koşuluna uygun katsayı ve hareketli ortalama modelleri için tersinirlik koşullarına uygun katsayılar seçilmiştir. (2.20) numaralı denklemde verilen otoregresif hareketli ortalamalar modelindeki katsayılar aşağıdaki gibi belirlenmiştir;

$ARMA(1,1)$ modeli için $\phi_1 = 0.6$, $\theta_1 = 0.1$ ve $\sigma^2 = 1$; $ARMA(1,2)$ modeli için $\phi_1 = 0.6$, $\theta_1 = 0.1$, $\theta_2 = 0.6$ ve $\sigma^2 = 1$; $ARMA(1,3)$ modeli için $\phi_1 = 0.6$, $\theta_1 = 0.1$, $\theta_2 = 0.6$, $\theta_3 = 0.2$ ve $\sigma^2 = 1$ olarak seçilmiştir.

Çalışmanın her üç durumunda da dört ayrı örnek çapı ($n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$) ele alınmıştır. Bu örnek çapları, gerçek bir uygulamaya benzetebilmek açısından 12'nin katları olarak tercih edilmiştir. Bu 4 ayrı örnek çapı ve yukarıda ayrıntılı olarak verilen modeller için 1000 tekrarlı simülasyon 12 gecikmeye kadar gerçekleştirilmiş ve her model için ele alınan model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Doğrusal tahmin edici parametreleri Luna (1995)'in çalışması takip edilerek Durbin-Levinson algoritmali Yule-Walker eşitliği ile tahmin edilmiştir. Akaike de otoregresif modellerde doğrusal tahmin edicinin parametrelerini Yule-Walker eşitliği ile tahmin etmiştir [Akaike, 1979]. Bu deneysel çalışmada Matlab 2006 bilgisayar programı kullanılmıştır. Örnek olması açısından $AR(1)$ modeli için yazılan program Ek' te verilmiştir.

Simülasyon çalışmasının ayrıntılarından önce Monte Carlo yöntemiyle ilgili bilgi verilecektir.

Monte Carlo Yöntemi

Monte Carlo yöntemi, deneysel ve istatistiksel problemlerin çözümüne rastgele sayılarla yaklaşımlara verilen genel bir isimdir. Bu yöntem, özellikle 1930'lardan sonra hızla gelişmeye başlamış bir tekniktir ve olasılık teorisine dayanır. Metodun bir probleme uygulanması şu şekilde olur: problem, ilgili olasılık dağılımdan üretilen rastgele sayılar kullanarak simüle edilir ve ele alınan parametre bu simülasyon sonuçlarıyla yaklaşık olarak hesaplanır. Bu metot, basit sayısal integral hesaplama yöntemlerinden, günümüz istatistik teorisinin yoğun hesaplama gerektiren Bayes çıkarsama yöntemlerini uygulanabilir hale getiren modern simülasyon tekniklere ulaşan bir gelişim izlemiştir.

Sonuçları diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında, riski daha iyi temsil etmesi nedeniyle mühendislik, eğitimde ölçme ve değerlendirme, askeri savunma teknolojisi, fen ve mühendislik alanında, nükleer teknoloji ve uzay sisteminde, istatistiksel analiz ve sosyoekonomik sahalarında sıkça başvurulanan bir yöntemdir.

Genel anlamda simülasyon, gerçeğin temsil edilmesi şeklinde tanımlanabilir. Simülasyon'un amacı, bir gerçek hayat sistemini, girdi ve çıktılarıyla matematiksel olarak ifade etmek, gerçek sistemi kurulan model üzerinden tanıyıp araştırmak, değişik kararları ve seçenekleri gerçek sistemde hiçbir değişiklik yapmadan deneyebilmektir. Geçmiş uygulamalarda şans oyunları bir simülasyon tekniği olarak adlandırılmış olmasına rağmen aralarında belirgin farklılıklar olduğu kesindir. Şans oyunu, oyuncuların faaliyetlerinin bir sonucu olarak bir modelin davranışını gözlemek ve karar vermek için bir oyun modelinin kullanılmasıdır. Simülasyon teknikleri, ilgili problemlerinin analizinde bir laboratuvar görevi görür. Simülasyon modelleri aracılığı ile en kötü durum senaryoları da incelenebilir. Simülasyon modeli, sadece matematik denklemlerine değil, denemelere dayanır ve model optimum sonuçlar ortaya çıkarmaz fakat simülasyon modelleri yardımı ile alternatif çözümler ortaya konarak, optimum sonuca en yakın çözüm seçilir [Hançerlioğulları, 2006].

4.2. Simülasyon Sonuçları

4.2.1. Otoregresif modeller için sonuçlar

Bu kısımda, $AR(1)$, $AR(2)$, $AR(3)$, $AR(4)$ ve $AR(5)$ modellerinden Monte Carlo simülasyon yöntemi kullanılarak 1000 denemede veri üretimi yapılmakta ve Bölüm 3' de ayrıntılı olarak anlatılan beş model seçim ölçütü karşılaştırılmaktadır. Bu karşılaştırmada, gecikme sayısı bilinen modelden veri üreterek hangi model seçim ölçütünün hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiğini belirlenerek yapılmıştır. Bu yöntemle elde edilen sonuçlar aşağıda çizelgelerle verilmektedir.

$AR(1)$ modeli

Bu kısımda $AR(1)$ modeli için dört ayrı örnek çapı ($n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$) ele alınmış ve Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. 1000 denemede için 12 gecikmeye kadar AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin hangi

gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Burada veri üretiminde aşağıdaki model kullanılmıştır;

$$AR(1) : Z_t = 0.8Z_{t-1} + A_t \quad (4.1)$$

Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.1' de verilmiştir.

Çizelge 4.1. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $AR(1)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

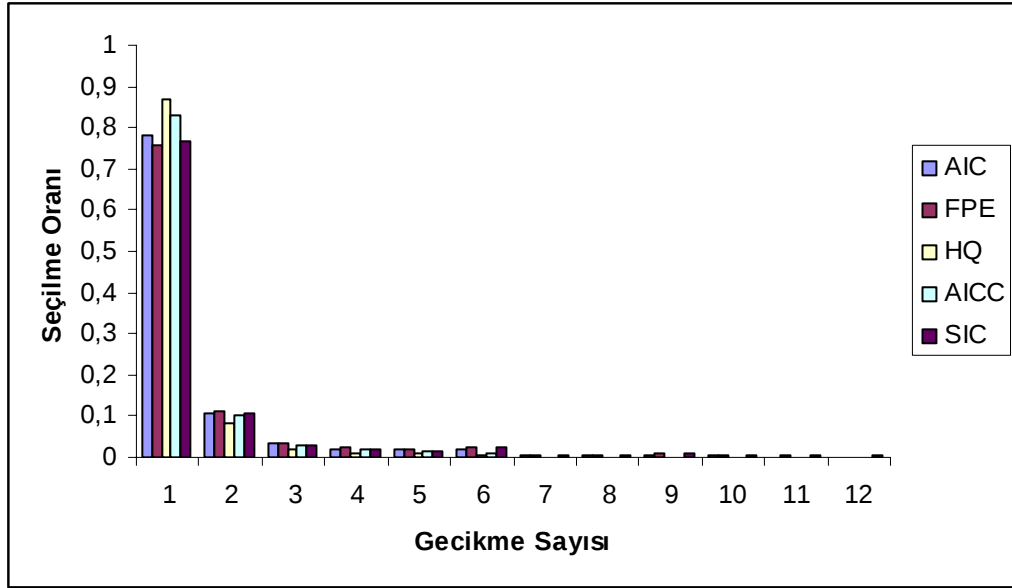
n	p	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	781	759	868	829	765
	2	108	111	83	100	106
	3	33	33	18	28	31
	4	18	22	12	17	21
	5	18	18	10	14	16
	6	20	23	6	8	24
	7	4	7	1	1	7
	8	5	7	0	1	7
	9	7	10	1	1	10
	10	4	5	1	1	4
	11	1	3	0	0	3
	12	1	2	0	0	6
120	1	799	784	909	816	878
	2	110	114	57	107	75
	3	48	50	23	43	30
	4	18	18	7	16	9
	5	5	7	2	4	2
	6	4	6	0	2	0
	7	8	7	2	6	4
	8	1	3	0	1	0
	9	2	3	0	2	0
	10	1	1	0	1	0
	11	2	4	0	1	1
	12	2	3	0	1	1

Çizelge 4.1. (Devam) $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $AR(1)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

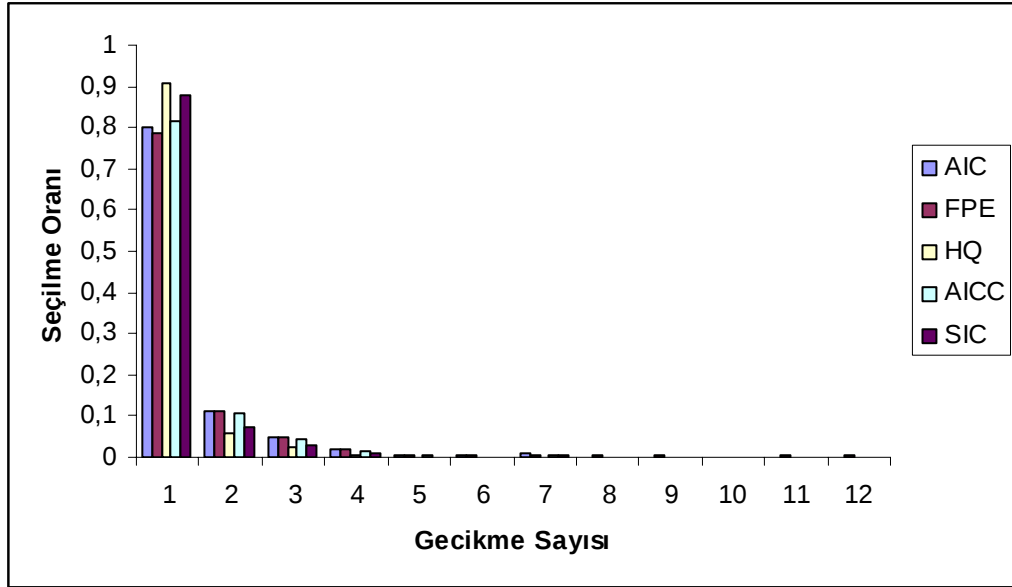
n	p	AIC	FPE	HQ	$AICC$	SIC
240	1	792	785	908	798	909
	2	103	104	60	102	60
	3	56	58	27	55	26
	4	24	24	5	23	5
	5	9	10	0	9	0
	6	4	6	0	4	0
	7	3	3	0	2	0
	8	5	5	0	4	0
	9	0	1	0	0	0
	10	1	1	0	1	0
	11	2	2	0	1	0
	12	1	1	0	1	0
600	1	796	794	928	799	949
	2	106	105	56	105	40
	3	50	50	13	50	9
	4	25	26	3	24	2
	5	8	9	0	8	0
	6	5	5	0	4	0
	7	3	3	0	3	0
	8	3	3	0	3	0
	9	3	4	0	3	0
	10	0	0	0	0	0
	11	0	0	0	0	0
	12	1	1	0	1	0

Çizelge 4.1'e göre $AR(1)$ modeli için örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin sonuçlarının karşılaştırılmakta olduğu görülmektedir. Buna göre, $AR(1)$ modeli için tüm model seçim ölçütleri tüm örnek çapları için doğru model derecesini seçmede başarılı görülmektedir. Küçük örnek çapı $n=60$ için bile doğru model derecesi en fazla sayıda seçilmiştir. Genelde örnek çapı arttıkça ölçütlerin daha iyi sonuçlar verdiği dikkat çekmektedir. Bu ölçütler arasında en iyi seçimi SIC vermektedir.

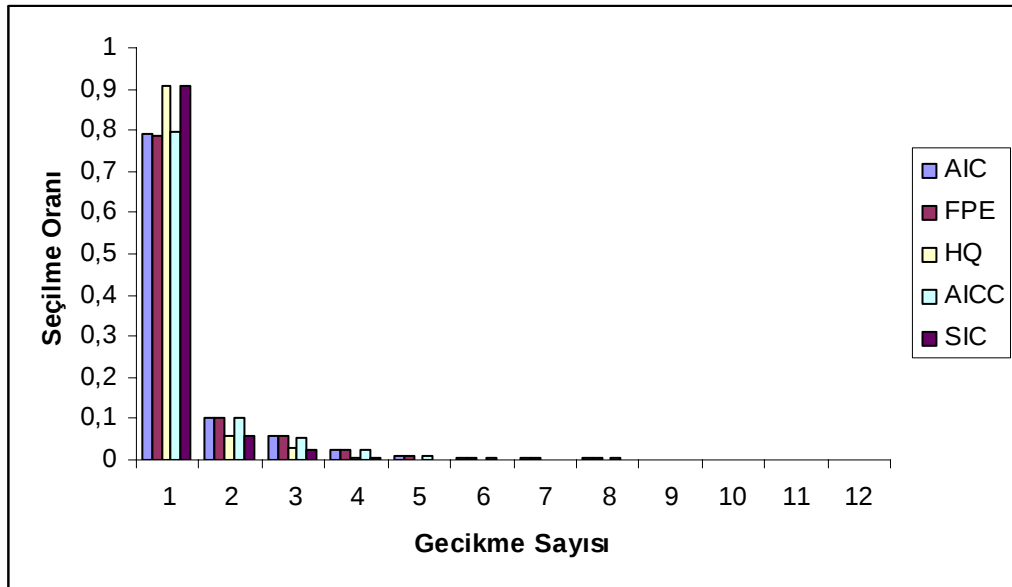
Bundan başka Şekil 4.1, Şekil 4.2, Şekil 4.3 ve Şekil 4.4 ele alınan dört farklı örnek çapı için model seçim ölçütlerinin $AR(1)$ modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.1’ deki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



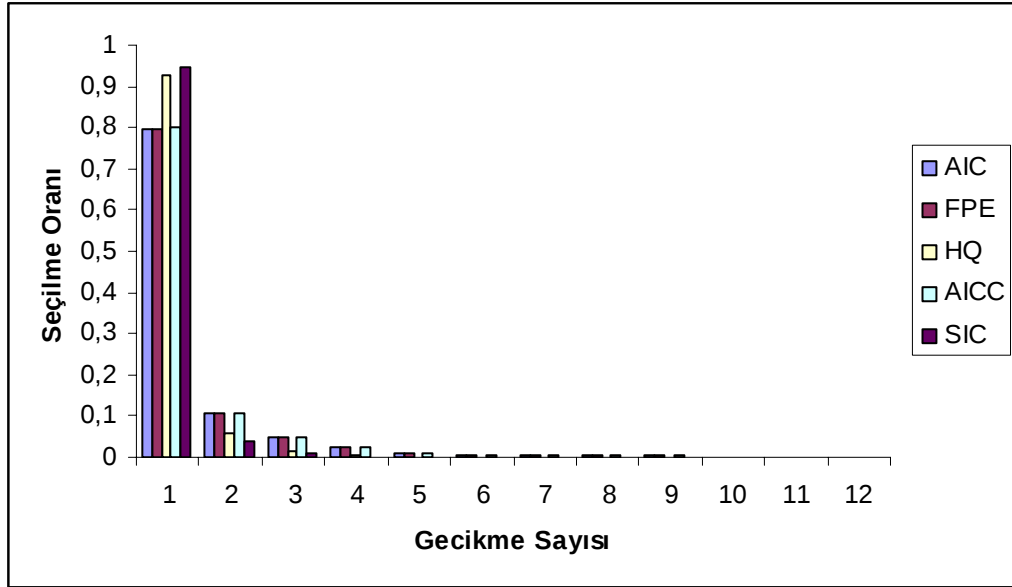
Şekil 4.1. $n=60$ için model $AR(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.2. $n=120$ için model $AR(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.3. $n=240$ için model $AR(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.4. $n=600$ için model $AR(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

$AR(2)$ modeli

Bu kısımda $AR(2)$ modeli için dört ayrı örnek çapı ($n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$) ele alınmış ve Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. 1000 denemede için 12 gecikmeye kadar AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Burada veri üretiminde aşağıdaki model kullanılmıştır;

$$AR(2): Z_t = 0.55Z_{t-1} + 0.05Z_{t-2} + A_t \quad (4.2)$$

Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.2' de verilmiştir.

Çizelge 4.2. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $AR(2)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

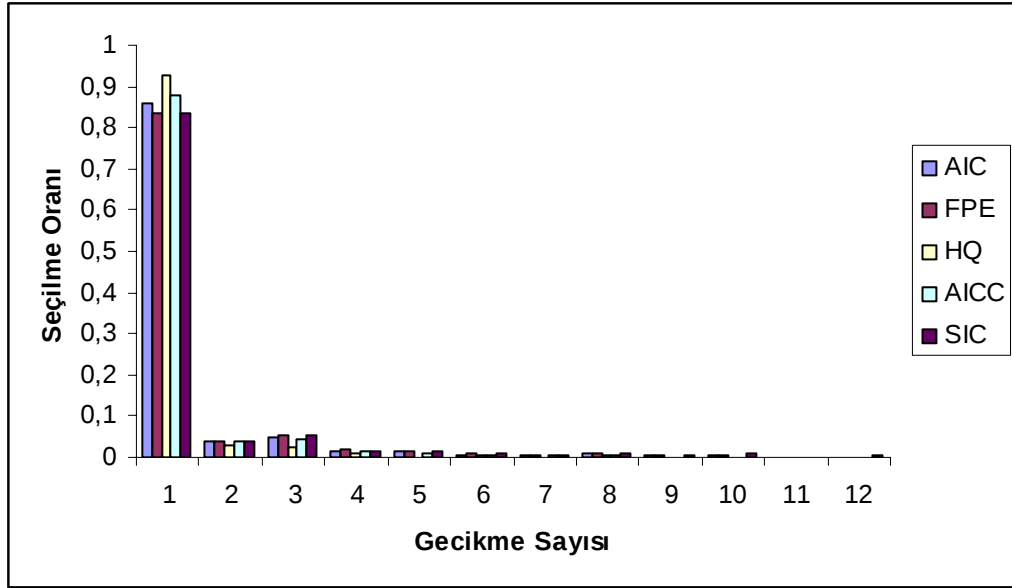
n	p	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	859	837	927	881	835
	2	39	39	28	40	37
	3	48	54	24	45	53
	4	14	18	11	13	16
	5	14	15	2	8	14
	6	5	9	3	4	10
	7	4	5	0	3	5
	8	8	11	3	3	12
	9	4	4	1	1	5
	10	5	6	1	2	8
	11	0	0	0	0	0
	12	0	2	0	0	5
120	1	828	817	931	850	905
	2	72	72	41	71	55
	3	31	32	15	27	19
	4	22	27	6	24	10
	5	20	20	5	15	6
	6	11	10	2	4	3
	7	6	7	0	5	1
	8	6	6	0	3	1
	9	2	2	0	1	0
	10	1	1	0	0	0
	11	1	3	0	0	0
	12	0	3	0	0	0

Çizelge 4.2. (Devam) $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $AR(2)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

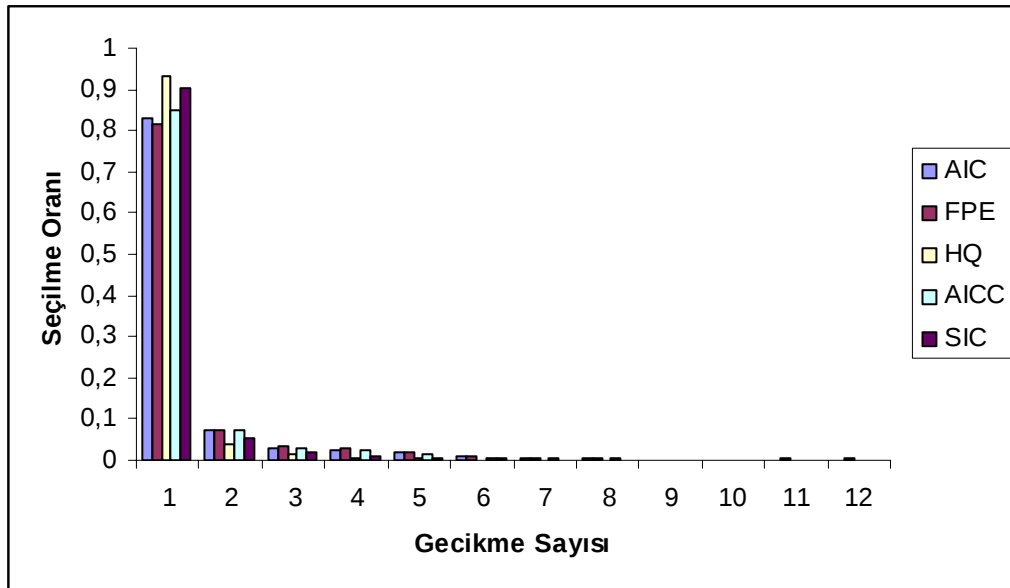
n	p	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
240	1	799	793	914	806	917
	2	97	97	65	98	64
	3	44	45	14	40	12
	4	23	23	2	22	2
	5	14	14	2	15	2
	6	8	9	1	7	1
	7	4	4	0	2	0
	8	4	7	2	4	2
	9	5	5	0	4	0
	10	2	3	0	2	0
	11	0	0	0	0	0
	12	0	0	0	0	0
600	1	734	731	891	734	919
	2	162	162	91	162	70
	3	47	48	15	47	9
	4	26	26	3	26	2
	5	14	15	0	14	0
	6	6	6	0	6	0
	7	5	5	0	5	0
	8	3	3	0	3	0
	9	2	2	0	2	0
	10	1	1	0	1	0
	11	0	1	0	0	0
	12	0	0	0	0	0

Çizelge 4.2' ye göre $AR(2)$ modeli için örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin sonuçlarının karşılaştırılmakta olduğu görülmektedir. $AR(2)$ modeli için tüm model seçim ölçütleri tüm örnek çapları için doğru model derecesini seçememiştir. Bu durum simülasyon çalışmasında parametrelerin iyi yakalanmamasından da kaynaklanabilir. Buna rağmen örnek çapı arttıkça doğru model seçme oranının arttığı gözlemlenmiştir.

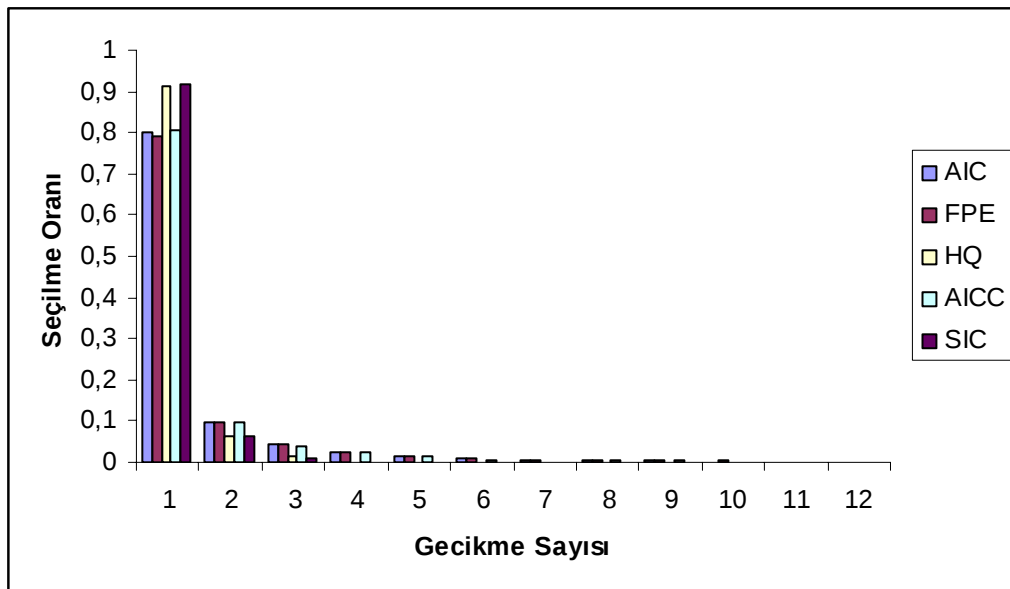
Bundan başka Şekil 4.5, Şekil 4.6, Şekil 4.7 ve Şekil 4.8 ele alınan dört farklı örnek çapı için model seçim ölçütlerinin $AR(2)$ modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.2'deki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



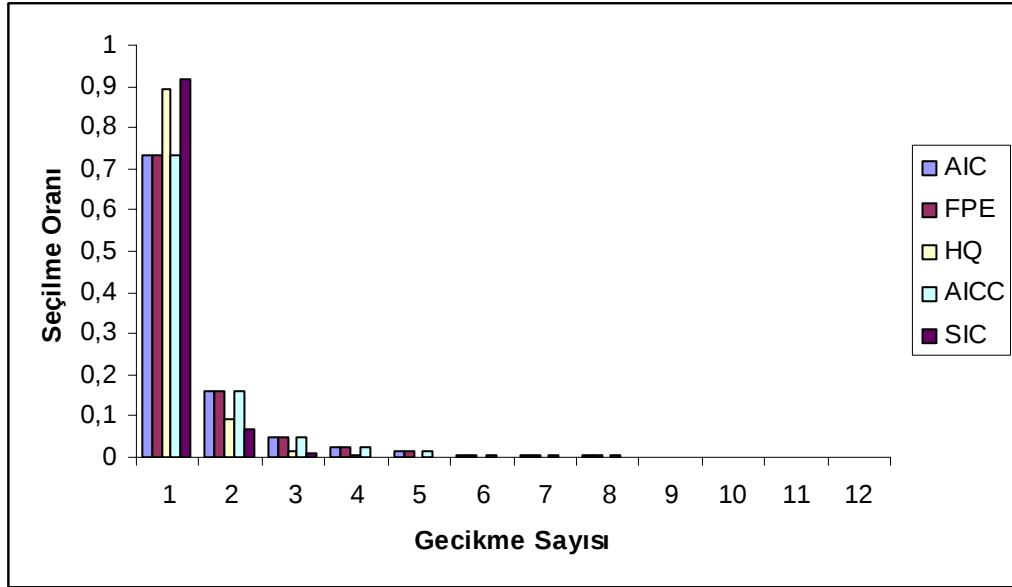
Şekil 4.5. $n=60$ için model $AR(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.6. $n=120$ için model $AR(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.7. $n=240$ için model $AR(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.8. $n=600$ için model $AR(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

$AR(3)$ modeli

Bu kısımda $AR(3)$ modeli için dört ayrı örnek çapı ($n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$) ele alınmış ve Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. 1000 denemede için 12 gecikmeye kadar AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Burada veri üretiminde aşağıdaki model kullanılmıştır;

$$AR(3): Z_t = 0.3Z_{t-1} - 0.7Z_{t-2} + 0.2Z_{t-3} + A_t \quad (4.3)$$

Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.3' de verilmiştir.

Çizelge 4.3. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $AR(3)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	p	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	1	1	3	2	1
	2	459	418	593	518	417
	3	361	370	304	349	361
	4	91	87	60	79	85
	5	38	48	19	27	48
	6	15	23	11	13	22
	7	10	14	5	7	15
	8	8	12	3	3	13
	9	5	6	1	1	9
	10	5	8	1	1	10
	11	5	7	0	0	10
	12	2	6	0	0	9
120	1	0	0	0	0	0
	2	228	219	362	244	321
	3	572	564	541	576	546
	4	95	94	60	93	73
	5	48	52	21	45	35
	6	23	26	10	19	13
	7	12	13	3	11	5
	8	4	5	1	1	1
	9	6	6	1	3	2
	10	5	11	1	4	1
	11	5	7	0	3	2
	12	2	3	0	1	1

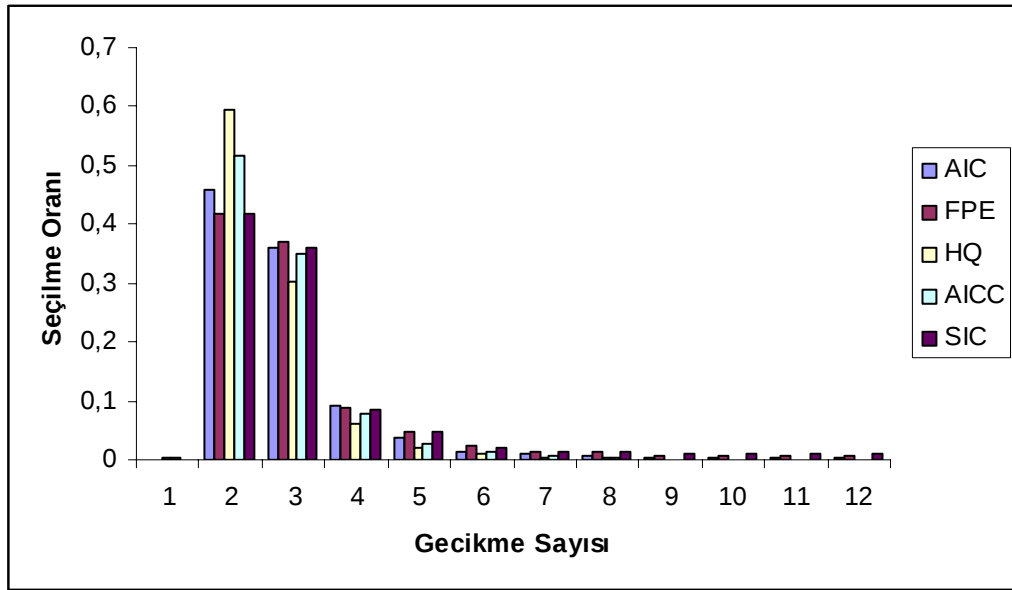
Çizelge 4.3. (Devam) $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $AR(3)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	p	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
240	1	0	0	0	0	0
	2	60	58	118	64	119
	3	720	715	792	730	791
	4	114	114	68	111	68
	5	44	47	15	43	15
	6	27	27	3	24	3
	7	14	15	2	13	2
	8	12	12	1	9	1
	9	2	3	0	0	0
	10	4	5	1	3	1
	11	0	1	0	0	0
	12	3	3	0	3	0
600	1	0	0	0	0	0
	2	0	0	2	0	4
	3	773	770	908	782	936
	4	115	116	61	113	44
	5	58	58	20	54	14
	6	26	26	5	25	1
	7	12	13	3	11	1
	8	3	3	0	3	0
	9	6	6	1	5	0
	10	3	4	0	3	0
	11	3	3	0	3	0
	12	1	1	0	1	0

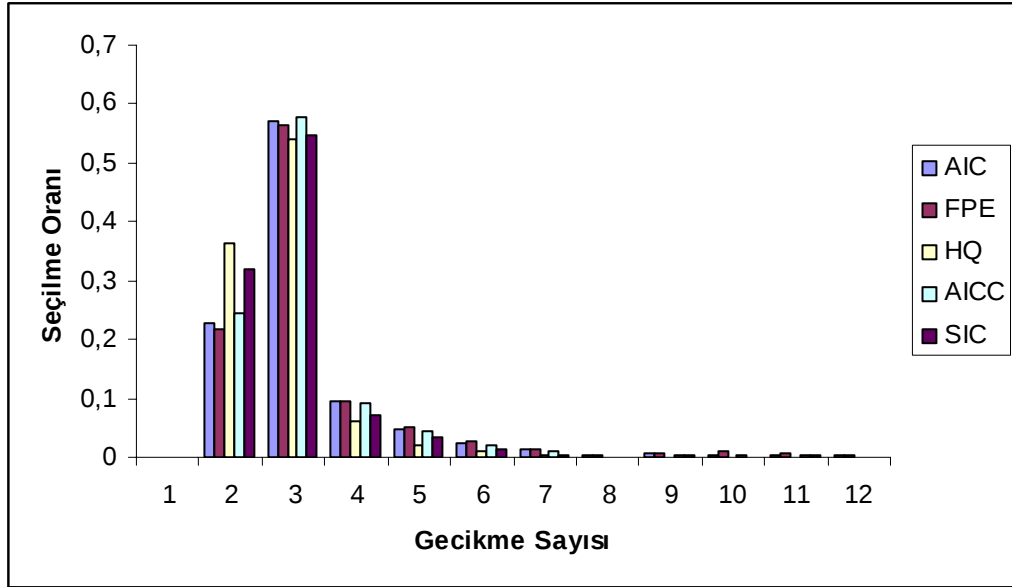
Çizelge 4.3’de $AR(3)$ modeli için örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin sonuçlarının karşılaştırılmaktadır. Ele alınan örnek çapları için genelde doğru model derecesinin seçildiği görülmektedir. Küçük örnek çapı $n=60$ için ele aldığımız ölçütler, otoregresif modelin derecesini çoğunlukla 2 olarak belirlemişlerdir. Bu küçük örnek çapına rağmen doğru dereceyi seçme sayısı oldukça fazladır. Fakat yanlış model derecesinin seçimi beklenen bir sonuçtur. Küçük örnek çapı durumunda en iyi sonucu FPE ölçütü vermiştir. Çok büyük olmayan 120 örnek çapı için AIC_c ölçütü

en iyi sonucu vermiştir. 240 ve 600 çaplı örnekler için ise *SIC* ölçütü çok iyi sonuçlar vermiştir. Örnek çapı arttıkça doğru gecikme sayısının seçilme sayısı artmıştır.

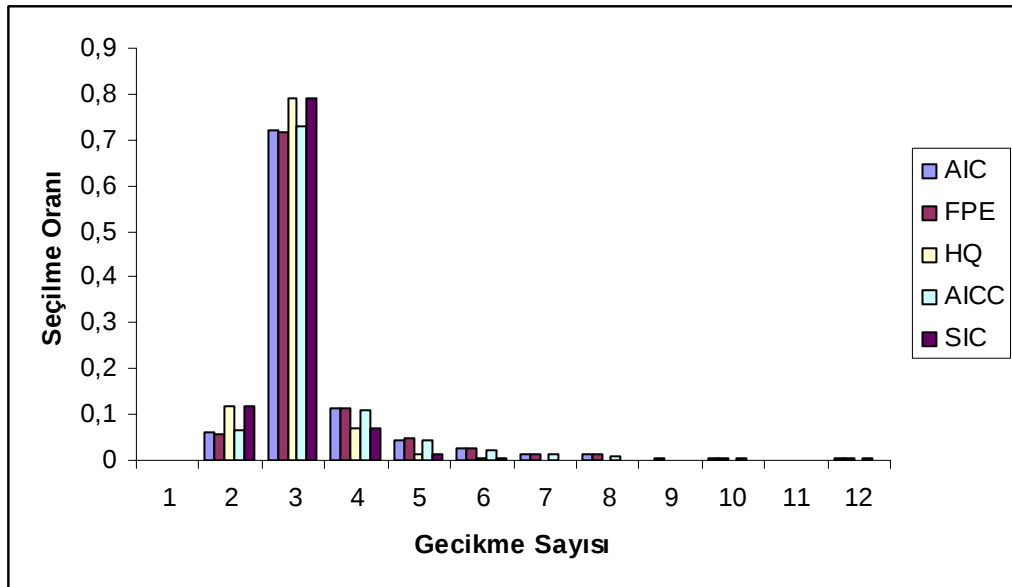
Şekil 4.9, Şekil 4.10, Şekil 4.11 ve Şekil 4.12 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin *AR(3)* modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.3’ deki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



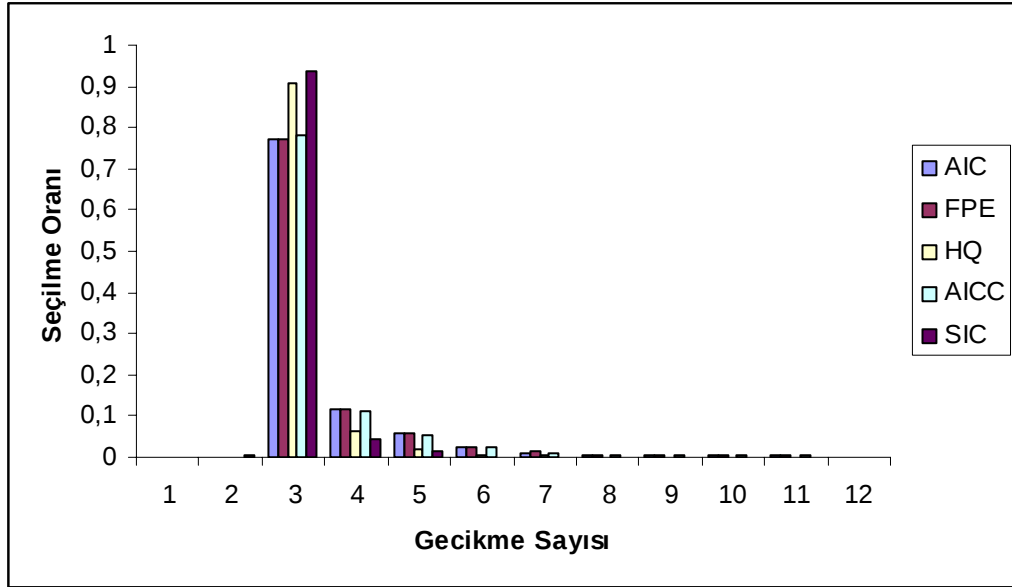
Şekil 4.9. $n=60$ için model *AR(3)* olduğu zaman *AIC*, *FPE*, *HQ*, *AICC* ve *SIC* model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.10. $n=120$ için model $AR(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.11. $n=240$ için model $AR(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.12. $n=600$ için model $AR(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

$AR(4)$ modeli

Bu kısımda $AR(4)$ modeli için dört ayrı örnek çapı ($n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$) ele alınmış ve Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. 1000 denemede için 12 gecikmeye kadar AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Burada veri üretiminde aşağıdaki model kullanılmıştır;

$$AR(4): Z_t = 0.2Z_{t-1} + 0.2Z_{t-2} - 0.1Z_{t-3} - 0.1Z_{t-4} + A_t \quad (4.4)$$

Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.4' de verilmiştir.

Çizelge 4.4. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $AR(4)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	p	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	483	450	639	544	446
	2	59	59	42	53	59
	3	40	39	39	42	38
	4	281	284	213	272	276
	5	53	65	30	44	62
	6	32	36	15	21	37
	7	17	18	8	9	16
	8	9	14	6	6	18
	9	12	15	5	6	17
	10	5	4	1	1	5
	11	4	7	1	1	7
	12	5	9	1	1	19
120	1	131	121	265	148	215
	2	27	25	29	30	30
	3	26	23	28	26	22
	4	650	642	604	648	616
	5	86	87	53	83	68
	6	42	44	18	41	32
	7	15	21	2	11	9
	8	8	14	1	5	3
	9	9	11	0	5	3
	10	2	3	0	0	0
	11	3	3	0	3	2
	12	1	6	0	0	0

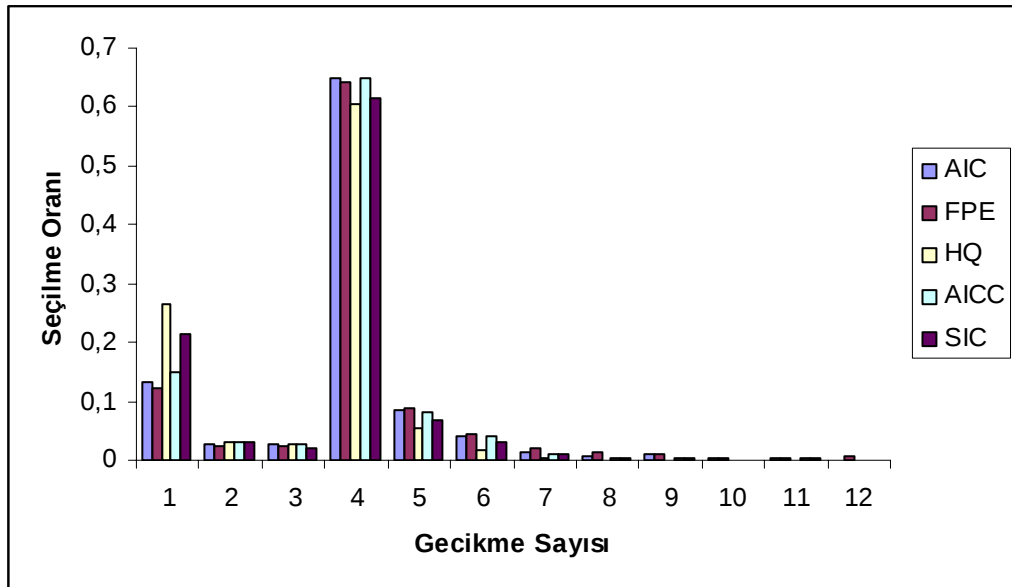
Çizelge 4.4. (Devam) $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $AR(4)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	p	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
240	1	2	2	13	2	15
	2	1	1	5	1	5
	3	1	1	5	1	5
	4	780	768	894	801	892
	5	101	106	49	93	49
	6	49	49	25	49	25
	7	31	32	7	26	7
	8	17	18	2	15	2
	9	6	7	0	3	0
	10	2	3	0	2	0
	11	3	5	0	2	0
	12	7	8	0	5	0
600	1	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	0
	4	802	797	936	806	953
	5	108	110	48	108	39
	6	39	40	11	36	7
	7	21	21	3	21	1
	8	14	14	1	13	0
	9	5	6	1	5	0
	10	6	6	0	6	0
	11	2	2	0	2	0
	12	3	4	0	3	0

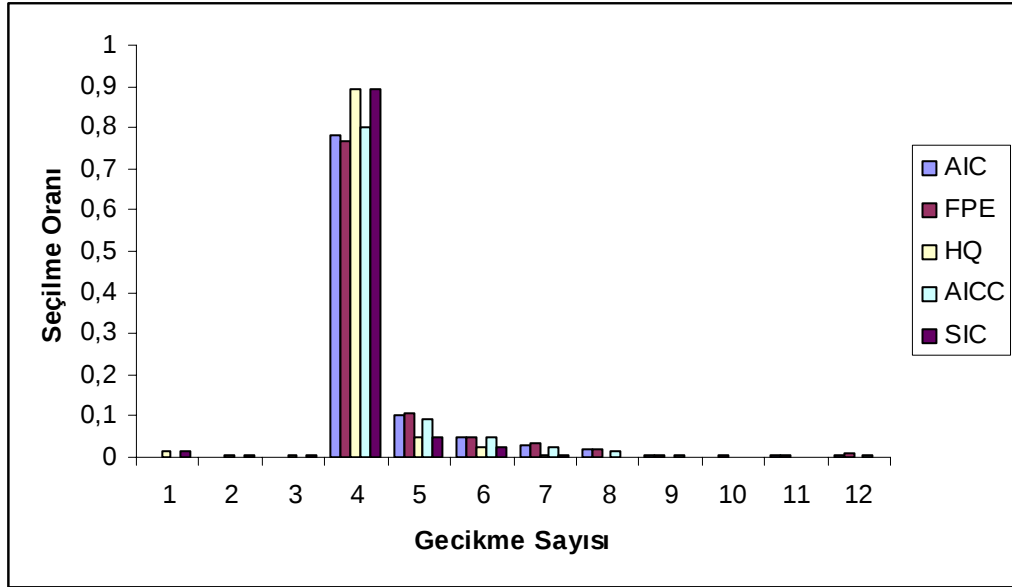
Çizelge 4.4' de $AR(4)$ modeli için örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin sonuçlarının karşılaştırılmaktadır. Küçük örnek çapı $n=60$ için ele aldığımız ölçütler, otoregresif modelin derecesini çoğunlukla 1 olarak yanlış belirlemişlerdir. Küçük örnek çapı için model derecesinin yanlış belirlenmesi beklenen bir sonuçtur ve bu durumda en kötü sonucu HQ ölçütü vermiştir. Çok büyük olmayan 120 örnek çapı için ölçütlerin doğru gecikme sayısını seçme oranlarında büyük bir artış görülmektedir. AIC_c ve AIC ölçütleri en iyi sonucu vermiştir. 240 örnek çapı için HQ ve SIC ölçütlerinin

doğru sonuç verme oranı bir hayli fazladır fakat diğer ölçütler de büyük oranda doğru model dercesi seçmişlerdir. 600 çaplı örnek için SIC 'nin en iyi sonucu verdiği görülmektedir. Bunun yanında, örnek çapı arttıkça ölçütlerin doğru modeli seçme sayısı da artmıştır.

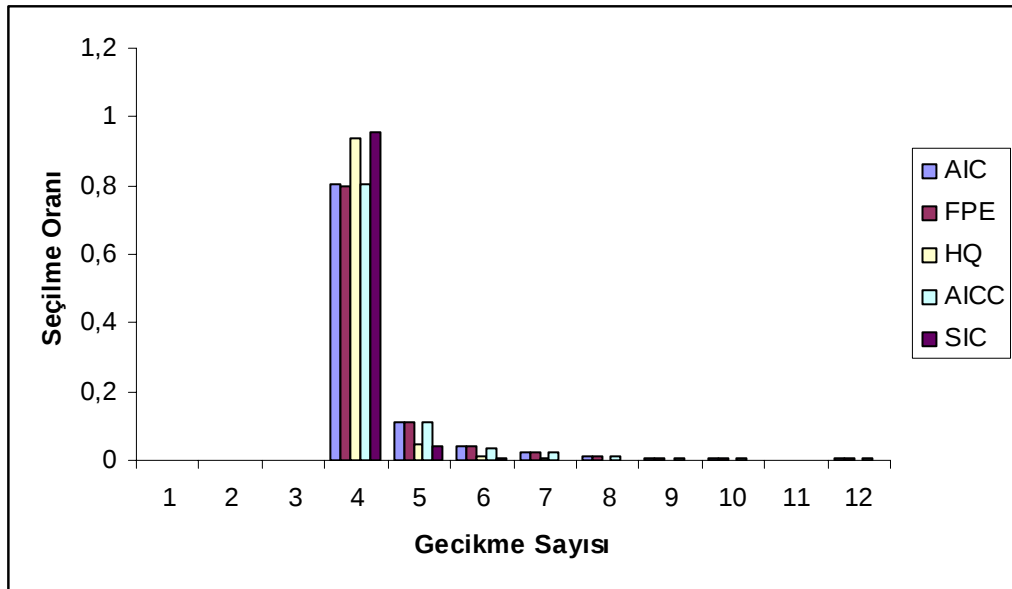
Şekil 4.13, Şekil 4.14, Şekil 4.15 ve Şekil 4.16 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin $AR(4)$ modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.4' deki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



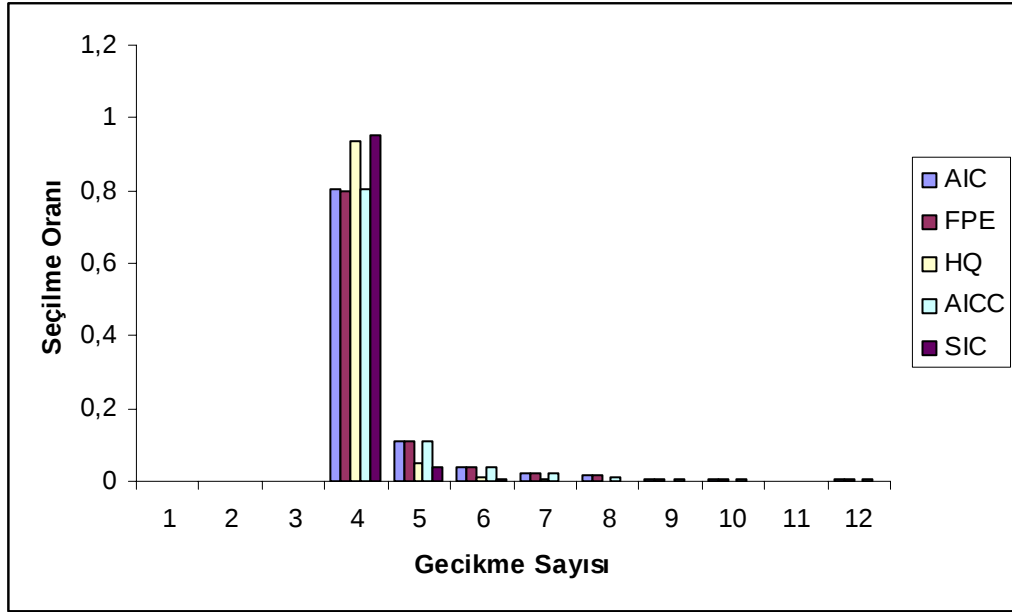
Şekil 4.13. $n=60$ için model $AR(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.14. $n=120$ için model $AR(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.15. $n=240$ için model $AR(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.16. $n=600$ için model $AR(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

$AR(5)$ modeli

Bu kısımda $AR(5)$ modeli için dört ayrı örnek çapı ($n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$) ele alınmış ve Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. 1000 denemede için 12 gecikmeye kadar AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Burada veri üretiminde aşağıdaki model kullanılmıştır;

$$AR(5) : Z_t = 0.2Z_{t-1} + 0.1Z_{t-2} - 0.1Z_{t-3} - 0.3Z_{t-4} + 0.6Z_{t-5} + A_t \quad (4.5)$$

Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.5' de verilmiştir.

Çizelge 4.5. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $AR(5)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	p	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	62	53	118	86	51
	2	20	15	26	25	15
	3	1	0	2	1	0
	4	4	4	6	4	4
	5	718	686	725	745	659
	6	83	85	61	73	83
	7	41	45	28	32	48
	8	28	35	16	16	39
	9	14	18	7	7	25
	10	15	26	6	6	30
	11	8	17	3	4	22
	12	6	16	2	1	24
120	1	0	0	4	2	3
	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	0
	4	0	0	0	0	0
	5	783	754	873	810	835
	6	117	117	86	112	98
	7	51	63	28	46	40
	8	21	25	3	12	10
	9	14	17	4	11	7
	10	7	13	2	3	3
	11	3	4	0	3	3
	12	4	7	0	1	1

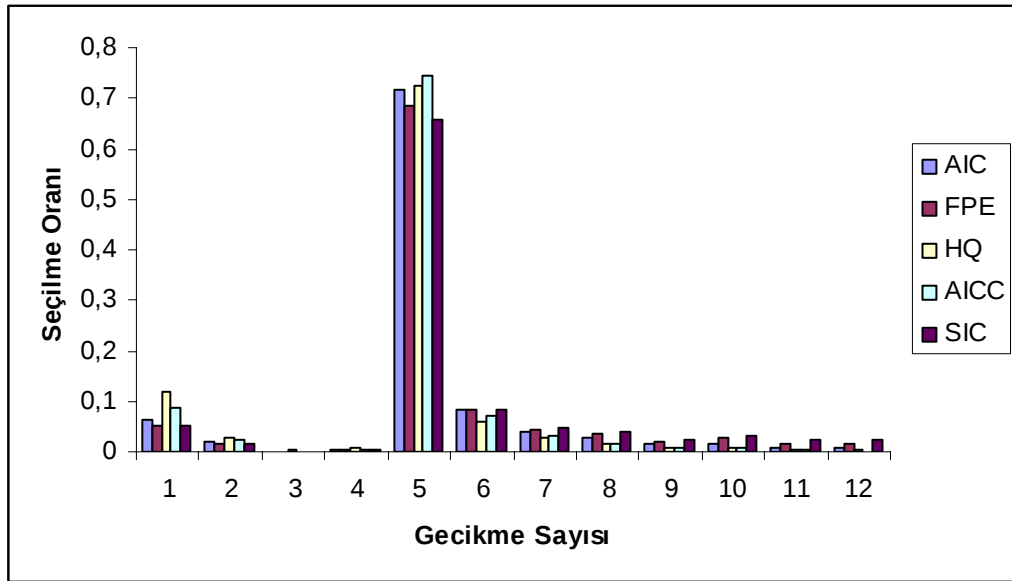
Çizelge 4.5. (Devam) $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $AR(5)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	p	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
240	1	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	0
	4	0	0	0	0	0
	5	804	788	919	819	919
	6	105	109	61	103	61
	7	38	42	12	31	12
	8	17	19	5	14	5
	9	15	16	2	16	2
	10	15	16	0	12	0
	11	2	5	0	2	0
	12	4	5	1	3	1
600	1	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	0
	4	0	0	0	0	0
	5	788	784	926	795	954
	6	121	123	61	120	39
	7	33	33	7	31	4
	8	25	25	4	24	3
	9	15	14	1	16	0
	10	9	9	0	8	0
	11	7	8	0	4	0
	12	2	4	1	2	0

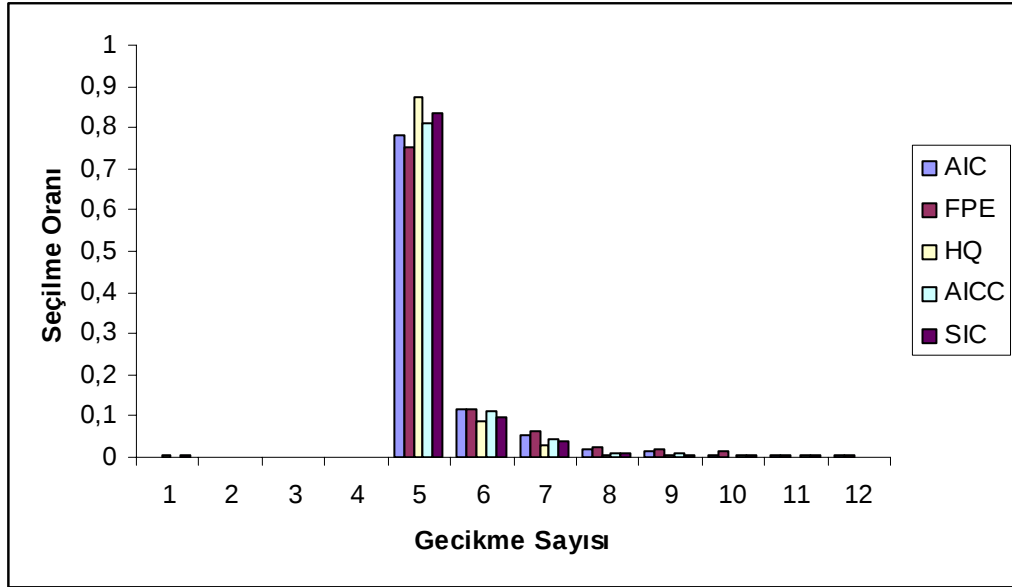
Çizelge 4.5’de $AR(5)$ modeli için örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin sonuçlarının karşılaştırılmaktadır. Burada küçük örnek çapı $n=60$ için bile doğru model derecesi tüm ölçütler tarafından büyük ölçüde yakalanmıştır. Örnek çapı arttıkça ölçütlerin doğru dereceyi seçme sayısı artmıştır. Örnek çapı 120 olduğunda en iyi sonucu HQ vermiştir. Fakat diğer model seçim ölçütlerinin verdiği sonuçlar bir o kadar iyi görülmektedir. 240 örnek çapı için HQ ve SIC ölçütleri en iyi sonucu vermektedir.

600 çaplı örnek için *SIC* en iyi sonucu vermiştir. Örnek çapı arttıkça doğru modeli seçme oranının arttığı tüm model seçim ölçütleri için görülmektedir.

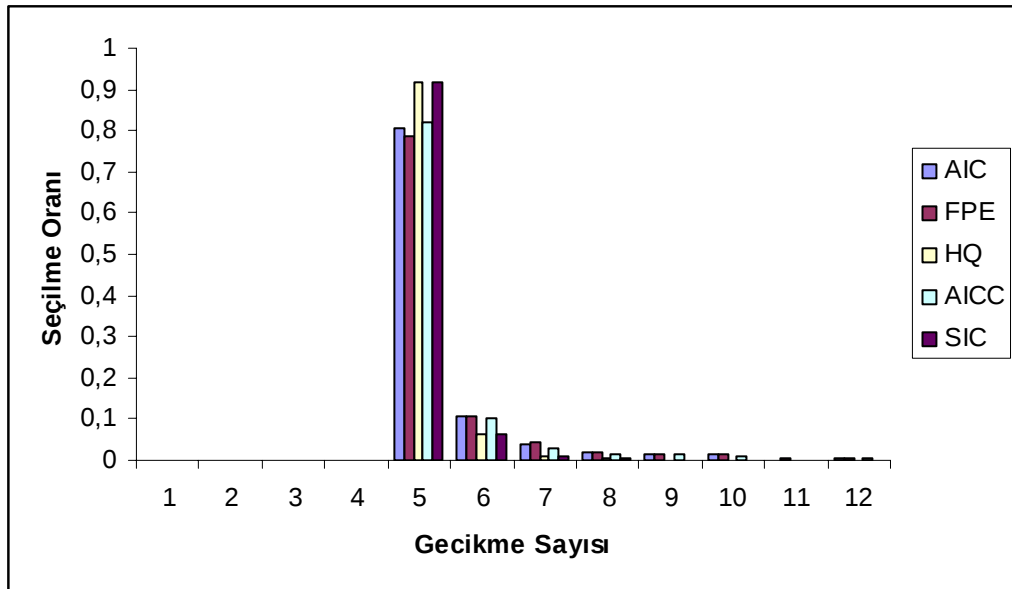
Şekil 4.17, Şekil 4.18, Şekil 4.19 ve Şekil 4.20 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin *AR(4)* modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.5’ deki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



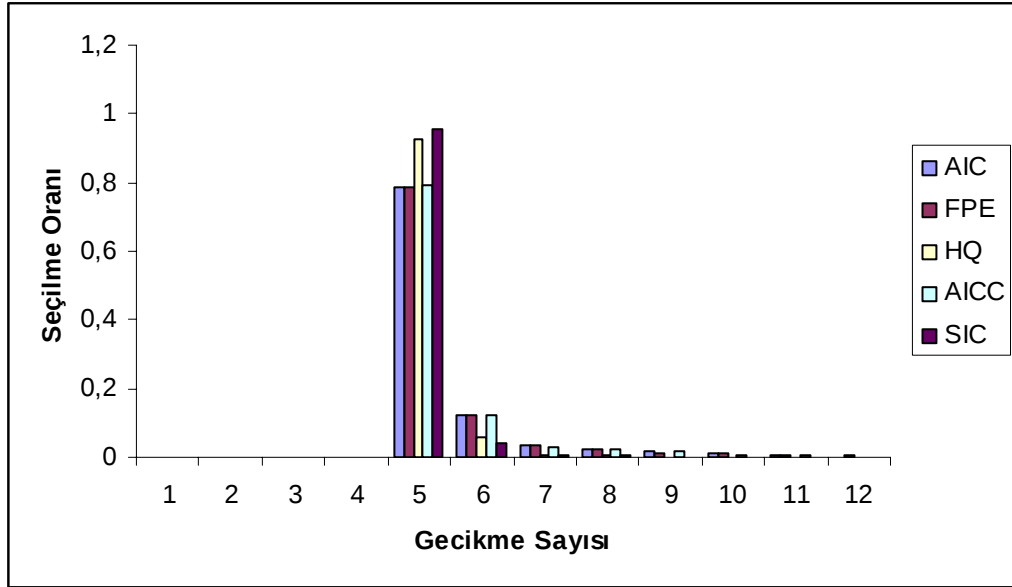
Şekil 4.17. $n=60$ için model *AR(5)* olduğu zaman *AIC*, *FPE*, *HQ*, *AICC* ve *SIC* model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.18. $n=120$ için model $AR(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.19. $n=240$ için model $AR(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.20. $n=600$ için model $AR(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

4.2.2. Hareketli ortalamalar modelleri için sonuçlar

Bu kısımda, $MA(1)$, $MA(2)$, $MA(3)$, $MA(4)$ ve $MA(5)$ modelleri için, 4 ayrı örnek çapı ($n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$) yine 12' nin katları olarak tercih edilmiştir. Bu dört ayrı örnek çapı için 1000 tekrarlı simülasyon 12 gecikmeye kadar gerçekleştirilmiş ve her model için ele alınan model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Doğrusal tahmin edicinin parametreleri Durbin-Levinson algoritmali Yule-Walker eşitliği ile tahmin edilmiştir.

$MA(1)$ modeli

Bu kısımda $MA(1)$ modeli için $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olarak dört ayrı örnek çapı ele alınmış ve Monte Carlo yöntemiyle 1000 deneme yapılarak 12 gecikmeye kadar AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Burada veri üretiminde aşağıdaki model kullanılmıştır;

$$MA(1): Z_t = A_t - 0.8A_{t-1} \quad (4.6)$$

Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.6' da verilmiştir.

Çizelge 4.6. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $MA(1)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	667	615	796	738	592
	2	89	81	77	87	72
	3	57	56	46	57	47
	4	28	29	25	31	26
	5	19	14	8	13	12
	6	24	26	18	22	24
	7	25	30	8	14	28
	8	17	26	5	13	32
	9	29	39	8	12	43
	10	22	33	5	9	38
	11	7	17	1	1	33
	12	16	34	3	3	53
120	1	785	773	899	802	865
	2	84	83	52	80	63
	3	47	49	24	46	30
	4	22	24	11	22	16
	5	15	17	3	14	5
	6	8	7	1	6	3
	7	7	7	3	6	3
	8	3	4	4	3	1
	9	7	7	2	8	7
	10	5	7	0	4	2
	11	5	8	0	3	1
	12	12	14	1	6	4

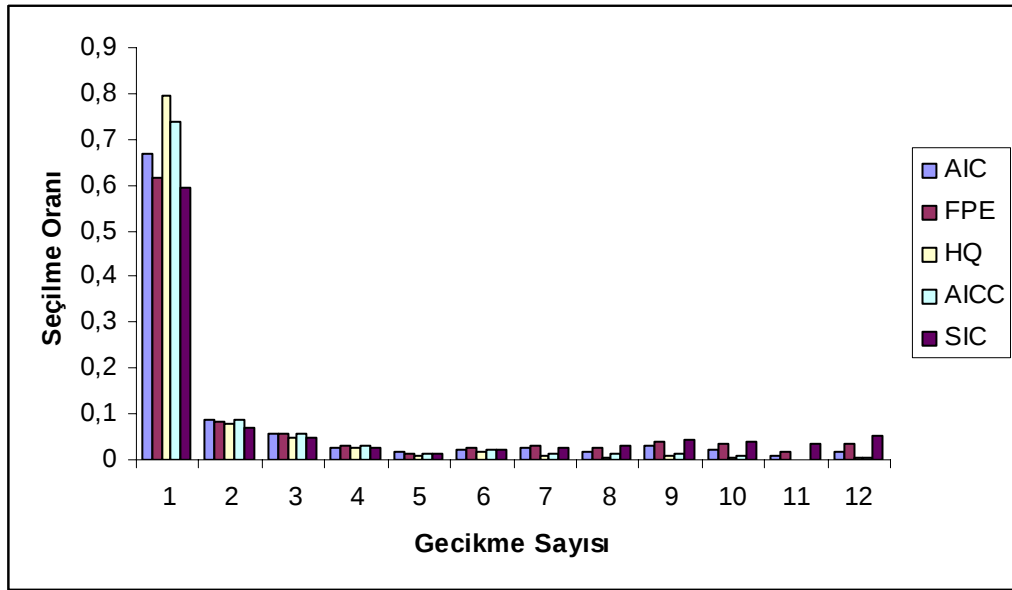
Çizelge 4.6. (Devam) $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $MA(1)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
240	1	796	795	917	808	917
	2	103	101	53	102	53
	3	37	38	16	33	16
	4	32	32	10	31	10
	5	13	13	2	13	2
	6	6	7	2	6	2
	7	3	3	0	2	0
	8	1	2	0	0	0
	9	4	3	0	2	0
	10	3	3	0	1	0
	11	0	1	0	0	0
	12	2	2	0	2	0
600	1	833	832	948	836	960
	2	91	91	36	91	31
	3	44	45	13	45	7
	4	17	17	1	16	2
	5	6	6	1	6	0
	6	5	5	1	4	0
	7	0	0	0	0	0
	8	1	1	0	1	0
	9	2	2	0	0	0
	10	1	1	0	1	0
	11	0	0	0	0	0
	12	0	0	0	0	0

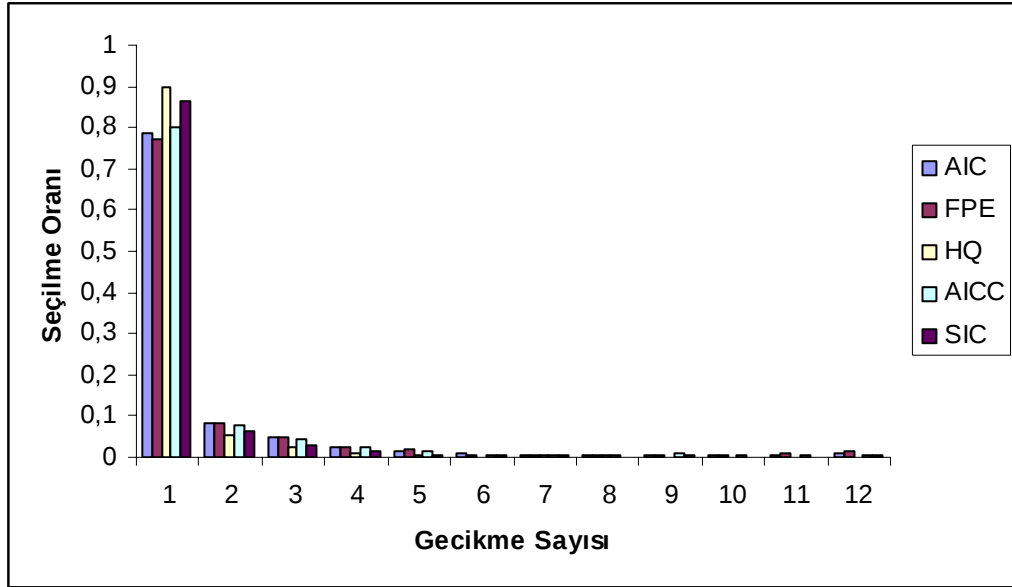
Çizelge 4.6’da örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin sonuçları $MA(1)$ modeli için karşılaştırılmaktadır. Burada küçük örnek çapı $n=60$ durumu için bile doğru model derecesi tüm ölçütler tarafından büyük ölçüde yakalanmıştır. HQ ölçütü oldukça iyi bir oranla doğru dereceyi seçmiştir. Örnek çapı 120 olduğunda en iyi sonucu HQ vermiştir. Bunun yanında diğer model seçim ölçütlerinin sonuçlarının oldukça iyi olduğu görülmektedir. Örnek çapı 240 olduğunda HQ ve SIC ölçütleri en iyi sonucu vermektedir. 600 çaplı örnek için SIC ’nin doğru gecikmeyi seçme sayısı diğer

ölçütlere göre en iyidir. Örnek çapı arttıkça doğru modeli seçme oranının arttığı tüm model seçim ölçütleri için görülmektedir.

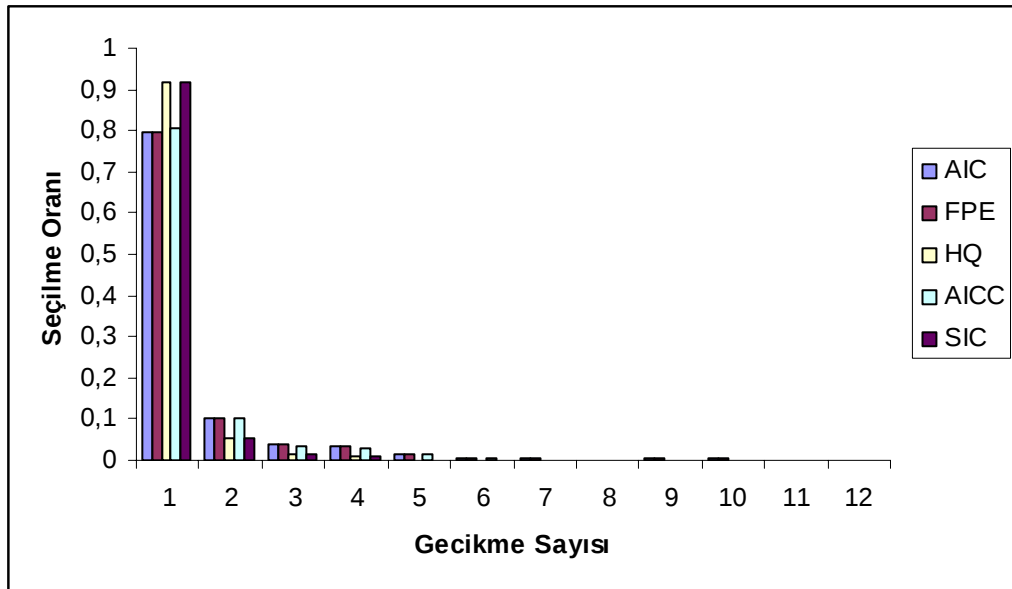
Şekil 4.21, Şekil 4.22, Şekil 4.23 ve Şekil 4.24 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin $MA(1)$ modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.6' daki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



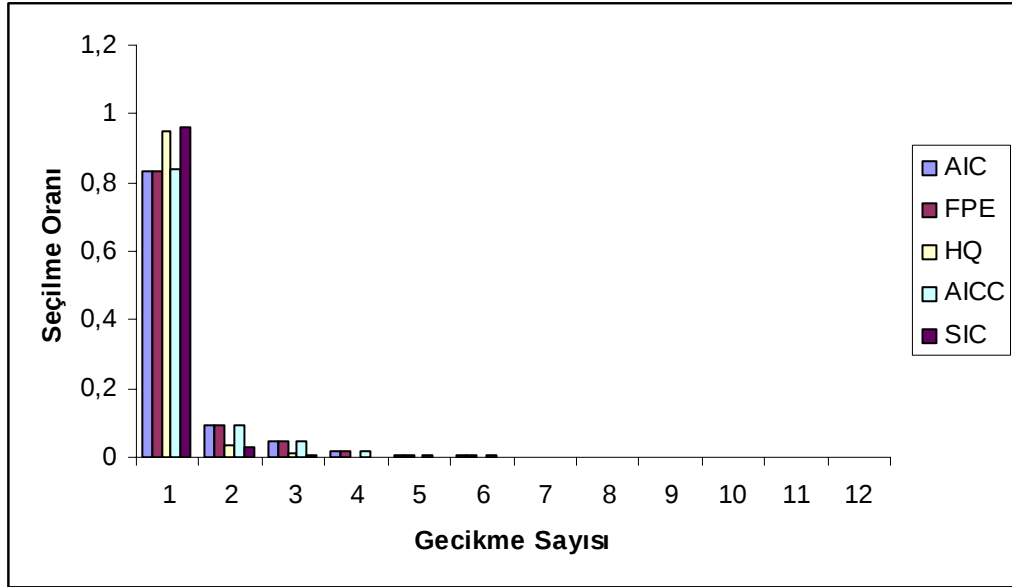
Şekil 4.21. $n=60$ için model $MA(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.22. $n=120$ için model $MA(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.23. $n=240$ için model $MA(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.24. $n=600$ için model $MA(1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

$MA(2)$ modeli

Bu kısımda $MA(2)$ modeli için $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olarak dört ayrı örnek çapı ele alınmış ve Monte Carlo yöntemiyle 1000 deneme yapılarak 12 gecikmeye kadar AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Burada veri üretiminde aşağıdaki model kullanılmıştır;

$$MA(2): Z_t = A_t - 0.55A_{t-1} - 0.05A_{t-2} \quad (4.7)$$

Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.7' de verilmiştir.

Çizelge 4.7. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $MA(2)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

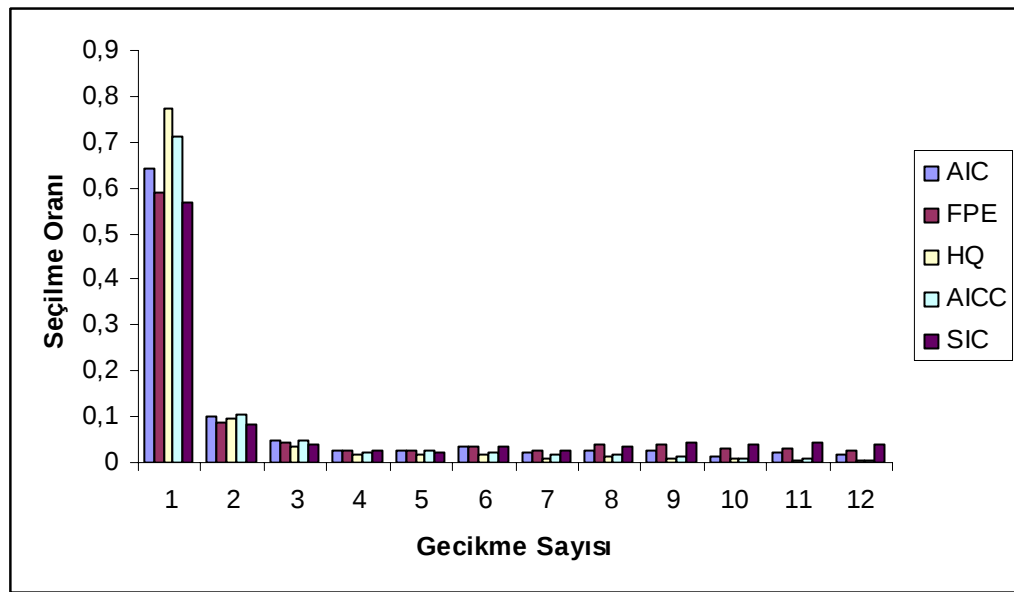
n	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	642	590	773	714	567
	2	99	88	96	105	83
	3	46	42	36	46	38
	4	26	27	18	23	25
	5	25	25	18	27	24
	6	33	33	16	23	33
	7	23	27	10	16	28
	8	28	41	13	18	36
	9	27	40	7	11	44
	10	14	29	7	7	38
	11	20	32	3	7	43
	12	17	26	3	3	41
120	1	729	717	854	750	809
	2	138	135	100	138	116
	3	50	48	29	48	36
	4	22	23	6	18	10
	5	13	14	4	13	8
	6	9	11	4	7	7
	7	5	6	1	6	3
	8	6	9	1	5	1
	9	7	6	0	2	0
	10	9	10	1	7	6
	11	2	5	0	1	1
	12	10	16	0	5	3

Çizelge 4.7. (Devam) $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $MA(2)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

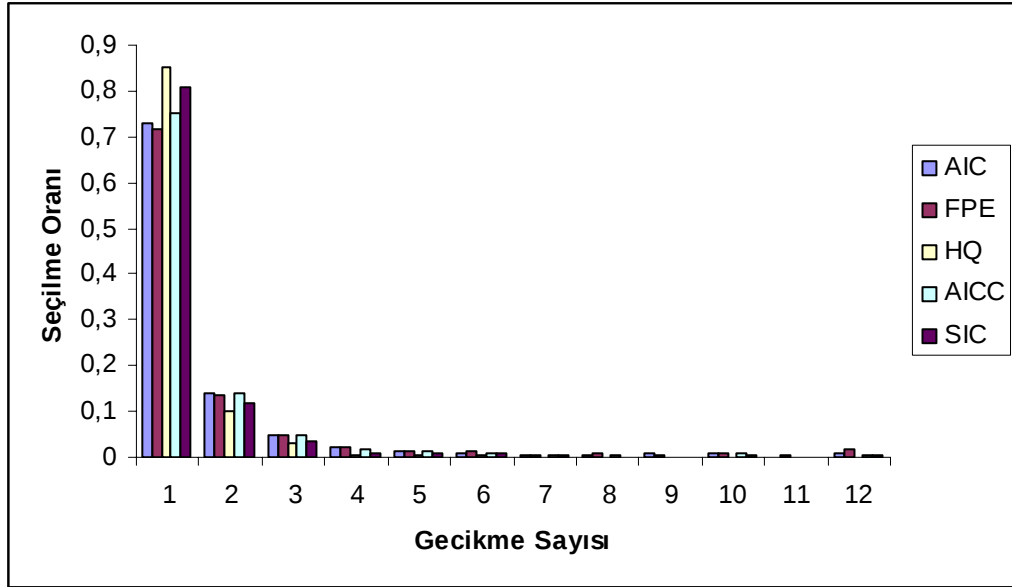
n	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
240	1	752	748	868	756	868
	2	161	159	109	160	109
	3	41	41	15	42	15
	4	23	24	6	21	6
	5	9	12	2	7	2
	6	5	5	0	5	0
	7	2	3	0	2	0
	8	0	1	0	0	0
	9	2	2	0	2	0
	10	3	3	0	3	0
	11	2	2	0	2	0
	12	0	0	0	0	0
600	1	631	628	797	634	843
	2	258	261	181	259	144
	3	59	57	14	57	8
	4	28	28	8	28	5
	5	6	6	0	5	0
	6	9	9	0	9	0
	7	4	5	0	3	0
	8	3	4	0	3	0
	9	1	1	0	1	0
	10	0	0	0	0	0
	11	1	1	0	1	0
	12	0	0	0	0	0

Çizelge 4.7’de örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin sonuçları $MA(2)$ modeli için karşılaştırılmaktadır. Burada örnek çapı artırıldığı halde model seçim ölçütleri gerçekte 2 olan doğru model derecesini 1 olarak seçmiştir. Küçük örnek çapı için beklenen bu durumun büyük örnek çapları için de devam etmesini 0,05 olarak belirlenen θ_2 parametresinin yakalanamamış olmasının bir sonucu olarak görülebilir. Buna rağmen örnek çapı arttıkça yanlış dereceyi seçme sayısının azaldığı da görülmektedir.

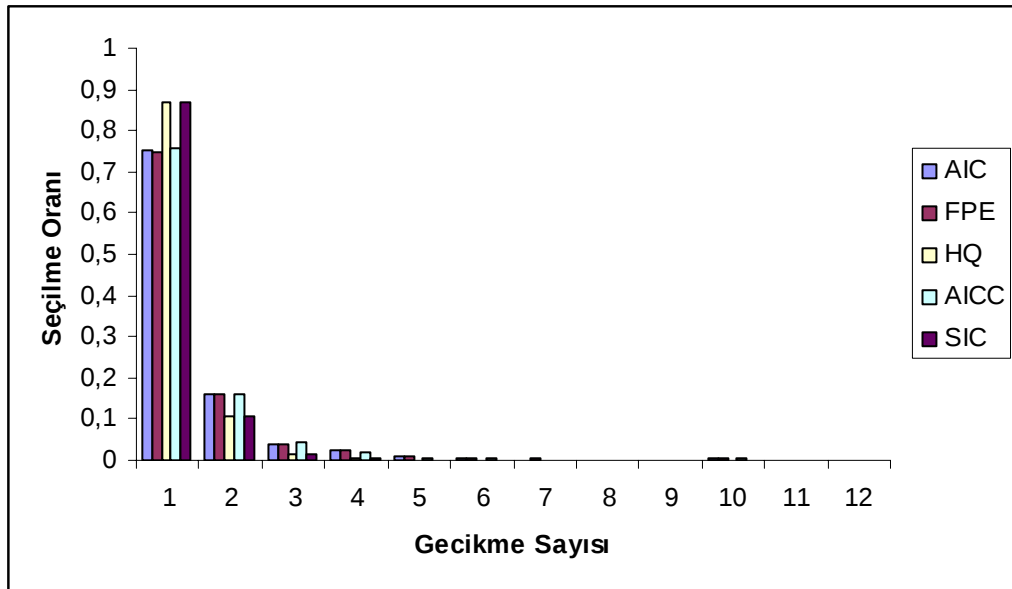
Şekil 4.25, Şekil 4.26, Şekil 4.27 ve Şekil 4.28 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin $MA(2)$ modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.6’ daki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



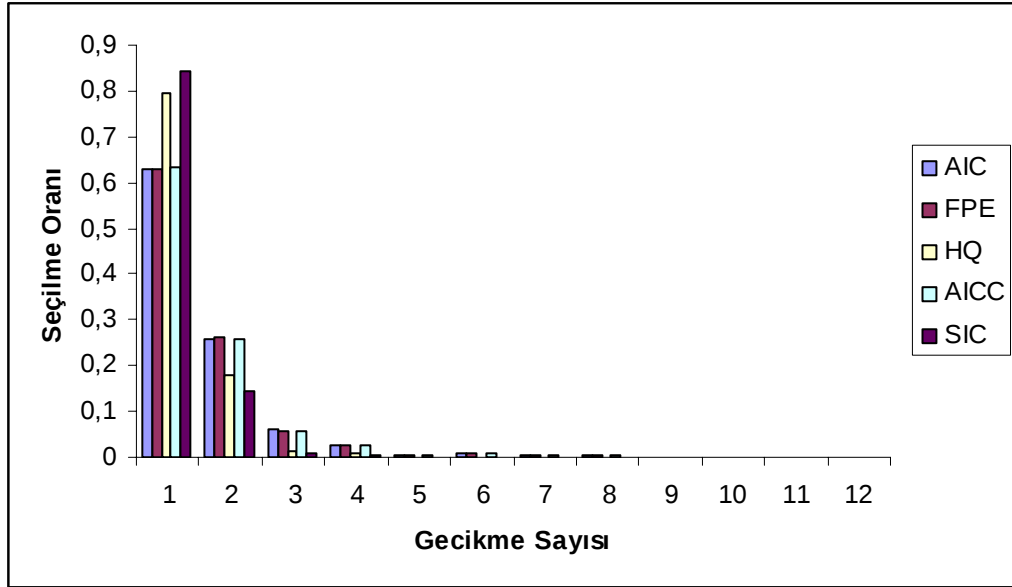
Şekil 4.25. $n=60$ için model $MA(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.26. $n=120$ için model $MA(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.27. $n=240$ için model $MA(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.28. $n=600$ için model $MA(2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

$MA(3)$ modeli

Bu kısımda $MA(3)$ modeli için $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olarak dört ayrı örnek çapı ele alınmış ve Monte Carlo yöntemiyle 1000 deneme yapılarak 12 gecikmeye kadar AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Burada veri üretiminde aşağıdaki model kullanılmıştır;

$$MA(3): Z_t = A_t - 0.3A_{t-1} + 0.7A_{t-2} - 0.2A_{t-3} \quad (4.8)$$

Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.8' de verilmiştir.

Çizelge 4.8. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $MA(3)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	1	0	2	1	0
	2	399	350	526	469	324
	3	252	230	270	273	214
	4	87	90	67	88	83
	5	56	57	46	57	54
	6	46	45	28	38	37
	7	35	42	20	26	39
	8	31	39	15	19	45
	9	28	40	10	13	45
	10	30	41	5	5	51
	11	18	34	9	9	54
	12	17	32	2	2	54
120	1	0	0	0	0	0
	2	293	282	423	314	370
	3	473	459	478	476	480
	4	70	73	46	66	50
	5	49	50	20	46	30
	6	29	30	14	29	22
	7	16	18	8	14	11
	8	19	20	3	13	7
	9	11	14	2	8	5
	10	13	16	4	9	8
	11	12	17	1	13	6
	12	15	21	1	12	11

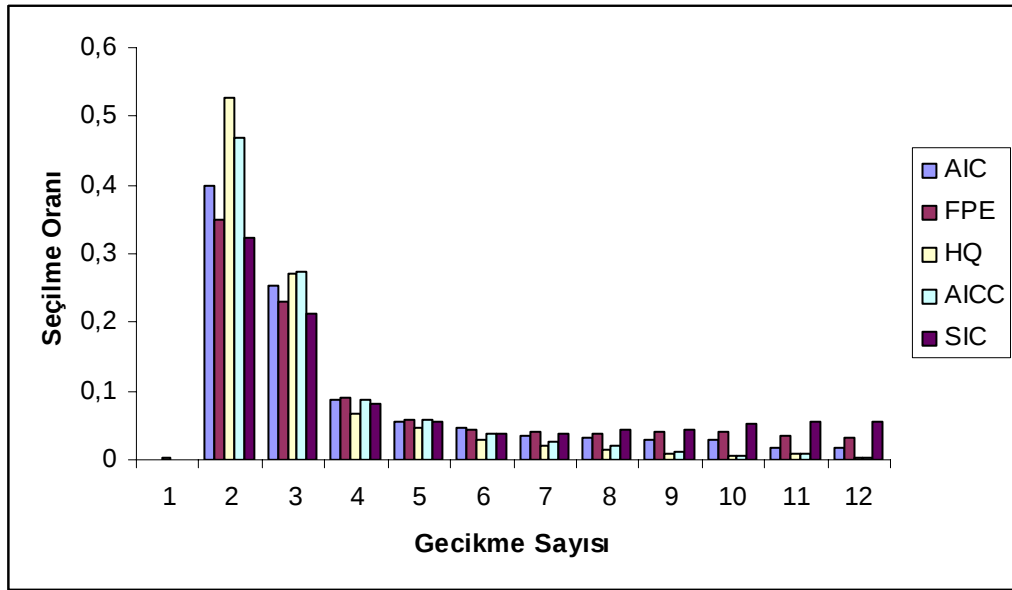
Çizelge 4.8. (Devam) $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $MA(3)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	q	AIC	FPE	HQ	$AICC$	SIC
240	1	0	0	0	0	0
	2	105	104	183	111	184
	3	700	695	738	712	737
	4	96	97	57	94	57
	5	38	38	15	36	15
	6	23	25	3	18	3
	7	15	16	2	13	2
	8	9	9	1	7	1
	9	2	4	1	2	1
	10	3	3	0	2	0
	11	7	7	0	5	0
	12	2	2	0	0	0
600	1	0	0	0	0	0
	2	1	1	5	1	6
	3	805	801	921	812	941
	4	104	105	59	103	44
	5	45	45	9	43	5
	6	25	27	4	23	3
	7	7	7	1	6	1
	8	5	5	0	5	0
	9	4	4	0	4	0
	10	2	3	1	2	0
	11	1	1	0	1	0
	12	1	1	0	0	0

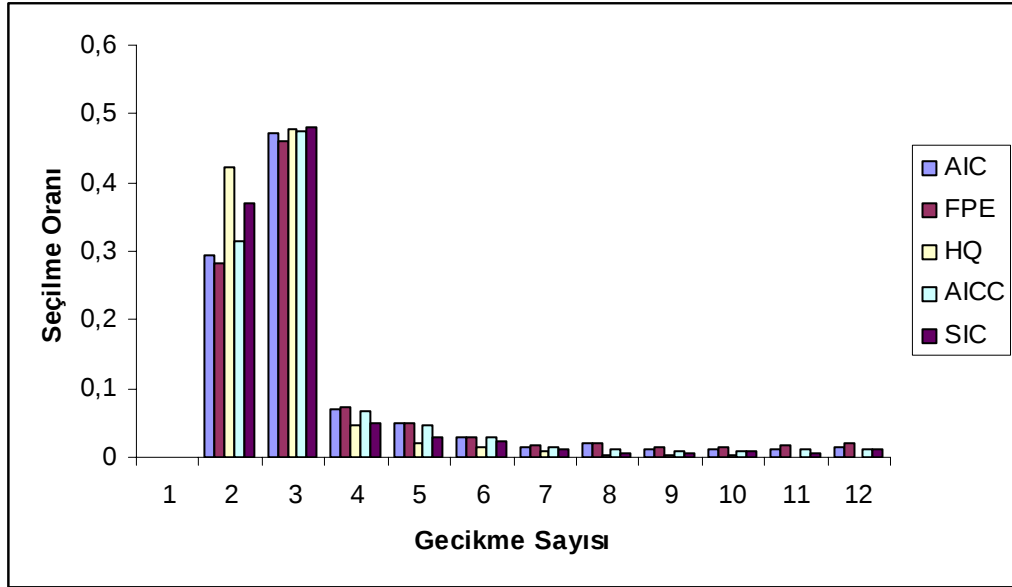
Çizelge 4.8' de örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin sonuçları $MA(3)$ modeli için karşılaştırılmaktadır. Burada küçük örnek çapı $n=60$ olduğunda en kötü sonuç veren ölçüt HQ ' dur. Örnek çapı 120 olduğunda seçim ölçütlerinin doğru gecikme sayısını belirleme oranlarında iyileşme gözlemlenmektedir. Fakat HQ ölçütünün yanlış gecikmeyi belirleme sayısı fazladır. Örnek çapı 240 olduğunda tüm seçim ölçütlerinin verdiği sonuçlar birbirine yaklaştı ve iyileşmiştir. 600 çaplı örnek için

SIC en iyi sonucu vermiştir. Örnek çapı arttıkça doğru modeli seçme oranının arttığı tüm model seçim ölçütleri için görülmektedir.

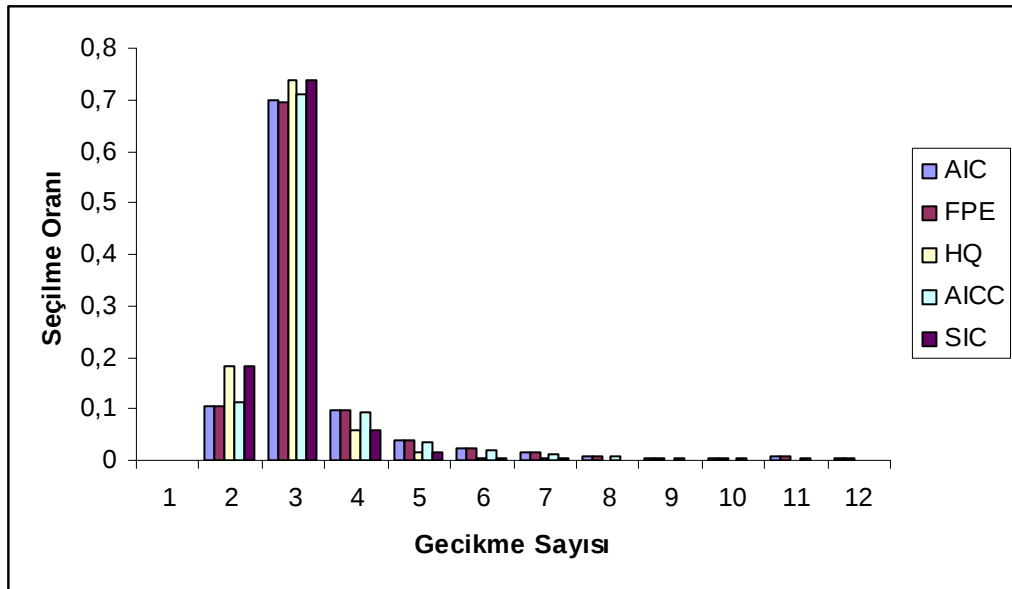
Şekil 4.29, Şekil 4.30, Şekil 4.31 ve Şekil 4.32 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin *MA(3)* modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.6’ daki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



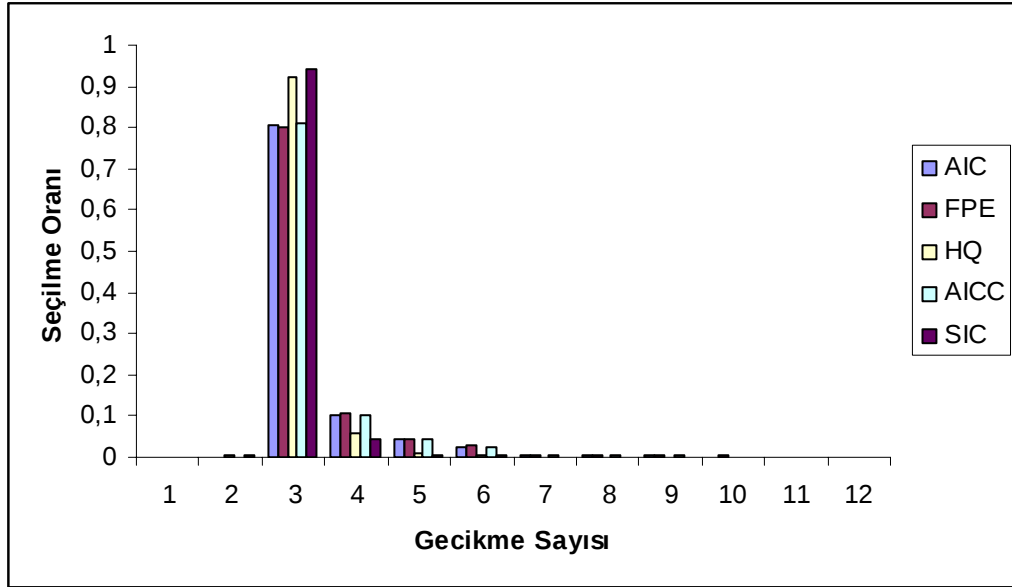
Şekil 4.29. $n=60$ için model *MA(3)* olduğu zaman *AIC*, *FPE*, *HQ*, *AICC* ve *SIC* model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.30. $n=120$ için model $MA(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.31. $n=240$ için model $MA(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.32. $n=600$ için model $MA(3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

$MA(4)$ modeli

Bu kısımda $MA(4)$ modeli için $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olarak dört ayrı örnek çapı ele alınmış ve Monte Carlo yöntemiyle 1000 deneme yapılarak 12 gecikmeye kadar AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Burada veri üretiminde aşağıdaki model kullanılmıştır;

$$MA(4): Z_t = A_t - 0.2A_{t-1} - 0.2A_{t-2} - 0.1A_{t-3} + 0.1A_{t-4} \quad (4.9)$$

Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.9' da verilmiştir.

Çizelge 4.9. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $MA(4)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

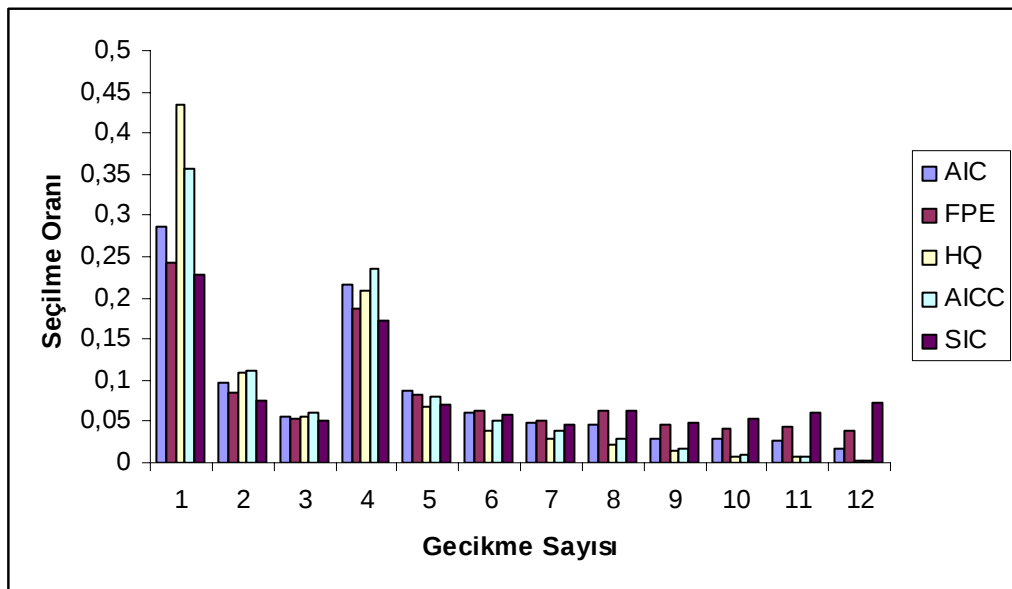
n	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	286	242	434	356	229
	2	97	86	110	112	76
	3	57	53	55	61	50
	4	216	187	209	235	172
	5	88	83	68	81	71
	6	60	64	39	51	59
	7	48	51	30	39	46
	8	47	62	22	29	62
	9	29	46	15	17	48
	10	30	42	8	10	54
	11	26	44	8	7	60
	12	16	40	2	2	73
120	1	112	111	223	127	175
	2	54	47	91	60	78
	3	42	38	46	45	43
	4	558	535	527	571	535
	5	94	96	55	83	67
	6	30	35	17	26	22
	7	29	33	15	25	23
	8	13	18	9	16	15
	9	17	19	7	14	12
	10	13	14	2	8	7
	11	19	25	5	15	14
	12	19	29	3	10	9

Çizelge 4.9. (Devam) $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $MA(4)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

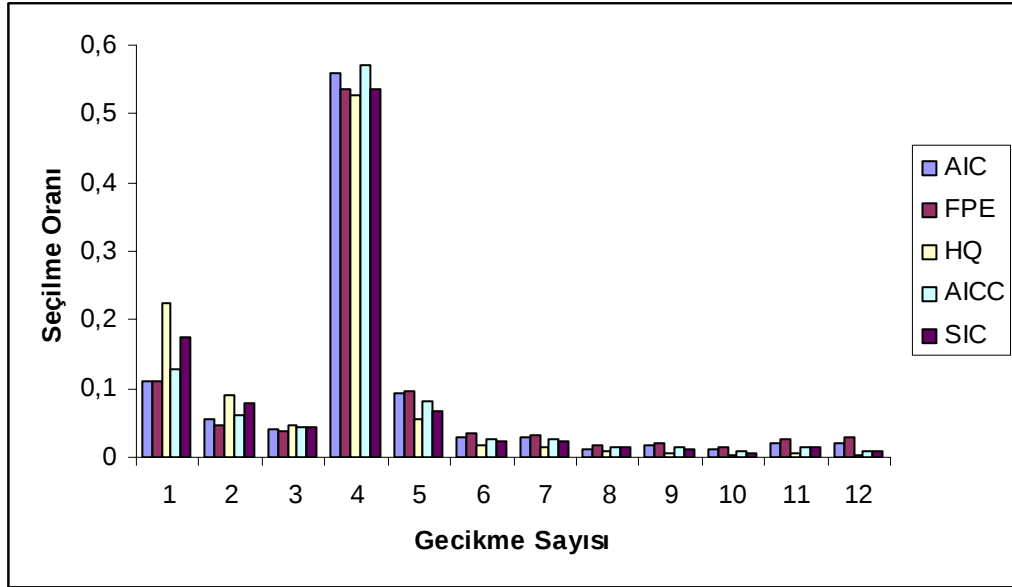
n	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
240	1	3	3	10	3	10
	2	3	3	9	4	10
	3	7	7	8	7	8
	4	785	770	883	804	882
	5	103	104	61	96	61
	6	47	50	21	43	21
	7	20	22	3	14	3
	8	10	13	1	10	1
	9	9	8	2	8	2
	10	5	9	1	5	1
	11	5	5	0	3	0
	12	3	6	1	3	1
600	1	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	0
	4	815	812	939	818	955
	5	98	99	42	98	35
	6	42	41	13	41	7
	7	26	28	4	26	2
	8	3	3	1	3	1
	9	7	8	1	7	0
	10	6	6	0	5	0
	11	2	2	0	1	0
	12	1	1	0	1	0

Çizelge 4.9’da $MA(4)$ modeli için örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin sonuçları karşılaştırılmaktadır. Küçük örnek çapı $n=60$ için ölçütler, modelin gecikme sayısını çoğunlukla 1 olarak yanlış belirlemişlerdir. Küçük örnek çapı için modelin gecikme sayısının yanlış belirlenmesi beklenen bir sonuçtur. Örnek çapı 60 olduğunda en kötü sonucu HQ ölçütü vermiştir. Çok da büyük olmayan 120 örnek çapı için ölçütlerin doğru modeli seçme sayısında fark edilir şekilde artmıştır ve $AICC$ ölçütü en iyi sonucu vermiştir. 240 örnek çapı için HQ ve SIC ölçütlerinin doğru sonuç verme oranı bir hayli fazladır. Fakat diğer ölçütler de büyük oranda doğru model derecesini seçmişlerdir. 600 çaplı örnek için SIC ’nin en iyi sonucu verdiği görülmektedir. Bunun yanında, örnek çapı arttıkça ölçütlerin doğru modeli seçme sayısı da artmıştır.

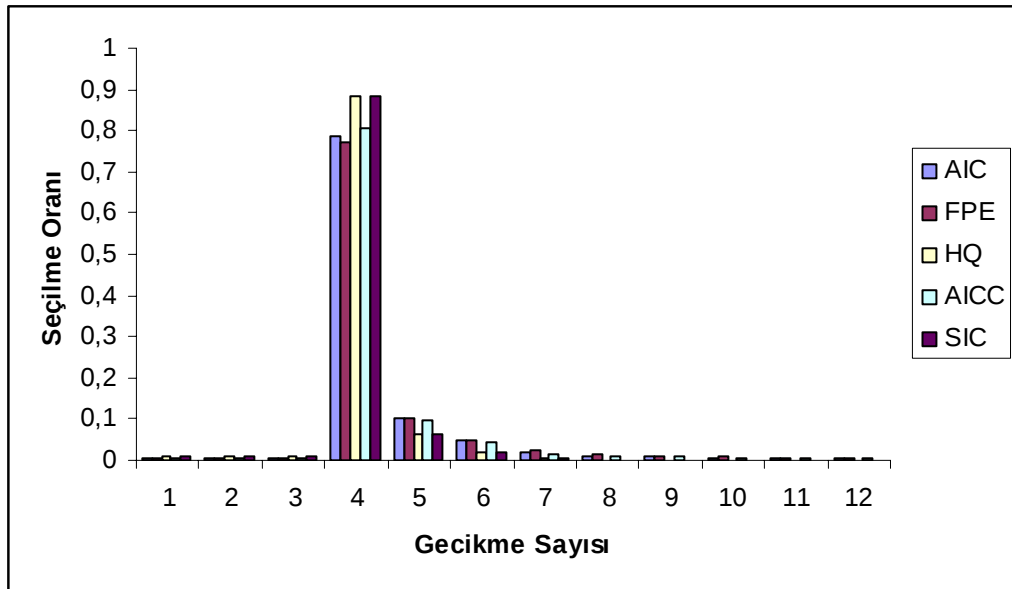
Şekil 4.33, Şekil 4.34, Şekil 4.35 ve Şekil 4.36 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin $MA(4)$ modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.9’ daki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



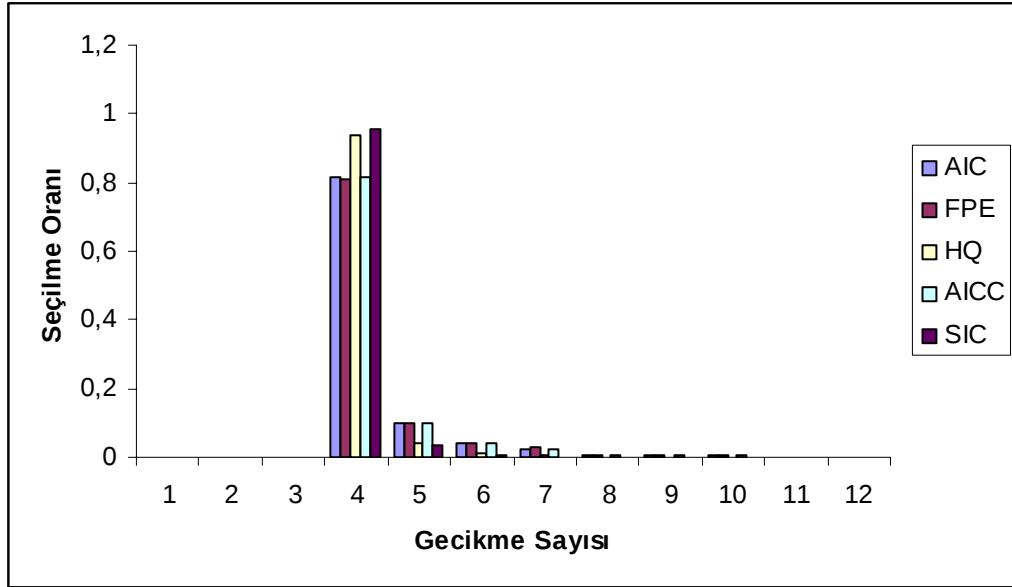
Şekil 4.33. $n=60$ için model $MA(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.34. $n=120$ için model $MA(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.35. $n=240$ için model $MA(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.36. $n=600$ için model $MA(4)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

$MA(5)$ modeli

Bu kısımda $MA(5)$ modeli için $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olarak dört ayrı örnek çapı ele alınmış ve Monte Carlo yöntemiyle 1000 deneme yapılarak 12 gecikmeye kadar AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Burada veri üretiminde aşağıdaki model kullanılmıştır;

$$MA(5) : Z_t = A_t - 0.2A_{t-1} - 0.1A_{t-2} + 0.1A_{t-3} + 0.3A_{t-4} - 0.6A_{t-5} \quad (4.10)$$

Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.10' da verilmiştir.

Çizelge 4.10. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $MA(5)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

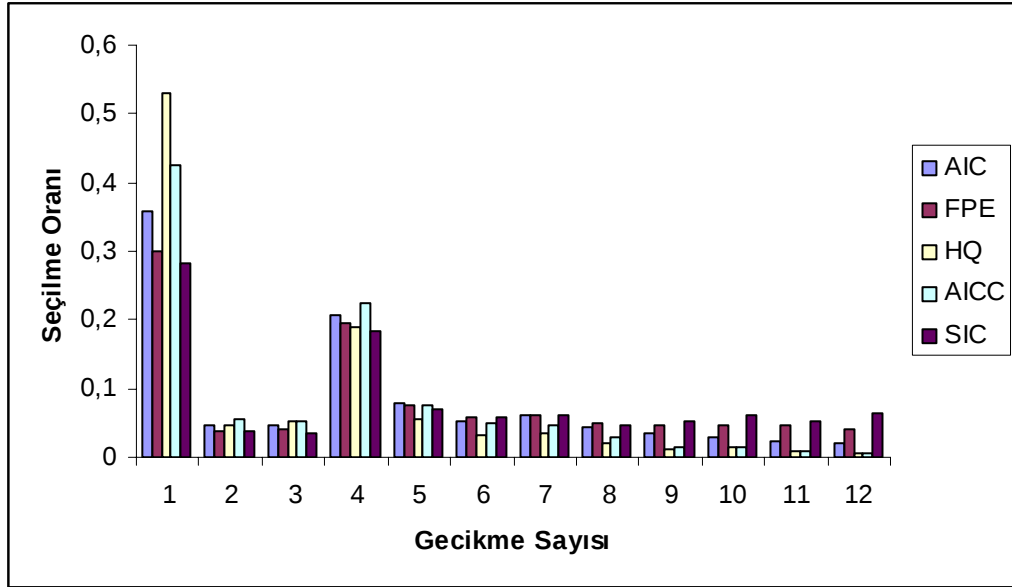
n	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	357	300	531	424	282
	2	47	39	46	55	38
	3	46	40	51	52	34
	4	206	196	189	223	183
	5	80	75	55	76	69
	6	51	57	31	50	57
	7	61	62	35	47	60
	8	44	50	20	30	48
	9	34	47	13	14	53
	10	30	47	15	16	60
	11	23	46	8	8	53
	12	21	41	6	5	63
120	1	165	151	343	182	266
	2	18	17	23	18	21
	3	32	31	35	31	30
	4	548	540	502	560	519
	5	83	86	44	84	67
	6	39	39	23	37	29
	7	27	28	12	24	19
	8	21	24	8	16	12
	9	18	21	2	13	9
	10	17	21	6	15	11
	11	19	25	1	10	7
	12	13	17	1	10	10

Çizelge 4.10. (Devam) $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $MA(5)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

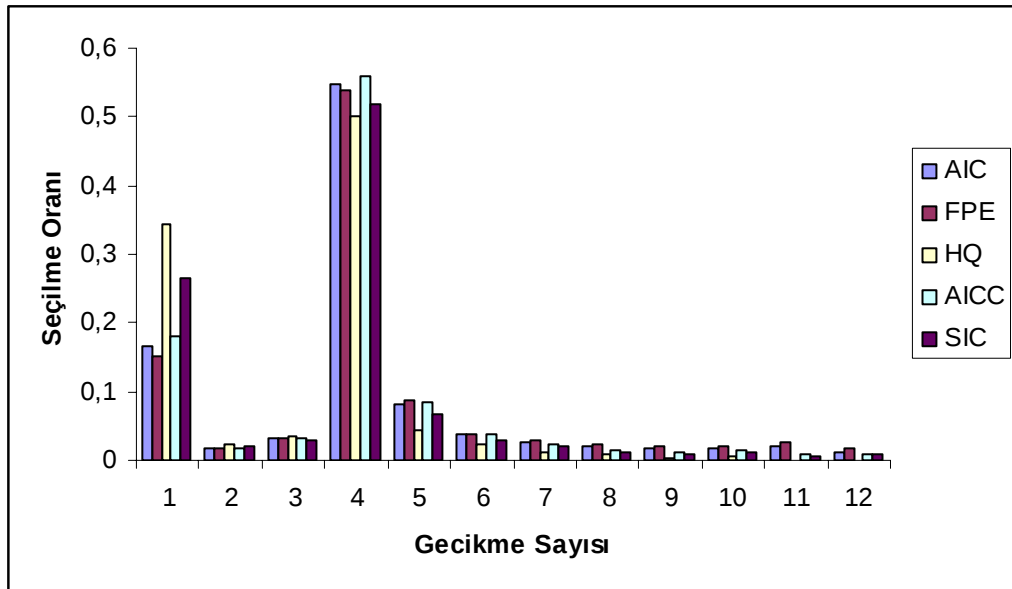
n	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
240	1	10	10	51	11	52
	2	1	1	2	1	2
	3	1	1	4	2	4
	4	786	769	853	796	851
	5	105	111	66	102	67
	6	41	46	15	38	15
	7	21	19	3	20	3
	8	19	21	6	17	6
	9	4	5	0	3	0
	10	6	9	0	6	0
	11	3	5	0	2	0
	12	3	3	0	2	0
600	1	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	0
	4	794	789	927	802	954
	5	113	113	54	112	37
	6	45	46	13	44	8
	7	18	21	3	16	0
	8	12	12	1	11	1
	9	8	9	1	5	0
	10	6	6	1	6	0
	11	3	3	0	3	0
	12	1	1	0	1	0

Çizelge 4.10'da $MA(5)$ modeli için örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin sonuçlarının karşılaştırılmaktadır. Burada tüm örnek çapları için model seçim ölçütleri model derecesini 4 olarak gerçek modelden az seçmiştir.

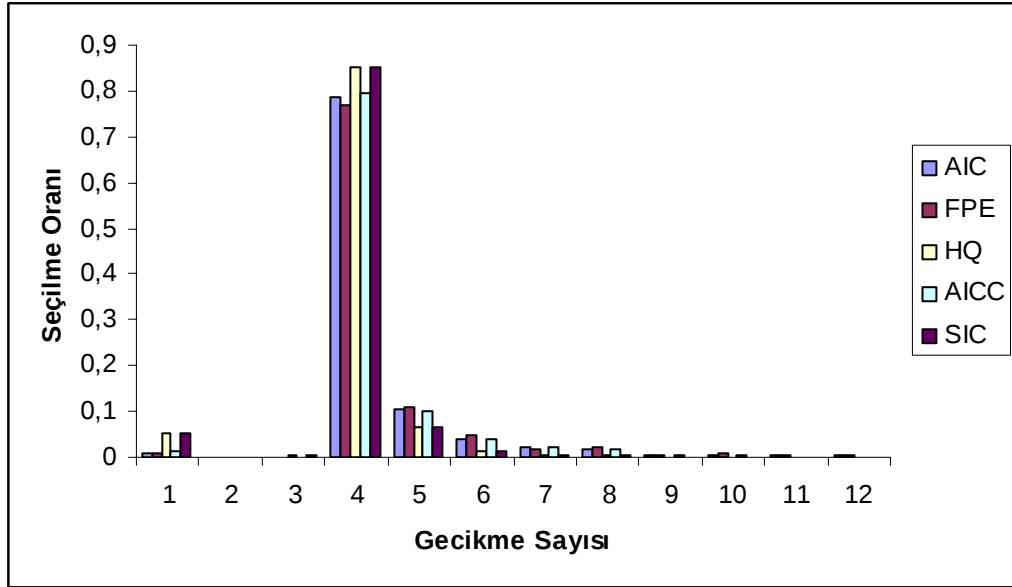
Şekil 4.37, Şekil 4.38, Şekil 4.39 ve Şekil 4.40 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin $MA(5)$ modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.10' daki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



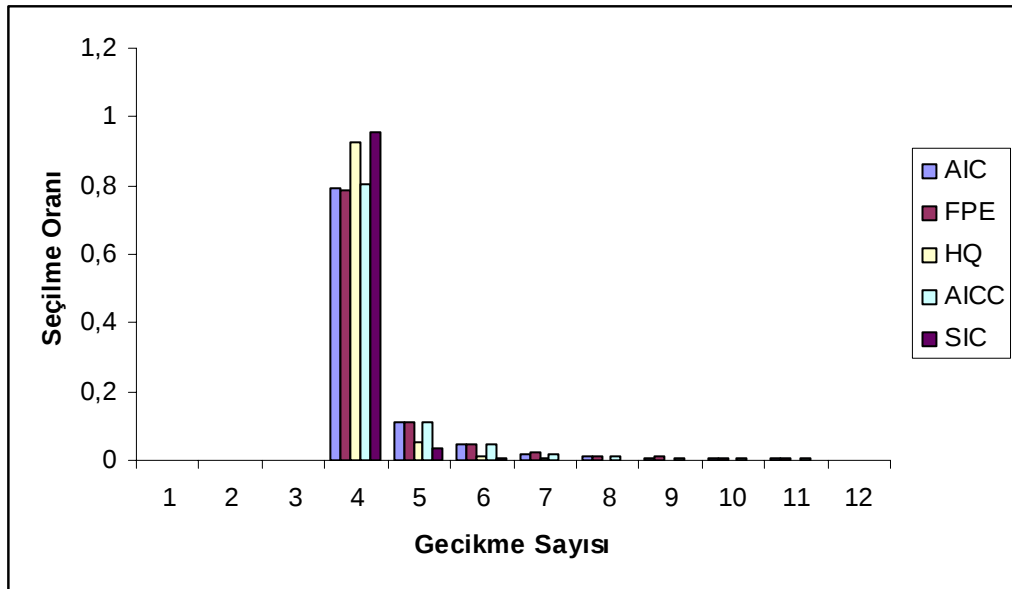
Şekil 4.37. $n=60$ için model $MA(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.38. $n=120$ için model $MA(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.39. $n=240$ için model $MA(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği



Şekil 4.40. $n=600$ için model $MA(5)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

4.2.3. Otoregresif hareketli ortalamalar modelleri için sonuçlar

Bu kısımda, $ARMA(1,1)$, $ARMA(1,2)$ ve $ARMA(1,3)$ modelleri için, $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olmak üzere dört ayrı örnek çapı ele alınmıştır. Bu örnek çapları AR ve MA modellerinde olduğu gibi gerçek bir uygulamaya benzemesi açısından yine 12' nin katları olarak tercih edilmiştir. 1000 tekrarlı simülasyon 12 gecikmeye kadar gerçekleştirilmiş ve her model için incelenen model seçim ölçütlerinin hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Doğrusal tahmin edicinin parametreleri Durbin-Levinson algoritmalı Yule-Walker eşitliği ile tahmin edilmiştir. Burada simülasyon sonucunda çıkan tablo çok uzun olduğundan, seçim ölçütlerinin yalnızca doğru gecikme sayısını kaç kez seçtiği verilecektir.

$ARMA(1,1)$ modeli

Bu kısımda $ARMA(1,1)$ modeli için $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olarak dört ayrı örnek çapı için Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. 1000 deneme yapılmış ve AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin 12 gecikmeye kadar hangi gecikmeyi kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Veri üretiminde aşağıda verilen model kullanılmıştır;

$$ARMA(1,1): Z_t = 0.6Z_{t-1} + A_t - 0.1A_{t-1} \quad (4.11)$$

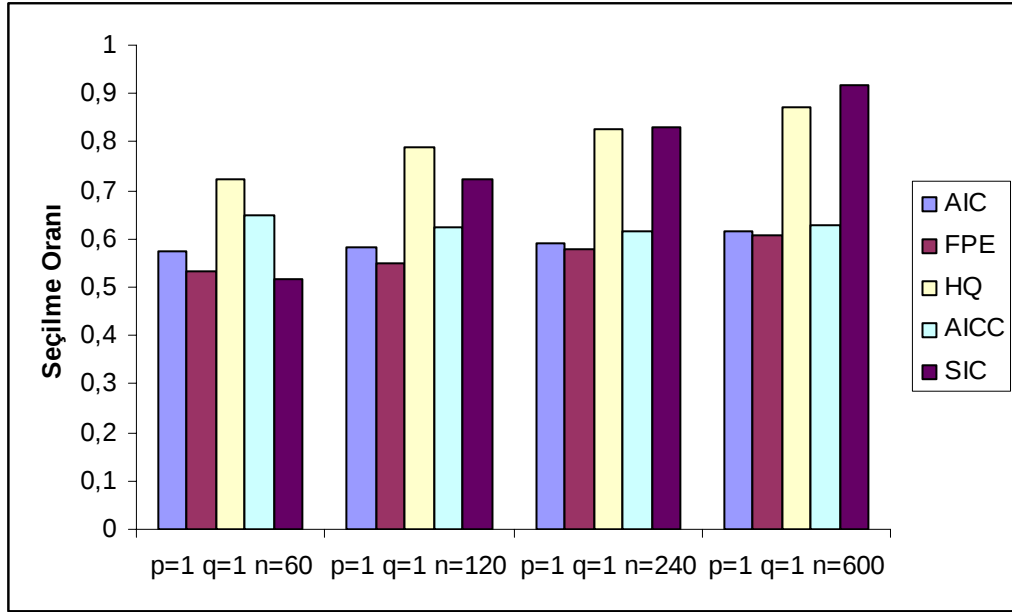
Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.11' de verilmiştir.

Çizelge 4.11. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $ARMA(1,1)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	p	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	1	573	532	723	650	515
120	1	1	583	551	789	624	725
240	1	1	590	580	826	617	831
600	1	1	617	609	871	628	919

Çizelge 4.11’de $ARMA(1,1)$ modeli için örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin doğru model derecesini kaç kez seçtiği verilmiştir. Küçük örnek çapı $n=60$ için bile ele alınan ölçütler, model derecesini çoğunlukla $p=1$ ve $q=1$ olarak doğru belirlemişlerdir. Burada verilmeyen sonuçlara göre ölçütlerin küçük örnek çaplarında da iyi sonuçlar verdiği söylenebilir. Ele alınan $ARMA(1,1)$ modeli için örnek çapı 60 alındığında en iyi sonucu HQ ölçütü vermiştir. 600 çaplı örnek için SIC ’nin en iyi sonucu verdiği görülmektedir. Genel olarak bakıldığında örnek çapı arttıkça ölçütlerin doğru modeli seçme oranının arttığı görülmektedir.

Şekil 4.41 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin $ARMA(1,1)$ modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.11’deki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



Şekil 4.41. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için model $ARMA(1,1)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

$ARMA(1,2)$ modeli

Bu kısımda $ARMA(1,2)$ modeli için $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olarak dört ayrı örnek çapı için Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. 1000 deneme yapılmış ve AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin 12 gecikmeye kadar hangi gecikmeyi kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Veri üretiminde aşağıda verilen model kullanılmıştır;

$$ARMA(1,2): Z_t = 0.6Z_{t-1} + A_t - 0.1A_{t-1} - 0.6A_{t-2} \quad (4.12)$$

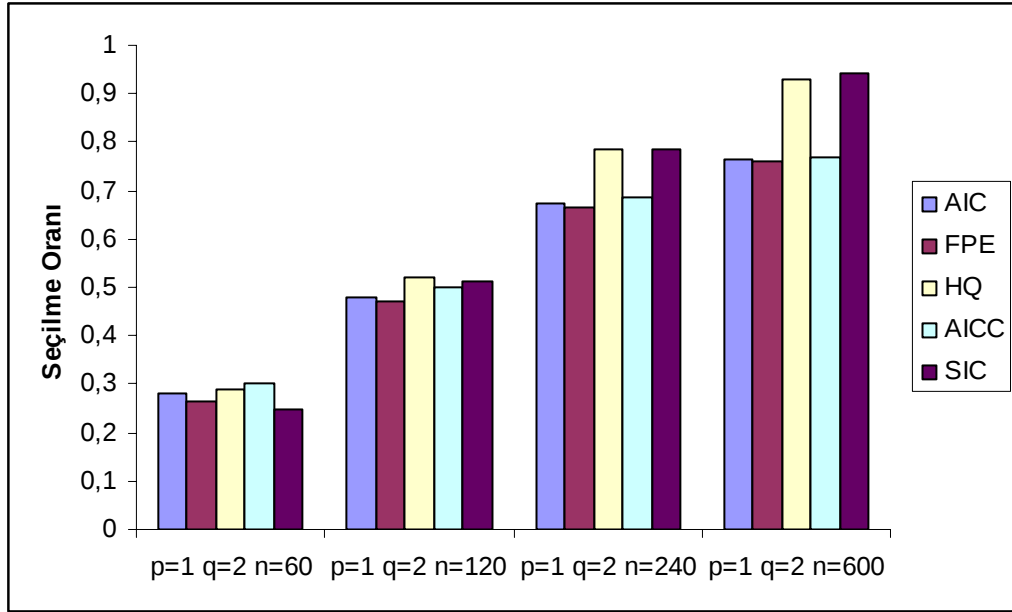
Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.12' de verilmiştir.

Çizelge 4.12. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $ARMA(1,2)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	p	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	2	283	265	290	301	246
120	1	2	481	473	520	501	511
240	1	2	672	666	787	688	785
600	1	2	764	762	928	768	944

Çizelge 4.12’de $ARMA(1,2)$ modeli için örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin doğru model derecesini kaç kez seçtiği verilmiştir. Burada gösterilmeyen sonuçlara göre $n=60$ alındığında yani küçük bir örnek çapında ölçütler fazla oranda yanlış seçim yapmıştır. Bu yanlış seçim çoğunlukla modeli $ARMA(1,1)$ seçmek şeklindedir. Örnek çapı 120 alındığında model seçim ölçütlerinin doğru gecikme sayılarını seçme oranı bir hayli artmıştır. Burada en küçük örnek çapı için en iyi sonucu $AICC$ ölçütünün, genel olarak ise en iyi sonucu SIC ölçütünün verdiği söylenebilir. Örnek çapı arttıkça ise ölçütlerin doğru modeli seçme oranının arttığı görülmektedir.

Şekil 4.42 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin $ARMA(1,2)$ modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.12’deki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



Şekil 4.42. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için model $ARMA(1,2)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

$ARMA(1,3)$ modeli

Bu kısımda $ARMA(1,3)$ modeli için $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olarak dört ayrı örnek çapı için Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. 1000 deneme yapılmış ve AIC , FPE , HQ , AIC_c ve SIC model seçim ölçütlerinin 12 gecikmeye kadar hangi gecikmeyi kaç kez seçtiği hesaplanmıştır. Veri üretiminde aşağıda verilen model kullanılmıştır;

$$ARMA(1,3): Z_t = 0.6Z_{t-1} + A_t - 0.1A_{t-1} - 0.6A_{t-2} - 0.2A_{t-3} \quad (4.13)$$

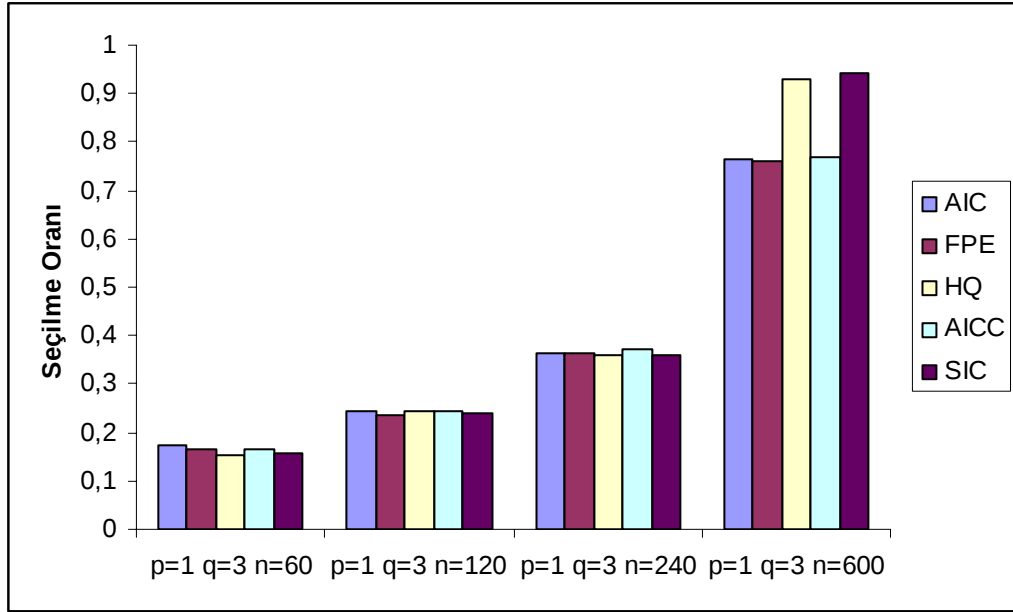
Bu model kullanılarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.13' de verilmiştir.

Çizelge 4.13. $n = 60$, $n = 120$, $n = 240$ ve $n = 600$ için 1000 denemede $ARMA(1,3)$ modeli için AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütleri sonuçları

n	p	q	AIC	FPE	HQ	AICC	SIC
60	1	3	172	166	152	166	156
120	1	3	245	236	244	243	239
240	1	3	364	363	359	370	358
600	1	3	764	762	928	768	944

Çizelge 4.13’de $ARMA(1,3)$ modeli için örnek çapı $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olduğu zaman incelenen AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin doğru model derecesini kaç kez seçtiği verilmiştir. Burada gösterilmeyen sonuçlara göre ele aldığımız model seçim ölçütleri $ARMA(1,3)$ tüm örnek çapları için fazla oranda yanlış seçim yapmıştır ve bu hatalı seçimler çok fazla değişkenlik göstermiştir. Örnek çapı 60 alındığında ölçütler genelde $ARMA(1,2)$ ve $ARMA(2,1)$ modellerini fazla sayıda seçme eğilimindedir. Örnek çapı ancak 600’e çıkarıldığında ölçütlerin doğru model seçme oranları artmıştır. Bu büyük örnek çapı için ise en iyi sonucu HQ ve SIC model seçim ölçütleri vermektedir.

Şekil 4.43 dört farklı örnek çapı açısından model seçim ölçütlerinin $ARMA(1,3)$ modeli için sonuçlarını oransal olarak karşılaştırmaktadır. Bu şekiller, Çizelge 4.43’deki sonuçları grafiksel olarak göstermektedir.



Şekil 4.43. $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ için model $ARMA(1,3)$ olduğu zaman AIC , FPE , HQ , $AICC$ ve SIC model seçim ölçütlerinin seçtiği gecikme sayısının oransal açıdan karşılaştırmalı grafiği

5. SONUÇ

Bu tez çalışmasında, tek değişkenli zaman serileri modelleri için model seçim ölçütleri karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Literatürde kullanılan bu ölçütlerden Akaike Bilgi Ölçütü (*AIC*), Son Kestirim Hatası (*FPE*), Hannan-Quinn Bilgi Ölçütü (*HQ*), Düzeltilmiş Akaike Bilgi Ölçütü (*AIC_c*) ve Schwarz Bilgi Ölçütü (*SIC*) dikkate alınmıştır. Ele alınan bu seçim ölçütlerinin değişik örnek çapları için model derecelerini belirlemedeki başarılarını değerlendirmek için, simülasyon çalışmaları yapılmıştır. Model seçim ölçütlerini karşılaştırmak için Monte Carlo simülasyon yöntemi kullanılarak hangi ölçütün hangi gecikme sayısını kaç kez seçtiğinin hesaplanması amaçlanmıştır. Bu hesaplamalarda farklı örnek çapları da dikkate alınmıştır.

Model seçim ölçütlerinin karşılaştırması için; öncelikle *AR*(1), *AR*(2), *AR*(3), *AR*(4) ve *AR*(5) otoregresif modelleri, ardından *MA*(1), *MA*(2), *MA*(3), *MA*(4) ve *MA*(5) hareketli ortalamalar modelleri, son olarak da *ARMA*(1,1), *ARMA*(1,2) ve *ARMA*(1,3) otoregresif hareketli ortalama modelleri incelenmiştir. Bu modellerin $n=60$, $n=120$, $n=240$ ve $n=600$ olmak üzere dört farklı örnek çapı için sonuçları bir arada verilerek daha kolay bir karşılaştırma yapılması amaçlanmıştır.

Tüm sonuçlara genel olarak bakıldığında örnek çapı n büyüdükçe, model seçim ölçütlerinin çok az değişkenlik gösterdiği ve doğru gecikme sayısını seçme oranının arttığı görülmektedir. *SIC* model seçim ölçütünde değişkenlik çok daha azdır. Bu durum bu ölçütün tutarlı bir model seçim ölçütü olmasının direk bir sonucudur [Luna, 1995]. $\frac{n}{k} < 40$ olan durumlar için *AICC* model seçim ölçütü en iyi sonuçları verir ve en az değişkenlik gösterir. Bu sonuç, Hurvich ve Tsai (1989)'in sonuçları ile uyushmaktadır. Bununla birlikte örnek çapı arttıkça *AICC* ölçütü *AIC*'ye yaklaşmakta ve bu iki ölçüt hemen hemen aynı sonuçları vermektedir. *HQ* model seçim ölçütü ise hareketli ortalamalar modelleri için tüm örnek çaplarında diğer ölçütlere göre daha iyi sonuç vermektedir. Otoregresif hareketli ortalamalar modelleri için yine örnek

apı arttıka lütlerin daha iyi sonuçlar verdiđi görölmüştür. *ARMA* modellerde genellikle *SIC* ve *HQ* lütlerinin daha dođru sonuçlar verdiđine karar verilmiştir.

KAYNAKLAR

Abraham, A.A. “Model Selection Methods in The Lineer Mixed Model for Longitudunal Data” Doktora Tezi, University of North Carolina, 8-10 (2008).

Akaike, H. “Fitting Autoregressive Model for Prediction” , *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 21: 243-247 (1969).

Akaike, H.”Statistical Predictor Identification”, *Annals of the Institute for Statistical Mathematics*, 22:203-217 (1970).

Akaike, H. “Maximum Likelihood İdentification of Gaussian Autoregressive Moving Average Model”, *Biometrika Trust*, 60: 255-265 (1973).

Akaike, H. “A New Look at the Statistical Model Identification”, *I.E.E.E Transactions on Automatic Control*, AC-19: 716-722 (1974).

Akaike, H. “A Bayesian Extension of the Minimum AIC Prosedur of Autoregressive Model Fitting” , *Biometrika*, 66, 237-242, (1979).

Akdi, Y. “Zaman Serileri Analizi (Birim Kökler ve Kointegrasyon)”, *Bıçaklar Kitabevi*, Ankara, 31-110, 182-185 (2003).

Baran, T. ve Bacanlı, Ü. G. “Uygun Stokastik Model Seçim Ölçütlerinin Değerlendirilmesi”, *IMO Teknik Dergi*, 264: 3987-4002 (2006).

Bedrick, E. J. and Tsai, C. L. “Model Selection for Multivariate Regression in Small Samples”, *Biometrics*, 50: 226-231 (1994).

Beran J., Bhansali R. J. and Ocker D. “On Unified Model Selection for Stationary and Nonstationary Short and Long Memory Autoregressive Processes”, *Biometrika*, 85: 921-934 (1998).

Bhansali, R. J. and Downham, D. Y. “Some Properties of the Order of en Autoregressive Model Selected by Generalization of Akaike’s EPF Criterion”, *Biometrika*, 64: 547-551 (1977).

Burnham, K.P. and Anderson, D.R. “Multimodel Inference Understanding AIC and BIC in Model Selection” *Sociological Methods & Research*, 33: 261-304 (2004).

Box, G.E.P., Jenkins, G.M. and Reinsel, G.C. “Time Series Analysis: Forecasting and a Control”, *Prentice Hall*, New Jersey, 10-100, 200-202 (1994).

Enders, W. “Applied Econometric Time Series”, *Wiley*, United States of America, 96-97 (2004).

Haçerlioğulları A., “Monte Carlo Simülasyon Metodu ve MNPG Kod sistemi”, *Kastamonu Eğitim Dergisi*, 14: 545-556 (2006).

Hannan E. J. and Quinn B. G. “The Determination of the Order of an Autoregression”, *Journal of the Royal Statistical Society*, 41: 190-195 (1979).

Hannan E. J. “The Estimation of the Order of an ARMA Process”, *The Annals of Statistics*, 8: 1071-1081 (1980).

Hurvich, C. M. and Tsai, C. T. “Regression and Time Series Model Selection in Small Samples”, *Biometrika*, 76: 297-307 (1989).

İnternet: Burnham, K.P. and Anderson, D.R. “*Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information-Theoretic Approach*”
<http://site.ebrary.com/lib/gazi/docDetail.action?docID=10047705&p00=burnham%20multimodel%20inference> (2002).

Jones, R.H. “Fitting Autoregressions”, *Journal of American Statistical Association*, 70: 590-592 (1975).

Kadılar, C. “Vektör Otoregresyon Modellerinde Belirleme Sorunu”, Doktora Tezi, *Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara, 23-24 (2000).

Luna, X. “An Improvement of Akaike’s FPE Criterion to Produce its Variability”, *Journal of Time Series Analysis*, 19: 457-471 (1998).

Kasap, R. “AR(p) Modelinin CFA Yardımıyla Derecesinin Belirlenmesi ve Parametre Kestiriminin Yapılması”, *Hacettepe Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 17: 195-205 (1996)

Kieseppa, I. A. “AIC and Large Samples”, *Philosophy of Science*, 70: 1265-1276 (2003)

Koehler A. B. and Murphree E. S. “A Comparison of the Akaike and Schwarz Criteria for Selecting Model Order”, *Applied Statistics*, 37: 187-195 (1988)

Neftçi, S. N. “Specification of Economic Time Series Models Using Akaike’s Criterion”, *Journal of the American Statistical Association*, 77: 537-540 (1982)

Parkhurst, A.M. “*Evaluation of Order Determination Procedures in ARMA Models*” Doktora Tezi, Presented to the Faculty of The Graduate Collage at The University of Nebraska, 91-93 (1992)

Quinn, B.G. “Order Determination for a Multivariate Autoregression”, *Journal of Time Series Analysis*, 42: 182-185 (1980)

Sancak, S. “Tek Değişkenli Zaman Serilerinde Modelleme Sürecindeki Testlerin Karşılaştırmalı İncelenmesi” Doktora Tezi, **Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Ankara, 5-19 (2008).

Schwarz, G. D. “Estimating the Dimension of a Model”, **The Annals of Statistics**, 6: 461-464 (1978).

Sevüktekin, M. ve Nargeleçekenler, M. “Ekonometrik Zaman Serileri Analizi”, **Nobel Yayın Dağıtım**, Ankara, 136-174 (2007).

Shibata, R. “Selection of the Order of an Autoregressive Model by Akaike’s Information Criterion”, **Biometrika**, 63: 117-126 (1976).

Shibata, R. “An Optimal Selection of Regression Variables”, **Biometrika**, 68: 45-54 (1981).

Stone, M. “model Selection Criteria of Akaike and Schwarz”, **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, 41: 276-278 (1979).

Tsay, R. S. “Order Selection in Nonstationary Autoregressive Models”, **The Annals of Statistics**, 12: 1425-1433 (1984).

Wei, W.W.S., “Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Analysis”, **Addison-Wesley Publishing company, Inc.** , England, 32-57, 67-84 (1990).

EKLER

EK-1 AR(1) modeli için simülasyon programı

```

clc;
close all;
clear all;
for tekrar=1:4
baslik=('p   AIC FPE HQ AICC SIC');
tetal=0.8;
sigmakare=1;
basla=[0.8];
kararmatrиси=zeros(12,6);
n=input('simulasyonda kullanılacak verisayısını
belirtiniz...');y=[];
display('program çalışırken lütfen bekleyiniz')
aic=[];fpe=[];hq=[];aicc=[];sic=[];
for sim=1:1000
    y=[];
    y(1)=basla(1);
    for i=2:n
        y(i)=tetal*y(i-1)+normrnd(0,sqrt(sigmakare),1,1);
    end
y=y';
    aic=[];fpe=[];hq=[];aicc=[];sic=[];
    for j=1:12

        [yvek,xmat]=tasarim(y,j);
        btah=inv(xmat'*xmat)*xmat'*yvek;
        % [nn,m]=size(yvek);
        stah=(yvek-xmat*btah) *(yvek-xmat*btah)/(n-2*j-1);
        %kriter değerleri hesaplanıyor
        aic(j)=n*log(stah)+2*j;
        fpe(j)=stah*(1+2*(j/n));
        hq(j)=n*log(stah)+2*j*log(log(n));
        aicc(j)=log(stah)+((n+j)/(n-j-2));
        sic(j)=n*log(stah*(n-2*j-1))+j*log(n);
    end
    %karar matrisi oluşturuluyor bunun için seçilen kriterlerin ind.
    %numaraları alınıyor.
    [d1,indaic]=min(aic);
    [d2,indfpe]=min(fpe);
    [d3,indhq]=min(hq);
    [d4,indaicc]=min(aicc);
    [d5,indsic]=min(sic);
    kararmatrиси(indaic,1)=kararmatrиси(indaic,1)+1;
    kararmatrиси(indfpe,2)=kararmatrиси(indfpe,2)+1;
    kararmatrиси(indhq,3)=kararmatrиси(indhq,3)+1;
    kararmatrиси(indaicc,4)=kararmatrиси(indaicc,4)+1;
    kararmatrиси(indsic,5)=kararmatrиси(indsic,5)+1;
end
ppp=1:12;ppp=ppp';kararmatrиси=[ppp kararmatrиси];
fprintf(baslik)
fprintf('\n')
for i=1:12
    for j=1:6
        fprintf('%d\t',kararmatrиси(i,j))
    end
end

```

EK-1 (Devam) $AR(1)$ modeli için simülasyon programı

```
fprintf('\n')  
end  
end  
%kararmatrisi
```

ÖZGEÇMİŞ**Kişisel Bilgiler**

Soyadı, adı : GÜNEY, Hilal
Uyruğu : T.C.
Doğum tarihi ve yeri : 16.02.1979, Ankara
Medeni hali : Bekar
Telefon : 0 (312) 202 14 87
e-mail : hguney@gazi.edu.tr

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet tarihi
Lisans	Gazi Üniversitesi/ İstatistik Bölümü	2003
Lise	Çankaya Lisesi	1996

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2006-2009	Gazi Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

Yabancı Dil

İngilizce