



PANEL VERİLERDE YAPISAL KIRILMA NOKTASININ BELİRLENMESİ

Selim DAĞLIOĞLU

**DOKTORA TEZİ
İSTATİSTİK ANABİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

OCAK 2016

Selim DAĞLIOĞLU tarafından hazırlanan “PANEL VERİLERDE YAPISAL KIRILMA NOKTASININ BELİRLENMESİ” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ / OY ÇOKLUĞU ile Gazi Üniversitesi İstatistik Anabilim Dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. Mehmet Akif BAKIR
İstatistik, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Başkan : Unvanı Adı SOYADI
Anabilim Dalı, Üniversite Adı (Örnek: Endüstri Mühendisliği, Gazi Üniversitesi)

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Üye : Unvanı Adı SOYADI
Anabilim Dalı, Üniversite Adı (Örnek: Endüstri Mühendisliği, Gazi Üniversitesi)

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Üye : Unvanı Adı SOYADI
Anabilim Dalı, Üniversite Adı (Örnek: Endüstri Mühendisliği, Gazi Üniversitesi)

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Üye : Unvanı Adı SOYADI
Anabilim Dalı, Üniversite Adı (Örnek: Endüstri Mühendisliği, Gazi Üniversitesi)

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum

Tez Savunma Tarihi:/...../.....

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Doktora Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

.....
Prof. Dr. Metin GÜRÜ
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Selim DAĞLIOĞLU
02 / 02 / 2016

PANEL VERİLERDE YAPISAL KIRILMA NOKTASININ BELİRLENMESİ
(Doktora Tezi)

Selim DAĞLIOĞLU

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ocak 2016

ÖZET

Bu çalışmada, N kesit birimine ait T uzunluğundaki N tane zaman serisinden oluşan bir panel veride yapısal kırılma varlığının incelenmesi ve kırılma tarihinin tespit edilmesinde kullanılan bazı yöntemlerin farklı faktör düzeylerine bağlı olarak kırılma noktası tahmin performansları incelenmiştir. Performansı incelenen testler, Ortalama Kayma Modeli (OKM) Yaklaşımına dayalı test yöntemleridir. Bununla birlikte, bu testlere ek olarak Rasgele Kırılma Modeli yaklaşımına dayalı testlerden olan EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin etme performansı da incelenmiştir. OKM yaklaşımına dayalı pek çok test yöntemi bulunmaktadır. Bu yöntemlerden bir kısmı, test yönteminde kullanılan panel değişken sayısı dikkate alınarak çalışmaya dâhil edilmiştir. Bu kapsamda, çalışmada Monte Carlo benzetimleri yardımıyla Basit Ortalama Kayma Modeli Yöntemi, Dalgalanma Testi, Wald İstatistiği Testi, Kim Testi, Basit Ortalama Kayma modeline CUSUM yaklaşımı ve EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performansları incelenmiştir. Panel verilerde yapısal kırılmanın tespit edilmesinde kullanılan bu testlerin performansı üzerinde etkisi olabileceği düşünülen kesit sayısı, zaman boyutu, kırılma büyüklüğü ve kırılma oranı faktörlerinin sırasıyla 3, 3, 4 ve 3 düzeylerine bağlı olarak her biri 3000 tekrardan oluşan 108 Monte Carlo benzetimi yapılmıştır. Monte Carlo benzetimleri sonucunda, Basit Ortalama Kayma Modeli yaklaşımının diğer yöntemlere göre kırılma noktasını tahmin etmede daha yüksek bir performans ortaya koyduğu görülmüştür. Ayrıca kırılmaların serilerin orta noktasında olması durumunda Wald ve Kim Testleri, en yüksek performansları gösterirken kırılmaların serilerin üçüncü çeyreğinde ortaya çıkması durumunda Dalgalanma Testi en yüksek kırılma noktası tahmin performansı göstermektedir. Genel olarak kesit sayısı arttıkça testlerin tahmin performansı, artarken zaman boyutu arttıkça Basit Ortalama Kayma Modeli dışındaki yöntemlerin performansı azalmaktadır. Son olarak, kırılma büyüklüğü arttıkça yöntemlerin doğru tahmin performansları azalmakla birlikte yöntemler, gerçek kırılma noktasına daha yakın tahminler üretmekte ve tahminlerin standart hataları küçülmektedir.

Bilim Kodu : 205.1.066

Anahtar Kelimeler : Panel veri, Yapısal kırılma, Kırılma noktası tahmin performansı, Benzetim

Sayfa Adedi : 199

Danışman : Prof. Dr. Mehmet Akif BAKIR

DETERMINATION OF STRUCTURAL BREAK POINT IN PANEL DATA

(Ph. D. Thesis)

Selim DAĞLIOĞLU

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

January 2016

ABSTRACT

In this study, performances of break point estimation of some methods used to investigate presence of structural break and determine the date of break in a panel data consisting of N time series, each of T length, belonging to N cross-section have been investigated by depending on different levels of factors. Tests of which performances have been investigated are test methods depending on Mean Shift Model (MSM) Method. Nevertheless, in addition to these test, performance of break point estimation of EM Algorithm method depending on Random Break Point Model also have been investigated. There are many test methods depending on MSM approach. Some of these have been included in this study by taking into account the number of panel data variables used in test methods. In this context, break point estimation performances of Simple Mean Shift Model Method, Fluctuation Test, Wald Statistic Test, Kim Test, CUSUM Approach to Simple Mean Shift Model and EM Algorithm Method have been evaluated via Monte Carlo simulations in the study. 108 Monte Carlo simulations with each 3000 repeats have been carried out for 3, 3, 4 and 3 levels of factors, respectively number of cross-section units, length of series, size of break and proportion of break, expected influence the performance of these tests. Monte Carlo simulations concluded that Simple Mean Shift Model approach has better performance of break point estimation than other methods. Moreover, while Wald and Kim Tests put forth their best performances in the case where the breaks in series are at the half of the series, Fluctuation Test showed its best performance in the case that the breaks are at the third quarter of series. Generally, while break point estimation performances of tests increase as the number of cross-section increases, the performance of methods except Simple Mean Shift Model decrease as length of series increases. Finally, the correct estimations performance of tests decrease as the size of breaks increase but the methods produce closer estimates to the real break point and the standard deviations of these estimates decrease as the size of break increase.

Science Code : 205.1.066

Key Words : Panel data, Structural break, Estimation performance of break point, Simulation

Page Number : 199

Supervisor : Prof. Dr. Mehmet Akif BAKIR

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam boyunca bana her türlü yardımını, katkısını, bilgi ve deneyimini esirgemeyen, danışmanım, Sayın Prof. Dr. Mehmet Akif BAKIR' a, Tez İzleme Komitesinde yer alarak tez çalışmam esnasında bana büyük katkı ve yönlendirmelerinden dolayı Sayın Prof. Dr. Yılmaz AKDİ' ye ve Sayın Prof. Dr. Mustafa Yavuz ATA' ya ve onların şahsında üzerimde emeği olan tüm hocalarıma teşekkürü bir borç bilirim.

Tez çalışmam süresince anlayış, yardım ve katkılarından dolayı Sosyal Güvenlik Kurumu ve Çalışma ve Sosyal Güvenlik Bakanlığı' ndaki yöneticilerim ve çalışma arkadaşlarımla her birine ayrı ayrı teşekkür ederim. Çalışmanın benzetim aşamasında bana yardımlarından dolayı Çalışma ve Sosyal Güvenlik Bakanlığı Yurtdışı İşçi Hizmetleri Genel Müdürlüğü'nde aynı odayı paylaştığım çalışma arkadaşlarıma ayrıca teşekkür ederim.

Desteklerini her zaman arkamda hissettiğim saygı değer annem, Elmas DAĞLIOĞLU ve kendisini 2005 yılında kaybettiğim rahmetli babam, Rıfat DAĞLIOĞLU' na ve onların şahsında tüm aileme ve bugünlere gelmemde üzerimde emeği olan tüm sevenlerime teşekkür ederim.

Son olarak, onlara ayırmam gereken zamanı ve ilgiyi onlardan esirgeyerek doktora tez çalışmalarına ayırdığım zamanlarda gösterdikleri anlayıştan ve bana her zaman vermiş oldukları destekten dolayı sevgili eşim, Dr. Hatice DAĞLIOĞLU' na ve kızım, Zehra DAĞLIOĞLU' na teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
TEŞEKKÜR	vi
İÇİNDEKİLER.....	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ	ix
ŞEKİLLERİN LİSTESİ	x
1. GİRİŞ	1
2. VERİ YAPILARI.....	15
2.1. Kesit Veri.....	15
2.2. Zaman Serisi Verisi.....	16
2.3. Panel Veri	20
2.3.1. Sabit etkili panel regresyon modelleri.....	24
2.3.2. Rasgele etkili panel regresyon modelleri.....	28
2.3.3. Sabit etkili ya da rasgele etkili model tercih nedenleri	33
2.3.4. Panel verilerin avantajları ve kısıtlamaları	35
3. PANEL VERİLERDE YAPISAL KIRILMALARIN İNCELENMESİ	47
3.1. Yapısal Kırılmalarda Panel Veri Kullanımı Avantajları ve Kısıtlamaları ..	49
3.1.1. Panel veri kullanmanın avantajları.....	49
3.1.2. Panel veri kullanmanın kısıtlamaları	51
3.2. Ortak Kırılma Modeli Yaklaşımı.....	52
3.2.1. Basit ortalama (varyans) kayma modeli	53
3.2.2. Panel zaman trendi kayma modelleri	62

	Sayfa
3.2.3. Panel veri regresyon denklemlerinde yapısal deęişme modeli	72
3.2.4. Birikimli toplam (CUSUM) yöntemine dayalı modeller	82
3.3. Rasgele Kırılma Modeli Yaklaşımı	97
3.3.1. Rasgele kırılma modeli	98
3.3.2. Deęişme noktasının tahmin edilmesi	100
4. BENZETİM ÇALIŞMASI	119
4.1. Veri Üretimi ve Benzetim	120
4.2. Benzetim Sonuçları	125
4.2.1. Doğru tahmin oranı	125
4.2.2. Kırılma noktası tahmini	135
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	171
KAYNAKLAR	181
EKLER	187
EK-1. Benzetim Kodu	188
ÖZGEÇMİŞ	199

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 2.1. 2014 yılı SGK' ya kayıtlı sigortalı sayıları (Bin Kişi).....	15
Çizelge 2.2. Türkiye'nin 2004-2010 dönemi ihracat miktarları (Milyon \$)	17
Çizelge 2.3. Türkiye'nin yıllara ve ülkelere göre ihracat miktarları (Bin \$)	20
Çizelge 4.1. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde doğru tahmin oranları.....	126
Çizelge 4.2. $T = 12$ ve $N = 12$ faktör düzeylerinde doğru tahmin oranları	128
Çizelge 4.3. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri.....	136
Çizelge 4.4. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,25$ olduğunda kırılma noktası standart hataları	141
Çizelge 4.5. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri.....	143
Çizelge 4.6. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri.....	146
Çizelge 4.7. $KO = 1,1$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri.....	149
Çizelge 4.8. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahmin açıklıkları	151
Çizelge 4.9. $T = 32$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri..	153
Çizelge 4.10. $T = 32$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma noktası standart hataları.....	156
Çizelge 4.11. $T = 12$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri	159
Çizelge 4.12. $T = 120$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri.....	163
Çizelge 4.13. $T = 120$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahmin açıklıkları	166

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 4.1. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kesit boyutu doğru tahmin oranı ilişkisi	127
Şekil 4.2. $T = 12$ ve $N = 12$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü doğru tahmin oranı ilişkisi	129
Şekil 4.3. $T = 12$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde için kırılma bölümü doğru tahmin oranı ilişkisi	130
Şekil 4.4. $T = 32$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü doğru tahmin oranı ilişkisi	131
Şekil 4.5. $T = 32$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kırılma oranı doğru tahmin oranı ilişkisi	132
Şekil 4.6. $N = 32$ ve $KO = 0,8$ faktör düzeylerinde zaman boyutu doğru tahmin oranı ilişkisi	133
Şekil 4.7. $N = 32$ ve $KO = 1,1$ faktör düzeyinde zaman boyutu doğru tahmin oranı ilişkisi	134
Şekil 4.8. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kesit boyutu ortalama tahmin ilişkisi	137
Şekil 4.9. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde zaman boyutu ortalama tahmin ilişkisi	138
Şekil 4.10. $KO = 1,1$; $KB = 0,75$ ve $T = 12$ faktör düzeylerinde kesit boyutu kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi.....	139
Şekil 4.11. $KO = 1,1$; $KB = 0,75$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kesit boyutu kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi.....	139
Şekil 4.12. $KO = 1,1$; $KB = 0,75$ ve $T = 120$ faktör düzeylerinde kesit boyutu kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi.....	140
Şekil 4.13. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kesit boyutu tahmin standart hata ilişkisi.....	141
Şekil 4.14. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde zaman boyutu tahmin standart hata ilişkisi.....	142
Şekil 4.15. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kesit boyutu ortalama tahmin ilişkisi	144

Şekil	Sayfa
Şekil 4.16. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kesit boyutu ortalama tahmin ilişkisi	145
Şekil 4.17. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kesit boyutu ortalama tahmin ilişkisi	147
Şekil 4.18. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde zaman boyutu ortalama tahmin ilişkisi	148
Şekil 4.19. $KO = 1,4$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kesit boyutu ortalama tahmin ilişkisi	150
Şekil 4.20. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kesit boyutu tahmin açıklık ilişkisi.....	151
Şekil 4.21. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde zaman boyutu tahmin açıklık ilişkisi.....	152
Şekil 4.22. $N = 32$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma oranı ortalama tahmin ilişkisi	154
Şekil 4.23. $N = 32$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü ortalama tahmin ilişkisi	155
Şekil 4.24. $N = 32$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü tahminin standart hata ilişkisi.....	157
Şekil 4.25. $N = 32$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma oranı tahminin standart hata ilişkisi.....	158
Şekil 4.26. $N = 12$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma oranı ortalama tahmin ilişkisi	160
Şekil 4.27. $T = 12$, $N = 32$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kırılma oranı kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi.....	161
Şekil 4.28. $T = 12$, $N = 32$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kırılma oranı kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi.....	162
Şekil 4.29. $T = 12$, $N = 32$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kırılma oranı kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi.....	162
Şekil 4.30. $N = 120$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü ortalama tahmin ilişkisi	164
Şekil 4.31. $N = 120$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma oranı ortalama tahmin ilişkisi	165

Şekil**Sayfa**

Şekil 4.32. $N = 120$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü tahmin açıklık ilişkisi.....	167
Şekil 4.33. $N = 120$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma oranı tahmin açıklık ilişkisi.....	168

1. GİRİŞ

Yapısal kırılma(lar), iktisadi ya da finansal şoklar, politika değişiklikleri, kültürel ve teknolojik değişiklikler gibi olayların, değişkenlerin dağılımları üzerinde sürekli etkilere sahip olması ile değişkenlerin yapısındaki değişiklik(ler)tir. Regresyon analizinde genellikle model parametrelerinin örneklem verileri boyunca değişmediği varsayılır. Bu varsayım, analizi daha basit hale getiren ve analiz için gerçeğe uygun yapı sağlayan bir yaklaşımdır. Ancak veri boyutu arttıkça, bu varsayımın sağlanması zorlaşır ve varsayım, model parametrelerinin elde edilmesinde araştırmacıyı yanlış sonuçlara götürebilir. Özellikle tek bir zaman serisinin, örneklem boyunca model yapısında bir değişmeye maruz kalmadığı varsayımının, serinin uzunluğu arttıkça sağlanması daha da güç olmaktadır. İstihdam, büyüme ve işsizlik gibi iktisadi zaman serilerinde politika değişimleri ve çeşitli iktisadi olaylar nedeniyle uzun dönemde serilerin yapısında değişimler ortaya çıkabilmektedir.

Serilerde yapısal kırılma olduğu durumda bu yapısal değişimin göz ardı edilerek analizlere devam edilmesi, yanlış sonuçlara götürebilmektedir. Bunun tipik örneklerinden biri, Nelson ve Plosser (1982) tarafından derlenen 1860 ya da 1909 tarihinden başlayan ve 1970 de biten 14 ABD tarihsel zaman serisinde birim kök varlığının araştırıldığı Nelson ve Plosser (1982), Perron (1989), Zivot ve Andrews (1992) ile Lumsdaine ve Papell (1997) çalışmalarında farklı sonuçlara ulaşılmış olmasıdır. Bu çalışmalarda kullanılan analiz yöntemlerinin benzer olmasına rağmen farklı sonuçlara ulaşılmamasının nedeni, kullanılan modellerde yapısal kırılmanın varlığının ve sayısının farklı şekillerde ele alınmasıdır. Nelson ve Plosser (1982), herhangi bir yapısal değişim olmadığı durumda ADF birim kök testi kullanılarak 14 ABD makro iktisadi zaman serisini incelemiş ve bu serilerin 13'ünde birim kök olduğu sonucuna ulaşmıştır. Ancak farklı yapısal değişim durumlarının göz önünde bulundurulduğu Perron (1989), Zivot ve Andrews (1992) ile Lumsdaine ve Papell (1997)' in çalışmalarında aynı veriler kullanılarak bu serilerin sırasıyla 3'ü, 8'si ve 7'sinde birim kök olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Zaman serisi verilerinde olduğu gibi kesit verilerinde de yapısal kırılma olduğu durumda bu yapısal değişmelerin dikkate alınmaması yanlış model tanımlama ve model parametrelerinin sahte tahmin sonuçlarının elde edilmesi gibi yanlış sonuçlara yol açabilmektedir. Yapısal değişmenin çalışmada dikkate alınması ve yapısal değişme tarihinin belirlenmesi bu nedenle önem taşımaktadır. Regresyon analizinde regresyon denkleminde yapısal değişme olmadığı varsayımının geçerliliği genel olarak Chow (1960)'ın *F*-Testi ya da Quandt (1958, 1960)'ın log-olabilirlik testi gibi istatistiksel yöntemler kullanılarak kontrol edilmektedir. Bu testler, temel olarak bağımlı değişkenin gerçek değerleri ile verilere ilişkin uydurulmuş regresyon denklemi kullanılarak elde edilen bağımlı kestirilen değerleri arasındaki farktan oluşan artıkların incelenmesine dayanmaktadır.

Yapısal kırılma yazınında zaman serilerine ilişkin çalışmalar, önemli bir yer tutmaktadır. Zaman serilerinde yapısal kırılma problemi, iki şekilde ele alınmaktadır: Birincisi, serilerde yapısal kırılma olduğu durumda serilerde birim kök varlığının araştırılmasıdır. İkincisi ise zaman serilerinde yapısal kırılma varlığının ve kırılma tarihinin belirlenmesidir. Kesit verilerde yapısal değişmelerin varlığının araştırılması problemine ilişkin bazı çalışmalar olmakla birlikte zaman serilerinde yapısal değişmelere ilişkin çalışmalar kadar yaygın değildir. Bu çalışmalar, temel olarak denklemlerin yapısal kararlılığının incelenmesini içermektedir. Benzer şekilde, hem kesit hem de zaman serisi boyutuna sahip olan panel verilerde de yapısal değişmeye ilişkin çalışmalar bulunmakla birlikte zaman serilerinde yapısal değişmeye ilişkin çalışmalar kadar yaygın değildir. Panel verilerde yapısal kırılma yazınındaki çalışmalar da genel olarak zaman serilerinde yapısal kırılma probleminin incelenmesindeki gibi iki yönde ele alınmaktadır. Bunlardan birincisi, yapısal kırılma varlığında panel verilerde birim kök varlığının incelenmesidir. İkincisi ise panel verilerde yapısal değişme varlığının ve tarihinin belirlenmesidir.

Panel verilerde yapısal kırılma probleminin incelenmesine ilişkin ilgi, zaman serilerine ilişkin çalışmalar kadar yaygın olmamakla birlikte, temel olarak yapısal kırılma varlığında panel verilerde birim kök varlığının incelenmesi üzerinedir. Bununla birlikte, panel verilerde yapısal kırılma varlığında birim kök probleminin incelenmesi üzerindeki çalışmalar kadar yaygın olmamakla birlikte panel verilerde yapısal değişmenin varlığı ve kırılma tarihinin belirlenmesi problemi de

incelenmiştir. Bu çalışmada, panel verilerde yapısal değişme varlığının ve kırılma tarihinin belirlenmesi problemi üzerinde çalışılmıştır. Bu problem, tek bir zaman serisi ya da kesit grubuna ait denklemlerde yapısal kırılma varlığının incelenmesi problemine göre bazı avantajlar içermekle birlikte, daha karmaşıktır.

Panel veriler N kesit birimine ait N tane zaman serisinden oluşmaktadır. Bu nedenle panel verilerde yapısal kırılmanın tespit edilmesi, tek bir zaman serisinde yapısal kırılmanın varlığının ve yerinin tespit edilmesine göre daha karmaşıktır ve bazı varsayımların yapılmasını gerektirmektedir. Tekli yapısal kırılma durumunda tek bir zaman serisinde yapısal kırılmanın ortaya çıktığı tek bir tarih varken, panel verilerde her bir zaman serisinde farklı tarihlerde yapısal değişme ortaya çıkabileceği gibi tüm zaman serilerinde aynı tarihte de bir yapısal değişme ortaya çıkabilir. Ayrıca, bir zaman serisinde birden fazla tarihte yapısal değişme ortaya çıktığında bu, çoklu kırılma durumu olarak adlandırılır. Bu durumda, aynı kesit birimine ait serinin incelendiği zaman dönemi üzerinde farklı tarihlerde ortaya çıkan birden fazla yapısal değişme vardır. Ancak, panel verilerde çoklu yapısal kırılma, kesit boyutu üzerinde ortaya çıkabileceği gibi zaman boyutu üzerinde de ortaya çıkabilir. Örneğin N kesit birimine ait her biri T uzunluğundaki N zaman serilerinden oluşan bir panel veride m tane yapısal kırılma varlığında bu yapısal kırılmalar, m tane kesit grubunda grup içinde ortak, gruplar arasında farklı tarihlerde ortaya çıkabileceği gibi, tüm kesit birimlerinde aynı ama zaman döneminde m farklı tarihte de ortaya çıkabilir. Bunun gibi panel verilerin özellikleri sonucunda ortaya çıkan kırılma noktasına ilişkin varsayım gereklilikleri, panel verilerde yapısal kırılma varlığının araştırılması ve kırılma tarihinin belirlenmesine ilişkin farklı çalışmaların ortaya çıkmasına yol açmıştır. Çalışmalarda genel olarak iki yaklaşım benimsenmiştir. Birincisi paneli oluşturan tüm serilerde yapısal kırılmaların ortak bir tarihte ortaya çıktığı, Ortak Kırılma Modeli Yaklaşımı'dır. İkincisi ise kırılmaların rasgele bir değişkenin dağılımına bağlı olarak her bir seride farklı bir tarihte ortaya çıktığı, Rasgele Kırılma Modeli Yaklaşımı'dır.

Ortak kırılma modeli yaklaşımı, panel verilerde yapısal kırılmanın gerçekleştiği tarihin tespit edilmesinde pek çok çalışmada kullanılan bir yaklaşımdır. Bu yaklaşım, ilk olarak Han ve Park (1989)'da kullanılmıştır. Onlar, üstü kapalı olarak yapısal değişimin ortak bir tarihte ortaya çıktığı varsayımını kullanarak panel

verilerde yapısal kırılma tarihinin tespit edilmesinde Çok Değişkenli Birikimli Toplam (CUSUM) testini geliştirmiştir. Daha sonra önerdikleri bu testi, parçalanmış parametreleri, hata bileşenleri ve serisel korelasyonu dikkate alacak şekilde genişletmişlerdir. Ortak kırılma varsayımını inceleyen diğer bir çalışma, Joseph ve Wolfson (1992)'dur. Onlar, N kesit birimin T zaman dönemi üzerinde gözlemlenmesiyle oluşmuş N seride ilk K gözlemin bir dağılımdan gelirken geri kalan $N - K$ gözlemin farklı bir dağılımdan geldiği durumda kırılmaların ortaya çıktığı bu ortak tarihi tahmin etmek için "sabit tau" modelini önermiştir. Bu yöntemde her bir seri ayrı ayrı ele alınarak tek bir seride yapısal kırılmanın tespit edilmesinde kullanılan yöntemlerin uygulanmasıyla tahmin edilecek kırılma noktası tarihi tahminlerinin ortalaması ya da medyanı ile elde edilecek tarihin ortak kırılma tarihi olarak benimsenmesi, önerilmiştir. Ortak kırılma tarihi yaklaşımı, Bai ve diğerleri (1998) ve Bai (2006) tarafından da kullanılmakla birlikte açık bir şekilde Bai (2010) tarafından ifade edilerek yayınlanmıştır. Bu varsayım çerçevesinde şekillendirilen çalışmalar şu şekilde özetlenebilir:

Bai ve diğerleri (1998), $I(0)$, $I(1)$ ve deterministik trend bağımsız değişkenlerini içeren çok değişkenli zaman serilerinde tek bir ortak kırılma tarihi için asimptotik olarak geçerli güven aralıklarını oluşturma yöntemleri geliştirmiştir. Çalışmada asimptotik güven aralığı genişliğinin örneklem boyutu arttıkça azalmamasına rağmen, güven aralığı genişliğinin ortak kırılma tarihine sahip olan seri sayısı (kesit boyutu) arttıkça azaldığı ve böylece kırılma tarihine ilişkin çok değişkenli çıkarsamada önemli kazanç olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu çalışmada temel olarak panel verilerde yapısal kırılmanın tespiti yerine çok değişkenli zaman serilerinde yapısal değişme problemi incelenmiştir. Bununla birlikte, ortak kırılma tarihine sahip olan seri sayısı, sonsuza gittikçe güven aralığı genişliğinin azaldığı sonucu, ortak faktörler ile daha fazla kesitsel gözlemlerin kullanılması durumunda kırılma tarihi tahmininin iyileştireceği anlamına gelmektedir (Feng ve diğerleri, 2008).

Bai (2006), panel verilerde bilinmeyen bir k_0 ortak kırılma tarihinde ortaya çıkan bir kırılma ile basit ortalama kayma modelinde k_0 kırılma tarihi tahmininin tutarlılığını incelemiştir. Bu çalışmada k_0 ortak kırılma tarihi tahmininin tutarlılığı incelenirken zaman boyutu (T)'nin sabit olduğu ve $T \rightarrow \infty$ olduğu iki ayrı durum göz önünde

bulundurulmuştur. Bai (2006), yayınlanmamış bu çalışması sonucunda sabit T ile ya da tek bir zaman dönemine sahip olan bir sistemle bile k_0 ortak kırılma tarihi için tutarlı tahmin edici elde edilebileceğini göstermiştir. Çalışmada ayrıca güven aralıkları oluşturulmasında kullanılacak ortak kırılma tarihine ilişkin limit dağılımları da türetilmiştir. Bai (2006), önerdiği yöntemin aşağıdaki durumlar için genişletilebileceğini ileri sürmüştür:

- i) genel regresyon modeli, AR
- ii) u_{it} hata terimleri için doğrusal süreçler
- iii) çoklu kırılmalar ve
- iv) ortalama ve varyans kırılmaları.

Bai (2010), Bai (2006) yayınlanmamış çalışmasında elde edilen sonuçları, ortalama ve/veya varyans kırılma(ları) varlığında kırılma noktasının tutarlı tahminini elde edecek şekilde genişleterek yayınlamıştır. Ayrıca Bai (2010), çoklu kırılma durumunda kırılma noktalarının nasıl tutarlı bir şekilde tahmin edilebileceğini de tartışmıştır. Bai (2010), ortalamalardaki kırılmaların tahmin edilmesi için en küçük kareler yöntemini ve ortalamalardaki ve varyanslardaki kırılmaları tahmin etmek için ise yarı en çok olabilirlik (QML) yöntemini kullanmıştır.

Feng ve diğerleri (2008), Bai (2006) ile benzer şekilde paneli oluşturan kesit birimlerine ait serilerde bilinmeyen bir ortak tarihte yapısal kırılmanın ortaya çıktığı varsayımı altında kırılma noktası tahmin edicisinin tutarlılığını ve yakınsama oranını incelemiştir. Onlar, tahmin edicilerin limit dağılımını türetirken üstü kapalı olarak azalan kırılma varsayımını kullanan Bai (2006)' dan farklı olarak değişme noktası tahmin edicisinin limit dağılımını türetirken azalan kırılma varsayımını kullanmamıştır. Ayrıca Feng ve diğerleri (2008), sonuçlarını ortak kırılma varsayımını iki farklı şekilde gevşeterek panel çoklu yapısal kırılma regresyon modelleri için genişletmiştir. Feng ve diğerleri (2008), çoklu yapısal kırılma kapsamında iki farklı durumu göz önünde bulundurmıştır. İlk durum, kesitler arasında birden fazla kırılmanın olduğu durumdur. Burada paneli oluşturan N kesit birimi, m gruba ayrılır. Bu m grubun her biri farklı kırılma noktasına sahip olmakla birlikte grup içindeki kesit birimleri ortak kırılma noktasına sahiptir. Diğer bir

ifadeyle panel, her biri kendi içinde homojen olan heterojen m farklı gruptan oluşan toplamda N kesit biriminden oluşmaktadır. Böylece panel içinde m farklı kırılma noktası ortaya çıkmaktadır. İkinci durum ise paneli oluşturan N kesit biriminin paneli oluşturan T zaman noktası üzerinde m tane ortak kırılma noktasında kırılmaya maruz kaldığı durumdur. Feng ve diğerleri (2008) tarafından göz önünde bulundurulmuş ikinci çoklu kırılma durumu Bai (2010) tarafından da tartışılmıştır.

Kim (2011), büyük panellerde ortak bir tarihte deterministik trendi oluşturan sabit ve eğim değişkenlerinin birinde ya da her ikisinde birden kırılma olduğu durumda kırılma noktasının tahmin edilmesi için test yöntemi geliştirmiştir. Ayrıca Kim (2011), çalışmasında kullandığı üç farklı modelde hata terimleri arasında serisel ve/veya kesitsel korelasyon olduğu durumda bu modellerde kırılma noktası tahminlerinin tutarlılıklarını incelemiştir. Kim (2011), bu modeller için limit dağılımlarını da türetmiştir.

Emerson ve Kao (2000), durağan dışı panel verilerde yapısal değişimin tespit edilme probleminin incelendiği ilk çalışmadır. Bu çalışmada üstü kapalı olarak ortak kırılma varsayımı kullanılarak panel verilerde kırılma tarihinin belirlenmesi incelenmiştir. Onlar, zaman trendi ile panel veri modelleri tarafından üretilen panel verilerde bilinmeyen bir tarihteki bir kırılmayı belirlemek için test istatistiklerinin iki sınıfını önermiştir. Bunların ilki, Ploberger-Kramer-Kontrus (1989)' un dalgalanma testine dayandırılırken; ikinci sınıfı ise Andrew ve Ploberger (1994)' in ortalama ve üstel Wald istatistiğine ve Andrew (1993)' in en çok Wald istatistiğine dayandırılmıştır. Ayrıca Emerson ve Kao (2000), önerilen testlerin limit dağılımlarını türetmiş ve test istatistiklerinin kritik değerlerini Çizelge haline getirmiştir. Asimptotik sonuçlar, $I(0)$, $I(1)$ ve hemen hemen $I(1)$ hata terimleri için türetilmiştir. Bu çalışma ile yapısal değişimleri test etme yazınında iki yönde katkı sağlanmıştır. İlki, Chu ve White (1992)' nin dalgalanma testleri ile Vogelsang (1997)' nin Wald testleri, panel veri modellerine genişletilmiştir. İkincisi, önerilen testlerin sonlu örneklem özellikleri sağlanmıştır. Daha önce belirtilen çalışmalarda test istatistikleri, Artık Kareler Toplamının (SSR) en küçüklenmesine dayandırılırken bu yöntemde test istatistikleri, tüm örneklem dönemi kullanılarak tahmin edilen eğim parametresi ile her kesit biriminin kırılma noktasına kadar olan

gözlemlerle tahmin edilmiş eğim parametresi arasındaki farkın en büyüklenmesine dayanmaktadır.

Kao ve diğerleri (2007), ortak ve kendine özgü trendler ile kesit ve zaman boyutu büyük olan eşbütünleşik panel regresyonlarında parametre kararlılığını tahmin ve test etme çerçevesini önermiştir. Geliştirdikleri test sonucunda olası bilinmeyen ortak değişme noktası alternatif hipotezine karşı yapısal kırılma olmadığı yokluk hipotezi altında eğim parametrelerindeki değişme test edilmektedir. Onlar ayrıca önerilen test istatistiklerinin limit dağılımlarını türetmiş ve önerilen testlerin boyut ve gücünü incelemiştir. Onların en önemli iki katkısından biri, güçlü kesitsel bağımlılık altında hem gözlemlenmiş hem de gözlemlenmemiş ortak şoklar durumunda parametre tahmin edicileri için asimptotik teori geliştirmeleridir. İkincisi ise birimlerin kesit bağımlı olduğu eşbütünleşik panellerde bilinmeyen bir noktada yapısal değişme olmadığı yokluk hipotezini test etmek için Wald tipi test istatistiğinin limit dağılımını türetmiş olmalarıdır.

Horváth ve Hušková (2012), ortak bir tarihte bir yapısal değişme olduğu varsayımı altında yapısal kırılma tarihinin tespit edilmesi için bir CUSUM yöntemi önermiştir. Bu yöntem, Bai (2010)'da incelenen modelde ortak kırılma tarihinin tahmin edilmesinde kullanılan yarı-en çok olabilirlik yöntemini kullanan CUSUM yönteminin panel verilere uyarlanmasına dayanmaktadır. Chan ve diğerleri (2013), Horváth ve Hušková (2012)'ye benzer şekilde Bai (2010)'un kullandığı modeli incelemiştir. Onlar da yarı-en çok olabilirlik yöntemini kullanan CUSUM yöntemine dayalı bir yöntem önermiştir. Bu yöntem için yokluk hipotezi altında limit dağılımı iki katlı üstel olan kendi standartlaştırılmış istatistiklerini türetmişlerdir. Horváth ve Hušková (2012)'de önerilen yöntem kırılma bölümünün tahminine dayalı iken Chan ve diğerleri (2013)'te önerilen yöntem kırılma tarihinin kendisinin tahmin edilmesine dayanmaktadır.

Li ve diğerleri (2015), Bai (2010)'da göz önünde bulundurulmuş panel veri modelinde ortak bir varyans değişmesi olduğu durumda yapısal değişme varlığının tespit edilmesine ilişkin CUSUM yöntemine dayalı bir istatistik önermiştir. Bu çalışmada değişme olmadığı yokluk hipotezi altında test istatistiklerinin asimptotik

dağılımı türetilmiş ve kırılma olduğu alternatif hipotez altında istatistiğin tutarlılığı incelenmiştir.

Ortak kırılma modeli yaklaşımı, her bir kesit birimine ait zaman serisinin ortak bir tarihte, yapısal değişmelere neden olabilecek ortak şoklara maruz kaldığı ve bu şoklar neticesinde paneli oluşturan her bir seride ortak bir tarihte yapısal kırılma ortaya çıktığı varsayımına dayanmaktadır. Ancak paneldeki her bir kesit birimine ait zaman serisinin ortak bir tarihte bir şoka maruz kaldığı durumda bile kesit birimlerinin heterojen yapıları nedeniyle her bir kesit biriminin bu şoklara farklı tepki göstermesi sonucu serilerdeki yapısal değişme tarihleri, farklılaşabilecektir. Örneğin, petrol üreticisi olan ve olmayan ülkelerden oluşan bir panelde ülkelerdeki üretim miktarlarının incelendiği bir çalışmayı göz önünde bulunduralım. Dünya genelinde ortaya çıkacak petrol fiyatı dalgalanmaları, paneli oluşturan bu ülkelerdeki üretim miktarlarını farklı yönde ve farklı büyüklükte etkileyebilecektir. Ayrıca ülkelerdeki üretim yönteminin petrol fiyatlarına bağımlılığı ve petrol stokları gibi etkenler üretim miktarlarında ortaya çıkacak yapısal değişmeleri geciktirebilecektir. Ülkeler ve üretim yöntemleri arasındaki farklılıklar arttıkça ülkelere ait üretim miktarı serilerinde ortaya çıkacak yapısal değişmelerin tarihleri de farklılaşacaktır. Bu örnekten de görüldüğü gibi kesit birimleri arasındaki heterojenlik arttıkça serilerde yapısal değişmelerin ortak bir tarihte ortaya çıkacağı varsayımının sağlanması zorlaşmaktadır. Yapısal kırılma yazınında kesit birimleri arasında heterojenliğin fazla olduğu durumlarda panel verilerde yapısal kırılmanın varlığı, her bir seride yapısal kırılma tarihinin bir rasgele değişkenin dağılımına bağlı olarak farklı tarihlerde ortaya çıkacağı varsayımına dayalı olarak incelenmektedir. Rasgele kırılma modeli olarak adlandırılan bu yaklaşım, ortak kırılma modeli yaklaşımına göre daha karmaşık işlemler gerektirmektedir. Bu yaklaşımda kırılma noktasının dağılımlarının ortak olması ve dağılımın hangi dağılım olduğu gibi hususların varlığı sonucu rasgele kırılma modeli yaklaşımı altında çeşitli test yöntemleri geliştirilmiştir.

Salt zaman serilerinde ($N = 1$) yapısal kırılmanın varlığının incelenmesinde yapısal kırılmanın tespiti problemi, “tek patika” değişme problemi olarak adlandırılırken $N > 1$ olduğu panel verilerde bu problem, “çoklu patika” değişme problemi olarak adlandırılmaktadır. $N = 1$ durumu, literatürde önemli ilgi

toplamaştır. İlk yaklaşımlar arasında Hinkley (1970) ve Hinkley ve Hinkley (1970), sırasıyla Normal ve Binom verileri durumunda en çok olabilirlik tahmin edicisinin asimptotik dağılımını ($T \rightarrow \infty$ ve $(T - k) \rightarrow \infty$) türetmiştir. Yao (1987, 1990) ve pek çok diğer çalışmada, son zamanlarda en çok olabilirlik değişme noktası çıkarsama yöntemleri araştırılmıştır. Smith (1975), Bayesgil yaklaşım kullanırken, Pettitt (1979), değişme noktasını test etmek için parametrik olmayan bir çözüm önermiştir. Daha yakın zamanda ise Carlin ve diğerleri (1992), hiyerarşik tek-patika değişme noktası modelinde marjinal sonsal dağılımları bulmak için Gibbs örnekleme yöntemi kullanmıştır.

$N = 1$ durumu ile karşılaştırıldığında panel verilerde ($N > 1$ durumu) yapısal kırılmaların varlığının incelenmesine ilişkin yazın yakın zamanda gelişmeye başlamıştır. Bu çerçevede yapılmış bazı çalışmalar şu şekilde özetlenebilir:

Joseph ve Wolfson (1992), panel verilerde bir yapısal değişme olduğu durumda rasgele kırılma modeli yaklaşımını ele almış ve bu yaklaşımın genel çerçevesini çizmiştir. Onlar, her biri T uzunluğunda rasgele değişkenlerin N dizisi verildiğinde her dizideki k_i ; $1 \leq i \leq N$ değişme noktasına ilişkin çıkarsama yapmak amacını taşıyan çoklu patika değişme noktası problemini, değişme noktasının her bir dizide aynı pozisyonda ortaya çıktığı “sabit-tau” ve bazı dağılımlara göre rasgele pozisyonlarda ortaya çıktığı “rasgele-tau” olarak iki alt bölüme ayırarak incelemiştir. Joseph ve Wolfson (1992), tekrarlı veri gerektirmesi nedeniyle tek patika probleminde uygulanması mümkün olmayan bootstrap ve deneysel Bayes yöntemlerini, çoklu patika probleminde uygulamıştır.

Joseph ve Wolfson (1993), değişme öncesi ve sonrası dağılımların parametrelerinin en çok olabilirlik tahmin edicileri ile çoklu-patika değişme noktası probleminde değişme zamanının dağılımını türetmiş ve tahmin edicilerin tutarlı olduklarını göstermiştir. Onlar, birleşik olabilirlik fonksiyonunun en büyüklenmesinin, ya EM algoritması ya da karma dağılımlardan elde edilecek sonuçlar kullanılarak gerçekleştirilebileceğini belirtmiştir. Joseph ve Wolfson (1993), bu iki yaklaşımın aslında eşit algoritmalar olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Joseph, Vandal ve Wolfson (1996), Joseph ve Wolfson (1993)' ün çalışmasını ilişkili gözlemler dizisini içerecek şekilde genişletmiştir. Bu çalışmada parametrelerin bir ya da daha fazlasında bir yapısal değişme olduğu durumda yapısal kırılmaya maruz kalan otoregresif süreçlerde yapısal değişme varlığının tespit edilmesi için en çok olabilirlik yöntemi sunulmuştur.

Joseph, Wolfson, Berger ve Lyle (1996), çoklu patika değişme modelinde olabilirlik modelini ve parametrelerini tanımlamış ve Bayesgil yaklaşım çerçevesinde Gibbs örneklemesini kullanarak model parametrelerini tahmin etmişlerdir. Daha sonra Joseph ve diğerleri (1997) de rasgele kırılma modeli yaklaşımını Bayesgil yaklaşım çerçevesinde incelemiştir. Onlar da Bayesgil yaklaşımda sonraki dağılım parametrelerini tahmin etmek için Gibbs örnekleme algoritmasını kullanmıştır. Her iki çalışmada hiyerarşik modelleme çerçevesinde Gibbs örnekleme algoritmasını kullanmakla birlikte Joseph, Wolfson, Berger ve Lyle (1996), seriyi oluşturan değişken ile kırılma noktalarının Normal dağılıma sahip olduğunu varsayar iken Joseph ve diğerleri (1997) ise Poisson dağılımına sahip olduğunu varsaymıştır.

Liao (2008), panel verilerde yapısal değişmenin varlığının incelenmesine ilişkin çalışmaların kırılma tarihinin ortak bir tarih olduğu varsayımından ziyade kesit heterojenliği nedeniyle değişme noktasının ortak dağılım izlediği varsayımına dayanılarak yapılması gerektiğini savunmuştur. Değişme noktasının ortak dağılım izlediği varsayımı ile Bayesgil yaklaşıma dayandırılan çalışmada tek bir yapısal değişme olduğu modellerinin yanı sıra birden fazla yapısal değişmenin olduğu modeller de incelenmiştir. Liao (2008), tek yapısal değişme çerçevesinde her bir seri için tek bir yapısal kırılma ile Poisson panel veriler için değişme noktası tahminini tartışan Joseph ve Wolfson (1993) ile Joseph ve diğerleri (1997)' yi izlemektedir. Bununla birlikte, bu çalışmalarda yalnızca bilinmeyen değişme noktalarının altında yatan ortak dağılımın tahmin edilmesi üzerinde odaklanılmışken Liao (2008), hem ortak dağılım hem de her bireysel seri için değişme noktasının yerini tahmin etme üzerine odaklanmıştır. Ayrıca Liao (2008), tek bir yapısal kırılma olduğu durumda değişme noktasının ortak dağılım izlediği varsayımı ile Bayesgil yaklaşım altında çalışmada farklı zaman serilerinin değişme noktalarının çok terimli dağılım izlediğini varsayarak Gibbs örnekleme algoritmasına dayalı genel bir parametrik olmayan yöntem de kullanmıştır.

Liao (2008), deęişme noktasının ortak daęılımı varsayımı altında zaman serilerinde çoklu kırılma olduęu durumu da incelemiştir. Tekli kırılma durumu için önerilen parametrik olmayan yöntemin çoklu kırılma durumuna genişletilmesinde çoklu deęişme noktalarının birleşik daęılımının modellenmesi gerektięi için parametrik olmayan yöntem, kullanılmamıştır. Liao (2008), modelin daha basit ve çözülebilir tutulması için birleşik daęılım üzerinde kısıtlar koyulduęu tek deęişkenli durum için ortak daęılım modelinin özel bir şekli olarak Chib (1998) tarafından önerilen Markov zinciri modelini, panel veri çoklu yapısal kırılma durumuna genişletmiştir. Tersine alınamaz gizlenmiş Markov zinciri modeli olarak adlandırılan model, panel veri modellerinde çoklu deęişme noktalarını analiz etmek için güçlü bir araç olarak sunulmuştur.

Panel verilerde yapısal deęişme yazınında Ortak Kırılma Modeli (OKM) ve Rasgele Kırılma Modeli Yaklaşımları çerçevesinde çok çeşitli yöntemlerin geliştirilmiş olmasıyla birlikte bu yöntemlerin kırılma noktasını belirleme bağlamındaki performanslarının karşılaştırılmasına ilişkin herhangi bir çalışmayla karşılaşılmamıştır. Bu çalışmanın katkısı, yapısal kırılma olduęu varsayımı altında kesit sayısı, zaman serisi boyutu, kırılma büyüklüğü ve kırılma bölümü faktör düzeylerine bağlı olarak panel verilerde yapısal kırılma tarihinin tespit edilmesinin yöntemlerinin incelenmesi ve bu yöntemlerin kırılma noktası tahmin performanslarının karşılaştırılmasıdır.

Bu çalışmada, kırılma noktası tahmin performansı incelenen testler, Ortalama Kayma Modeli Yaklaşımına dayalı test yöntemleridir. Bununla birlikte, bu testlere ek olarak Rasgele Kırılma Modeli yaklaşımına dayalı testlerden olan EM Algoritması yönteminin kırılma noktasını tahmin etme performansı da incelenmiştir.

OKM yaklaşımına dayalı pek çok test yöntemi bulunmaktadır. Bu yöntemlerden bir kısmı, test yönteminde kullanılan panel deęişken sayısı dikkate alınarak çalışmaya dahil edilmiştir. Panel regresyon denklemlerinde yapısal kırılmanın tespit edilmesine yönelik olarak önerilmiş testlerde kullanılan bağımsız deęişkenlere bağlı olarak bu testler, ek bilgiler gerektirmektedir. Bu test yöntemlerinin kırılma noktası tahmin performansı, bağımsız deęişken sayısına bağlı olarak

değişebilecektir. Ayrıca çalışmada panel veri ortalamasında bir değişme olduğu durumda testlerin kırılma noktası tahmin performansı incelenmiştir. Buradan panel regresyon denklemlerinde yapısal değişimin tespit edilmesini içeren Feng ve diğerleri (2008)' de önerilen test ile Çok Değişkenli CUSUM testleri dışındaki OKM yaklaşımına dayalı test yöntemlerinin kırılma noktasını tahmin etme performansı incelenmiş ve birbirleri ile karşılaştırılmıştır.

Belirtilen hususlar dikkate alınarak bu çalışmada Monte Carlo benzetimleri yardımıyla Bai (2010)' da önerilen Basit Ortalama Kayma Modeli Yöntemi (Bai Testi), Emerson ve Kao (2000)' de önerilen Dalgalanma Testi ile Wald İstatistiği Testi (Wald Testi), Kim (2011)'de önerilen Kim Testi, Horváth ve Hušková (2012) ve Chan ve diğerleri (2013)' te önerilen Basit Ortalama Kayma modeline CUSUM yaklaşımı (CUSUM) ve Joseph ve Wolfson (1993)' te önerilen EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performansları incelenmiştir.

Çalışmada kesit boyutu, zaman boyutu, kırılma noktası ve kırılma büyüklüğü faktörlerinin panel verilerde yapısal kırılmanın tespit edilmesinde kullanılan Bai, Dalgalanma, Wald, Kim ve CUSUM Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performansı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Bu çalışmada zaman boyutu, kesit boyutu, kırılma bölümü ve kırılma oranı faktörleri ve bu faktörlerin belirlenen sırasıyla 3, 3, 3 ve 4 düzeyi dikkate alınarak oluşturulan deney düzeni kapsamında her biri 3000 tekrardan oluşan toplam 108 benzetim yapılmıştır.

Bai, Dalgalanma, Wald, Kim ve CUSUM Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performanslarının kesit boyutu, zaman boyutu, kırılma noktası ve kırılma büyüklüğü faktör düzeylerine bağlı olarak incelenmesi iki kriterle bağlı olarak yapılmıştır. Birincisi, belli faktör düzeyleri altında her bir test yöntemi için elde edilmiş doğru tahmin oranlarının incelenmesidir. İkincisi ise her bir test kullanılarak tahmin edilen ortalama kırılma noktası ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın ve kırılma noktası tahminlerinin standart hatası ile en küçük ve en büyük kırılma noktası tahminleri arasındaki farkın incelenmesidir.

Bu kapsamda çalışmanın sonraki bölümünde veri yapılarına değinilmiş ve panel verilerin avantajları ve kısıtlamaları verilmiştir. Çalışmanın üçüncü bölümünde,

panel verilerde yapısal kırılma varlığının ve kırılma tarihinin belirlenmesinde kullanılan test yöntemleri incelenmiştir. Çalışmanın dördüncü bölümünde zaman boyutu, kesit boyutu, kırılma bölümü ve kırılma oranı faktörleri ve bu faktörlerin belirlenen sırasıyla 3, 3, 3 ve 4 düzeyi dikkate alınarak oluşturulan deney düzeni kapsamında yapılan her biri 3000 tekrardan oluşan toplam 108 benzetim ile elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Çalışmanın dördüncü bölümünde çalışmada elde edilen sonuç ve önerilere yer verilmiştir.

2. VERİ YAPILARI

Bu bölümde kesit veri, zaman serisi verisi ve panel veri olmak üzere veri yapıları incelenmiştir.

2.1. Kesit Veri

Yatay kesit verileri, hanehalkı, bireyler, işletmeler, coğrafi alanlar, vb. kesit birimlerinin tek bir zaman noktasında ya da aralığında gözlemlenmesi ile oluşan veri kümeleridir. Kısaca kesit veri olarak da adlandırılırlar. Kesit verilere örnek olarak farklı ülkelerin 2014 yılı istihdam, ekonomik büyüme, vb. rakamlardan oluşan verileri verilebilir. Genel olarak deneklerle tek bir görüşme yapılarak toplanan veriler kesit verilerdir. Sosyal Güvenlik Kurumu İstatistik Yıllıkları (2014) kullanılarak hazırlanan Çizelge 2.1' de verilen 2014 yılında Türkiye' de bazı şehirlerdeki Sosyal Güvenlik Kurumu'na kayıtlı sigortalı sayıları, kesit verilere diğer bir örnek olarak verilebilir.

Çizelge 2.1. 2014 yılı SGK' ya kayıtlı sigortalı sayıları (Bin Kişi)

Şehir	Sayı
Ankara	1 770
İstanbul	5 028
İzmir	1 165
Kayseri	310
Rize	80
Çankırı	40

Kesit veriler, gelecekte meydana gelebilecek olayları ya da koşulları tahmin etme anlamına gelen kestirim amacıyla kullanılabileceği gibi uygulanacak politikaların etkilerinin belirlenmesi ya da kontrolü, pazar analizi, yapısal analiz gibi amaçlar için de kullanılabilir.

Kesit veri regresyon analizinde kullanılan modellerde; bireyler, ülkeler, firmalar, vb. kesit birimlerini göstermek için genellikle *i* alt indisi kullanılır. Örneğin bir bağımlı

ve bir bağımsız değişkenden oluşan iki değişkenli basit kesit doğrusal regresyon modeli

$$y_i = \alpha + \beta X_i + u_i; \quad i = 1, \dots, N$$

şeklinde ifade edilir. Burada α ve β , regresyon katsayılarını gösteren sabit sayılar olmak üzere sırasıyla sabit terim ve eğim olarak adlandırılır. i ($i = 1, \dots, N$), hanehalkları, bireyler firmalar, ülkeler gibi kesit birimlerini gösterirken X_i , bağımsız (açıklayıcı) değişkenin i . kesit birimi üzerinde ölçülmüş gözlemleri; u_i , bağımlı (yanıt) değişkeni üzerinde etkisi olan ama modele eklenmemiş ya da eklenememiş değişkenlerin etkisini içeren hata terimini göstermektedir. Kesit doğrusal regresyon modeli; $k = 1, 2, \dots, K$ olmak üzere k tane $X_{i,k}$ açıklayıcı değişken ile

$$y_i = \alpha + \beta_1 X_{i,1} + \beta_2 X_{i,2} + \dots + \beta_k X_{i,k} + u_i$$

şeklinde k değişkenli doğrusal regresyon modeli olarak da ifade edilebileceği gibi

$$y_i = \alpha X_i^\beta e^{u_i}$$

şeklinde üstel kesit regresyon modeli olarak da ifade edilebilir. Regresyon modellerinde değişkenlerin alt indis kullanmadan verildiği durumlarda değişkenler genel olarak kesit veri kümelerinden oluşmaktadır.

2.2. Zaman Serisi Verisi

Zaman serisi verileri, hanehalkı, bireyler, işletmeler, coğrafi alanlar, devletler vb. kesit birimlerden tek birinin birbirini izleyen birden fazla zaman noktasında ya da aralığında gözlemlenmesiyle oluşturulan veri kümeleridir. Genellikle gözlemler arasındaki aralık; bir yıl, bir çeyrek, bir ay, vb. gibi olmak üzere sabittir. Buradan zaman serileri; tek bir kesit birimi üzerinde birbirini izleyen iki ya da daha fazla periyodik dönemde (günlük, haftalık, aylık, üç aylık, yıllık, vb.) elde edilmiş gözlem kümeleri olarak da tanımlanabilir. Zaman serilerine örnek olarak bir ülkenin 2000-2014 yılları arasındaki çeyrek dönemlik ekonomik büyüme, istihdam, vb.

rakamlarından her biri verilebilir. Ayrıca TÜİK Dış Ticaret İstatistikleri kullanılarak hazırlanan Çizelge 2.2' deki Türkiye'nin 2004-2010 yılları arasında yıllık ihracat miktarları zaman serisi verilerine diğer bir örnek olarak verilebilir:

Çizelge 2.2. Türkiye'nin 2004-2010 dönemi ihracat miktarları (Milyon \$)

Yıl	İhracat Miktarı
2004	63 167
2005	73 476
2006	85 535
2007	107 272
2008	132 027
2009	102 143
2010	113 981

Zaman serileri tarımdan turizme, mühendislikten tıba çok çeşitli alanlarda toplanmış gözlemlerden oluşabilmektedir. Zaman serileri, tarımda, yıllık tahıl üretim miktarı ve fiyat gözlemlerinden oluşurken, mühendislikte elektrik sinyalleri ve voltaj gibi gözlemlerden oluşabilir. Elektrik sinyalleri ve voltaj gibi zaman içinde sürekli olarak kaydedilebilen gözlemlerden oluşan bir zaman serisi, sürekli zaman serisi olarak adlandırılırken yalnızca belli zaman aralığında alınabilen faiz oranları, ürünler ve satış miktarı gibi gözlemlerden oluşan bir zaman serisi ise kesikli zaman serisi olarak adlandırılır.

Zaman serilerinin analizinde modellerde değişkenlerin gözlemlendiği zamanı göstermek üzere genellikle t alt indisi kullanılır. Kesit veri modellerinde kesit birimlerini göstermek için i alt indisi kullanılırken zaman serisi veri modellerinde gözlemlerin yapıldığı zamanı göstermek için t alt indisinin kullanılması açısından zaman serisi veri modelleri ile kesit veri modelleri birbirinden ayrılır. Zaman serisi verileri için basit doğrusal regresyon modeli,

$$y_t = \alpha + \beta X_t + u_t, \quad t = 1, \dots, T$$

şeklinde yazılabilir.

Zaman serileri analizinde temel amaç, incelenen serinin geçmişte gösterdiği seyri açıklamak ve serinin geçmiş dönem bilgileri yardımıyla serinin gelecekte nasıl davranacağını açıklamaya çalışmaktır. Zaman serilerinin en önemli kullanım amacı, gelecekte meydana gelebilecek olayları ya da koşulları tahmin etme anlamına gelen öngörü olmakla birlikte zaman serileri, değişkenler arasındaki uzun dönemli ilişkinin tespiti ve politika analizleri gibi amaçlarla da kullanılabilir.

Bir zaman serisi; trend (T_t), mevsimsel dalgalanma (M_t), konjonktürel (devresel) dalgalanma (D_t) ve düzensiz (rassal) hareketler (u_t) olmak üzere dört bileşenden oluşmaktadır. Bu bileşenler şu şekilde açıklanabilir:

Trend (T_t): Bir zaman serisinin uzun dönemde yukarı ya da aşağı doğru kalıcı hareketleridir. Trend deterministik trend ve stokastik trend olmak üzere iki bileşenden oluşur. Deterministik trend, oldukça uzun bir dönemde ortaya çıkan ve birbirini takip eden yükselme ya da alçalma şeklindeki hareketidir. Tamamen tahmin edilebilir olan deterministik trend zamanın herhangi bir fonksiyonu ile tanımlanabilir. Örneğin, DT_t deterministik trendi,

$$DT_t = 0 \text{ (sıfır)}, c \text{ (sabit)}, \alpha + \beta t \text{ (doğrusal)}$$

ya da

$$\sum_{i=0}^K \beta_i t^i \quad (K\text{'inci derece polinomial zaman trendi})$$

ya da

$$\begin{cases} \alpha_0 + \beta_0 t & t = 1, \dots, m \\ \alpha_1 + \beta_1 t & t = m + 1, \dots, T \end{cases} \text{ (bölünmüş trend)}$$

şeklindeki trendlerden herhangi biri ile tanımlanabilir (Maddala ve Kim, 2002).

Stokastik trend, zaman içerisinde yükselme ya da alçalma şeklindeki düzensiz hareketlerdir. Bu nedenle stokastik trende sahip serilerin sistematik bir hareketi yoktur. Stokastik trend

$$\sum_{i=1}^t u_i$$

şeklinde hataların toplamından oluşur. Bu nedenle stokastik trend içeren serilerin hareketleri tahmin edilemez ve bu serilere ilişkin öngörü yapılamaz (Akdi, 2010). Bu serinin ortalaması ya/ya da varyansından en az biri zamana bağlıdır ve zamanla değişir. Birim kök içeren seriler, stokastik trend içeren serilerdir. Birim kök içeren serilerin varyansı sabit değildir ve t arttıkça sonsuza yaklaşır. Böyle bir durumda geleneksel şekilde yokluk hipotezi altında model katsayısını tahmin etmek ve bu katsayıların anlamlılığını test etmek için klasik istatistiksel yöntemleri kullanmak uygun değildir (Enders, 1995).

Mevsimsel Dalgalanma (M_t): Birbirini izleyen yılların, mevsimlerin, çeyrek yılların, ayların ya da günlerin aynı noktalarında zaman serisi gözlem değerlerindeki sistematik bir artma ve azalma şeklindeki düzenli değişimlerdir.

Konjonktürel (Devresel) Dalgalanma (D_t): Trend düzeyi etrafında iki ila on yıl ya da daha uzun zaman aralıklarında herhangi bir dönemde artma ya da azalma şeklinde tekrarlanabilen devresel hareketlerdir. Mevsimsel ve konjonktürel kalıplar arasında kısmen bir benzerlik olmasına rağmen aralarında önemli farklılıklar vardır. Mevsimsel hareketlerde dönemler nispeten düzenli ve periyodik bir salınım gösterirken konjonktürel hareketlerde dönemler düzensiz ve periyodik olmayan bir yapıdadır. Devresel hareketler daha çok ekonominin veya sektörlerin refah ya da durgunluk dönemlerini içeren değişimlerdir.

Düzensiz (Rassal) Hareketler (u_t): Serilerdeki belirli bir yapıya uymayan ve hiçbir şekilde modellenemeyen hareketlerdir. Bu hareketler düzensiz olduğundan bu tür hareketlere sahip serilerin tahmini ve öngörüsü ancak belli dönüşümler yapılarak yapılabilir.

2.3. Panel Veri

Uzunlamasına (longitudinal) veri olarak da adlandırılan panel veriler, bireyler, hanehalkları, işletmeler, coğrafi alanlar, devletler gibi kesitlerden iki ya da daha fazla kesit biriminin birbirini izleyen birden fazla zaman aralığında tekrarlı bir şekilde gözlemlenmesiyle oluşan veri kümeleridir. Diğer bir ifadeyle panel veriler, zaman serisi ve kesit veri birimlerinin bir araya getirilmesi ile oluşturulmuş veri kümeleridir. Panel verilere örnek olarak Türkiye, ABD ve İran'ın 2000-2010 yılları arasındaki istihdam, ekonomik büyüme, vb. çeyrek dönemlik rakamlarından oluşan veriler verilebilir. Panel veri kümesine diğer bir örnek olarak, TÜİK Dış Ticaret İstatistiklerinden üretilen Çizelge 2.3' te verilen Türkiye'nin 2007-2010 yılları arasındaki bazı ülkelere göre ihracat miktarları da verilebilir:

Çizelge 2.3. Türkiye'nin yıllara ve ülkelere göre ihracat miktarları (Bin \$)

Ülke	2007	2008	2009	2010
Almanya	11 993 232	12 951 755	9 793 006	11 486 963
İngiltere	8 626 776	8 158 669	5 937 997	7 238 440
İtalya	7 480 060	7 818 988	5 888 958	6 508 653
Fransa	5 974 462	6 617 511	6 211 415	6 055 154
Rusya Federasyonu	4 726 853	6 483 004	3 189 607	4 631 496
İspanya	4 579 995	4 047 267	2 818 470	3 563 475
A.B.D.	4 170 688	4 299 941	3 240 597	3 770 752
Romanya	3 644 162	3 987 476	2 201 936	2 599 021
B.A.E.	3 240 940	7 975 400	2 896 572	3 337 660
Hollanda	3 018 878	3 143 835	2 127 297	2 462 206
Irak	2 844 767	3 916 685	5 123 406	6 041 729

Panel veriler, paneli oluşturan kesit ve zaman boyutlarının uzunlukları göz önünde bulundurularak iki farklı şekilde adlandırılmaktadır. Birincisi, kesit boyutu (N)' nin büyük, zaman boyutu (T)' nin göreceli olarak daha küçük olduğu panellerdir. Bu panellerde T , sabit iken N , sonsuza ($N \rightarrow \infty$) gider. Bu tür panel veriler, kısa ya da mikro panel olarak adlandırılır. İkincisi ise zaman boyutu (T)' nin büyük, kesit boyutu (N)' nin ise göreceli olarak daha küçük olduğu panellerdir. Bu panellerde N , sabit iken T , sonsuza ($T \rightarrow \infty$) gider. Bu tür panel veriler, uzun ya da makro panel olarak adlandırılır. Panel veriler, paneli oluşturan N kesit biriminin her birinin tüm

zaman dönemlerinde gözlemlenip gözlemlenmemesine bağlı olarak da iki farklı şekilde adlandırılmaktadır. Paneli oluşturan her bir kesit biriminin tüm zaman dönemlerinde gözlemlenmesiyle oluşan panel veriler, tamamlanmış ya da dengeli panel olarak adlandırılır. Bir ya da daha fazla sayıda kesit biriminin tüm zaman dönemleri boyunca gözlemlenmediği panel veriler ise tamamlanmamış ya da dengeli olmayan panel olarak adlandırılır. Tamamlanmamış panellerde her bir kesit birimine ait zaman serileri farklı uzunluktadır ve her bir kesit birimi için zaman boyutu farklıdır.

Basit panel doğrusal regresyon modeli, kesit ve zaman boyutuna sahip olması nedeniyle salt kesit ve salt zaman serisi modellerinden ayrılır ve

$$y_{it} = \alpha + \beta X_{it} + u_{it}; \quad i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T_i \quad (2.1)$$

şeklindeki homojen model ile ifade edilebilir. Burada α ve β , regresyon katsayılarını gösteren sabit sayılar olmak üzere sırasıyla sabit terim ve eğim olarak adlandırılır. i ($i = 1, \dots, N$); hanehalkları, bireyler firmalar, ülkeler gibi kesit birimlerini ve t ($t = 1, \dots, T_i$), kesit birimlerin gözlemlendiği zaman noktasını (ya da aralık) gösterirken X_{it} , bağımsız (açıklayıcı) değişkenin i . kesit birimi üzerinde t . zaman noktasında ölçülmüş değerini gösterir. u_{it} ise bağımlı (yanıt) değişken üzerinde etkisi olan ama modele eklenmemiş ya da eklenememiş değişkenlerin etkisini içeren hata terimini gösteren rasgele değişkendir.

Kavrama yeteneği, motivasyon, aile terbiyesi, vb. bireylerin özellikleri ya da yönetim, personel niteliği, kurumsal kültür, vb. firma özellikleri gibi zaman üzerinde sabit ama kesit birimi ile değişen gözlemlenmemiş etkiler, bağımlı değişkeni benzer yönde etkileyebilir. Bağımlı değişken üzerinde düzenli ve aynı yönlü etkisi olan kesit birimleri üzerinde sabit ama zamanla değişen gözlemlenmemiş etkiler de söz konusu olabilir. Örneğin, firmaların performanslarının incelendiği bir çalışmada firma genel müdürünün kişisel özellikleri firma performansını etkileyebileceği gibi ekonomik kriz dönemleri, bazı firmaların performansı üzerinde olumlu etki yaratırken bazı firma performansları üzerinde olumsuz bir etki yaratabilir. Bunun gibi gözlemlenemez kesit ya zaman dönemi etkilerinin panel veri modeline eklenmesiyle bu etkilerden kaynaklanan yanlışlıklar arındırıldıktan sonra

ilgilenilen özelliğe ilişkin yapılan çıkarsamalar daha doğru sonuçlar verecektir. Bununla birlikte, bazı çalışmalarda araştırmacının ilgilendiği doğrudan kesit ya da zaman özellikleri olabilmektedir.

Eş. 2.1' de verilen basit panel doğrusal regresyon modelinde panel veriyi oluşturan kesit birimler ile zaman dönemlerinin homojen olduğu varsayılmıştır. Bu nedenle, modele kesit-özel ya da zaman-özel etkilerini gösteren değişkenler eklenmemiştir. Bununla birlikte, genel olarak paneli oluşturan kesit birimleri ile zaman noktalarının kendilerine özgü özellikleri vardır. Kesit birimleri ya da zaman dönemleri heterojenliklerinin modelde hesaba katılmaması durumunda bu özellikler hata teriminde temsil edilmektedir. Kesit-özel ya da zaman-özel bilgilerinin modele dahil edilmemesi, model tarafından verilerin açıklanan kısmının daha az olmasına neden olurken modelde otokorelasyon gibi sorunlara da yol açabilecektir.

Panel verilerin kesit birimlerine ait zaman üzerinde tekrar eden gözlemlerden oluşması nedeniyle panel veriler, kesit birimlerinin davranışları ve/veya zaman dönemlerinin etkilerinin modellenmesine imkân sağlar. Kesit birimleri arasındaki heterojenlikler,

$$y_{it} = \alpha_i + \beta X_{it} + u_{it}; \quad i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T_i \quad (2.2)$$

şeklinde modele dahil edilebilir. Burada diğer parametrelerin anlamı, Eş. 2.1 ile aynı olmakla birlikte α_i , kesitle değişen parametrelerdir ve kesit-özel parametreler olarak adlandırılır. Benzer şekilde zaman noktaları arasındaki heterojenlikler

$$y_{it} = \lambda_t + \beta X_{it} + u_{it}; \quad i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T_i \quad (2.3)$$

şeklinde modele dahil edilebilir. Burada diğer parametrelerin anlamı, Eş. 2.1 ile aynı olmakla birlikte λ_t , zamanla değişen parametrelerdir ve zaman-özel parametreler olarak adlandırılır. Eş. 2.2 ve 2.3 ile verilen modeller yalnızca kesit birimlerine ya da zaman dönemlerine ilişkin parametreler içermeleri nedeniyle tek yönlü model olarak adlandırılırlar. Bununla birlikte, Eş. 2.1 ile verilen homojen model hem kesit hem de zaman özel etkileri içerecek şekilde

$$y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \beta X_{it} + u_{it}; \quad i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T_i \quad (2.4)$$

şeklindeki heterojen modele genişletilebilir. Burada α_i ve λ_t , sırasıyla kesit-özel ve zaman-özel parametrelerdir. Böyle modeller, iki yönlü model olarak adlandırılır. Buradan sonraki bölümlerde her i için $T_i = T$ olduğu varsayılarak tamamlanmış panel regresyon modelleri incelenmiştir.

Eş. 2.2, 2.3 ya da 2.4 modellerin her biri gözlemlenmemiş etki modeli olarak da adlandırılır. α_i ve λ_t kesit-özel ve zaman-özel gözlemlenmemiş etkileri ise gözlemlenmemiş bileşen, gizil değişken ya da gözlemlenmemiş heterojenlik olarak da adlandırılır. i kesit birimlerini göstermek üzere α_i , bireysel etki ya da bireysel heterojenlik olarak adlandırılır. u_{it} ise kendine özgü hatalar (idiosyncratic errors) ya da kendine özgü bozucu (idiosyncratic disturbances) terimler olarak adlandırılır (Wooldridge, 2002). Eş. 2.2, 2.3 ya da 2.4 modellerine sabit terim eklenerek ve bu modeller için sırasıyla $v_{it} = \alpha_i + u_{it}$, $v_{it} = \lambda_t + u_{it}$ ve $v_{it} = \alpha_i + \lambda_t + u_{it}$ olmak üzere tamamlanmış panel regresyon modeli,

$$y_{it} = \alpha + \beta X_{it} + v_{it}; \quad i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$$

şeklinde de ifade edilebilir. Panel verilerde u_{it} ile v_{it} hata terimleri arasında ayırma gitmek amacıyla çalışmanın bundan sonraki bölümlerinde kesit ve zaman serisi verilerinde klasik hata terimleri ifade edilirken hata terimi olarak, panel verilerde birey ve/veya zaman özel parametreleri ile klasik hatlardan oluşan hata terimleri ifade edilirken bozucu terim ifadesi kullanılmıştır.

Panel regresyon modellerinin, birey özel ve zaman özel parametrelerinin modellerde yer aldığı durumlara göre tek yönlü ya da iki yönlü panel regresyon modeli olarak adlandırılmasının yanı sıra panel regresyon modellerinin temel ayrımı, bu modellerin rasgele etkili ya da sabit etkili panel regresyon modelleri olarak ikiye ayrılmasıdır. Kesit-özel ve/veya zaman-özel parametrelerinin sabit ya da rasgele etkili olarak ele alınmasına göre panel veri analizinde bu modeller sırasıyla sabit etkili ya da rasgele etkili modeller olarak adlandırılır.

2.3.1. Sabit etkili panel regresyon modelleri

Panel veriler yardımıyla araştırmacı tarafından seçilmiş, kesit birimlerinin ya da zaman dönemlerinin etkilerinin incelendiği çalışmalar ile kitleyi oluşturan birimlerinin tümünün incelendiği çalışmalarda sabit etkili modeller kullanılır. Örneğin pek çok panel veri çalışmasında seçilmiş büyük ülkeler, firmalar ya da önemli CEO'lar analiz edilir. Bu durumda kesit-özel terimleri, sabit etkili parametreler olarak ele alınır (Frees, 2004). Sabit etkili modellerde Eş. 2.2, 2.3 ve 2.4 modellerinden herhangi biri kullanıldığında α_i ve λ_t parametreleri sırasıyla kesitlerle değişen kesit gölge değişkenleri ve zamanla değişen zaman gölge değişkenleridir. Sabit etkili modeller, kovaryans analizi (ANCOVA) ya da gölge değişkenler ile en küçük kareler (LSDV) modeli olarak da adlandırılır. Gölge değişkenlerin kullanıldığı kovaryans analizi modeli, zaman serisi ve kesit verilerinin birleştirilmesi amacıyla geliştirilmiş ilk yöntemdir. Bu yaklaşımda bir kesitten diğer kesite eğim katsayılarının eşit olduğu ama sabit katsayıların değiştiği varsayılır (Dielman, 1983).

K açıklayıcı değişken ile iki yönlü sabit etkili panel veri modeli,

$$y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \sum_{r=1}^K \beta_r x_{itr} + u_{it}; \quad i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T \quad (2.5)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada α_i , kesit gölgeleri; λ_t , zaman gölgeleri ve x_{itr} , zamanın t 'inci döneminde i 'inci kesite ilişkin gözlemlerden oluşan r 'inci ortak değişkendir (covariates) (Maddala, 1971). Modelden de görüldüğü gibi kesit-özel ve zaman-özel parametreleri kesitler ve zaman dönemleri arasındaki heterojenliğin kontrol edilmesine imkân sağlar. Kesit-özel ve zaman-özel parametreleri, bir kesit ya da zaman üzerinde tekrarlı ölçümlerdeki bilgiyi kullanmaktadır. Bu kesite ve zamana özel bilgilerin, salt kesit ya da salt zaman serisi regresyon modellerinde kullanılması mümkün değildir. Bunun nedeni, $\{\alpha_i\}$ ya da $\{\lambda_t\}$ parametrelerinin tekrarlı gözlemsiz kesit regresyon ya da zaman serisi regresyon modellerinde tahmin edilememesidir. $T = 1$ ile

$$y_{i1} = \alpha_i + \beta_1 x_{i11} + \beta_2 x_{i12} + \dots + \beta_k x_{i1k} + u_{i1}$$

şeklindeki modeli göz önünde bulunduralım. Bu modelde N tanesi kesit özel etkileri için olmak üzere toplam $(N + K)$ tane parametrenin tahmin edilmesi gerekmektedir. Ancak bu modelin tahmin edilmesi için N gözlem vardır. Bu nedenle tüm parametrelerin tanımlanması mümkün değildir. Buna bağlı olarak kesit veri regresyon modellerinde kesit özel etkilerini gösteren kesit gölgelerine yer verilmez. Buradan bu modellerde u_{it} hata terimleri, α_i 'deki bilgileri içerir. Kesit regresyon modelleriyle karşılaştırıldığında panel veri modellerinin önemli bir avantajı, hata terimlerinden $\{\alpha_i\}$ 'nin etkilerini ayırma yeteneğidir. Kesit-özel etkilerini ayırarak yapılan değişkenlik tahminleri daha kesin olur ve bu modellerle daha doğru çıkarımlar yapılır (Frees, 2004). Eş. 2.5 ile verilen model, α sabit terimi eklenerek

$$y_{it} = \alpha + \alpha_i + \lambda_t + \sum_{r=1}^K \beta_r x_{itr} + u_{it}; \quad i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T$$

şeklinde de yazılabilir.

Eş. 2.2 ile verilen modeldeki β ve α_i regresyon katsayılarının en iyi doğrusal sapmasız tahmin edicileri, Sıradan En Küçük Kareler (SEK) tahmin edicileridir. Eğim katsayılarının SEK tahmin edicileri matris gösterimiyle,

$$\mathbf{b} = \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{T_i} (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)(\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)' \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{T_i} (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)(y_{it} - \bar{y}_i) \right) \quad (2.6)$$

şeklindedir. Burada $\mathbf{b} = (\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_K)'$ ve

$$\hat{\alpha}_i = \bar{y}_i - \bar{\mathbf{x}}_i' \mathbf{b} \quad (2.7)$$

şeklindedir. Ayrıca

$$\mathbf{w}_i = \sum_{t=1}^{T_i} (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)(\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)'$$

şeklindeki ağırlık matrisi olmak üzere \mathbf{b} 'nin varyansı

$$Var(\mathbf{b}) = \sigma^2 \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{w}_i \right)^{-1} \quad (2.8)$$

şeklinindedir. Burada Artık Kareler Toplamı (SSE), $SSE = \sum_{it} u_{it}^2$ şeklinde olmak üzere σ^2 yerine onun tahmin edicisi $\hat{\sigma}^2 = \frac{SSE}{NT - (N+K)}$ kullanılır (Frees, 2004). Eş. 2.6 ve 2.7 kullanılarak parametrelerin birlikte tahmin edilmesi durumunda sabit etkili parametrelerin tutarlı olması için $T \rightarrow \infty$ olması gerekir. Ancak kısa panellerde olduğu gibi T , sabit ve $N \rightarrow \infty$ olduğunda kesit boyutu arttıkça kesit özel parametre sayısının da artması nedeniyle α_i 'lerin tutarlı bir şekilde tahmin edilmesi mümkün değildir. Kısa panellerde uygun dönüşümler altında α_i 'lerin denklemden çıkarılması durumunda yalnızca β ' ların sabit etkili tahmin edicileri tutarlıdır.

Birleştirme testi

Heterojenlik testi olarak da adlandırılan birleştirme testi, kesit ve/veya zaman özel parametrelerinin modele eklenip eklenmeyeceğine karar verilmesinde; yani model sabitlerinin, α gibi genel bir değer mi yoksa kesit ve/veya zaman özel parametreleri şeklinde farklı değerler mi alacağına karar verilmesinde kullanılır. Diğer bir ifadeyle, kesit ve/veya zaman heterojenliğinin incelenmesinde kullanılır. Kesit veri regresyon modelleri ile karşılaştırıldığında panel verilerin önemli bir avantajı, kesit özel parametreleri sayesinde panel verilerin kesitler arasındaki heterojenliği hesaba katabilmesidir. Bu nedenle öncelikle kesitler arası ve/veya zaman dönem heterojenliklerin incelenmesi gerekmektedir.

Bilindiği gibi bağımlı değişken üzerinde etkisi olan ama modele dâhil edilmeyen değişken ya da parametreler hata teriminde temsil edilir. Bir değişken ya da parametrenin içerildiği modele ilişkin hata kareler toplamı (SSE_{tam}), bu değişken ya

da parametrenin içerilmediği modele ilişkin hata kareler toplamı ($SSE_{indirgenmiş}$)'ndan daha küçük olmaktadır. Bununla birlikte, modele eklenen bir değişken ya da parametre, hata kareler toplamında bir azalış sağlarken serbestlik derecesinde de bir azalışa yol açmaktadır. Serbestlik derecesinde ortaya çıkan bu azalış, modelin anlamlılığını etkilemektedir. Bu nedenle, herhangi bir değişken ya da parametrenin modele eklenmesinden önce modele eklenecek kesit ya da zaman özel etkilerinin marjinal katkısının anlamlılığının incelenmesi yararlı olacaktır. Bu panel regresyon modelinde kesit özel ya da zaman özel parametrelerinin varlığına karar verilmesi de aynı mantığa dayanmaktadır.

Kesit birimlerinin homojenliği yokluk hipotezi, $H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_N = \alpha$ şeklinde ifade edilebilir. Bu yokluk hipotezini test etme basitçe genel doğrusal hipotezin özel durumudur. Homojenlik yokluk hipotezinin test edilmesinde

$$SSE = \sum_{it} u_{it}^2$$

ve

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{SSE}{NT - (N + K)} \quad (2.9)$$

olmak üzere aşağıdaki basamaklar uygulanır:

1. $E(y_{it}) = \alpha_i + \mathbf{x}'_{it}\beta$ şeklindeki kesit-özel etkileri içeren heterojen “tam model” için SSE_{tam} ve $\hat{\sigma}^2$ elde edilir,
2. $E(y_{it}) = \alpha + \mathbf{x}'_{it}\beta$ şeklindeki her bir kesit için ortak sabit terim içeren homojen “indirgenmiş model” kullanılarak $SSE_{indirgenmiş}$ elde edilir,
3. Kısmi F - istatistiği,

$$F - \text{oranı} = \frac{SSE_{indirgenmiş} - SSE_{tam}}{(N - 1)\hat{\sigma}^2}$$

şeklinde hesaplanır,

4. Eğer F -oranı, $sd_1 = N - 1$ pay serbestlik derecesi ve $sd_2 = NT - (N + k)$ payda serbestlik derecesi ile F -tablo değerinden büyükse, H_0 reddedilir.

2.3.2. Rasgele etkili panel regresyon modelleri

Sabit etkili modellerden farklı olarak rasgele etkili modellerde kesit-özel ya da zaman-özel etkileri tahmin edilecek parametreler olarak değil, bir kitleden rasgele örnekleme yöntemleri ile çekilmiş rasgele değişken olarak ele alınır. Bu değişkenler, rasgele hata terimi ile birlikte modelin stokastik kısmını oluşturur. Buradan Eş. 2.2, 2.3 ya da 2.4' te verilen modeller, sırasıyla

$$v_{it} = \alpha_i + u_{it} \quad (2.10)$$

$$v_{it} = \lambda_t + u_{it} \quad (2.11)$$

ve

$$v_{it} = \alpha_i + \lambda_t + u_{it} \quad (2.12)$$

olmak üzere

$$y_{it} = \beta X_{it} + v_{it} \quad (2.13)$$

şeklinde tekrar yazılabilir. Burada $i = 1, \dots, N$ ve $t = 1, \dots, T_i$ şeklindedir ve X_{it} 'nin her i ve t için u_{it} 'den bağımsız olduğu varsayılır. $\alpha_i \sim IID(0, \sigma_\alpha^2)$, $\lambda_t \sim IID(0, \sigma_\lambda^2)$ ve $u_{it} \sim IID(0, \sigma^2)$ şeklinde α_i , λ_t ve u_{it} 'ler birbirlerinden bağımsız rasgele değişkenlerdir. Ayrıca bu modelde X_{it} , her i ve t için α_i , λ_t ve u_{it} 'den bağımsızdır (Baltagi, 2005). Eş. 2.13 ile verilen rasgele etkili modelde v_{it} , Eş. 2.10 ya da Eş. 2.11' den biri ile tanımlandığında model tek yönlü rasgele etkili model olarak adlandırılırken v_{it} , Eş. 2.12 ile tanımlandığında iki yönlü rasgele etkili model olarak adlandırılır. Rasgele etkili model, varyans bileşenleri ya da hata bileşenleri modeli olarak da adlandırılmaktadır.

Sabit etkili modellerde birey özel parametreleri ile hata terimleri arasında herhangi bir ilişki yokken; bağımsız değişkenler ile birey özel parametreleri arasında zayıf bir ilişki olabileceği varsayılır. Bu, modelde sınırlı bir içsellığe izin vermektedir. Ancak rasgele etkili modellerde birey özel parametreleri ile ne hata terimleri arasında ne de bağımsız değişkenler arasında herhangi bir ilişki olmadığı varsayılır. Sabit etkili modelde bozucu terimler arasında herhangi bir ilişki yoktur ve varyansı, $Var(v_{it}) = Var(u_{it}) = \sigma^2$ ve $Kov(v_{it}, v_{js}) = 0; i \neq j$ ve $t \neq s$ şeklindedir. Ancak rasgele etkili modelde ise $Var(v_{it}, v_{js}) = \sigma^2 + \sigma_\alpha^2$ ve $kov(v_{it}) = \sigma_\alpha^2; i = j$ ve $t \neq s$ şeklindedir. Buradan $Kor(v_{it}) = \sigma_\alpha^2 / (\sigma^2 + \sigma_\alpha^2); i = j$ ve $t \neq s$ olmak üzere rasgele etkili modelde bozucu terimler arasında sabit bir serisel korelasyon vardır. Bu nedenle rasgele etkili modelde SEK yöntemi kullanılarak etkin tahmin edici elde edilemez. Bu durumda en iyi doğrusal sapmasız tahmin ediciler, Genelleştirilmiş En Küçük Kareler (GEK) tahmin edicileri kullanılarak elde edilebilmektedir.

Genelleştirilmiş en küçük kareler tahmini

Panel veri regresyon fonksiyonu matris gösterimi ile

$$E(\mathbf{y}_{it} | \alpha_i) = \alpha_i \mathbf{1}_i + \mathbf{X}_i \beta$$

şeklinde ifade edilebilir. Buradan

$$E(\mathbf{y}_{it}) = \mathbf{X}_i \beta \tag{2.14}$$

olur. Burada $\mathbf{1}_i$ 'in birlerden oluşan $T_i \times 1$ boyutlu vektör ve $\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_i = (\mathbf{x}_{i1} \mathbf{x}_{i2} \dots \mathbf{x}_{iT_i})'$ şeklindeki açıklayıcı değişkenlerin $T_i \times K$ boyutlu matristir. Varyans-kovaryans, matris gösterimiyle

$$Var(\mathbf{y}_i) = \mathbf{V}_i = \sigma^2 \mathbf{I}_i + \sigma_\alpha^2 \mathbf{J}_i + \sigma_\lambda^2 \mathbf{J}_i \tag{2.15}$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada \mathbf{J}_i , birlerden oluşan $T_i \times T_i$ boyutlu matris ve $\mathbf{I}_i, T_i \times T_i$ boyutlu birim matristir.

Eş. 2.14 ve 2.15, yanıtların vektörünün ortalaması ve varyansını göstermektedir. Regresyon katsayılarının tahmin edilmesinde

$$\left(\sum_{i=1}^N \mathbf{X}'_i \mathbf{V}_i^{-1} \mathbf{X}_i \right) \beta = \sum_{i=1}^N \mathbf{X}'_i \mathbf{V}_i^{-1} \mathbf{y}_i \quad (2.16)$$

şeklindeki GEK eşitliği (normal denklemler) kullanılır. Bu denklemlerin çözülmesiyle β 'nin hata bileşenleri tahmin edicisi olarak adlandırılan GEK tahmin edicileri elde edilir. Eş. 2.16'nın çözülmesiyle hata bileşenleri GEK tahmin edicisi,

$$\mathbf{b}_{\text{GEK}} = \sum_{i=1}^N \left(\mathbf{X}'_i \left(\mathbf{I}_i - \frac{\zeta_i}{T_i} \mathbf{J}_i \right) \mathbf{X}_i \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}'_i \left(\mathbf{I}_i - \frac{\zeta_i}{T_i} \mathbf{J}_i \right) \mathbf{y}_i \quad (2.17)$$

şeklinde dir. Burada

$$\zeta_i = \frac{T_i \sigma_\alpha^2}{T_i \sigma_\alpha^2 + \sigma^2} \quad (2.18)$$

şeklindeki nicelik, σ_α^2 ve σ^2 varyans bileşenlerinin bir fonksiyonudur. Bu nicelik güvenilirlik faktörü olarak adlandırılır. Ayrıca hata bileşenlerinin varyansı,

$$\text{Var}(\mathbf{b}_{\text{GEK}}) = \sigma^2 \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{X}'_i \left(\mathbf{I}_i - \frac{\zeta_i}{T_i} \mathbf{J}_i \right) \mathbf{X}_i \right)^{-1} \quad (2.19)$$

şeklinde dir.

\mathbf{b}_{GEK} 'yi yorumlamak için Eş. 2.6 ile verilen sabit etkili SEK tahmin edicilerinin matris gösterimine benzer şekilde

$$\mathbf{b}_{\text{GEK}} = \sum_{i=1}^N \left(\mathbf{X}'_i (\mathbf{I}_i - T_i^{-1} \mathbf{J}_i) \mathbf{X}_i \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}'_i (\mathbf{I}_i - T_i^{-1} \mathbf{J}_i) \mathbf{y}_i \quad (2.20)$$

şeklinde yazılabilir. Eş. 2.17 ile Eş. 2.20 birlikte incelendiğinde Eş. 2.18 ile verilen güvenilirlik faktörleri, bire eşit olduğunda \mathbf{b}_{GEK} rasgele etkili parametrelerin GEK tahmin edicileri ile \mathbf{b} sabit etkili parametrelerin SEK tahmin edicilerinin eşit olduğu görülür. Buradan güvenilirlik faktörü, bire yaklaştıkça rasgele ve sabit etkili tahmin ediciler, yaklaşık olarak eşit olur. Bu durum; σ_α^2 , σ^2 'ye göre daha büyük olduğunda ortaya çıkar (Frees, 2004). Ayrıca T_i , büyüdükçe de ζ_i , bire yaklaşır.

Uygulanabilir GEK tahmin edicisi

Eş. 2.17 ile verilen hata bileşenleri GEK tahmin edicisinin hesaplanması σ_α^2 ve σ^2 varyans bileşenlerinin bilindiğini varsayımına dayanır. Bu varsayım altında GEK tahmin edicilerinin elde edilebilmesi için Frees (2004)'te aşağıda verilen yöntem önerilmiştir.

“Uygulanabilir” GEK tahmin edicisini hesaplama için yöntem

Basamak 1. İlk olarak $\sigma_\alpha^2 = 0$ varsayımı altında β 'nin SEK tahmin edicileri elde edilir,

Basamak 2. σ_α^2 ve σ^2 nin tahminlerinin hesaplanmasında Basamak 1' de elde edilen artıklar kullanılır,

Basamak 3. Basamak 2'de elde edilen σ_α^2 ve σ^2 nin tahminleri, Eş. 2.17'de kullanılarak \mathbf{b}_{GEK} hesaplanır.

Basamak 2 için varyans bileşenlerini tahmin etmenin pek çok yolu vardır. Bununla birlikte varyans bileşenleri, Eş. 2.6 ve 2.7' deki α_i ve \mathbf{b} sabit etkiler tahmin edicileri kullanılarak hesaplanan $u_{it} = y_{it} - (\alpha_i + \mathbf{x}'_{it}\mathbf{b})$ şeklindeki artıkları ile σ^2 nin tahmin edicisi $\hat{\sigma}^2$, Eş. 2.9 yardımıyla elde edilebilir. σ_α^2 'nin tahmin edicisi ise

$$\hat{\sigma}_\alpha^2 = \frac{\sum_{i=1}^N T_i (a_i - \bar{a}_w)^2 - \hat{\sigma}^2 c_N}{NT - \sum_{i=1}^N T_i^2 / NT}$$

şeklindedir. Burada $\bar{a}_w = \sum_{i=1}^N T_i a_i$ ve

$$c_N = N - 1 + iz \left\{ \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{T_i} (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)(\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)' \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{T_i} T_i (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\bar{\mathbf{x}}_i - \bar{\mathbf{x}})' \right\}$$

şeklindedir. Potansiyel bir engel, $\hat{\sigma}_\alpha^2$ 'nin özel gerçekleşmesinin negatif olabileceğidir; bu özellik, varyans tahmin edicisi için istenmeyen bir özelliktir (Frees, 2004).

Birleştirme Testi

Sabit etkili panel veri modellerinden farklı olarak rasgele etkili modellerde kesit birimlerinin homojenliği yokluk hipotezi, $H_0: \sigma_\alpha^2 = 0$ şeklindeki yokluk hipotezinin test edilmesi ile gerçekleştirilir. Rasgele etkili panel regresyon modelinde homojenlik yokluk hipotezi aşağıdaki şekilde test edilebilir:

1. $y_{it} = \mathbf{x}'_{it}\beta + v_{it}$ birleştirilmiş kesit regresyon modeli kullanılarak u_{it} artıkları elde edilir,

2. Her bir kesit için σ_α^2 'nin tahmin edicisi

$$\hat{\sigma}_{\alpha_i}^2 = \frac{1}{T_i(T_i - 1)} \left(T_i^2 \bar{u}_i^2 - \sum_{t=1}^{T_i} u_{it}^2 \right)$$

şeklinde hesaplanır. Burada $\bar{u}_i = T_i^{-1} \sum_{t=1}^{T_i} u_{it}$.

3. Test istatistiği,

$$TS = \frac{1}{2N} \left(\frac{\sum_{i=1}^N \hat{\sigma}_{\alpha_i}^2 \sqrt{T_i(T_i - 1)}}{(NT)^{-1} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{T_i} u_{it}^2} \right)^2$$

şeklinde hesaplanır,

4. Eğer TS , bir serbestlik dereceli Ki-Kare tablo değerinden büyükse, H_0 reddedilir (Frees, 2004).

2.3.3. Sabit etkili ya da rasgele etkili model tercih nedenleri

Kesit ve/veya zaman gözlemlenemez etkileri, panel regresyon modellerinde tahmin edilecek parametreler olarak ele alınabileceği gibi hata terimi ile birlikte modelin stokastik kısmını oluşturan rasgele değişken olarak da ele alınabileceği önceki bölümlerde tartışılmıştır. Panel regresyon modelinde kesit ya da zaman özel etkilerinin bir parametre olarak mı yoksa rasgele değişken olarak mı ele alınacağına karar verilirken, veri yapısı ile sabit etkili ve rasgele etkili modellerin bazı özelliklerinin de göz önünde bulundurulması gerekmektedir.

Zaman serisi boyutu T , büyük olduğunda sabit etkili model tahmin edicileri ile rasgele etkili model tahmin edicileri aynıdır. Ancak T sonlu ve N büyük olduğunda gözlemlenemez etkilerin rasgele ya da sabit olarak ele alınması arasında bazı farklılıklar ortaya çıkmaktadır (Hsiao, 2003). Bu farklılıklar aşağıdaki gibi özetlenebilir:

Çalışmanın amacı ve çıkarsama

Bir panel veri çalışmasının tasarlanmasında ve sabit etkili ya da rasgele etkili model kullanıp kullanılmamasına karar verilmesinde öncelikle çalışmanın amacının dikkate alınması gerekir. Sabit etkili modellerde kitlede yer alan tüm birimlerin çalışmaya dâhil edilmesi ya da kitlede yer alan birimlerin özel olarak seçilmesi nedeniyle sabit etkili modeller ile elde edilen sonuçlar çalışmaya dahil edilen birimlere ilişkin olup bu sonuçlara dayanarak kitleye ilişkin çıkarsama yapılamaz. Ancak rasgele etkili modelde incelenen birimlerin kitleden örnekleme yöntemleri ile seçilmesi nedeniyle rasgele etkili model ile elde edilen sonuçlar, kitleye genellenebilir. Bu nedenle eğer çalışmanın amacı, basit olarak kesit ve/veya zaman-özel etkilerini kontrol etmek (onlara bozucu parametreleri olarak muamele ederek) ya da kesit ve/veya zaman birimleri kümesine ilişkin çıkarsama yapmak ve özel kesit ve/veya zaman için öngörü yapmak ise sabit etkili model kullanılması daha uygun olur. Bununla birlikte, eğer çalışmanın amacı, kesit

verinin geldiği kitleye ilişkin çıkarsama yapmak ise bu durumda α_i ve/veya λ_t 'nin rassal olarak ele alınması ve rasgele etkili modelin kullanılması daha doğru olacaktır (Frees, 2004; Maddala, 1993).

Serbestlik derecesi

Bir panel veri çalışmasının tasarlanmasında ve sabit etkili ya da rasgele etkili model kullanıp kullanılmamasına karar verilmesinde çıkarsama için gerekli olan veri kümesinin boyutunun da göz önünde bulundurulması gerekir. Pek çok panel veri çalışmasında $\{\alpha_i\}$ ve/veya $\{\lambda_t\}$ terimleri sırasıyla kesit ve/veya zaman heterojenliklerini kontrol etmek için modelde içerilirken temel hedef, β kitle parametrelerine ilişkin daha doğru çıkarsama yapmaktır. Sabit etkili modelde $N + K$ doğrusal regresyon parametresinin yanı sıra bir tane varyans parametresi tahmin edilirken rasgele etkili modelde ise $1 + K$ regresyon parametresi ile iki tane varyans parametresi tahmin edilmektedir. Buradan sabit etkili model yerine rasgele etkili modelin kullanılması durumunda serbestlik derecesinden tasarruf sağlanmaktadır. Zaman boyutunun küçük olduğu ($T = 2$ ya da 3 gibi) çalışmalarda daha az serbestlik derecesi kaybı nedeniyle özel olarak rasgele etkili model tercih edilebilir (Frees, 2004; Maddala, 1971; Maddala, 1993).

Zaman sabit değişkenler

Bir panel çalışmasının tasarlanmasında ve sabit etkili ya da rasgele etkili model kullanıp kullanılmamasına karar verilmesinde ilgilenilen değişkenlerin de göz önünde bulundurulması gerekir. Çalışmada ilgilenilen değişkenlerin zaman sabit değişkenler olması ve çalışmanın hedefinin bunların etkisini test etmek olduğu çalışmalarda zaman sabit değişkenler ile kesit-özel sabitleri arasında tam çoklu doğrusal bağıntı ortaya çıkmaktadır. Bu durumda bu parametrelerin tahmin edilmesi mümkün değildir. Böyle çalışmalarda rasgele etkili modellerin tercih edilmesi zorunlu olmaktadır. Böyle çalışmalara örnek olarak, "işlem grubu" ve "kontrol grubu" gibi farklı grupların performansını karşılaştırdığı çalışmalar verilebilir (Frees, 2004; Maddala, 1993).

Tahmin yöntemlerinin istatistiksel özellikleri

Rasgele ya da sabit etkili modellerin arasındaki tercih, kullanılacak tahmin yöntemlerinin istatistiksel özelliklerine de bağlıdır. Örneğin N 'nin büyük ve T 'nin küçük değerleri ile dinamik modellerde sabit etkili model tutarsız tahminler vermektedir (Maddala, 1993).

2.3.4. Panel verilerin avantajları ve kısıtlamaları

Panel veriler, salt zaman serisi ya da salt kesit verisi ile karşılaştırıldığında bazı avantajlara sahip olmasının yanı sıra hem zaman hem de kesit boyutu içermesi nedeniyle daha karmaşık bir yapıya sahiptir. Bu nedenle, bazı kısıtlamaları da vardır. Bu bölümde panel verilerin avantajları ile kısıtlamaları incelenmiştir.

Panel verilerin avantajları

Panel verilerin avantajları, temel olarak hem kesit hem de zaman boyutu içermesinin sağladığı avantajlardır. Bu avantajlar, aşağıdaki gibi özetlenebilir:

Model parametrelerine ilişkin daha doğru çıkarsama

Panel veriler, hem kesit hem de zaman serisi verilerine göre daha fazla serbestlik derecesi ve daha az çoklu doğrusal bağlantı içermektedir. Dolayısıyla panel veriler, parametre tahminlerinin etkinliğini arttırmaktadır (Baltagi, 2005; Hsiao ve diğerleri, 1995). Örneğin tüketicinin, gelir ve servet değişkenleri ile açıklandığı bir regresyon denkleminde büyük bir olasılıkla gelir ve servet değişkenleri arasında bir ilişki ortaya çıkacak ve bu çoklu doğrusal bağlantı problemi nedeniyle bu değişkenlerinden birinin katsayısı istatistiksel olarak anlamlı çıkmayacaktır. Bu örnekte çoklu doğrusal bağlantının temel nedeni genel olarak yüksek servetli kişilerin yüksek gelirli ve düşük servetli kişilerin ise düşük gelirli olmasından kaynaklanmaktadır. Böyle bir çalışmada bu problemden kurtulmanın bir yolu, düşük serveti olan yüksek gelirli denekler ile yüksek serveti olan düşük gelirli denekleri de çalışmaya dahil ederek örneklem boyutunu arttırmaktır. Bunu kesit verilerle sağlamak mümkün iken zaman serisi verileriyle sağlamak mümkün

değildir. Panel verilerin hem kesit hem de zaman serisi boyutu nedeniyle böyle bir çalışmada hem servet hem de gelir değişkenlerinin tüketim değişkeni üzerindeki etkilerini arındırarak tahmin etmek mümkün olmaktadır.

Farklılıkları (heterojenlik) kontrol etme

Bireyler, firmalar, devletler ya da ülkeler gibi kesitlerin kendilerine özgü özellikleri vardır (Baltagi, 2005). Bununla birlikte, bazı dönemlerin değişkenler üzerinde farklı etkileri de olabilmektedir (Maddala, 1993). Örneğin tüketime ilişkin yapılan bir çalışmada dini inanışlar, eğitim, kültürel değerler gibi bazı faktörler bireylerin tüketim davranışlarını etkilerken firmalara ilişkin bir çalışmada firma yöneticilerinin ya da çalışanlarının özellikleri de firma üzerinde diğer firmalardan farklı bazı önemli etkilere sahiptir. Bunun yanı sıra zaman içeren çalışmalarda bazı dönemlerden kaynaklanan özel etkiler de ortaya çıkabilmektedir. Salt zaman serileri ya da salt kesit verileri, zaman ya da kesit farklılıklardan kaynaklanan riskleri yönetmeye imkân vermez. Ancak bu özelliklerin dikkate alınmaması önemli yanlışlıklara yol açabilmektedir. Panel veriler, bu özelliklerin incelenmesine imkân sağlamaktadır.

Karmaşık yapıların, durumların ya da davranışların analiz edilmesi

Panel veriler, kesit ya da zaman serisi veri kümeleri kullanılarak yansıtılması mümkün olmayan önemli ekonomik soruların analizine izin verir (Hsiao, 2003). Panel veriler, salt kesit ya da zaman serisi verilerinde kolaylıkla saptanamayan etkileri daha iyi tanımlayabilir ve ölçebilir. Örneğin, kadınlardan oluşan bir kesit veri çalışmasında kadınların işgücüne katılım oranı, yıllık ortalama %50 olarak elde edildiğinde bu durum,

a) *Herhangi bir kadın, verilen herhangi bir yılda işgücündedir ve işgücünde olan kadınlar değişmekle birlikte işgücündeki kadınların oranı %50'dir,*

b) *Kadınların %50'si zamanın tümünde çalışırken geri kalan %50 ise hiç çalışmıyordur*

gibi nedenlerin birinden kaynaklanabilir. (b) durumunda devir hızı sıfır iken (a) durumunda yüksek bir devir hızı söz konusudur. Panel veriler ile bu karmaşık durum analiz edilebilir (Baltagi, 2005).

Dinamik ilişkilerin incelenmesi

Kesit verilerinin zamanın belli bir noktasında ya da aralığında gözlemlenmesi nedeniyle kesit veri çalışmalarında elde edilen ilişkiler statik ilişkilerdir. Dinamik ilişkilerin incelenmesi için farklı zaman noktalarında elde edilmiş gözlemlere ihtiyaç vardır. Panel verilerin zaman serisi boyutu ile dinamik ilişkilerin incelenmesi mümkündür.

2000 yılında işgücü maliyetlerinin istihdam üzerindeki etkisini incelediğimiz bir çalışmada işçi maliyetlerinde bir birimlik bir artış olduğunda istihdamın 0,2 birim azaldığı sonucuna ulaşılsın. Ayrıca 2050 yılında aynı amaçla yapılan bir çalışmada ise işçi maliyetlerinde bir birimlik bir artış olduğunda istihdamın 0,17 birim azaldığı sonucuna ulaşılsın. 2000 ve 2050 yıllarında yapılan iki farklı çalışmada istihdam ve işgücü maliyetleri arasında bulunan bu ilişkiler, belli bir yılda ölçülmüş veriler ile elde edildiği için bu ilişkilerin statik bir ilişki olduğu söylenebilir. 2000-2050 yılları arasında istihdam oranları ile işçi maliyetlerinde ortaya çıkan farklı oranlardaki artışlar nedeniyle işgücü maliyetleri ile istihdam arasındaki ilişkilerin miktarları değişmiştir. 2000-2050 yılları arasında ölçülmüş zaman serisi verileri kullanılarak gerçekleştirilen bir çalışma sonucunda işçi maliyetlerinde bir birimlik bir artış olduğunda istihdamda 0,19 birim artış olduğu şeklinde işgücü maliyetleri ve istihdam arasında bir ilişki elde edilsin. Belli bir zaman aralığında tekrar eden gözlemler yardımıyla işgücü maliyetleri ile istihdam arasında bulunan bu ilişki ise dinamik bir ilişkidir. Panel veriler, zaman boyutu yanında kesit boyutu da içerir. Böylece panel veriler, kesit birimlerine ilişkin tekrar eden gözlemler sağlar. Buradan panel veriler yardımıyla istihdam edilme süresi, işsizlik süresi, vb. dinamik ilişkilerin incelenmesi de mümkündür (Frees, 2004).

Dinamik ilişkilerin incelenmesinde zaman serileri analizinin kullanılması oldukça iyi geliştirilmiş bir yaklaşımdır. Tek değişkenli zaman serileri analizinde, farklı kesitler arasındaki ilişkiler hesaba katılmazken çok değişkenli zaman serileri analizinde

farklı kesitler arasındaki ilişkiler hesaba katılmaktadır. Ancak, çeşitli kaygılar ve gereklilikler sonucu tek değişkenli de olsa çok değişkenli de olsa, zaman serileri analizinde çok sayıda (genel olarak en az otuz) gözleme ihtiyaç duyulmaktadır. Otuz gözlem ile yıllık bir iktisadi seri için bir zaman serisi modelinin kullanılması, otuz yıllık bir dönem üzerinde bir iktisadi seriyi temsil etmek için aynı modelin kullanılması anlamına gelir. Otuz yıllık bir sürenin uzunluğu göz önünde bulundurulduğunda politika değişiklikleri ve krizler gibi durumların ortaya çıkması, pek çok iktisadi olayda dinamik ilişkilerin incelenmesinde zaman serileri analizinin kullanılmasını güçleştirmektedir (Frees, 2004).

Kuşak ve dönem etkilerini kontrol etme

Dini duyguların yaşam süresince nasıl değiştiğinin incelendiği bir kesit veri çalışmasını düşünelim. Bu çalışmada insanların büyüdükçe daha dindar oldukları hipotezini test etmek için 20, 40 ve 60 yaşındaki bireylerden oluşan bir kitleden, tüm bireylerin birinci grupta 20, ikinci grupta 40 ve üçüncü grupta 60 yaşında olacağı üç alt grubu da içeren bir örneklem incelenir. Üç alt örnekten oluşan bu örneklem yardımıyla her yaş grubu için dindarlık seviyesi ölçülsün. Çalışma sonucunda gençlerin en az dindar, orta yaşlıların daha fazla dindar ve yaşlıların en dindar olduğunu gösteren bir model elde edilsin. Bu sonuçları, iki farklı şekilde açıklamak mümkündür. Birincisi, insanların yaşlandıkça daha dindar olduğu (dindarlığın yaşın bir fonksiyonu olduğu) iken ikincisi ise yirmi yıl önce doğanların (en genç kuşak) en az dindar, kırk yıl önce doğanların daha dindar ve altmış yıl önce doğanların ise en dindar olduğu (dindarlığın kuşakların bir fonksiyonu olduğu) şeklindedir. Bu açıklamalardan birincisi, yaş etkisi olarak adlandırılırken ikincisi, bireylerin dindarlığının onların doğum zamanı ile belirlendiği ve dindarlığın farklı düzeylerinin basit olarak yaş gruplarının kendileri ile bağlantılı olduğu şeklinde kuşak etkisi olarak adlandırılabilir. Bu sonuçlar dikkate alındığında eğer dindarlık yaşın bir fonksiyonu ise her üç gruptaki bireylerin 20 yıl sonra daha dindar olmaları beklenir. Ancak eğer dindarlık kuşakların bir fonksiyonu ise tüm yaş grubundaki bireylerin 20 yıl sonra hala aynı dindarlık düzeyinde olması beklenir. Çalışmada kullanılan kesit verileri ile kuşak etkisiyle yaş etkisinin birbirinden ayrılması mümkün değildir (Bijleveld ve diğerleri, 1998).

İnsanların büyüdüğü daha dindar oldukları hipotezini test etmek için bir zaman serisi çalışmasıyla dini duyguların yaşam süresince nasıl değiştiği incelenir. Bu amaçla 20 yaşındaki bireylerden oluşan bir örneklemin gözlemlendiğini ve bu örneklemden kişiler 20 yaşından başlamak üzere her yirmi yılda bir dindarlık düzeylerinin ölçüldüğünü düşünelim. Bu deney sonucunda yirmi yaşındaki kesitlerin en az dindar olduklarını ve örneklemden bu kişilerin yaşları ilerledikçe daha dindar olduklarını bulduğumuzu varsayalım. Bu sonuçların da iki açıklaması mümkündür. Birincisi, insanların yaşlandıkça daha dindar olduğu (dindarlığın yaşın bir fonksiyonu olduğu) iken ikincisi ise birinci ölçüm noktası ile ikinci ve sonraki ölçüm noktaları arasındaki dindarlık seviyesindeki artışın, araştırma sürecinde kitledeki genel dindarlık artışından kaynaklanmış (dindarlık dönemin bir fonksiyonudur) olmasıdır (Bijleveld ve diğerleri, 1998).

Bu problem genel olarak yaş-dönem-kuşak problemi olarak adlandırılır. Problem, kavramsal farklar nedeniyle

$$\text{Kuşak} + \text{Yaş} = \text{Dönem}$$

şeklindeki formülle doğrusal bağımlı olan yaş, dönem ve kuşak etkilerinden kaynaklanmaktadır (Bijleveld ve diğerleri, 1998).

İlk örnekte bir zaman noktasında bireylerin üç alt örneklemini gözlemlenerek dönem sabit tutulmuştur. Böylece bulunan herhangi bir etki, dönem etkileri olamazken yaş ya da kuşak etkisinden herhangi biri olabilir. İkinci örnekte ise aynı kuşaktan bireyler gözlemlenerek kuşak sabit tutulmuştur. Bu durumda çalışmada elde edilen herhangi bir etki, kuşak etkisi ile açıklanamazken bu etki dönem ya da yaş etkilerinden herhangi biri ile açıklanabilir.

Aynı yaşta birden fazla bireyin farklı zaman noktasında gözlemlenmesi ile elde edilen panel veriler ile yaş etkisi, kuşak ya da dönem etkilerinden ayrılabilir. Aynı yaşta kesitler farklı zaman noktalarında gözlemlendiğinden aynı yaşta ama farklı zaman noktalarında gözlemlenen kesitler arasında y çıktı değişkenindeki fark, kuşak etkilerini ortaya çıkarmak için incelenebilir. Farklı kuşaklar aynı zaman

noktasında gözlemlendiği için çoklu uzunlamasına veri tasarımı ölçüm zamanı etkilerini ortaya çıkarmak da mümkündür (Twisk, 2003).

Panel verilerin kısıtlamaları

Panel verilerin salt zaman serisi ya da kesit verilerle kıyaslandığında önemli avantajlarının olmasının yanı sıra panel veriler, zaman serisi ve kesit veri yapılarına göre çok daha karmaşıktır. Panel verilerin karmaşık yapılarının bir sonucu olarak panel veri analizi yöntemlerinde ortaya çıkan bazı zorluklarla birlikte panel verilerde panel verilerin kesit ve zaman serisi boyutlarından kaynaklanan bazı problemler de ortaya çıkabilmektedir. Panel verilerin kullanılmasında ortaya çıkan zorluklar aşağıdaki gibi özetlenebilir:

Tasarım ve veri toplama problemi

Kesit ya da zaman serisi verileri ile karşılaştırıldığında panel verilerin oluşturulmasında veri toplama ve veri yönetimi daha zor ve daha maliyetlidir. Panel verilerin doğası gereği bir panel verinin oluşabilmesi için iki ve daha fazla kesit biriminin iki ve daha fazla zaman noktasında gözlemlenmesi gerekmektedir. Bu ise oldukça güç ve maliyetlidir.

Panel verilerin oluşturulmasında incelenecek olan kesit birimlerinin seçimi önemli bir husustur. Bir panel veri çalışmasında araştırma problemine bağlı olarak kitlede yer alan tüm kesit birimleri panel veri kapsamında incelenebileceği gibi örnekleme yoluyla seçilecek kesit birimlerinin panel veri kapsamında incelenerek elde edilecek sonuçların ilgililenen kitleye genellenmesi de mümkündür. Kitleyi oluşturan tüm kesit birimlerinin çalışmada incelenemediği durumlarda çalışmada elde edilecek sonuçların kitleye genellenebilmesi için kitlenin iyi bir temsilinin oluşturulması gerekir. Böyle bir durumda panel veride yer alacak kesit birimlerinin rasgele örnekleme yöntemlerinden biri ile seçilerek araştırmaya dâhil edilmesi, kitleye ilişkin daha doğru çıkarımlar yapılmasına imkân verir.

Kesit bağımlılığı

Genel olarak kesit bağımlılığı, kesit birimleri arasındaki bağımlılığı ifade etmektedir. Ortak bileşenlerin belirli olmayan bir biçimi ya da mekansal bağımlılık sonucu hatalar arasında ortaya çıkan ikili bağımlılık ile hata teriminin bir parçası olan ortak şokların ve gözlemlenmeyen bileşenlerin varlığı gibi nedenlerle panel veri kümesini oluşturan kesit birimleri arasında bağımlılık ortaya çıkabilmektedir. Panel veri analizinde kesitlerin birbirlerinden bağımsız olduğu varsayımının aksine kesit birimleri arasında bir bağımlılık olduğunda kesitler arasındaki korelasyonun büyüklüğü gibi çeşitli faktörler ya da kesitsel bağımlılığın kendi doğasına bağlı olarak kesitler arasındaki bu bağımlılığın parametre tahminleri üzerinde farklı etkileri ortaya çıkmaktadır (De Hoyos ve Sarafidis, 2006).

Kesitsel bağımlılığın gözlemlenemez ortak değişkenlerden kaynaklandığı durumda ortak değişkenler modele dahil edilemez ve bunun sonucu olarak bu bileşenlerin etkisi, hata teriminde ortaya çıkar. Böyle bir durumda kesit bağımlılığına neden olan ve modele dahil edilememiş ortak değişkenler modeldeki bağımsız değişkenler ile ilişkisiz ise hem standart sabit etkili (FE) hem de rastgele etkili (RE) modellerde söz konusu kesit bağımlılığını göz önünde bulundurmadan elde edilen parametre tahmin edicileri tutarlıdır. Ancak bu tahmin ediciler artık etkin değildir ve bu parametrelere ilişkin tahmin edilen standart hatalar da yanlıdır. Diğer taraftan, eğer kesitler arasında karşılıklı bağımlılık yaratan gözlemlenemeyen bileşenler modelde içerilen bağımsız değişkenler ile ilişkili olduğu durumda ise hem sabit etkili hem de rasgele etkili modellerde parametre tahmin edicileri, yanlıdır ve artık tutarlı da değildir (De Hoyos ve Sarafidis, 2006).

Değişen varyans sorunu

Genel olarak değişen varyans, rasgele değişkenlerin varyansının kesit birimleri ya da zaman dönemleri ile birlikte değişmesini ifade etmektedir. Regresyon denklemlerinde hata terimlerinin değişen varyanslı olmadığı varsayılır. Diğer bir ifadeyle, hata terimlerinin $E(u_i^2) = \sigma^2$ şeklinde sabit varyanslı olduğu varsayılır. Regresyon analizinde değişen varyans sorunu genel olarak, $E(u_i^2) = \sigma_i^2$ şeklinde ifade edilir. Değişen varyans sorununa kesit verilerde zaman serisi verilerine

oranla daha çok rastlanır. Kesit verilerde kesitlerin farklı büyüklükte olmaları nedeniyle kesit veri regresyonunda değişen varyans sorunuyla sıklıkla karşılaşılırken aynı birimin zaman içindeki verilerinin derlendiği zaman serisi verilerinde ise değişkenlerin aynı büyüklükte olması nedeniyle değişen varyans sorununa zaman serisi veri çalışmalarında daha az rastlanmaktadır (Gujarati, 2004). Bununla birlikte, bazı zaman serileri ortalamada durağan iken değişen varyans sorunu nedeniyle varyansta durağan olmayabilir.

Birden fazla kesit biriminin farklı zaman aralıklarında gözlemlenmesi ile oluşan panel veriler, farklı büyüklükte kesit birimlerini içerebilmektedir. Bu nedenle, panel veri çalışmalarında da değişen varyans sorunu ortaya çıkabilmektedir. Ancak kesit ya da zaman serisi verilerinden farklı olarak panel verilerde modelin tek yönlü ya da iki yönlü olmasına ek olarak modelin sabit etkili ya da rasgele etkili olmasına bağlı olarak farklı değişen varyans sorunları ortaya çıkabilmektedir. Panel verilerde değişen varyans sorunu, gözlemlenemeyen kesit özel etkileri ve/veya hataların değişen varyanslı olmasından kaynaklanabilir. Değişen varyans olması durumunda hata terimlerinin sabit varyanslı olduğu varsayımı altında elde edilmiş parametre tahminleri hala sapmasız ve tutarlı olmakla birlikte bu tahminler artık etkin değildir. Ayrıca bu tahminlerin standart hataları da yanlıdır (Baltagi, 2005). Tahminlerin standart hatalarının yanlı olması nedeniyle bu standart hatalarla yapılacak çıkarımlar da yanıltıcı sonuçlara yol açacaktır.

Ardışık bağımlılık (otokorelasyon) sorunu

Genel olarak ardışık bağımlılık, sıralı gözlem dizisi birimleri arasındaki ilişkiyi ifade etmektedir. Bununla birlikte, iki farklı gözlem dizisi arasındaki ilişki ise serisel korelasyon (serial correlation) olarak adlandırılır. Diğer bir ifadeyle, u ve v gibi iki farklı hata dizisi arasındaki ilişki, serisel korelasyon olarak adlandırılırken aynı dizinin gecikmeli değerleri arasındaki ilişki ($i \neq j$ olmak üzere u_i ile u_j arasındaki ilişki) ise ardışık bağımlılık ya da otokorelasyon (autocorrelation) olarak ifade edilmektedir. Ancak, bazı yazarlarca bu iki ilişki türü aynı anlamda otokorelasyon ya da ardışık bağımlılık olarak ifade edilmektedir (Gujarati, 2004).

Regresyon modellerinde, hata terimleri arasında ardışık bağımlılık olmadığı varsayılır. Diğer bir ifadeyle, $i \neq j$ olmak üzere $E(u_i u_j) = 0$ şeklindedir. Ancak zaman serilerinin genel olarak geçmiş dönem etkilerini içermesi nedeniyle zaman serisi regresyonlarında ardışık gözlemlerin ilişkili olması durumu ile sıklıkla karşılaşılmaktadır. Bununla birlikte, modelde içerilmesi gereken bir değişkene modelde yer verilmemesi ve/veya yanlış fonksiyon kalıbının kullanılması gibi nedenlerle zaman serisi ve kesit veri regresyonlarında, otokorelasyon sorunu ortaya çıkabilmektedir.

Panel veri analizinde model hatalarını oluşturan kesit özel hata bileşeni ile stokastik hatalara ilişkin varsayımlarda, korelasyonun zamandan bağımsız olarak yalnızca panel boyunca aynı bireyin varlığından kaynaklandığı varsayılmaktadır. Bu varsayım sonucu olarak tek yönlü rasgele etkili model hataları arasındaki korelasyon, her $t \neq s$ için $kor(v_{it}, v_{is}) = \sigma_\alpha^2 / (\sigma_\alpha^2 + \sigma_u^2)$ şeklindedir. Burada $v_{it} = \alpha_i + u_{it}$ şeklinde olmak üzere σ_α^2 , kesit özel etkilerinin varyansı ve σ_u^2 , stokastik hataların varyansını göstermektedir. Buradan da görüldüğü gibi hatalar arasındaki korelasyon, zaman noktaları arasındaki uzaklıktan bağımsızdır.

Regresyon modellerinde hatalar, çeşitli nedenlerle modele dahil edilmemiş ama bağımlı değişken üzerinde etkisi olan değişkenlerin etkilerini içermekte ve bu etkileri temsil etmektedir. Hem kesit hem de zaman serisi verilerine ilişkin regresyon modellerinin yalnızca kesit ya da yalnızca zaman boyutu içermesi nedeniyle bu regresyon modeli hataları ya yalnızca kesit ya da zaman boyutu içerir. Panel veri regresyon modelinde ise kesit regresyon ya da zaman serisi regresyon modeli hatalarından farklı olarak hatalar, kesit boyutu içerirken zaman boyutu da içerebilir. Buradan panel veri regresyon model hataları arasındaki korelasyonun zamandan bağımsız olarak bireylerin varlığından kaynaklandığı varsayımı bazı durumlarda sağlanmayabilir. Yatırım ve tüketim gibi iktisadi ilişkilerin incelendiği çalışmalarda bir dönemde ortaya çıkan herhangi bir şokun davranışsal ilişkilerin üzerindeki etkilerinin birkaç dönem sürmesi ve böylece hatalar arasındaki korelasyonun zaman bağımlı olması beklenebilir. Böyle durumlarda v_{it} stokastik hataları birinci, ikinci ya da daha büyük derecelerde

otoregresif modellerle ifade edilebilecek şekilde serisel korelasyonlu olabilir (Baltagi, 2005).

Hatalar arasında serisel korelasyon olmasına rağmen serisel korelasyon göz önünde bulundurmada yapılan parametre tahminleri, hala sapmasız ve tutarlıdır. Ancak, serisel korelasyon göz önünde bulundurulmadan elde edilen parametre tahminleri artık etkin değildir ve bu parametre tahminlerinin standart hataları da yanlıdır (Baltagi, 2005).

3. PANEL VERİLERDE YAPISAL KIRILMALARIN İNCELENMESİ

Regresyon analizinde olduğu gibi istatistik ve ekonometri yazınında kullanılan yöntemlerin çoğu genel olarak model parametrelerinin örneklem verileri boyunca değişmediği varsayımına dayanmaktadır. Bu varsayım, analizi daha basit hale getiren ve analiz için gerçeğe uygun yapı sağlayan bir yaklaşımdır. Ancak veri boyutu arttıkça bu varsayımın sağlanması, zorlaşır ve varsayımın sağlanmaması, model parametrelerinin elde edilmesinde araştırmacıyı yanlış sonuçlara götürebilir. Özellikle tek bir zaman serisinin, örneklem boyunca model yapısında bir değişmeye maruz kalmadığı varsayımının, serinin uzunluğu arttıkça sağlanması daha da güç olmaktadır. İstihdam, büyüme ve işsizlik gibi iktisadi zaman serilerinde politika değişimleri ve çeşitli iktisadi olaylar nedeniyle uzun dönemde serilerin yapısında değişimler ortaya çıkabilmektedir.

Çalışmalarda yapısal kırılma olduğu varsayımının sağlanamaması durumda yapısal değişimin göz ardı edilerek analizlere devam edilmesi, yanlış sonuçlara götürebilmektedir. Bunun tipik örneklerinden biri, Nelson ve Plosser verilerinde birim kök varlığının ADF birim kök test yöntemiyle araştırıldığı farklı çalışmalarda, zaman serilerinde yapısal değişimin dikkate alınması yöntemine bağlı olarak farklı sonuçlara ulaşılmıştır. Bu çalışmalarda yapısal değişimlerin modele dâhil edilip edilmemesi ve yapısal kırılmanın modele eklenme şekline bağlı olarak, Nelson ve Plosser (1982), Perron (1989), Zivot ve Andrews (1992) ile Lumsdaine ve Papell (1997) aynı serilerde farklı birim kök varlığı sonuçlarına ulaşılmıştır.

Zaman serisi verilerinde olduğu gibi kesit verilerde de yapısal kırılma ortaya çıkabilmekte ve yapısal değişimlerin dikkate alınmaması yanlış model tanımlama ve model parametrelerinin sahte tahminlerinin elde edilmesi gibi yanlış sonuçlara yol açabilmektedir. Yapısal değişimin çalışmada dikkate alınması ve yapısal değişim tarihinin belirlenmesi bu nedenle kesit verilerde de önem taşımaktadır.

Yapısal değişimler bir zaman serisinde zaman dönemi üzerinde ortaya çıkabileceği gibi kesitler arasında da ortaya çıkabilmektedir. Panel verilerin hem kesit hem de zaman boyutuna sahip olması nedeniyle panel verilerde yapısal

kırılma, zaman boyutunda ortaya çıkabileceği gibi kesit boyutunda da ortaya çıkabilir. Yapısal değişme, paneli oluşturan kesit birimlerine ait denklemin paneli oluşturan zaman döneminde belli bir tarihten sonra değişmesi şeklinde ortaya çıkabilecektir. Bununla birlikte panel verilerde yapısal değişme, paneli oluşturan kesit birimlerinin bir grubu, ortak bir denkleme sahip iken geri kalan bölümü, farklı bir denkleme sahip olacak şekilde de ortaya çıkabilir. Ancak yapısal değişme yazınında denklemlerin zaman üzerinde değişmesi daha sık rastlanan bir durumdur.

Yapısal kırılma yazınında zaman serilerine ilişkin çalışmalar, önemli bir yer tutmaktadır. Zaman serilerinde yapısal kırılma problemi, iki şekilde ele alınmaktadır: Birincisi, serilerde yapısal kırılma olduğu durumda serilerde birim kök varlığının araştırılmasıdır. İkincisi ise zaman serilerinde yapısal kırılma varlığının incelenmesi ve kırılma tarihinin belirlenmesidir. Kesit verilerde yapısal değişmelerin varlığının araştırılması problemine ilişkin bazı çalışmalar olmakla birlikte zaman serilerinde yapısal değişmelere ilişkin çalışmalar kadar yaygın değildir. Bu çalışmalar, temel olarak denklemlerin yapısal kararlılığının incelenmesini içermektedir. Panel verilerde yapısal kırılma yazınındaki çalışmalar da genel olarak zaman serilerinde yapısal kırılma probleminin incelenmesi gibi iki yönde ele alınmaktadır. Bunlardan birincisi, yapısal kırılma varlığında panel verilerde birim kök varlığının incelenmesidir. İkincisi ise panel verilerde yapısal değişme varlığının incelenmesi ve tarihinin belirlenmesidir.

Panel verilerde yapısal kırılma probleminin incelenmesine ilişkin ilgi, zaman serilerine ilişkin çalışmalar kadar yaygın olmamakla birlikte, temel olarak yapısal kırılma varlığında panel verilerde birim kök varlığının incelenmesi üzerinedir. Bununla birlikte, panel verilerde yapısal değişmenin varlığı ve kırılma tarihinin belirlenmesi probleminin incelendiği önemli çalışmalar da bulunmaktadır. Bu bölümde, panel verilerde yapısal değişme varlığının araştırılması ve kırılma tarihinin belirlenmesi problemi incelenmiştir.

3.1. Yapısal Kırılmalarda Panel Veri Kullanımı Avantajları ve Kısıtlamaları

Bu bölümde yapısal değişmelerin tespit edilmesinde panel verilerin kullanılmasının avantajları ve kısıtlamaları incelenmiştir.

3.1.1. Panel veri kullanmanın avantajları

Serilerde yapısal kırılma varlığının araştırılması ve kırılma noktasının tespit edilmesinde zaman serilerinin geniş çaplı olarak kullanılmasına karşın panel verilerden göreceli olarak daha az yararlanılmaktadır. Bunun nedeni, temel olarak panel verilerin toplanmasındaki güçlüklerdir. Buna rağmen yapısal değişmelerin araştırılmasında panel verilerin kullanılması, gittikçe artan bir şekilde tercih edilmektedir. Bu ise yapısal kırılmaların tespit edilmesinde panel veri kullanımının bazı avantajlara sahip olmasıdır. Bu avantajlar, temel olarak panel verilerin hem zaman hem de kesit boyutuna sahip olması sonucunda sahip olduğu ek bilgilere ve örneklem boyutunun daha büyük olmasına dayanmaktadır. Yapısal değişmelerin incelenmesinde zaman serileri yerine panel verilerin kullanılmasının avantajları şu şekilde özetlenebilir:

Değişme noktasının tahmin edilmesi

y_t zaman serisinde herhangi bir k_0 zaman noktasında bir yapısal değişimin ortaya çıktığı durumda zaman serisi için k_0 değişme noktası, örneklemin ne kadar büyük olduğuna bağlı olmaksızın tutarlı bir şekilde tahmin edilemez ve k_0 kırılma noktasının tahmin edicisi \hat{k} , tutarlı değildir. Bu nedenle zaman serilerinde yapısal değişimin ortaya çıktığı k_0 ' in tahmin edilmesi yerine yalnızca kırılma bölümünün tahmin edilmesine çalışılır. Bu; $\hat{\lambda} = \hat{k}/T$ kırılma bölümü tahmininin olasılıkla, gerçek $\lambda = k_0/T$ kırılma bölümü değerine yakınsadığı gerçeğine dayanır. y_t zaman serisinin daha uzun bir zaman döneminde gözlemlenmesi ile elde edilecek daha fazla gözlemlerle bile k_0 ' in tutarlı tahmin edicisi elde edilemez. Yapısal kırılmanın tespit edilmesinde tek bir seri kullanılması yaklaşımının etkinliği, iki varsayıma bağlıdır: Birincisi, yapısal kırılma büyüklüğünün (kırılmadan önceki parametre ile sonraki parametre arasındaki fark) yeterince büyük olmasıdır. İkincisi

ise k_0 gerçek kırılma noktasının örneklemin başlangıcından ve sonundan yeterince uzakta olmasıdır. Ayrıca tek bir zaman serisinde seri, tek bir gözleme sahip olduğunda yapısal değişmeyi tanımlamak olanaksızdır (Bai, 2010; Liao, 2008).

Panel veriler, kesitler ya/ya da zaman dönemleri arasındaki gözlemlenemez heterojenlikleri kontrol etme imkânı sağlar ve bunun sonucu olarak salt zaman serilerinde tanımlanamayacak olan yapıların tanımlanmasına olanak sunar. Ayrıca hem $T = 1$ olduğu kesit verileri hem de $N = 1$ olduğu zaman serisi verileri ile karşılaştırıldığında panel veriler, çok daha büyük örneklem boyutuna sahiptir ve hem kesit birimlerinin hem de zaman dönemlerinin içerdiği bilgileri içerir. Panel verilerin bu avantajları, panel verilerin kullanıldığı yapısal değişimin tespit edilmesine ilişkin çalışmalarda kırılma noktası k_0' in tutarlı bir şekilde tahmin edilmesine izin vermektedir.

Test istatistiklerinin limit dağılımları

Zaman serilerinde yapısal kırılma tarihinin araştırılmasında hem tekli kırılma hem de çoklu kırılma durumunda kritik istatistikleri elde etmek için örneklem boyutu arttıkça değişme(lerin) büyüklüklerinin sifıra yakınsadığı asimptotik çerçeve kullanılır (Bai ve Perron, 1998). Diğer bir ifadeyle test istatistiklerinin limit dağılımının elde edilmesi, örneklem boyutu arttıkça yapısal kırılma büyüklüğünün azalacağı varsayımının yapılmasını gerektirir (Carlion-i-Silvestre ve diğerleri, 2005). Yapısal kırılma yazınında bu varsayım, azalan (yapısal) kırılma(lar) (büyüklüğü) varsayımı (shrinking (magnitude of) (structural) break(s) assumption) olarak adlandırılır. Bu varsayıma bağlı olarak, zaman serilerinde örneklem boyutu arttıkça değişme noktası belirlenebilmektedir (Feng ve diğerleri, 2008).

Hem değişme noktası tutarsızlığı hem de azalan kırılma varsayımının gerekliliği, zaman serisi modellerinde değişme noktasının tanımlanması problemi ile ilgilidir. Bu iki durumun da ortaya çıkmasındaki temel neden ise zaman serilerinin yeterli bilgiyi taşıyamamasıdır. Zaman serilerinde gerçek kırılma noktasının belirlenebilmesi için ek bilgi gerekmektedir. Gerekli olan bu bilgi, örneklem boyutunun arttırılması yoluyla elde edilmeye çalışılmaktadır. Panel verilerde yapısal kırılmaların incelenmesinde ise panel verilerin kesit boyutu ile taşıdığı ek bilgi, zaman

serilerinde yapısal kırılma yazınında olduğu gibi gözlemlerin sayısının azalan kırılma varsayımı kullanılarak yapay olarak arttırılması gerekliliğini ortadan kaldırmaktadır. Ayrıca panel verilerin zaman boyutunun yanında kesit boyutuna da sahip olması, gerçek kırılma tarihi etrafında asimptotikleri türetmek için de kullanılabilir (Feng ve diğerleri, 2008).

3.1.2. Panel veri kullanmanın kısıtlamaları

Kesit ya da zaman serisi verilerinde kırılma noktasının tahmin edilmesinde sırasıyla tek bir zaman boyutu ve tek bir kesit boyutu bulunmakta ve bu nedenle tek bir uzam ya da seride yapısal değişme(ler) araştırılmaktadır. Panel veriler, N kesit birimine ait T uzunluğunda N tane zaman serisinden oluşmaktadır. Bu nedenle panel verilerde yapısal kırılmanın tespit edilmesi, tek bir zaman serisinde ya da kesitler arasında yapısal kırılmanın varlığının ve yerinin tespit edilmesine göre daha karmaşıktır ve bazı varsayımların yapılmasını gerektirmektedir.

Temel olarak yapısal değişmeler zaman üzerinde ortaya çıkan politika değişiklikleri, iktisadi şoklar, beklenmedik olaylar, vb. etkiler sonucunda serilerde ortaya çıkan model yapısındaki sürekli değişmeler olduğundan genel olarak panel verilerin zaman boyutunda ortaya çıkmaktadır. Tek bir zaman serisinde yapısal kırılmanın ortaya çıktığı tek bir tarih vardır. Panel verilerde N kesit birimine ait N tane zaman serisi ve bu zaman serilerinin her birinde T tane zaman noktası vardır. Bu N zaman serisinin her birinde farklı tarihlerde yapısal değişme ortaya çıkabileceği gibi paneli oluşturan tüm zaman serilerinde aynı tarihte de bir yapısal değişme ortaya çıkabilir.

Bir zaman serisinde seri boyunca tek bir yapısal kırılma ortaya çıkabileceği gibi birden fazla yapısal kırılma da ortaya çıkabilir. Bir zaman serisinde birden fazla tarihte yapısal değişme ortaya çıktığı durum, çoklu kırılma durumu olarak adlandırılır. Bu durumda aynı kesit birimine ait bir serinin incelendiği zaman dönemi üzerinde farklı tarihlerde yapısal değişmeler ortaya çıkmaktadır. Ancak panel verilerde çoklu yapısal kırılma iki şekilde ortaya çıkabilmektedir. İlki, kesit boyutu üzerinde ortaya çıkan çoklu yapısal kırılma durumudur. Bu durumda, N kesit birimine ait her biri T uzunluğundaki zaman serilerinden oluşan bir panel

veride m tane yapısal kırılma, m tane kesit grubunda grup içinde ortak bir tarihte ama gruplar arasında farklı tarihlerde olacak şekilde ortaya çıkar. İkinci durum ise paneli oluşturan serilerin tümünde aynı tarihlerde olmak üzere birden fazla yapısal kırılmanın ortaya çıktığı durumdur. Bu durumda, N kesit birimine ait her biri T uzunluğundaki zaman serilerinden oluşan bir panel veride m tane yapısal kırılma, zaman boyutu üzerinde m farklı tarihte ortaya çıkmaktadır.

Panel verilerin hem kesit hem de zaman boyutu içermesi sonucunda ortaya çıkan bazı varsayımların yapılması gereklilikleri, panel verilerde yapısal kırılma varlığının araştırılması ve kırılma tarihinin belirlenmesine ilişkin farklı çalışmaların ortaya çıkmasına yol açmıştır. Panel verilerde yapısal kırılmanın konumuna ilişkin yapılan varsayımlara bağlı olarak çalışmalarda iki yaklaşım benimsenmektedir. Birincisi paneli oluşturan tüm serilerde yapısal kırılmaların ortak bir tarihte ortaya çıktığı, Ortak Kırılma Modeli Yaklaşımı'dır. İkincisi ise kırılmaların rasgele bir değişkenin dağılımına bağlı olarak her bir seride farklı bir tarihte ortaya çıkmasına izin verildiği, Rasgele Kırılma Modeli Yaklaşımı'dır.

3.2. Ortak Kırılma Modeli Yaklaşımı

Ortak kırılma modeli yaklaşımında, her bir serinin T gözleme sahip olduğu N seriden oluşan bir panelde serilerin tümünün bilinmeyen ortak bir tarihte bir kırılmaya maruz kaldığı varsayımı altında ilgili modeller oluşturulmaktadır. Bu varsayımın çıkış noktası, serilerde yapısal değişmeye yol açan olayların ülke, firma, birey, vb. kesit birimleri üzerinde birimlere özel farklı sonuçlar ortaya çıkarmakla birlikte paneli oluşturan tüm kesit birimleri üzerinde eş zamanlı muhtemel bir etkisinin olacağı şeklindeki düşüncedir. Buradan ortak kırılma varsayımına dayalı olarak oluşturulan modellerde her bir seride ortaya çıkan kırılmaların kırılma tarihi aynı olmakla birlikte serilere ilişkin kırılma öncesi ve sonrası seri ortalamaları arasındaki fark (kırılma büyüklüğü) seriden seriye değişebileceği gibi bu farkın işareti de seriden seriye değişebilmektedir (Bai, 2010).

3.2.1. Basit ortalama (varyans) kayma modeli

Bu bölümde, Bai (2010) da tartışılan $i = 1, 2, \dots, N$ olmak üzere

$$\begin{aligned} y_{it} &= \mu_{i1} + u_{it} & t = 1, 2, \dots, k_0 \\ y_{it} &= \mu_{i2} + u_{it} & t = k_0 + 1, \dots, T \end{aligned} \quad (3.1)$$

şeklindeki basit ortalama kayma modeli incelenmiştir. Burada her i ve t için $E(u_{it}) = 0$ şeklindedir. Bu modelde her bir seri, bilinmeyen bir k_0 noktasında yapısal kırılmaya maruz kalmaktadır. y_{it} 'nin kırılmadan önceki ortalaması, μ_{i1} ve kırılma sonrası ortalaması, μ_{i2} 'dir. $\mu_{i2} - \mu_{i1}$ farkı, kırılmanın büyüklüğünü gösterir ve u_{it} hata sürecinden bağımsız olduğu varsayılır. Kırılma büyüklüğü rasgele olabileceği gibi bir sabit de olabilir. Ek olarak, M herhangi bir sabit sayı olmak üzere her i için $E(\mu_{i2} - \mu_{i1})^2 \leq M$ şeklindedir. Modelde T , gözlemlerin sayısı ya da örneklem boyutu olarak ifade edilebilirken N , değişkenlerin sayısı ya da serilerin sayısı olarak ifade edilebilir. Panel veriler için N , genellikle T 'ye göre büyüktür.

Panel verilerde ortak kırılma modeli, Joseph ve Wolfson (1992) tarafından "sabit τ modeli" olarak adlandırılmaktadır. $k_0 = T$ olması, örneklemde kırılma olmadığı anlamına gelir. T 'nin sabit olduğu durumda k_0 için en büyük değer, bir kırılmanın olduğu varsayımı gereği $T - 1$ 'dir. Bu durumda k_0 , herhangi bir kısıtlama olmaksızın 1 ile $T - 1$ arasındaki herhangi bir değeri alabilir. İkinci durumda, T 'nin herhangi bir sınır olmadan büyüdüğü ve kırılma noktası k_0 'ın 1 ile T arasında $\lambda_0 \in (0, 1)$ ile

$$k_0 = [T\lambda_0]$$

şeklinde sınırlandırıldığı varsayılır. Böylece $[x]$, x 'in tamsayı kısmını göstermek üzere k_0 , toplam örneklem büyüklüğünün pozitif bölümüdür. Bu, yapısal değişme yazınında sıklıkla kullanılan bir varsayımdır. Tutarlılık açısından bu varsayım, $T/N \rightarrow 0$ olduğu sürece panel veri ayarlamasında kaldırılabilir.

Basit ortalama kayma modelinde ek iki önemli varsayım vardır. Biri, hata süreci u_{it} 'nin zaman boyutunda durağan olduğunun varsayıldığı varsayım iken diğer

varsayım, modelde panel verilerin ortalamasında bir değişme söz konusu iken varyansta herhangi bir değişme olmadığıdır. Varyansta bir kırılma olduğu durumda Eş. 3.1 ile verilen model, $i = 1, 2, \dots, N$ olmak üzere

$$\begin{aligned} y_{it} &= \mu_{i1} + \sigma_{i1}\eta_{it} & t = 1, 2, \dots, k_0 \\ y_{it} &= \mu_{i2} + \sigma_{i2}\eta_{it} & t = k_0 + 1, \dots, T \end{aligned} \quad (3.2)$$

şeklinde yeniden yazılabilir. Burada $E(\eta_{it}) = 0$, $Var(\eta_{it}) = 1$ ve her i için η_{it} ; $u_{it} \sim iidN(0, 1)$; $\sum_{j=0}^{\infty} |b_{ij}| < \infty$ ile $\eta_{it} = \sum_{j=0}^{\infty} b_{ij}u_{i,t-j}$ şeklinde ve $Var(\eta_{it}) = \sum_{j=0}^{\infty} b_{ij}^2 = 1$ şeklindedir. Ek olarak $E(u_{it}^4)$, sınırlandırılmıştır ve $\lambda_0 \in (0, 1)$ olmak üzere $k_0 = [T\lambda_0]$ ' dir.

Kırılma noktasının tahmini

Eş. 3.1 ile verilen basit ortalama kayma modeli geçerli olduğunda Bai (2010) tarafından SEK yöntemi kullanılarak kırılma noktasının tutarlı tahmini elde edilmiştir. $1 \leq k \leq T - 1$ gibi bir k verildiğinde μ_{i1} ve μ_{i2} ' in tahmin edicileri sırasıyla

$$\begin{aligned} \bar{y}_{i1} &= \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k y_{it} \\ \bar{y}_{i2} &= \frac{1}{T-k} \sum_{t=k+1}^T y_{it} \end{aligned} \quad (3.3)$$

şeklindedir. $k = k_0$ değil ise tahmin ediciler, sapmalıdır. $k \neq k_0$ olduğunda $k = 1, \dots, T - 1$ olmak üzere i 'inci denklem için artık kareler toplamı,

$$SSR_{iT}(k) = \sum_{t=1}^k (y_{it} - \bar{y}_{i1})^2 + \sum_{t=k+1}^T (y_{it} - \bar{y}_{i2})^2$$

şeklindedir. $k = T$ olduğu durum için ise

$$SSR_{iT}(k) = \sum_{t=1}^T (y_{it} - \bar{y}_i)^2$$

şeklindedir. Burada \bar{y}_i , kesit birimine ait tüm gözlemlerin ortalamasıdır. Buradan her $k = 1, \dots, T$ için $SSR_{iT}(k)$,

$$SSR_{iT}(k) = \begin{cases} \sum_{t=1}^k (y_{it} - \bar{y}_{i1})^2 + \sum_{t=k+1}^T (y_{it} - \bar{y}_{i2})^2 & k = 1, \dots, T-1 \\ \sum_{t=1}^T (y_{it} - \bar{y}_i)^2 & k = T \end{cases} \quad (3.4)$$

şeklinde tanımlanabilir. Tüm denklemler üstünden toplam artık kareler toplamı,

$$SSR(k) = \sum_{i=1}^N SSR_{iT}(k) \quad (3.5)$$

şeklindedir. Panel veri modelinde k_0 ' ın SEK tahmin edicisi,

$$\hat{k} = \underset{1 \leq k \leq T-1}{\operatorname{argmin}} SSR(k) \quad (3.6)$$

şeklindedir. Bai (2010), basit ortalama kayma modelinde bilinmeyen ortak kırılma noktasının tahmin edilmesinde alternatif bir yöntem olarak, Joseph ve Wolfson (1992)'ye benzer şekilde her bir serinin ayrı ayrı ele alınarak kırılma noktasının tahmin edilmesini ve daha sonra N tahmin üzerinde ortalama alınabileceğini belirtmiştir. Ancak bu yöntemin tutarlılığı garanti etmeyeceğini ifade etmiştir. Ayrıca serilerin bir kısmında herhangi bir kırılma olmadığı durumda bu seriler için tahmin edilen kırılma noktaları, herhangi değeri alabilir. Özellikle k_0 , sınıra yakın olduğunda k_0 etrafında dalgalanması gerekli olmadığı için bu değerlerin ortalamasını alma doğru cevabı vermeyecektir (Bai, 2010).

Basit ortalama kayma modelinin varyanstaki bir yapısal değişmeyi de hesaba katacak şekilde genişletildiği Eş. 3.2 ile verilen modelde Bai (2010), yarı en çok olabilirlik yöntemi (QML) kullanarak N bağımsız kesit biriminin olduğu durumda

$$U_{NT}(k) = k \sum_{i=1}^N \log \hat{\sigma}_{i1}^2(k) + (T - k) \sum_{i=1}^N \log \hat{\sigma}_{i2}^2(k) \quad (3.7)$$

şeklindeki amaç fonksiyonunu en küçükleyerek kırılma noktasının tutarlı tahminini elde etmiştir. Burada

$$\hat{\sigma}_{i1}^2(k) = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k (y_{it} - \bar{y}_{i1})^2 \quad (3.8)$$

$$\hat{\sigma}_{i2}^2(k) = \frac{1}{T - k} \sum_{t=k+1}^T (y_{it} - \bar{y}_{i2})^2$$

şeklinde. Bu durumda kırılma noktası tahmin edicisi,

$$\hat{k} = \underset{1 \leq k \leq T-1}{\operatorname{argmin}} U_{NT}(k) \quad (3.9)$$

şeklinde.

Böylece ortalama kırılmalarının ve/veya varyans kırılmalarının varlığında kırılma noktası, tutarlı bir şekilde tahmin edilebilir. Eğer QML yöntemi kullanılırsa sadece varyanstaki kırılmaların varlığında kırılma noktasının tutarlı tahmini, mümkündür. Önceki bölümlerde en küçük kareler yöntemi, varyanstaki kırılmaları tahmin etmek için tasarlanmamıştır ve eğer ortalama kırılmaları yoksa tutarlı tahmin vermez (Bai, 2010).

Kırılma noktası limit dağılımları

Bu bölümde basit ortalama kayma modeli ile bu modelin varyans değişmelerini de içerecek şekilde genişletildiği model ile kırılma noktasının limit dağılımı incelenmiştir. Varsayım 1 ve 2'nin sağlandığı durumda ya sabit T ya da sınırlandırılmamış T altında modeller için limit koşulları, Eş. 3.1 Modeli için

$$\lim_{N \rightarrow \infty} P(\hat{k} = k_0) = 1 \quad (3.10)$$

şeklinde ya da varsayım 1 ile Eş. 3.14 ve 3.15 altında Eş. 3.1 Modeli için ve ortalama kırılmalarının yokluğunda

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^N f(\sigma_{i1}^2/\sigma_{i2}^2) = \infty \quad (3.11)$$

şeklinde ya da Eş. 3.15 altında Eş. 3.2 ile verilen Model için

$$\lim_{N, T \rightarrow \infty} P(\hat{k} = k_0) = 1 \quad (3.12)$$

şeklinde. Ancak kırılma noktasının tahmininin tutarlı olduğunu göstermek için kullanılan bu limit, kırılma noktasının limit dağılımını bozmak anlamına gelmektedir. Uygulamada ya kırılmaların büyüklüğü $(\mu_{i2} - \mu_{i1})$, çok küçük olmakta ya da N' nin sonlu olması nedeniyle \hat{k}' nin k_0 ile çakışması beklenmemektedir. Bu nedenle kırılma noktası için oluşturulan limit dağılımları, gerçek kırılma noktası için güven aralıkları oluşturmada kullanılabilir (Bai, 2010).

Varsayım 1. $u_{it} = \sum_{j=0}^{\infty} a_{ij}u_{i,t-j}$, $u_{it} \sim iid(0, \sigma_{iu}^2)$, t üzerinde *iid*' dir; her i için $\sum_j j|a_{ij}| \leq M$. Ek olarak u_{it} , i üzerinde bağımsızdır.

Varsayım 2.

$$\lim_{N \rightarrow \infty} N^{-1/2} \sum_{i=1}^N (\mu_{i2} - \mu_{i1})^2 = \infty \quad (3.13)$$

Bu varsayım, T ve N sonsuza giderken T' nin

$$\frac{\log(\log(T))}{T} N \rightarrow 0 \quad (3.14)$$

şeklinde N' den daha büyük olduğu varsayılarak

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^N (\mu_{i2} - \mu_{i1})^2 = \infty \quad (3.15)$$

şeklinde yeniden yazılabilir.

Eş. 3.1. altında kırılma noktaları limit dağılımları,

$$A_N(\hat{k} - k_0) \xrightarrow{d} \underset{\ell}{\operatorname{argmin}}[|\ell| + 2W(\ell)] \quad (3.16)$$

şeklinde. Burada ℓ^* ,

$$\ell^* = \underset{\ell}{\operatorname{argmin}}[|\ell| + 2W(\ell)] \quad (3.17)$$

şeklinde ve

$$A_N = \frac{[\sum_{i=1}^N (\mu_{i2} - \mu_{i1})^2]^2}{\sum_{i=1}^N (\mu_{i2} - \mu_{i1})^2 \sigma_i^2} \quad (3.18)$$

şeklinde. Monte Carlo benzetimleri ile

$$\begin{aligned} P(|\ell^*| \leq 7) &\simeq 0,90 \\ P(|\ell^*| \leq 11) &\simeq 0,95 \\ P(|\ell^*| \leq 20) &\simeq 0,99 \end{aligned} \quad (3.19)$$

olarak elde edilmiştir. Buradan

$$A_N(\hat{k} - k_0) \xrightarrow{d} \ell^* \quad (3.20)$$

şeklinde elde edilen limit dağılımı kullanılarak, bilinmeyen gerçek ortalama kırılma noktası k_0 için %90 güven aralığı,

$$[\hat{k} - \text{basamak}(7/\hat{A}_N), \hat{k} + \text{tavan}(7/\hat{A}_N)] \quad (3.21)$$

şeklindedir. Burada $basamak(x)$, x' e eşit ya da daha küçük en büyük tamsayıdır ve $tavan(x)$, x' e eşit ya da daha büyük en küçük tamsayıdır; \hat{A}_N , onun tahmin edilen değerleri ile bilinmeyen parametreleri yerine koyarak elde edilen A_N ' nin bir tahminidir. Eş. 3.21' de verilen güven aralığındaki 7 değerinin yerine 11 ve 20 koyulduğunda % 90 güven aralığı, sırasıyla %95 ve %99 güven aralıklarına yükselecektir (Bai, 2010).

Güven aralıklarını oluşturmak için A_N aşağıdaki şekilde tahmin edilebilir. Her tekrarda ilk olarak \hat{k} kırılma noktası tahmin edilir. Daha sonra kırılma noktası olarak \hat{k}' yi kullanan kırılma öncesi ve kırılma sonrası örneklem ortalamalarına dayandırılan μ_{i1} ve μ_{i2} tahmin edilir. Sonra A_N ,

$$\hat{A}_N = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{\mu}_{i2} - \hat{\mu}_{i1})^2}{\hat{\sigma}^2} \quad (3.22)$$

şeklinde \hat{A}_N ile tahmin edilir. Burada $\hat{\sigma}^2$,

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \hat{u}_{it}^2}{(NT - 2N)} \quad (3.23)$$

şeklinde tanımlanan tahmin edilmiş hata varyanslarıdır (Bai, 2010).

Eş. 3.2. altında limit dağılımı,

$$\left[\frac{2}{\kappa + 2} \sum_{i=1}^N f(\sigma_{i1}^2 / \sigma_{i2}^2) \right] (\hat{k} - k_0) \xrightarrow{d} \ell^* \quad (3.24)$$

şeklindedir. Burada κ , η_{it} ' nin dördüncü kümülantı (cumulant) olmak üzere κ ve σ_{ik} yerine onların \hat{k} ve $\hat{\sigma}_{ik}$ ($k = 1, 2$) tutarlı tahminleri koyulduğunda aynı limitler elde edilir. η_{it} ' nin normal dağılıma sahip olması durumunda $\kappa = 0$ olur (Bai, 2010).

Çoklu kırılmalı basit ortalama kayma modeli

Bu bölümde basit ortalama kayma modelinin birden fazla bilinmeyen ortak tarihte ortaya çıkan çoklu yapısal kırılmaların tahmin edilmesi için genişletildiği yöntem incelenmiştir. Her bir kesit birimi için kesitlerin gözlemlendiği zaman döneminin $k_1^0, k_2^0, \dots, k_m^0$ noktalarında m kırılma ortaya çıktığını düşünelim. Bu durumda $i = 1, 2, \dots, N$ olmak üzere

$$\begin{aligned}
 y_{it} &= \mu_{i1} + u_{it} & t &= 1, 2, \dots, k_1^0 \\
 y_{it} &= \mu_{i2} + u_{it} & t &= k_1^0 + 1, \dots, k_2^0 \\
 &\vdots & &\vdots \\
 y_{it} &= \mu_{i(m+1)} + u_{it} & t &= k_m^0 + 1, \dots, T
 \end{aligned} \tag{3.25}$$

şeklindeki model yazılabilir.

Bu model altında m ortak kırılma noktasının tahmin edilmesi için Bai (2010), eş zamanlı yaklaşım ve bir-zamanda-bir yaklaşımı olmak üzere iki tahmin etme yöntemi önermiştir. Eş zamanlı yaklaşımda tüm kırılma noktaları eş zamanlı olarak tahmin edilir. Bu yöntem, Bai ve Perron (1998, 2003)' de tartışılmıştır. Eş. 3.25 ile verilen modelde kırılma tarihlerinin tahmin edilmesinde Bai (2010), Bai (1997)' incelenen bir-zamanda-bir yaklaşımının kullanılmasını önermiştir. Bu yöntem, hesaplamasal olarak basittir ve bu yöntemde en küçük kareler kullanılarak çoklu kırılmaların her biri birer birer tahmin edilir. Buradan gerekli en küçük karelerin sayısı, örneklem boyutu T 'nin doğrusal bir fonksiyonudur.

Verilmiş m ($m > 1$) kırılma sayısı ile birden fazla kırılma olmasına rağmen bir-zamanda-bir yaklaşımında yalnızca tek bir kırılma varmış gibi ilerlenir. Yöntem şu şekilde özetlenebilir:

Basamak 1. Tek bir kırılma noktası ile basit ortalama kayma modelinde oluşu gibi kırılma tarihi tahmin edilir. Bu tahmin edilecek birinci kırılma noktası $\hat{k}_1, SSR(k)$ ' yi en küçükleyen nokta olacaktır. Bu \hat{k}_1 noktasının k_1^0 'ı tahmin etmesi gerekli değildir. Ancak bu kırılma noktası, kırılma noktalarından biri için tutarlıdır. Tahmin edilecek olan kırılma noktası, gerçek kırılma noktasının artık kareler toplamındaki en büyük

düşüşü verdiği noktaya bağlıdır. Bu ise kırılmaların büyüklüğüne ve sistem genişliğine bağlıdır (Bai, 1997).

Basamak 2. Birinci basamakta tahmin edilen \hat{k}_1 kırılma noktası kullanılarak örneklem, ikiye ayrılarak iki alt örneklem elde edilir. Bu alt örneklemelerin her birinde birinci basamaktaki gibi tek bir kırılma noktası tahmin edilir. Her iki alt örnekleme de birinci basamaktaki yöntem uygulanarak iki ayrı \hat{k}_2 kırılma noktası elde edilir. Ancak onların yalnızca biri, k_2^0 'nin tahmin edicisi olarak alınır. Hangi noktanın ikinci kırılma noktası olarak kullanılacağını belirlenmesinde artık kareler toplamından yararlanılır. Artık kareler toplamında daha büyük azalmayı veren kırılma noktası ikinci kırılma noktası olarak belirlenir. Bu kırılma noktası \hat{k}_2 ile gösterilir.

Basamak 3. Birinci basamakta elde edilen \hat{k}_1 kırılma noktası ile ikinci basamakta elde edilen \hat{k}_2 kırılma noktası karşılaştırılır. Eğer $\hat{k}_2 < \hat{k}_1$ ise (geri kalan tahmin edici, ilk alt örneklemedir) bu kırılma noktası tahminleri alt simgeleri değiştirilerek $\hat{k}_1 < \hat{k}_2$ olacak şekilde yeniden etiketlenir. Aksi takdirde etiketlendirmede herhangi bir değişiklik yapılmaz.

Basamak 4. Eğer $m = 2$ ise yöntem durdurulur ve k_j^0 ($j = 1, 2$) için \hat{k}_j tutarlı tahminleri elde edilmiş olur. Ancak eğer $m > 2$ ise ikinci basamağa benzer şekilde (\hat{k}_1, \hat{k}_2) kırılma noktaları ile ayrılmış üç alt örneklem kullanılarak üçüncü kırılma noktası tahmin edilir. Bunun için her alt örneklemden basamak birdeki gibi kırılma noktası tahmin edilir. Bu üç alt örneklemden tahmin edilen üç ayrı kırılma noktasından artık kareler toplamında en büyük düşüşe yol açan kırılma noktası, üçüncü kırılma noktası olarak tahmin edilmiş olur. Bu şekilde üçüncü ve dördüncü basamaklar, m kırılma noktası elde edilinceye kadar tekrarlanır (Bai, 2010).

Genel olarak uygulamada kırılmaların sayısı m , bilinmezdir. Yukarıda verilen bir-zamanda-bir yaklaşımında kırılma noktasının varlığı için test, kırılma noktasını tahmin etmeden önce her alt örnekleme uygulanabilir. Alternatif olarak AIC ve BIC gibi bilgi kriterleri, kırılmaların sayısının belirlenmesi için kullanılabilir. Bai (2010), sabit T altında AIC kriterinin tutarlı olduğunu ve aksine geleneksel anlayışa aykırı

olarak BIC kriterinin ise tutarlı olmadığını göstermiştir. BIC kriteri, T büyük olduğunda tutarlıdır (Bai, 2010).

3.2.2. Panel zaman trendi kayma modelleri

Bu bölümde Emerson ve Kao (2000) tarafından önerilen deterministik zaman trendi ile rasgele etkili panel regresyon modelinde bilinmeyen ortak bir tarihte ortaya çıkan kırılma tarihinin tespit edilmesi için önerilmiş iki yöntem incelenmiştir. Bunlardan biri; Ploberger, Kramer ve Kontrus (1989)'un dalgalanma testinin panel verilere genişletilmesi, ikincisi ise Andrew ve Ploberger (1994)'in ortalama ve üstel Wald istatistiği ile Andrew (1993)'in en büyük Wald istatistiğinin panel verilere genişletilmesidir. Ayrıca bu bölümde deterministik zaman trendi ve hata bileşeninden oluşan panel regresyon modellerinde ortak bir tarihte ortaya çıkan kırılma tarihinin tespiti için Kim (2011)'de önerilen yöntem de incelenmiştir.

Emerson ve Kao testi

Bu bölümde Emerson ve Kao (2000) tarafından önerilen $i = 1, 2, \dots, N$ ve $t = 1, 2, \dots, T$ olmak üzere

$$y_{it} = \alpha + \beta_t X_t + v_{it} \quad (3.26)$$

$$v_{it} = \mu_i + u_{it}$$

şeklindeki deterministik zaman trendi ile tek yönlü rasgele etkili panel regreyon modelinde yapısal değişme tarihinin belirlenmesi yöntemi incelenmiştir. Burada β , eğim parametresi; $x_t = \frac{t}{T}$; $\{\mu_i\}$, $\mu_i \sim iid(0, \sigma_\mu^2)$ ile gözlemlenemez bireysel etkiler ve $\{u_{it}\}$, $\varepsilon_{it} \sim iid(0, \sigma_\varepsilon^2)$ olmak üzere

$$u_{it} = \rho u_{it-1} + \varepsilon_{it} \quad (3.27)$$

şeklindeki AR(1) bozucu terimleridir. μ_i 'nin u_{it} 'den bağımsız olduğu ve $t = 2, \dots, T$ olmak üzere $u_{it} \sim iid(0, \sigma_u^2)$ olduğu varsayılır. Burada

$$\sigma_u^2 = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{1 - \rho^2}$$

şeklindedir. Ayrıca $u_{i1} = \sum_{j=0}^{[\kappa T]} \rho^j \varepsilon_{i1-j}$ olduğu varsayılır. Burada κ , başlangıç koşullarının varyansını kontrol eden parametredir.

Bu model geçerli olduğunda panel veri regresyon denkleminde bir değişme olmadığı

$$H_0: \beta_t = \beta; \text{ her } t \text{ için} \quad (3.28)$$

şeklindeki yokluk hipotezine karşı k noktasında bir değişme olduğu

$$H_1: \beta_t = \begin{cases} \beta_1 & t = 1, \dots, k \\ \beta_2 & t = k + 1, \dots, T \end{cases} \quad (3.29)$$

şeklindeki alternatif hipotezi test edilmektedir.

Yokluk hipotezinin test edilmesinde Emerson ve Kao (2000), iki farklı yöntem önermiştir. İlki; Ploberger, Kramer ve Kontrus (1989)' un dalgalanma testine dayanan yöntemdir. İkinci yöntem ise Andrew ve Ploberger (1994)' in ortalama ve üstel Wald istatistiğine ve Andrew (1993)' in en çok Wald istatistiğine dayandırılan yöntemdir. Her iki yöntemde de test istatistikleri ve bu istatistiklerin dağılımları, Eş. 3.27' de $\{u_{it}\}$ sürecinin durağan ($|\rho| < 1$) ya da rasgele yürüyüş ($\rho = 1$) olmasına bağlı olarak değişmektedir.

Dalgalanma testi

Bu yöntem; Ploberger, Kramer ve Kontrus (1989)' un dalgalanma testinin panel verilere genişletilmesidir. Bu testte Eş. 3.28' de verilen yokluk hipotezi altında yokluk hipotezinin test edilmesinde

$$\max_{i=1, \dots, k} |\hat{\beta}_k - \hat{\beta}_T|$$

şeklinde tahmin ediciler arasındaki fark büyük olduğunda; yani $\hat{\beta}_k$, çok fazla dalgalandığında yokluk hipotezi reddedilir. Burada $\hat{\beta}_T$, tüm panel veri üzerinden SEK yöntemiyle tahmin edilen eğim parametresinin tahmini ve $\hat{\beta}_k$,

$$\bar{X}_k = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k X_t$$

olmak üzere

$$\hat{\beta}_k = \frac{\sum_{i=1}^N [\sum_{t=1}^k (X_t - \bar{X}_k) y_{it}]}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^k (X_t - \bar{X}_k)^2} \quad (3.30)$$

şeklindeki yinelemeli SEK ile tahmin edilerek elde edilir. Ancak Eş. 3.27' de verilen $\{u_{it}\}$ sürecinin durağan ($|\rho| < 1$) ya da rasgele yürüyüş ($\rho = 1$) olmasına bağlı olarak yokluk hipotezinin test edilmesinde kullanılan test istatistikleri ile bu istatistiklerin dağılımları değişmektedir.

$|\rho| < 1$ olduğu durumda

$$\sigma_0^2 = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{(1 - \rho)^2} \quad (3.31)$$

olmak üzere test istatistiği,

$$T_1 = \sup_{1 - [Tr^*] \leq k \leq T - [Tr^*]} \left| \sqrt{NT} \frac{1}{6\sigma_0} \left(\frac{k}{T}\right)^3 (\hat{\beta}_k - \hat{\beta}_T) \right| \quad (3.32)$$

şeklinde dir. Burada r^* , genellikle 0,15 ya da 0,01 olarak alınan kesme bölümüdür.

$\rho = 1$ olduğu durumda ise test istatistiği,

$$T_2 = \sup_{1 \leq k \leq T-1} \left| \sqrt{NT^{-1}} \frac{1}{6\sigma_\varepsilon} \left(\frac{k}{T}\right)^3 (\hat{\beta}_k - \hat{\beta}_T) \right| \quad (3.33)$$

şeklindedir.

Test istatistiğine ilişkin limit dağılımları, sabit N ve $T \rightarrow \infty$ iken elde edilmiştir. T_1 ve T_2 test istatistiğine ilişkin kritik değerler ise tablo halinde Emerson ve Kao (2000)' de verilmiştir.

Wald istatistiği testleri

Bu yöntem, Andrew ve Ploberger (1994)' in ortalama ve üstel Wald istatistiği ile Andrew (1993)' in en büyük Wald istatistiğinin panel verilere genişletilmesini içermektedir. Dalgalanma testinde olduğu gibi bu testte Eş. 3.28' de verilen yokluk hipotezi altında yokluk hipotezinin test edilmesinde Eş. 3.27' de verilen $\{u_{it}\}$ sürecinin durağan ($|\rho| < 1$) ya da rasgele yürüyüş ($\rho = 1$) olmasına bağlı olarak yokluk hipotezinin test edilmesinde kullanılan test istatistikleri ile bu istatistiklerin dağılımları değişmektedir.

$|\rho| < 1$ olduğu durumda alternatif hipotez altında $\beta_1 = \beta_2$ eşitliğini test etmek için

$$W(k) = \frac{1}{\hat{\sigma}_u^2} \frac{(\hat{\beta}_{1k} - \hat{\beta}_{2k})^2}{\left[\left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^k (X_t - \bar{X}_{1k})^2 \right)^{-1} + \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=k+1}^T (X_t - \bar{X}_{2k})^2 \right)^{-1} \right]} \quad (3.34)$$

şeklindeki Wald istatistiği kullanılır. Burada

$$\hat{\sigma}_u^2 = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^k (v_{it} - \bar{v}_i)^2 \quad (3.35)$$

$$\hat{\beta}_{1k} = \frac{\sum_{i=1}^N [\sum_{t=1}^k (X_t - \bar{X}_{1k}) y_{it}]}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^k (X_t - \bar{X}_{1k})^2} \quad (3.36)$$

$$\hat{\beta}_{2k} = \frac{\sum_{i=1}^N [\sum_{t=k+1}^T (X_t - \bar{X}_{2k}) y_{it}]}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=k+1}^T (X_t - \bar{X}_{2k})^2} \quad (3.37)$$

$$\bar{X}_{1k} = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k X_t$$

ve

$$\bar{X}_{2k} = \frac{1}{T-k} \sum_{t=k+1}^T X_t$$

şeklindedir. H_0 altında

$$\sup W_1(k) = \sup_{[Tr^*] \leq k \leq T-[Tr^*]} W_1(k) \quad (3.38)$$

$$\text{Mean} W_1(k) = \frac{1}{T} \sum_{k=[Tr^*]}^{T-[Tr^*]} W_1(k) \quad (3.39)$$

ve

$$\text{Exp} W_1(k) = \log \left(\frac{1}{T} \sum_{k=[Tr^*]}^{T-[Tr^*]} \exp \left(\frac{1}{2} W_1(k) \right) \right) \quad (3.40)$$

şeklindeki üç test istatistiği kullanılır. Burada H_0 altında $\tilde{\sigma}_u^2$,

$$\tilde{\sigma}_u^2 = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (v_{it} - \bar{v}_i)^2 \quad (3.41)$$

şeklinde ve σ_0^2 'nin tahmini,

$$\sigma_0^2 = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{(1-\rho)^2}$$

şeklinde olma üzere

$$W_1(k) = \frac{\tilde{\sigma}_u^2}{3\sigma_0^2} W(k) \quad (3.42)$$

şeklindedir.

$\rho = 1$ olduğu durumda

$$W_2(k) = \frac{(1 + 6\kappa) 1}{18} \frac{1}{T} W(k) \quad (3.43)$$

olmak üzere H_0 altında test istatistikleri,

$$\sup W_2(k) = \sup_{[Tr^*] \leq k \leq T - [Tr^*]} W_2(k) \quad (3.44)$$

$$\text{Mean} W_2(k) = \frac{1}{T} \sum_{k=[Tr^*]}^{T-[Tr^*]} W_2(k) \quad (3.45)$$

ve

$$\text{Exp} W_2(k) = \log \left(\frac{1}{T} \sum_{k=[Tr^*]}^{T-[Tr^*]} \exp \left(\frac{1}{2} W_2(k) \right) \right) \quad (3.46)$$

şeklinde dir. Uygulamada σ_ε^2 ve κ yerine onların tutarlı tahmin edicileri $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ ve $\hat{\kappa}$ koyulması gerekir. Eğer σ_ε^2 ve κ yerine $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ ve $\hat{\kappa}$ koyulur ise T_2 ve $W_2(k)$ ' nin limit dağılımları değiştirilmeyecektir. $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$,

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (y_{it} - y_{it-1})^2 \quad (3.47)$$

ile şekillendirilebilir. κ , H_0 altında

$$\hat{\kappa} = \frac{1}{T} \frac{\hat{\sigma}_u^2}{\hat{\sigma}_\varepsilon^2} - \frac{1}{6} \quad (3.48)$$

şeklinde tahmin edilebilir (Emerson ve Kao, 2000).

$|\rho| < 1$ olduğu durumda test istatistiğine ilişkin limit dağılımları, sabit N ve $T \rightarrow \infty$ iken elde edilmiştir. $\rho = 1$ olduğu durumda ise $N \rightarrow \infty$ ve $T \rightarrow \infty$ iken elde edilmiştir. Bu test istatistiğine ilişkin kritik değerler, tablo halinde Emerson ve Kao (2000)' de verilmiştir.

Kırılma noktası,

$$\hat{k} = \underset{[Tr^*] \leq k \leq T - [Tr^*]}{\operatorname{argmax}} W_1(k) = \underset{[Tr^*] \leq k \leq T - [Tr^*]}{\operatorname{argmax}} W_2(k)$$

şeklindeki eşitlikle tahmin edilebilir (Emerson ve Kao, 2006).

Kim testi

Bu bölümde $i = 1, \dots, N$ ve $t = 1, \dots, T$ olmak üzere panel verilerin

$$y_{it} = d_{it} + u_{it} \quad (3.49)$$

şeklindeki deterministik zaman trendi ve hata bileşeninden oluştuğunda bilinmeyen bir k_0 ortak kırılma tarihinde kırılmanın ortaya çıktığı durumda kırılma tarihinin tespit edilmesi için Kim (2011) tarafından önerilen yöntem incelenmiştir. Burada

$$C_t = \begin{cases} 0 & t \leq k_0 \\ 1 & t > k_0 \end{cases} \quad (3.50)$$

ve

$$B_t = (t - k_0)C_t \quad (3.51)$$

şeklinde olmak üzere

$$d_{ti} = \begin{cases} \mu_i + \beta_i t + \gamma_i B_t & \text{Model I (Bileşik Kırılmış Trend)} \\ \mu_i + \beta_i t + \theta_i C_t + \gamma_i B_t & \text{Model II (Yerel Parçalanmış Trend)} \\ \mu_i + \beta_i t + \theta_i C_t & \text{Model III (Ortalama Kayma)} \end{cases} \quad (3.52)$$

şeklinde deterministik bileşen üç farklı şekilde ele alınabilir. Buradan Eş. 3.49 $t \leq k_0$ ise her üç model için de

$$d_{ti} = \mu_i + \beta_i t$$

şeklinde ve $t > k_0$ ise

$$d_{ti} = \begin{cases} \mu_i - k_0\gamma_i + (\beta_i + \gamma_i)t & \text{Model I (Bileşik Kırılmış Trend)} \\ \mu_i - k_0\gamma_i + \theta_i + (\beta_i + \gamma_i)t & \text{Model II (Yerel Parçalanmış Trend)} \\ \mu_i + \beta_i t + \theta_i & \text{Model III (Ortalama Kayma)} \end{cases}$$

şeklindedir.

Model I ve II, tek değişkenli durum için Perron ve Zhu (2005)' te incelenmiş modellerin panel veri modellerine genişletilmiş halidir. Model III ise Bai (2010)'de incelenen ortalama kayma modelinin, deterministik zaman trendi içerecek şekilde genişletilmiş şeklidir (Kim, 2011).

Modelde regresyon katsayıları, her kesit için ortak olacak şekilde kısıtlandırılmamıştır. Bu nedenle model parametrelerin tahmin edilmesinde kesitlere ilişkin verileri birleştirip regresyon katsayılarının ortak olarak tahmin edilmesi yerine SEK yöntemi kullanılarak regresyon katsayıları her bir denklem için ayrı ayrı tahmin edilebilir. Böylece Kim testinde denklemlerin regresyon katsayılarının her kesit için ayrı ayrı SEK tahmin edicileri kullanılmaktadır (Kim, 2011).

Kim testinde gerçek kırılma tarihinin bilinmediği ve $\lambda_1 = k_0/T$; $\lambda_1 \in [\pi, 1 - \pi]$, $\pi \in (0, 1/2)$ şeklinde ifade edilen kırılma bölümünün her T için sabit olduğu varsayılır. Ayrıca kırılma tarihi k_0 'in tüm denklemler için ortak olduğu ve kırılma bölümü λ_1 ' in örneklem boyutu büyüdükçe sabit kaldığı varsayılmaktadır.

Kim (2011)' in önemli bir katkısı,

$$k_i = k_0 + \Delta k_i \quad (i = 1, \dots, N) \quad (3.53)$$

şeklinde ortak kırılma varsayımını ayrıntılı olarak ifade etmesidir. Burada Δk_i

$$\Delta k_i \sim IID(0, \sigma^2 < \infty)$$

şeklindeki dağılıma sahip olan kesikli rasgele değişkendir. Bunun arkasındaki mantık, ortak bir olayın her denklemde yapısal kırılmaya neden olmasıyla birlikte

her bir kesit biriminin (denklem) bu olaya tepkisi farklı olacaktır. Bunun sonucu olarak i ' inci denklem için k_i kırılma tarihi ile bu tarihin gecikmeli değerlerinin denklemden denkleme değişimene izin verilirken k_0 kırılma tarihi ortaktır. $\sigma^2 = 0$ eşitliği, Varsayım 1' e eşittir. Buradan ortak kırılma tarihi tahmin edicisi, k_0 için bir tahmin edici olur. Bu tanımlama, uygulamada daha cazip olabilirken kırılma tarihi tahmininin limit dağılımı, verilerden her zaman tahmin edilemeyen Δk_i ' nin dağılımına bağlıdır (Kim, 2011).

Eş. 3.52 ile verilen deterministik zaman trendi tanımlamaları altında her bir model için Eş. 3.49 ile verilen model,

$$Y_i = X_{k_0} \Pi_i + U_i \quad (3.54)$$

($T \times 1$) = ($T \times 3$ ya da $T \times 4$) (3×1 ya da 4×1) + ($T \times 1$)

şeklinde matris gösterimiyle her bir denklem için yeniden yazılabilir. Burada

$$X_{k_0} = \begin{cases} [\iota, \tau, B] & \text{Model I} \\ [\iota, \tau, C, B] & \text{Model II,} \\ [\iota, \tau, C] & \text{Model III} \end{cases}$$

$$\Pi_i = \begin{cases} (\mu_i, \beta_i, \gamma_i)' & \text{Model I} \\ (\mu_i, \beta_i, \theta_i, \gamma_i)' & \text{Model II,} \\ (\mu_i, \beta_i, \theta_i)' & \text{Model III} \end{cases}$$

$Y_i = (y_{i1}, \dots, y_{iT})'$ ve $U_i = (u_{i1}, \dots, u_{iT})'$ şeklindedir. Bütün N denklem sistemi,

$$Y = X_{k_0} \Pi + U \quad (3.55)$$

şeklinde yazılabilir. Burada $\iota = (1, \dots, 1)'$, $\tau = (1, \dots, T)'$, $C = (C_1, \dots, C_T)'$, $B = (B_1, \dots, B_T)'$ X_{k_0} , tüm bağımlı değişkenlerin toplanması olarak, Π_i , i denklemini için uygun regresyon katsayıları olarak tanımlanır ve $Y = [Y_1, \dots, Y_N]$, $\Pi = [\Pi_1, \dots, \Pi_N]$ ve $U = [U_1, \dots, U_N]$ şeklindedir. Ayrıca satır vektörleri; $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_N)$, $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_N)$, $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_N)$ ve $\gamma = (\gamma_1, \dots, \gamma_N)$ şeklinde tanımlanır. Buradan Π için alternatif bir ifade Model I, II ve III için sırasıyla $[\mu', \beta', \gamma']'$, $[\mu', \beta', \theta', \gamma']'$ ve $[\mu', \beta', \theta']'$ şeklindedir.

Genel bir kırılma tarihi, k ile genel bir kırılma bölümü, $\lambda = k/T$ ile tanımlanır ve X_k , X_{k_0} ' e benzer şekilde tanımlanır. Buradan her k için artık kareler toplamı,

$$SSR(k) = tr[Y'(I - P_k)Y] \quad (3.56)$$

şekindedir. Burada $P_k = X_k(X_k'X_k)^{-1}X_k'$ ve $tr[\cdot]$, iz işlemcisidir. Tahmin edilmiş kırılma tarihi \hat{k} ,

$$\hat{k} = \underset{k}{\operatorname{argmin}} SSR(k) \quad (3.57)$$

ve

$$\hat{\lambda} = \frac{\hat{k}}{T} \quad (3.58)$$

şeklinde artık kareler toplamını en küçükleyen tarihtir.

\hat{k} ' nın istatistiksel özellikleri, kesitsel ya da serisel korelasyona sahip olması gibi u_{ti} hata terimlerinin yapısına bağlıdır. Bu gibi hata terimlerinin özelliklerinin \hat{k} ' nın limit dağılımı gibi istatistiksel özellikleri üzerindeki etkisinin incelenebilmesi amacıyla u_{ti} hata bileşenleri,

$$u_{it} = h_i'F_t + e_{it} \quad (3.59)$$

şeklinde tanımlanabilir. Burada F_t , gizli (latent) ortak faktörlerin $r \times 1$ vektörü; h_i , faktör yüklemesi ve e_{ti} , birey özel hatadır. Buradan Eş. 3.59'daki ayrıştırma altında Eş. 3.54 ve 3.55,

$$Y_i = \begin{matrix} X_{k_0} \\ (T \times 3 \text{ ya da } T \times 4) \end{matrix} \begin{matrix} \Pi_i \\ (3 \times 1 \text{ ya da } 4 \times 1) \end{matrix} + \begin{matrix} F \\ (T \times r) \end{matrix} \begin{matrix} h_i \\ (r \times 1) \end{matrix} + \begin{matrix} U_i \\ (T \times 1) \end{matrix} \quad (3.60)$$

ve

$$Y = X_{T_1} \Pi + FH + E \quad (3.61)$$

şeklinde yeniden yazabilir. Burada $H = [h_1, \dots, h_N]$, $F = [F_1, \dots, F_T]'$ ve $E = [E_1, \dots, E_N]$. Bu tanımlama altında her bir model için hataların durağan oluşu ya da bütünlük oluşu, kesit ya da zaman serisi boyut farklılıkları gibi hususlar göz önünde bulundurularak kırılma tarihi tahmin edicilerinin tutarlılığı ve limit dağılımları incelenmiştir. Kırılma tarihi tahmininin limit dağılımlarının yalnızca eğim değişmelerine izin verildiğinde normal olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Model sabitinde bir değişme olduğu durumlarda ise limit dağılımlarının standart bir dağılım olmadığı ama bu dağılımın Perron ve Zhu (2005)' te incelenen tek değişkenli durum ile aynı olduğu sonucuna ulaşılmıştır (Kim, 2011).

3.2.3. Panel veri regresyon denklemlerinde yapısal değişme modeli

Bu bölümde Feng ve diğerleri (2008)' de $i = 1, \dots, N$; $t = 1, \dots, T$ olmak üzere

$$y_{it} = \begin{cases} \alpha_i + \mathbf{w}'_{it} \boldsymbol{\gamma} + \mathbf{z}'_{it} \boldsymbol{\delta}_1 + u_{it} & t = 1, \dots, k_0 \\ \alpha_i + \mathbf{w}'_{it} \boldsymbol{\gamma} + \mathbf{z}'_{it} \boldsymbol{\delta}_2 + u_{it} & t = k_0 + 1, \dots, T \end{cases} \quad (3.62)$$

şeklindeki bağımlı değişkenin bağımsız değişkenler üzerindeki panel regresyon denkleminde bilinmeyen ortak bir tarihte kırılma olması durumunda kırılma tarihinin tahmin edilmesi için önerilen test yöntemi incelenmiştir. Burada y_{it} , bağımlı değişkeni; α_i , birey özel etkiyi; \mathbf{w}_{it} ve \mathbf{z}_{it} , bağımsız değişkenlerin vektörlerini ve u_{it} , durağan bozucu terimi göstermektedir. $\boldsymbol{\gamma}$, $\boldsymbol{\delta}_1$ ve $\boldsymbol{\delta}_2$ vektörleri bilinmeyen eğim parametreleridir. $\boldsymbol{\delta}_1 \neq \boldsymbol{\delta}_2$, bilinmeyen k_0 tarihinde değişme olduğu anlamına gelir. Kolaylık için bazı $\lambda_0 \in (0, 1)$ için $k_0 = [\lambda_0 T]$ olduğu varsayılır.

Eş. 3.62 ile verilen model,

$$y_{it} = \begin{cases} \alpha_i + \mathbf{x}'_{it} \boldsymbol{\beta} + u_{it} & t = 1, \dots, k_0 \\ \alpha_i + \mathbf{x}'_{it} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{z}'_{it} \boldsymbol{\delta} + u_{it} & t = k_0 + 1, \dots, T \end{cases} \quad (3.63)$$

şeklinde tekrar yazılabilir. Burada $\mathbf{x}_{it} = (\mathbf{w}'_{it}, \mathbf{z}'_{it})'$, $\boldsymbol{\beta} = (\boldsymbol{\gamma}', \boldsymbol{\delta}'_1)'$ ve $\boldsymbol{\delta} = \boldsymbol{\delta}_2 - \boldsymbol{\delta}_1 \neq 0$. \mathbf{x}_{it} , açıklayıcı değişkenlerin p -boyutlu vektörü ve \mathbf{z}_{it} , \mathbf{x}_{it} ' nin $q \leq p$ olmak üzere q -

boyutlu alt vektörünü gösterir ve \mathbf{R} , $p \times q$ boyutlu bilinen matris olmak üzere $\mathbf{z}_{it} = \mathbf{R}'\mathbf{x}_{it}$ şeklindedir.

Eş. 3.62 ve 3.63 ile verilen panel regresyon modellerinde yapısal kırılmanın ortaya çıktığı ortak tarihin tahmin edilmesinde α_i birey özel etkilerinin bulunması kırılma tarihinin tahminini karmaşıktırmaktadır. Gösterimde kolaylık sağlamak için öncelikle Eş. 3.62 ve 3.63 ile verilen panel regresyon modellerinde birey özel etkilerinin olmadığı durum incelenmiştir. Daha sonra sabit etkili panel veri modelinde bilinmeyen ortak bir tarihte ortaya çıkan yapısal değişme durumunda kırılma tarihinin tahmin edilmesi problemi incelenmiştir.

Birey özel etkisiz model

Bu bölümde panel veri regresyon modelini ve kırılma tarihinin tahmin edilmesi yöntemini daha basit hale getirmek için Feng ve diğerleri (2008)'de verilen panel veri regresyon modelinde $\alpha_i = 0$ olduğunda ortak bir tarihte ortaya çıkan yapısal değişme tarihinin tahmin edilmesi incelenmiştir. $\alpha_i = 0$ olduğunda model,

$$y_{it} = \begin{cases} \mathbf{x}'_{it}\boldsymbol{\beta} + u_{it} & t = 1, \dots, k_0 \\ \mathbf{x}'_{it}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{z}'_{it}\boldsymbol{\delta} + u_{it} & t = k_0 + 1, \dots, T \end{cases} \quad (3.64)$$

şeklinde olur. Bu model

$$Y = X\boldsymbol{\beta} + Z_0\boldsymbol{\delta} + U$$

şeklinde matris şeklinde tekrar yazılabilir. Burada $Y^{(i)} = (y'_{i1}, \dots, y'_{iT})'$, $X^{(i)} = (\mathbf{x}'_{i1}, \dots, \mathbf{x}'_{iT})'$ ve $Z_0^{(i)} = (0, \dots, 0, \mathbf{z}'_{i,k_0+1}, \dots, \mathbf{z}'_{iT})'$ i kesit biriminin t zaman döneminde gözlemlenmesi ile elde edilmiş farklı değişkenlere ait gözlemler ve $U^{(i)} = (u'_{i1}, \dots, u'_{iT})'$, hata terimlerini gösterir. Y , X , Z_0 ve U ; tüm bireyler üzerinde bir araya getirilmiş veriler olarak gösterilir; $\mathbf{X} = (X^{(1)'}, \dots, X^{(N)'})'$, $\mathbf{Z}_0 = (Z_0^{(1)'}, \dots, Z_0^{(N)'})'$ ve $\mathbf{U} = (U^{(1)'}, \dots, U^{(N)'})'$. Bunlar; sırasıyla $TN \times 1$, $TN \times p$, $TN \times q$ ve $TN \times 1$ boyutlu matrislerdir.

Herhangi olası k deęişme noktası için $Z_k^{(i)} = (0, \dots, 0, z'_{ik+1}, \dots, z'_{iT})'$ ve $Z_k = (Z_k^{(1)'}, \dots, Z_k^{(N)'})'$ olarak matris şeklinde tanımlanabilir. k' ya baęlı olan eğim parametrelerinin en küçük kareler tahmin edicileri,

$$\begin{pmatrix} \hat{\beta}_k \\ \hat{\delta}_k \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}'\mathbf{X} & \mathbf{X}'\mathbf{Z}_k \\ \mathbf{Z}_k'\mathbf{X} & \mathbf{Z}_k'\mathbf{Z}_k \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{X}'\mathbf{y} \\ \mathbf{Z}_k'\mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (3.65)$$

şekindedir. Bu nedenle $SSR(k) = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\beta}_k - \mathbf{Z}_k\hat{\delta}_k)'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\beta}_k - \mathbf{Z}_k\hat{\delta}_k)$. \hat{k} tahminini koyarak $(\hat{\beta}_{\hat{k}}, \hat{\delta}_{\hat{k}})'$ eğim parametrelerinin tahminleri elde edilir.

Bai (1997)' ye benzer şekilde $\mathbf{M} = \mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'$ ile

$$SSR - SSR(k) = \hat{\delta}'_k (\mathbf{Z}_k \mathbf{M} \mathbf{Z}_k) \hat{\delta}_k$$

özellięini kullanarak

$$\hat{k} = \underset{1 \leq k \leq T}{\operatorname{argmin}} SSR(k) = \underset{1 \leq k \leq T}{\operatorname{argmax}} V(k) \quad (3.66)$$

şeklinde tanımlanabilir. Burada $V(k) = \hat{\delta}'_k (\mathbf{Z}_k \mathbf{M} \mathbf{Z}_k) \hat{\delta}_k$ şeklindedir ve SSR , kırılma olmadığı $k_0 = T$ durumu için artık kareler toplamıdır.

Bu model altında Bai (1997)' de tartışılan

$$G(x) = 1 + \sqrt{\frac{x}{2\pi}} e^{-x/8} - \frac{1}{2}(x+5)\Phi\left(-\frac{1}{2}\sqrt{x}\right) + \frac{3}{2}e^x\Phi\left(-\frac{3}{2}\sqrt{x}\right) \quad (3.67)$$

şeklindeki dağılım fonksiyonuna dayanılarak k_0 için güven aralıkları oluşturulabilir (Feng ve dięerleri, 2008).

Feng ve dięerleri (2008), üç varsayım altında bu sonuçları elde etmiştir. Bunlar;

Varsayım 1. \mathbf{x}_{it} ve u_{it} ' nin her $i = 1, \dots, N$ ve $t = 1, \dots, T$ için karşılıklı olarak bağımsız olan *iid* rasgele değişkenlerdir. Ayrıca $E(u_{it}) = 0$, $E(\mathbf{x}_{it}\mathbf{x}'_{it}) = \Sigma$, $E(u_{it}) = \sigma^2$, $E\|\mathbf{x}_{it}\|^4 < \infty$ ve $Eu_{it}^4 < \infty$ şeklindedir.

Varsayım 2. $\frac{1}{Nj} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^j \mathbf{x}_{it}\mathbf{x}'_{it}$, $\frac{1}{Nj} \sum_{i=1}^N \sum_{t=T-j+1}^T \mathbf{x}_{it}\mathbf{x}'_{it}$, $\frac{1}{Nj} \sum_{i=1}^N \sum_{t=k_0-j+1}^{k_0} \mathbf{x}_{it}\mathbf{x}'_{it}$ ve $\frac{1}{Nj} \sum_{i=1}^N \sum_{t=k_0+1}^{k_0+j} \mathbf{x}_{it}\mathbf{x}'_{it}$ matrisleri, büyük N ya da hem büyük N hem de j için olasılıkla sıfırdan uzaklaşan sınırlandırılmış en küçük özdeğerlere sahiptir. Ek olarak bu matrisler, stokastik olarak büyük N için j ' de düzgün sınırlandırılmıştır.

Varsayım 3. $Q = E(\mathbf{z}_{it}\mathbf{z}'_{it})$ ve $\Omega = E(\mathbf{z}_{it}\mathbf{z}'_{it}u_{it}^2)$ olsun. Hem sabit hem de büyük T için

$$(a) \frac{1}{Nk_0} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{k_0} \mathbf{z}_{it}\mathbf{z}'_{it} \xrightarrow{p} Q; \frac{1}{N(T-k_0)} \sum_{i=1}^N \sum_{t=k_0+1}^T \mathbf{z}_{it}\mathbf{z}'_{it} \xrightarrow{p} Q \quad (3.68)$$

(b) $B_i(r); i = 1, 2$; $r\Omega$ varyans matrisi ile Brownian motion olmak üzere $N \rightarrow \infty$ iken

$$\frac{1}{\sqrt{Nk_0}} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{[rk_0]} \mathbf{z}_{it}u_{it} \xrightarrow{d} B_1(r); \frac{1}{\sqrt{N(T-k_0)}} \sum_{i=1}^N \sum_{t=k_0+1}^{k_0+[r(T-k_0)]} \mathbf{z}_{it}u_{it} \xrightarrow{d} B_2(r) \quad (3.69)$$

şeklindedir.

Varsayım 1 altında bağımsız değişken ile hata teriminin bağımsız ve aynı dağılımlı rasgele değişkenler olduğu varsayılır. Feng ve diğerleri (2008), bu varsayımın Bai (1997)' de olduğu gibi zaman boyutu boyunca $\{u_{it}\}$ üzerinde Varsayım 1, martingale fark dizisi (MDS) olacak şekilde ve daha genel olarak doğrusal sürece genişletilebileceğini belirtmiştir. Bu durumda bazı ek varsayımlar ile yöntem, geçerliliğini sürdürecektir. Ancak bu durumda Varsayım 3' teki ifadenin

$$Q = \lim_{(N,T) \rightarrow \infty} \frac{1}{N(T-k_0)} \sum_{i=1}^N \sum_{s,t > k_0}^T E(\mathbf{z}_{is}\mathbf{z}'_{it}) \quad (3.70)$$

ve

$$\Omega = \lim_{(N,T) \rightarrow \infty} \frac{1}{N(T - k_0)} \sum_{i=1}^N \sum_{s,t > k_0}^T E(\mathbf{z}_{is} u_{is} u_{it} \mathbf{z}'_{it}) \quad (3.71)$$

şeklinde değiştirilmesi gerekir. Uzun dönem varyansı Ω , Phillips ve Moon (1999)'daki gibi kernel tahminleri ile tutarlı bir şekilde tahmin edilebilir (Feng ve diğerleri, 2008).

$\{u_{it}\}$ hata terimlerinin, serisel korelasyonlu ve zaman boyutunda değişen varyanslı olduğu durumda ise

$$V = \begin{bmatrix} E(\mathbf{x}_{it} \mathbf{x}'_{it}) & E(\mathbf{x}_{it} \mathbf{z}'_{it}) \\ E(\mathbf{z}_{it} \mathbf{x}'_{it}) & E(\mathbf{z}_{it} \mathbf{z}'_{it}) \end{bmatrix} \quad (3.72)$$

olmak üzere

(a) sabit T için

$$\sqrt{N} \begin{pmatrix} \hat{\beta} - \beta \\ \hat{\delta} - \delta \end{pmatrix} \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2 V^{-1}) \quad (3.73)$$

(b) $T \rightarrow \infty$ için

$$\sqrt{NT} \begin{pmatrix} \hat{\beta} - \beta \\ \hat{\delta} - \delta \end{pmatrix} \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2 V^{-1}) \quad (3.74)$$

şeklindeki regresyon katsayılarının asimptotik dağılımlarında, asimptotik varyans, $V^{-1}UV^{-1}$ olur. Burada

$$U = \lim_{(N,T) \rightarrow \infty} \frac{1}{NT} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N \sum_{s,t \geq 1}^T E(\mathbf{x}_{is} \mathbf{x}'_{it} u_{is} u_{it}) & \sum_{i=1}^N \sum_{s,t > k_0}^T E(\mathbf{x}_{is} \mathbf{z}'_{it} u_{is} u_{it}) \\ \sum_{i=1}^N \sum_{s,t > k_0}^T E(\mathbf{z}_{is} \mathbf{x}'_{it} u_{is} u_{it}) & \sum_{i=1}^N \sum_{s,t > k_0}^T E(\mathbf{z}_{is} \mathbf{z}'_{it} u_{is} u_{it}) \end{bmatrix} \quad (3.75)$$

şeklindedir.

Sabit etkili model

Bu bölümde Eş. 3.62 ya da 3.63 ile verilen panel veri regresyon modelinde α_i birey özel etkilerinin sabit etkili olduğu durumda ortak bir tarihte ortaya çıkan yapısal değişme tarihinin tahmini incelenmiştir. $\alpha_i \neq 0$ olduğunda regresyon katsayılarının tahmin edilebilmesi için gerçek kırılma noktasının bilinmesi gerekir. Bu nedenle birey özel etkilerinin olmadığı $\alpha_i = 0$ olduğu duruma göre $\alpha_i \neq 0$ olduğu durumda model katsayılarının ve bilinmeyen ortak kırılma tarihinin tahmin edilmesi daha karmaşıktır ve bazı dönüşümler gerektirir.

Sabit etkili panel regresyon modeli; sabit etki,

$$\Delta_i = - \left(\frac{1}{T} \sum_{t=k_0+1}^T \mathbf{x}_{it} \right)' \delta$$

şeklinde olmak üzere

$$y_{it} - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_{it} = \begin{cases} \Delta_i + \left(\mathbf{x}_{it} - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{x}_{it} \right)' \beta + \left(u_{it} - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T u_{it} \right) & t = 1, \dots, k_0 \\ \Delta_i + \left(\mathbf{x}_{it} - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{x}_{it} \right)' \beta + \mathbf{z}'_{it} \delta + \left(u_{it} - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T u_{it} \right) & t = k_0 + 1, \dots, T \end{cases} \quad (3.76)$$

şeklindeki grupıçi dönüşüm kullanarak yeniden ifade edilebilir. Sabit etkiler, tamamen çıkartılamaz. Sonuç, her sistem içindeki dönüşüm için aynıdır. Bu nedenle α_i ve β parametreleri, gerçek kırılma tarihi k_0 bilinmeksizin tanımlanamaz. Ancak yapılan benzetimler, \hat{k}' nin dağılımının grupıçi dönüşümden sonra sabitten bağımsız olduğunu ve sabit etkilerin varlığında da aynı olduğunu göstermektedir (Feng ve diğerleri, 2008).

Feng ve diğerleri (2008), bu problemin çözülmesinde üç basamaklı itere edilmiş birinci fark tahmini yöntemini kullanmayı önermiştir:

Basamak 1. Verinin birinci farkı alınır. Böylece DGP

$$y_{it} - y_{i,t-1} = \begin{cases} (\mathbf{x}_{it} - \mathbf{x}_{i,t-1})' \beta + (u_{it} - u_{i,t-1}) & t = 1, \dots, k_0 \\ (\mathbf{x}_{it} - \mathbf{x}_{i,t-1})' \beta + \mathbf{z}_{it}' \delta + (u_{it} - u_{i,t-1}) & t = k_0 + 1 \\ (\mathbf{x}_{it} - \mathbf{x}_{i,t-1})' \beta + (\mathbf{z}_{it} - \mathbf{z}_{i,t-1})' \delta + (u_{it} - u_{i,t-1}) & t = k_0 + 2, \dots, T \end{cases} \quad (3.77)$$

şeklinde. Yukarıda tartıştığımız model Eş. 3.64 ile karşılaştırdığımızda fark yalnızca $t = k_0 + 1$ ve $t \geq k_0 + 2$ durumlarında şeklin tutarlı olmamasıdır. Ancak zaman boyutu T büyük olduğunda bu farkın göz ardı edilmesi, tahmin sonuçlarını değiştirmeyecektir. Buradan $\hat{k}^{(1)}$ ' i elde etmek için birinci farkı alınmış veriler, $\{y_{it} - y_{i,t-1}, \mathbf{x}_{it} - \mathbf{x}_{i,t-1}, \mathbf{z}_{it} - \mathbf{z}_{i,t-1}\}_{t=2}^T$, üzerinde $\alpha_i = 0$ olduğunda panel verilere regresyon modeli için kullanan en küçük kareler tahmini uygulanır.

Basamak 2. $\hat{k}^{(2)}$ tahminini elde etmek için $\hat{k}^{(1)}$ başlangıç değeri kullanılarak en küçük kareler tahminindeki $t = \hat{k}^{(1)}$ için $\mathbf{z}_{it} - \mathbf{z}_{i,t-1}$ yerine \mathbf{z}_{it} koyarak veri düzeltilir.

Basamak 3. Birinci ve ikinci basamaklar $\{\hat{k}^{(l)}; l = 1, 2, \dots\}$ tahminleri \hat{k}' ya yaklaşıncaya kadar tekrar edilir. Eğim parametrelerinin tahminleri $(\hat{\beta}'_{\hat{k}}, \hat{\delta}'_{\hat{k}})'$, $\alpha_i = 0$ olduğunda panel veri regresyon modeli için elde edilen eğim parametre tahminleriyle aynı şekilde elde edilir.

Çoklu değişme noktası modelleri

Bu bölümde, panel veri regresyon modellerinde bilinmeyen ortak bir tarihte ortaya çıkan yapısal kırılma tarihinin tahmin edilmesi için önerilen yöntemin Feng ve diğerleri (2008)'de birden fazla ortak tarihte ortaya çıkan yapısal kırılmalar durumuna genişletilmesi incelenmiştir. Feng ve diğerleri (2008), çoklu yapısal kırılma problemini iki farklı şekilde ele almıştır.

İlk durum, kesitler arasında birden fazla kırılmanın olduğu durumdur. Burada paneli oluşturan N kesit birimi m gruba ayrılır. Bu m grubun her biri farklı kırılma noktasına sahip olmakla birlikte grup içindeki kesit birimleri ortak kırılma noktasına sahiptir. Diğer bir ifadeyle panel, her biri kendi içinde homojen olan heterojen m farklı gruptan oluşan toplamda N kesit biriminden oluşmaktadır. Böylece panel içinde m farklı kırılma noktası ortaya çıkmaktadır.

Farklı değişme noktaları $\{k_1^0, \dots, k_m^0\}$ ile m grup olduğunu düşünelim. Bu durumda bir t için $\{y_{it}; \mathbf{x}_{it}, i = 1, \dots, N\}$ kesit verileri $\{N_1, \dots, N_{m-1}, N_m = N\}$ parçaya ayrılır. Grup l için kırılma noktası, k_l^0 'dir. Yani $i = N_{l-1} + 1, \dots, N_l, l = 1, \dots, m$ olmak üzere

$$y_{it} = \begin{cases} \alpha_i + \mathbf{x}'_{it}\beta + u_{it} & t = 1, \dots, k_l^0 \\ \alpha_i + \mathbf{x}'_{it}\beta + \mathbf{z}'_{it}\delta^{(l)} + u_{it} & t = k_l^0 + 1, \dots, T \end{cases} \quad (3.78)$$

m gruplar arasında farklı olabilir.

Aslında bu konu, Bai ve Perron (1998)'de tartışılan zaman serilerindeki çoklu değişme noktaları problemine eşittir. Bu şekilde zaman boyutunda örneklemin bölünmesi yerine paneli oluşturan kesitler m gruba ayrılır. Bai ve Perron (1998)'deki Varsayım A5' e benzer olarak modeli tanımlamak için her grup için örneklem boyutunun büyük olması gerekmektedir. Sabit T için $N_l - N_{l-1}$ ($l = 1, \dots, m$)'in büyük olması gerekmektedir. T büyük olduğunda $(N_l - N_{l-1})T$ alt örneklem boyutu da büyüktür (Feng ve diğerleri, 2008).

(k_l^0, \dots, k_m^0) ve $\beta, \delta^{(1)}, \dots, \delta^{(m)}$ parametrelerinin tahmini tek bir ortak kırılma olduğu durum ile aynı şekilde elde edilebilir. β 'nin gruplar arasında farklı olduğu $\{\beta^{(l)}; l = 1, \dots, m\}$ uç durumunda veriler $\{N_1, \dots, N_{m-1}\}$ bölüm ile m gruba ayrılabilir. Her bir grup için model, tek bir ortak kırılma olduğu durum ile aynı olur. Tahminler $\{\hat{\beta}^{(l)}, \hat{\delta}^{(l)}, \hat{k}_l; l = 1, \dots, m\}$, her grup için tek kırılmalı durum için anlatılan basamaklar izlenerek elde edilebilir. Buradan $SSR(l); l = 1, \dots, m$ bu tahminler kullanılarak elde edilir. Böylece $\{N_1, \dots, N_m\}$ bölümlerinin tahmini,

$$\{\hat{N}_1, \dots, \hat{N}_m\} = \underset{\{N_1, \dots, N_m\} \in \Gamma}{\operatorname{argmin}} \sum_{l=1}^m SSR(l) \quad (3.79)$$

şeklinde tüm gruplar arasında $SSR(l)$ 'nin toplamını en küçükleyerek elde edilir. Burada Γ , tanımlama koşulunu sağlayan tüm mümkün bölümlerin kümesidir. Bu durumda değişme noktalarının uygun tahmini, $\{\hat{N}_1, \dots, \hat{N}_{m-1}\}$ bölümü için $\{\hat{k}_l; l = 1, \dots, m\}$ 'dir.

Her grup için aynı β durumunda bireylerin her bölümü $\{N_1, \dots, N_{m-1}\} \in \Gamma$ için $\{k_l^0, \dots, k_m^0\}$ 'nin bir tahmini benzer yöntem kullanılarak

$$\{\hat{k}_l^0, \dots, \hat{k}_m^0\}_{\{N_1, \dots, N_{m-1}\}} = \underset{\{k_1, \dots, k_m\} \in \Gamma}{\operatorname{argmin}} SSR(\{k_1, \dots, k_m\}) \quad (3.80)$$

şeklinde tahmin edilir. Burada $SSR(\{k_1, \dots, k_m\})$, grup için kırılmalar $\{k_l; l = 1, \dots, m\}$ olduğunda en küçük kareler tahmini kullanılarak elde edilen artık kareler toplamıdır. Benzer şekilde $\{\hat{N}_1, \dots, \hat{N}_m\}$ bölümünün tahmini

$$\{\hat{N}_1, \dots, \hat{N}_m\} = \underset{\{N_1, \dots, N_{m-1}\}}{\operatorname{argmin}} SSR(\{\hat{k}_1, \dots, \hat{k}_m\}_{\{N_1, \dots, N_{m-1}\}}) \quad (3.81)$$

şeklinde tanımlanır. Değişme noktalarının uygun tahmini, $\{\hat{N}_1, \dots, \hat{N}_{m-1}\}$ bölümü için $\{\hat{k}_1, \dots, \hat{k}_m\}_{\{\hat{N}_1, \dots, \hat{N}_{m-1}\}}$ 'dir.

Bai ve Perron (1998) tarafından önerilen zaman serilerinde çoklu yapısal kırılmaların tahmini ile karşılaştırıldığında kırılma $\{\hat{k}_1, \dots, \hat{k}_m\}$ ' ların tahminini elde ettikten sonra $\{N_1, \dots, N_{m-1}\}$ bölümünü seçmek için burada bir basamak daha gerekmektedir.

Yukarıdaki yöntem, m grupların sayısının bilindiği varsayımına dayandırılır. m grup sayısı bilinmediği durumda yöntemin uygulanabilmesi için m sayısına karar vermek gereklidir. Bu, Bai ve Perron (1998)' de zaman serilerinde kırılmaların sayısının belirlenmesi ile aynıdır. Aynı fikri izleyerek $m + 1$ gruba karşı m ' nin testi,

$$F = \frac{SSR(\{\hat{k}_1, \dots, \hat{k}_m\}_{\{\hat{N}_1, \dots, \hat{N}_{m-1}\}}) - SSR(\{\hat{k}_1, \dots, \hat{k}_{m+1}\}_{\{\hat{N}_1, \dots, \hat{N}_m\})}{\hat{\sigma}^2} \quad (3.82)$$

şeklinde dir. Burada pay, m grubun sayısı ve $m + 1$ grup sayısı ile en küçüklenmiş artık kareler toplamı arasındaki fark ve $\hat{\sigma}^2, \sigma^2$ ' nin tutarlı tahmin edicisidir. Bai ve Perron (1998), zaman serilerinde çoklu yapısal kırılma durumunda m kırılma yokluk hipotezi altında F 'nin limit dağılımını sunmuştur.

İkinci durum ise paneli oluşturan N kesit biriminin paneli oluşturan T zaman noktası üzerinde m tane ortak kırılma noktasında kırılmaya maruz kaldığı durumdur. Feng ve diğerleri (2008) tarafından göz önünde bulundurulmuş ikinci çoklu kırılma durumu, Bai (2010) tarafından da benzer şekilde tartışılmıştır.

Kesit birimlerine ait zaman serileri üzerinde ortak olan m tarihte her bir serinin kırılmaya maruz kaldığı bu durumda T uzunluğundaki her bir seri, $m + 1$ bölüme ayrılır. m kırılma sayısı bilinmediği durumda Eş. 3.82' deki gibi m sayısı belirlenir.

Kırılmaların zaman boyutu üzerinde ortaya çıktığı durumda önceki bölümdeki benzer basamaklar, izlenir. m gerçek kırılma, $\{k_l^0, \dots, k_m^0\}$, olduğunu ve $k_0^0 = 0$ ve $k_{m+1}^0 = T$ olsun. Yani $i = N_{l-1} + 1, \dots, N_l, l = 1, \dots, m$ olmak üzere

$$y_{it} = \begin{cases} \alpha_i + \mathbf{x}'_{it}\beta + u_{it} & t = k_{l-1}^0 + 1, \dots, k_l^0 \\ \alpha_i + \mathbf{x}'_{it}\beta + \mathbf{z}'_{it}\delta^{(l)} + u_{it} & t = k_l^0 + 1, \dots, k_{l+1}^0 \end{cases} \quad (3.83)$$

şeklindedir. $\{\delta^{(l)}; l = 1, \dots, m + 1\}$, $m + 1$ sistem arasında farklıdır. Herhangi olası $\{k_1, \dots, k_m\}$ bölümü için $SSR(\{k_1, \dots, k_m\})$ ile gösterilen en küçük kareler tahmininden artık kareler toplamıdır. Bu nedenle $\{k_1, \dots, k_m\}$ kırılmalarının tahmin edicisi, her olası $\{k_1, \dots, k_m\}$ bölümü arasında artık kareler toplamını en küçükleme için

$$\{\hat{k}_1, \dots, \hat{k}_m\} = \underset{\{k_1, \dots, k_m\}}{\operatorname{argmin}} SSR(\{k_1, \dots, k_m\}) \quad (3.84)$$

şeklinde tanımlanır. Benzer şekilde m kırılmaların sayısını belirlemek için F test istatistiği, $l + 1$ kırılma alternatifine karşı l kırılma yokluk hipotezinin reddedilip edilmeyeceğine karar vermek için Eş. 3.82' den yararlanılır.

3.2.4. Birikimli toplam (CUSUM) yöntemine dayalı modeller

Bu bölümde N kesit biriminin T zaman döneminde gözlemlenmesi ile oluşmuş panel verilerde ortak bir tarihte yapısal değişme olduğu durumda yapısal kırılmanın ortaya çıktığı bu tarihin tespit edilmesi için Birikimli Toplam (CUSUM) Yöntemine dayalı olarak önerilen yöntemler incelenmiştir. Bu yöntemler, panel verilerde yapısal kırılma tarihinin tespit edilmesi için önerilmiş çok değişkenli CUSUM Testi ile ortak kırılma tarihi varsayımı altında yarı-en çok olabilirlik yöntemini kullanan CUSUM yönteminin panel verilere uyarlanmasına dayanan testleri içermektedir.

Çok değişkenli CUSUM testi

Bu bölümde Han ve Park (1989)'da önerilen Çok Değişkenli CUSUM Testi incelenmiştir. Panel verilerin; $y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{Nt})'$, içsel değişkenlerin N -vektörü; $\mathbf{x}_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{Nt})'$, dışsal değişkenlerin $N \times K$ boyutlu matrisi; β , bilinmeyen parametrelerin K -vektörü ve $\mathbf{v}_t = (v_{1t}, v_{2t}, \dots, v_{Nt})'$, bağımsız ve aynı dağılımlı (*iid*) hata terimlerinin N -vektörü olmak üzere

$$y_t = \mathbf{x}_t \beta + \mathbf{v}_t; \quad t = 1, \dots, T \quad (3.85)$$

şeklindeki çok değişkenli doğrusal regresyon modeli yazılabilir. Burada \mathbf{v}_t , Σ bilinmek üzere

$$\begin{aligned} E(\mathbf{v}_t) &= 0 \\ E(\mathbf{v}_t \mathbf{v}_s') &= \begin{cases} \Sigma & t = s \\ 0 & t \neq s \end{cases} \end{aligned} \quad (3.86)$$

ile çok değişkenli normal dağılıma sahiptir. Uygun bir dönüşüm kullanarak Σ , $\sigma^2 I_N$ olacak şekilde elde edilebilir. Eş. 3.85 ve $t = 1, \dots, T$ olmak üzere

$$H_0: \beta_t = \beta$$

şeklindeki yokluk hipotezi altında yinelemeli artıklar

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{v}}_t &= y_t - \mathbf{x}_t' \hat{\beta}_{t-1} \\ &= \mathbf{v}_t - \mathbf{x}_t \left(\sum_{r=1}^{t-1} \mathbf{x}_r' \mathbf{x}_r \right)^{-1} \left(\sum_{r=1}^{t-1} \mathbf{x}_r' \mathbf{v}_r \right) \end{aligned} \quad (3.87)$$

şeklinde elde edilir. Burada

$$\begin{aligned} E(\tilde{\mathbf{v}}_t) &= 0 \\ E(\tilde{\mathbf{v}}_t \tilde{\mathbf{v}}_s') &= \begin{cases} 0 & t \neq s \\ \sigma^2 \left(I_N + \mathbf{x}_t \left(\sum_{r=1}^{t-1} \mathbf{x}_r' \mathbf{x}_r \right)^{-1} \mathbf{x}_t' \right) & t = s \end{cases} \end{aligned}$$

dir. Artıklar, t zamanı boyunca ilişkisizdir ve bu nedenle birbirlerinden bağımsız dağılır. Artıkları,

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}^2 &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\mathbf{v}}_t' \hat{\mathbf{v}}_t \\ \hat{\Omega}_r &= \hat{\sigma}^2 \left(I_N + \mathbf{x}_r \left(\sum_{s=1}^{r-1} \mathbf{x}_s' \mathbf{x}_s \right)^{-1} \mathbf{x}_r' \right) \end{aligned}$$

$$\tilde{\mathbf{P}}_r \tilde{\mathbf{P}}_r' = (\hat{\Omega}_r)^{-1}$$

olmak üzere

$$\tilde{\mathbf{w}}_r = \tilde{\mathbf{P}}_r' \tilde{\mathbf{v}}_r \quad (3.88)$$

şeklinde standartlaştırılarak

$$\tilde{\mathbf{s}}_t = \sum_{r=2}^t \tilde{\mathbf{w}}_r ; \quad t = 2, \dots, T \quad (3.89)$$

şeklinde tanımlanan Çok Değişkenli CUSUM, yaklaşık olarak çok değişkenli standart Gaussian süreci olur (Han ve Park, 1989). Ayrıca \mathbf{X}_{t-1} ve \mathbf{Y}_{t-1} , $s = 1, 2, \dots, t-1$ için x_s ve y_s yerine koyularak elde edilen sırasıyla $N(t-1) \times k$ ve $N(t-1) \times 1$ boyutlu matrisler olmak üzere $\hat{\beta}_{t-1}$,

$$\hat{\beta}_{t-1} = (\mathbf{X}_{t-1}' \mathbf{X}_{t-1})^{-1} \mathbf{X}_{t-1}' \mathbf{Y}_{t-1}$$

şeklinde olmak üzere N kesit birimine ait ilk $t-1$ gözleme dayalı olarak elde edilen β 'nin SEK tahmin edicisidir.

Test, $i = 1, \dots, N$ ve $t = 1, \dots, T$ olmak üzere

$$\tilde{\mathbf{z}}_{it}^2 = \left(\sum_{r=2}^t \tilde{\mathbf{w}}_{ir}^2 \right) \left(\sum_{r=2}^T \tilde{\mathbf{w}}_{ir}^2 \right)^{-1} \quad (3.90)$$

şeklindeki N -boyutlu beta dağılımına sahip olan N -boyutlu CUSUM-Kare istatistiklerine de dayandırılabilir. Tekrar, her bir bileşenin bağımsızlığı altında α boyutun bileşik kritik bölgesi, γ boyutun N bireysel kritik bölgesi ile elde edilebilir (Han ve Park, 1989).

Yukarıda önerilen N -boyutlu testlere bir alternatif olarak

$$\tilde{\mathbf{w}}_t = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{\mathbf{w}}_{it} \right); \quad t = 2, \dots, T \quad (3.91)$$

şeklindeki toplamlara dayandırılan Toplam CUSUM testi de kullanılabilir. Açık bir şekilde katsayılarda değişme olmadığı yokluk hipotezi altında $\tilde{\mathbf{w}}_t$ ' ler tek değişkenli standart Gaussian sürecine yaklaştırılabilir ve test, standart tek değişkenli durum olarak uygulanabilir. Bu yöntem, özellikle N , büyük olduğunda ifade kolaylığı avantajı sağlar. Uygun bir CUSUM Kare Testi,

$$\tilde{\mathbf{z}}_t = \left[\sum_{r=2}^t \left(\sum_{i=1}^N \tilde{\mathbf{w}}_{ir} \right)^2 \right] \left[\sum_{r=2}^T \left(\sum_{i=1}^N \tilde{\mathbf{w}}_{ir} \right)^2 \right]^{-1}; \quad t = 2, \dots, T \quad (3.92)$$

şeklindeki toplamlar üzerinden de gerçekleştirilebilir (Han ve Park, 1989).

Çok Değişkenli CUSUM Testinin sabit etkili birim özel ve zaman özel etkilerini ve serisel korelasyonu içerecek şekilde genişletilmesi mümkündür. Bu genişlemeler, Eş. 3.85 ile verilen modeli bölümlere ayırma ile yapılabilir.

Sabit birim özel ve zaman özel etkiler durumu

Eş. 3.85 ile verilen modelde $\beta_{nt}, K_1 + K_2 + K_3 = K$ olmak üzere

$$\beta_{nt} = \begin{bmatrix} \beta_{nt}^1 \\ \beta_{nt}^2 \\ \beta_{nt}^3 \end{bmatrix} \begin{matrix} K_1 \\ K_2 \\ K_3 \end{matrix} \quad (3.93)$$

şeklinde bölümlere ayrılabilir. Çok Değişkenli CUSUM Testi'nin birim özel ve zaman özel etkilerini dikkate alacak şekilde genişletilmesinde $n = 1, \dots, N$ ve $t = 1, \dots, T$ olmak üzere yokluk hipotezi

$$\begin{aligned} \beta_{nt}^1 &= \beta^1 \\ H_0: \beta_{nt}^2 &= \beta_n^2 \\ \beta_{nt}^3 &= \beta_t^3 \end{aligned} \quad (3.94)$$

şeklindedir. Burada $\mathbf{x}_t = (\mathbf{x}_t^1, \mathbf{x}_t^2, \mathbf{x}_t^3)$ şeklinde bölümlere ayrılmıştır. Buradan modelin tanımlanması için gerekli düzenlilik koşulları,

(a) $\sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_{nt}^1 \mathbf{x}_{nt}^1$, tekil olmayandır

(b) $n = 1, \dots, N$ için $\sum_{t=1}^T \mathbf{x}_{nt}^2 \mathbf{x}_{nt}^2$, tekil olmayandır

(c) $n = 1, \dots, N$ için $\sum_{t=1}^T \mathbf{x}_{nt}^3 \mathbf{x}_{nt}^3$, tekil olmayandır

şeklindedir. Burada zaman ve kesit özel etkilerinin tanımlanmasında $n = 1, \dots, N$ ve $t = 1, \dots, T$ olmak üzere

$$K_2 = K_3 = 1$$

$$\mathbf{x}_{nt}^2 = \mathbf{x}_{nt}^3 = 1 \quad (3.95)$$

şeklinde tanımlansın. \mathbf{x}^1 ' lerin birlerin sütunlarını içermediği varsayılarak model, zaman ve birey sabit etkilerini hesaba katacak şekilde hata bileşenleri,

$$E(\mathbf{u}_t) = 0$$

$$E(\mathbf{u}_t \mathbf{u}_s') = \begin{cases} 0 & t \neq s \\ \Sigma_{\mathbf{u}} & t = s \end{cases} \quad (3.96)$$

şeklinde olmak üzere

$$\mathbf{v}_{nt} = \boldsymbol{\alpha}_n + \boldsymbol{\eta}_t + \mathbf{u}_{nt}$$

şeklinde tanımlanabilir. Buradan Eş. 3.93 ve 3.94 ile verilen yokluk hipotezi altında Eş. 3.85 ile verilen model, matris olarak

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^1 & I_N & 1_N & 0 & \cdot & \cdot & 0 \\ \mathbf{x}_2^1 & I_N & 0 & 1_N & \cdot & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & 0 & \cdot & 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & \cdot & 0 \\ \mathbf{x}_t^1 & I_N & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 1_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta^1 \\ \alpha \\ \eta_1 \\ \vdots \\ \eta_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1 \\ \mathbf{v}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{v}_t \end{bmatrix}$$

şeklinde yazılabilir. Elde edilmiş $(\hat{\beta}_t^1, \hat{\alpha}_t)$ tahminleri ile $t + 1$ yinelemeli bozucu terimleri,

$$\tilde{\mathbf{v}}_{t+1} = y_{t+1} - \hat{\alpha}_t - \mathbf{x}_{t+1}^1 \hat{\beta}_t^1 - \mathbf{x}_{t+1}^2 \hat{\eta}_{t+1} + \mathbf{u}_{nt}$$

şeklinde elde edilir. Burada

$$\begin{aligned} \hat{\eta}_{t+1} &= (\mathbf{x}_{t+1}^2{}' M_{t+1}^* \mathbf{x}_{t+1}^2)^{-1} (\mathbf{x}_{t+1}^2{}' M_{t+1}^* y_{t+1}) \\ M_{t+1}^* &= (I + \mathbf{x}_{t+1}^* (\mathbf{x}_{t+1}^*{}' \mathbf{x}_{t+1}^*)^{-1} \mathbf{x}_{t+1}^*{}') \\ \mathbf{x}_{t+1}^* &= (\mathbf{x}_{t+1}^1; I_N) \end{aligned}$$

şeklindedir. Bu tanımlama sonucunda $\tilde{\mathbf{v}}_t$ bozucu terimleri,

$$E(\tilde{\mathbf{v}}_t) = 0$$

$$E(\tilde{\mathbf{v}}_t \tilde{\mathbf{v}}_s') = \begin{cases} 0 & t \neq s \\ \sigma^2 (I_N - \mathbf{x}_t^2 (\mathbf{x}_t^2{}' M_t^* \mathbf{x}_t^2)^{-1} \mathbf{x}_t^2{}' M_t^*) \times (I_N - \mathbf{x}_t^2 (\mathbf{x}_t^2{}' M_t^* \mathbf{x}_t^2)^{-1} \mathbf{x}_t^2{}' M_t^*)' & t = s \\ + \mathbf{x}_t^* \left(\sum_{r=1}^{t-1} \mathbf{x}_r^*{}' M_r^2 \mathbf{x}_r^* \right)^{-1} \mathbf{x}_t^*{}' & t = s \end{cases}$$

ile bağımsızdır. Bu şekilde elde edilmiş $\tilde{\mathbf{v}}_t$ bozucu terimlerinin Eş. 3.88 kullanılarak standartlaştırılmasından sonra, Eş. 3.89-3.94'te verilen CUSUM ya da CUSUM Kare testleri, kullanılabilir (Han ve Park, 1989).

Serisel korelasyon durumu

Panel verilerin kesit boyutunun olmasının yanı sıra zaman serisi boyutunun da olması nedeniyle zaman serilerinde sıklıkla karşılaşılan artıklar arasında birinci ya da ikinci derece serisel korelasyon olması durumu panel verilerde de görülebilmektedir. Buraya kadar incelenen panel verilerde yapısal kırılmanın tespit edilmesinde kullanılması önerilen Çok Değişkenli CUSUM Testi geliştirilirken hataların *iid* olduğu varsayımı yapılmıştır. Artıklar arasında serisel korelasyon olması durumunda ise bu varsayım ihlal edilmektedir.

Artıkların serisel korelasyonlu olduğu durumda ilişkisiz yinelemeli bozucu terimlerin elde edilebilmesi için bozucu terimlerin,

$$\mathbf{v}_t = \pi_0 \mathbf{u}_t + \pi_1 \mathbf{u}_{t-1} + \cdots + \pi_{q-1} \mathbf{u}_{t-q+1}$$

$$E(\mathbf{u}_t) = 0$$

$$E(\mathbf{u}_t \mathbf{u}_s') = \begin{cases} 0 & t \neq s \\ \sigma_{\mathbf{u}}^2 \mathbf{I}_N & t = s \end{cases}$$

şeklindeki $MA(q-1)$ sürecini izlediğini varsayalım. Burada \mathbf{u} 'lar *iid* çok değişkenli normal dağılıma sahiptir ve $q < T$ 'dir. Ayrıca Π 'nin

$$\Pi = \sum_{k=0}^{q-1} \pi_k \pi_k'$$

şeklinde bilindiği ve bu nedenle uygun dönüşüm altında \mathbf{I}_N 'ye eşit olduğu varsayılır. Buradan $t = 1, \dots, T - q$ olmak üzere

$$\tilde{\mathbf{v}}_{t+q} = y_{t+q} - \mathbf{x}_{t+q} \hat{\beta}_t$$

şeklindeki q -adım ilerisinin yinelemeli bozucu terimleri, $i = 0, \dots, q - 1$ olmak üzere

$$\{\tilde{\mathbf{v}}_{i+q}, \tilde{\mathbf{v}}_{i+2q}, \dots, \tilde{\mathbf{v}}_{i+\tau q}\}$$

şeklinde artıkların q kümesi içinde gruplandırılabilir. Burada $\Gamma, \Gamma_q + q - 1 \leq T$ gibi en büyük tam sayıdır. Her i grubu için elde edilen grup içi yinelemeli bozucu terimleri, ilişkisizdir. Bu şekilde elde edilen yinelemeli bozucu terimler, birbirlerinden bağımsızlığıdır ve

$$E(\tilde{\mathbf{v}}_{i+\tau q}) = 0$$

$$E(\tilde{\mathbf{v}}'_{i+sq} \tilde{\mathbf{v}}_{1+ tq}) = \begin{cases} 0 & t \neq s \\ \sigma^2 \left(\Pi + \mathbf{x}_{i+ tq} \left(\sum_{r=1}^{i+(t-1)q} \mathbf{x}'_r \mathbf{x}_r \right)^{-1} \left(\sum_{r=1}^{i+(t-1)q} \mathbf{x}'_r \Pi \mathbf{x}_r \right) \left(\sum_{r=1}^{i+(t-1)q} \mathbf{x}'_r \mathbf{x}_r \right)^{-1} \mathbf{x}'_{i+ tq} \right) & t = s \end{cases}$$

şeklinde. Bu şekilde elde edilmiş \tilde{v}_t bozucu terimlerinin Eş. 3.88 kullanılarak standartlaştırılmasından sonra, Eş. 3.89-3.94'de verilen CUSUM ya da CUSUM Kare testleri, her i grubundaki artıklar için kullanılabilir (Han ve Park, 1989).

Basit ortalama kayma modelinde CUSUM yaklaşımı

Bu bölümde ortak kırılma tarihi varsayımı altında yarı-en çok olabilirlik yöntemini kullanan CUSUM yöntemi ile panel verilerin ortalamasındaki bir değişimin tespit edilmesi için önerilmiş yöntemler incelenmiştir. N kesit biriminin T zaman döneminde gözlemlenmesiyle oluşturulmuş panel verilerde panel verilerin konum (ortalama) parametresindeki olası değişimleri test etmek için $1 \leq i \leq N$ ve $1 \leq t \leq T$ olmak üzere basit ortalama kayma modeli,

$$y_{it} = \mu_i + \delta_i I\{t > k_0\} + u_{it} \quad (3.97)$$

şeklinde yeniden yazılabilir. Burada her i ve t için $E(u_{it}) = 0$ 'dır. Bu model geçerli olduğunda kesit birimlerine ait serilerde bir kırılma olmadığı durumda i 'inci seriyeye ilişkin ortalama, μ_i 'dir. Ancak k_0 noktasında seriyeye ilişkin ortalama bir yapısal kırılma olması durumunda ise i 'inci seriyeye ilişkin ortalama, kırılma tarihinden önce μ_i iken kırılma tarihinden sonra $\mu_i + \delta_i$ olur. Burada değişme zamanını gösteren k_0 parametresi, bilinmeyendir. Ayrıca hem T hem de N 'nin büyük olduğu varsayılmaktadır.

Eş. 3.97 ile verilen model altında μ_i ($1 \leq i \leq N$) konum parametresinin gözlem dönemi boyunca değişip değişmediğinin incelenmesinde

$$H_0: \delta_i = 0 \quad (3.98)$$

şeklindeki yokluk hipotezi test edilebilir. Bu yokluk hipotezinin test edilmesinde Horváth ve Hušková (2012), Bai (2010)'daki yarı en çok olabilirlik yöntemine dayalı olarak amaç fonksiyonu,

$$\bar{V}_{NT}(\lambda) = \frac{1}{N^{1/2}} \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{1}{\sigma_i^2} Z_{Ti}^2(\lambda) - \frac{[T\lambda](T - [T\lambda])}{T^2} \right\} \quad (3.99)$$

şeklide yeniden yazmıştır. Burada $0 \leq \lambda \leq 1$ olmak ve $[\cdot]$, tam sayı kısmını göstermek üzere

$$S_{Ti}(\lambda) = \sum_{t=1}^{[T\lambda]} y_{it}$$

ile

$$Z_{Ti}(\lambda) = \frac{1}{T^{1/2}} \left(S_{Ti}(\lambda) - \frac{[T\lambda]}{T} S_{Ti}(1) \right) \quad (3.100)$$

şeklinde ve

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E \left(\sum_{t=1}^T u_{it} \right)^2 = \sigma_i^2 \quad (3.101)$$

ve

$$\sigma_i^2 \geq \delta^2 \quad (3.102)$$

olmak üzere σ_i^2 ' ler, uygun olarak seçilmiş standartlaştırma sabitleridir. Burada hataların,

$$u_{it} = \sum_{\ell=0}^{\infty} c_{i\ell} \varepsilon_{i,t-\ell} \quad (3.103)$$

şeklindeki doğrusal süreç tarafından şekillendirildiği bir model kullanılmaktadır. Moment için

$$\{\varepsilon_{it}; -\infty < t < \infty\} \text{ dizileri birbirinden bağımsızdır} \quad (3.104)$$

$$\text{her } i \text{ değişkeni için } \{\varepsilon_{it}; -\infty < t < \infty\}, \text{ iid'dir} \quad (3.105)$$

şeklindeki düzenlilik koşulları varsayılır. Doğrusal dizilerin tanımındaki katsayılar

$$\text{bazı } c_0 \text{ ve } \alpha > 2 \text{ ile her } 1 \leq i \leq N, 0 \leq \ell < \infty \text{ için } |c_{i\ell}| \leq c_0(\ell + 1)^{-\alpha} \quad (3.106)$$

ve

$$\text{her } 1 \leq i \leq N \text{ için } a_i = \sum_{\ell=0}^{\infty} c_{i\ell} \text{ ile } a_i^2 \geq \delta^2 \text{ gibi } \delta > 0 \text{ vardır} \quad (3.107)$$

şeklindeki özelliklere sahiptir. Ayrıca hatalar,

$$E(\varepsilon_{i0}) = 0, E(\varepsilon_{i0}^2) = 1 \text{ ve } E|\varepsilon_{i0}|^\kappa < \infty \quad (3.108)$$

$$\limsup_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E|\varepsilon_{i0}|^\kappa < \infty \quad (3.109)$$

şeklindeki koşulları sağlar. Çalışmada $\kappa = 8$ olarak alınmıştır.

Eş. 3.97 ile verilen model altında ve Eş. 3.98 ile verilen yokluk hipotezinin test edilmesinde

$$\frac{N}{T^2} \rightarrow 0 \quad (3.110)$$

olmak üzere ve yukarıda verilen koşullar altında

$$\bar{V}_{NT}(\lambda) \xrightarrow{\mathcal{D}[0,1]} \Gamma(x)$$

şeklindedir. Eğer $0 \leq x \leq y \leq 1$ ise $\Gamma(x)$, $E\Gamma(x) = 0$ ve $E\Gamma(x)\Gamma(y) = 2x^2(1-y)^2$ ile Gaussian sürecidir. Buradan $\sup_{0 \leq \lambda \leq 1} |\bar{V}_{NT}(\lambda)|$ ve $\int_0^1 \bar{V}_{NT}^2(\lambda) d\lambda$ 'in dağılımında sırasıyla $\sup_{0 \leq x \leq 1} |\Gamma(x)|$ ve $\int_0^1 \Gamma^2(x) dx$ 'ye yaklaşır. Böylece $\sup_{0 \leq \lambda \leq 1} |\bar{V}_{NT}(\lambda)|$ ve $\int_0^1 \bar{V}_{NT}^2(\lambda) d\lambda$ 'in büyük değerleri, yokluk hipotezinin ihlal edildiğini gösterir (Horváth ve Hušková, 2012).

\bar{V}_{NT} 'nin tanımındaki σ_i parametreleri bilinmediği için σ_i 'lerin yerine eğer herhangi i için $\{u_{it}, 1 \leq t \leq T\}$ hatalar, *iid* ise i 'inci panelde $T^{-1/2}S_{Ti}(1)$ 'in uzun dönem varyansı, $\hat{\sigma}_T^2(i)$,

$$\hat{\sigma}_T^2(i) = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (y_{it} - \bar{y}_T(i))^2 \quad (3.111)$$

şeklinde tahmin edilerek kullanılır. Burada

$$\bar{y}_T(i) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_{it}$$

şeklindedir. Eğer bağımsızlık varsayımı yapılmazsa

$$\hat{\gamma}_{Ts}(i) = \frac{1}{T-s} \sum_{t=1}^{T-s} (y_{it} - \bar{y}_T(i)) (y_{i,t+s} - \bar{y}_T(i))$$

i 'inci panelde s gecikmesinin örneklem korelasyonu olmak üzere Eş. 111 yerine

$$\hat{\sigma}_T^2(i) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_{it} - \bar{y}_T(i))^2 + 2 \sum_{s=1}^{T-1} K\left(\frac{s}{h}\right) \hat{\gamma}_{Ts}(i) \quad (3.112)$$

şeklindeki kernel tahmin edicisi kullanılır. Burada K fonksiyonu, Eş. 3.112'de $\hat{\sigma}_T^2(i)$ 'nin tanımında kerneldir ve $h = h(T)$, penceredir.

Eş. 3.97'deki modelde çok küçük değişmeler bile \bar{V}_{NT} 'nin asimptotiklerinde değişmeye yol açar. Benzer şekilde $\hat{\sigma}_T^2(i)$ tahmin edicisinin σ_i^2 'ye çok yakın olması durumunda V_{NT} ile \bar{V}_{NT} , aynı asimptotik dağılıma sahip olur (Horváth ve Hušková, 2012). Horváth ve Hušková (2012), V_{NT} için asimptotik kritik değerleri vermiştir.

Eş. 3.97 ile verilen model altında panel verilerde ortak bir tarihte ortaya çıkan yapısal kırılma tarihinin tespit edilmesinde Eş. 3.99 ile verilen $\bar{V}_{NT}(\lambda)$ 'nin mutlak değerini en büyük yapan λ ($0 \leq \lambda \leq 1$) değeri yardımıyla $\lambda T = k_0$ ile tahmin edilebilir. Ayrıca

$$\hat{k}_0 = \operatorname{argmax}_{1 \leq t \leq T-1} \left\{ \sum_{i=1}^N \frac{Z_{Ti}^2(t/T)}{(t(T-t))} \right\}$$

şeklindeki eşitlikle de tahmin edilebilir.

Chan ve diğerleri (2013), Horváth ve Hušková (2012) tarafından $0 \leq \lambda \leq 1$ olmak üzere λ kırılma bölümü açısından

$$\bar{V}_{NT}(\lambda) = \frac{1}{N^{1/2}} \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{1}{\sigma_i^2} Z_{Ti}^2(\lambda) - \frac{[T\lambda](T - [T\lambda])}{T^2} \right\}$$

şeklinde ifade edilen amaç fonksiyonunu, $1 \leq k < T$ olmak üzere

$$V_{NT}(k) = \frac{T}{k(T-k)} \frac{1}{N^{1/2}} \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{1}{\sigma_i^2} Z_{Ti}^2(k) - \frac{k(T-k)}{T} \right\} \quad (3.113)$$

şeklinde kırılma tarihi açısından yeniden tanımlamıştır. Burada

$$\bar{y}_{it} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_{it}$$

olmak üzere

$$Z_{Ti}(k) = \sum_{t=1}^k (y_{it} - \bar{y}_{it})$$

şeklindedir. Eş. 3.98 ile verilen yokluk hipotezi altında

$$S_i(k) = \sum_{t=1}^k \varepsilon_{it}$$

olmak üzere $Z_{Ti}(k)$,

$$Z_{Ti}(k) = S_i(k) - \frac{k}{T} S_i(T)$$

şeklinde yeniden yazılabilir. Buradan yapısal değişme olmadığı varsayımı altında

$$H_{NT}(k) = \frac{T}{k(T-k)} \frac{1}{N^{1/2}} \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{1}{\sigma_i^2} \left(S_i(k) - \frac{k}{T} S_i(T) \right)^2 - \frac{k(T-k)}{T} \right\} \quad (3.114)$$

şeklinde elde edilir.

Eş. 3.97 ile verilen modelde Eş. 3.98 ile verilen yokluk hipotezinin test edilmesinde her t için

$$A(x) = (2 \log x)^{1/2}$$

ve

$$D(x) = 2 \log x + \frac{1}{2} \log \log x$$

olmak üzere

$$\begin{aligned} \lim_{\min(N,T) \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{A(\log(T^2))}{\sqrt{2}} \max_{1 \leq k < T} |H_{NT}(k)| \leq t + A(\log(T^2)) \right\} \\ = \exp(-2 \exp(-t)) \end{aligned} \quad (3.115)$$

şeklindeki dağılımdan yararlanılır. Ayrıca her $\alpha \geq 0$ ve her t için

$$\begin{aligned} \lim_{\min(N,T) \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{A(\log(T^2/(\log T)^\alpha))}{\sqrt{2}} \max_{1 \leq k < T} |H_{N,T}(k)| \leq t + D(\log(T^2/(\log T)^\alpha)) \right\} \\ = \exp(-2 \exp(-t)) \end{aligned} \quad (3.116)$$

şeklindeki yaklaşım da kullanılabilir. Bu yaklaşımlar, küçük ve orta büyüklükteki örnekler durumunda iyi çalışmayabilir.

Chan ve diğerleri (2013) tarafından Eş. 3.113'te önerilen istatistik yardımıyla kırılma noktasının tahmin edilmesinde

$$\max_{1 \leq k < T} |V_{NT}(k)|$$

şeklindeki istatistik kullanılır.

Basit varyans kayma modelinde CUSUM yaklaşımı

Bu bölümde Li ve diğerleri (2015)'de N kesit birimlerinin T zaman döneminde gözlemlenmesi ile oluşmuş bir panel veride gözlemlerin ortalamasında bir değişme olmazken ortak bir tarihte gözlemlerin varyansında bir değişimin varlığının tespiti ve bu ortak kırılma tarihinin belirlenmesi için önerilmiş yöntem incelenmiştir. Burada paneli oluşturan gözlemlerin ortalamasında herhangi bir değişme olmadığı için Eş. 3.97 ile verilen model, $1 \leq i \leq N$ ve $1 \leq t \leq T$ olmak üzere

$$y_{it} = \mu_i + u_{it} \quad (3.117)$$

şeklinde yeniden yazılabilir. Eş. 3.117 ile verilen model geçerli olduğunda bilinmeyen ortak k_0 tarihinde varyansta bir kırılmanın varlığının tespit edilmesinde her $1 \leq i \leq N$ için

$$H_0: \sigma_i^2; 1 \leq t \leq T \quad (3.118)$$

$$H_a: \begin{cases} \sigma_i^2 & 1 \leq t < k_0 \\ \sigma_i^2 + \delta_i & k_0 \leq t \leq T \end{cases} \quad (3.119)$$

şeklindeki hipotezler test edilmektedir. Burada $\delta_i > 0$ ve $0 < \lambda < 1$ olmak ve $[\cdot]$, tamsayı kısmını göstermek üzere $k_0 = [T\lambda]$ şeklindedir. Eş. 3.118 ile verilen yokluk hipotezinin test edilmesinde $0 \leq \lambda \leq 1$; $\hat{u}_{it} = y_{it} - \bar{y}_T(i)$; $\bar{Y}_T(i) = T^{-1} \sum_{t=1}^T y_{it}$ ve $\hat{v}_i = T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{u}_{it}^2$ olmak üzere

$$V_{NT}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{1}{\hat{\varphi}_i} \frac{1}{\sqrt{T}} \left(\sum_{t=1}^{[T\lambda]} \hat{u}_{it}^2 - \frac{[T\lambda]}{T} \sum_{t=1}^T \hat{u}_{it}^2 \right) \right\} \quad (3.120)$$

şeklindeki CUSUM test istatistiği kullanılabilir. Burada herhangi i ($1 \leq i \leq N$) için $\{u_{it}; 1 \leq t \leq T\}$ hatalar, bağımsız ise

$$\hat{\varphi}_i^2 = T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{u}_{it}^4 - \left(T^{-1} \sum_{t=1}^T u_{it}^2 \right)^2$$

şeklinde. Bağımsızlık varsayımı yapılamaz ise

$$\hat{\varphi}_i^2 = \sum_{|h| \leq h_T} \hat{\gamma}_i(h); h_T = O(T^\rho); \rho \in (0, 1/2)$$

$$\hat{\gamma}_i(h) = T^{-1} \sum_{t=1}^{T-|h|} (\hat{u}_{it}^2 - \hat{v}_i)(\hat{u}_{it+|h|}^2 - \hat{v}_i) \quad |h| < T$$

şeklinde (Li ve diğerleri, 2015).

Eş. 3.118 ile verilen yokluk hipotezi altında Eş. 3.104-3.109 ile verilen koşulların sağlanması durumunda $\min(N, T) \rightarrow \infty$ iken

$$\frac{N}{T} \rightarrow \infty$$

koşulu sağlanır ise

$$\sup_{0 \leq \lambda \leq 1} |V_{NT}(\lambda)| \xrightarrow{\mathcal{D}(0,1)} \sup_{0 \leq \lambda \leq 1} |B^0(\lambda)|$$

şeklindeir. Burada $B^0(\lambda)$, standart Brownian köprüsünü ve $\xrightarrow{\mathcal{D}(0,1)}$, Skorokhod $\mathcal{D}(0,1)$ uzayında stokastik sürecin zayıf yakınsamasını gösterir (Li ve diğerleri, 2015). Li ve diğerleri (2015), yokluk hipotezinin test edilmesi için Eş. 3.113 ile tanımlanan test istatistiğinin karşılaştırılması için benzetim çalışmasıyla $\alpha = 0,1; 0,05; 0,01$ anlamlılık düzeyleri için kritik değerleri sırasıyla 1,224; 1,358 ve 1,628 olarak elde etmiştir.

3.3. Rasgele Kırılma Modeli Yaklaşımı

Rasgele Kırılma Modeli Yaklaşımı, paneli oluşturan N kesit biriminin gözlemlendiği T zaman döneminin k_0 noktasında serilerde yapısal değişmeye neden olacak ortak bir olayın meydana gelmesi durumunda kesitler arasındaki heterojenlik nedeniyle kesitlerin bu olaylara farklı tepki göstererek serilerde farklı noktalarda yapısal değişimin ortaya çıkabileceği düşüncesine dayanmaktadır. Bu yaklaşımda T uzunluğundaki N kesit birimine ait N tane serinin her birinin k_0 noktasında ortak bir olaya maruz kaldığı ve kesit birimlerinin bu olaya farklı tepkiler vermesi sonucu i ' inci seride, k_i ($i = 1, \dots, N$) noktasında bir yapısal değişim ortaya çıktığı varsayılır. Burada değişim noktası k_i , her bir seri için aynı dağılıma sahip bir rasgele değişkendir. Böylece k_i değişim noktasının dağılımına bağlı olarak her bir seride kırılma, farklı tarihlerde ortaya çıkabilir. Bu varsayım, ortak dağılım varsayımı olarak adlandırılır.

Bir birime ait T uzunluğundaki bir seri için $F_1 \neq F_2$ olmak üzere bu zaman serisinin y_1, y_2, \dots, y_k bölümü, F_1 dağılım fonksiyonu ile aynı dağılıma sahip iken serinin geri kalan $y_{k+1}, y_{k+2}, \dots, y_T$ bölümü, F_2 dağılım fonksiyonu ile aynı dağılıma sahip ise y_1, y_2, \dots, y_T dizisinin k' da bir değişme noktasına sahip olduğu söylenir. T uzunluğundaki N kesit birimine ait N tane seriden oluşan bir panel veride $i = 1, \dots, N$ olmak üzere her y_{i1}, \dots, y_{iT} dizisinde eğer serinin y_{i1}, \dots, y_{ik_i} bölümü, F_{i_1} ortak dağılımına sahip iken serinin geri kalan $y_{ik_i+1}, \dots, y_{iT}$ bölümü, F_{i_2} ortak dağılımına sahip ise i ($i = 1, \dots, N$) kesitinde değişme noktasının, $T_i = k_i$ ($1 \leq k_i \leq T - 1$) anında ortaya çıktığı söylenir. Eğer $T_i = T$ ise buradan i kesitine ait seride herhangi bir yapısal değişme olmadığı sonucuna ulaşılır.

Paneli oluşturan serilerde yapısal kırılmanın tespit edilmesi problemi kapsamında rasgele kırılma modeli yaklaşımının kullanıldığı çalışmalarda temel olarak $i = 1, \dots, N$ ve $j = 1, 2$ olmak üzere her bir seriye ait k_i değişme noktalarının dağılımı ile F_{i_j} dağılımının bilinmeyen parametreleri, tahmin edilir. Panel verilerde zaman serilerinden farklı olarak k_i değişme noktaları tutarlı bir şekilde tahmin edilebileceği için panel verilerde k_i değişme noktalarının tahmininin elde edildiği çalışmalar da bulunmaktadır.

3.3.1. Rasgele kırılma modeli

Bu bölümde her biri T uzunluğunda olan rasgele değişkenlerin N dizisi verildiğinde her dizideki k_i ; $1 \leq i \leq N$ değişme noktasına ilişkin çıkarsama yapmak amacını taşıyan rasgele kırılma modeli yaklaşımı incelenmiştir. Panel verilerde rasgele kırılma modeli yaklaşımının kullanılmasında çıkarsama yapılacak kırılma noktalarının birden fazla zaman üzerinde ortaya çıkması nedeniyle çıkarsama problemi, çoklu patika değişme noktası problemi olarak adlandırılır. Bu yaklaşımda değişme noktasının her bir dizide aynı dağılıma bağlı olarak rasgele pozisyonlarda ortaya çıktığı rasgele kırılma modeli tanımlanmaktadır. Bu modelde $F_{i_1} \neq F_{i_2}$ olmak üzere

Rasgele etkili çoklu patika değişme modelinde değişme noktası k_i ve $F_{i,j}; i = 1, 2, \dots, N$ ve $j = 1, 2$ dağılımlarının bazı parametreleri bilinmemektedir. Bu parametreler Eş. 3.121 ya da 3.122 veri matrisi kullanılarak tahmin edilir. Eş. 3.121 ya da 3.122 veri yapısına uygun verilerde her dizideki değişme noktasının yerinin, $g_{k_i}(t) = Pr\{k_i = t\} = p_t; i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$ olasılık fonksiyonu ile bir rasgele değişken olduğunu varsayalım. g_{k_i} 'nin i 'ye bağlı olmadığı varsayılarak i alt indisi gösterimden çıkarılabilir. Buradan olasılık fonksiyonu; $k_1, k_2, \dots, k_N \sim g_k$ ve $g_k(t) = Pr\{k_i = t\}; i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$ şeklinde her seri için ortak olacak şekilde tekrar tanımlanabilir. Burada g_k , verilen bir satırda değişme olmaması olasılığını da içerecek şekilde $Pr\{k_i \geq T\} > 0$ şeklinde tanımlanabilir (Joseph ve Wolfson, 1992).

$g_k(t)$ dağılımının bilinmez ama sabit olduğu varsayılır. Bu, değişme noktasının konumu, diziden diziye değişebilirken herhangi özel değeri alan olasılığın tüm seriler arasında değişmeden kaldığı anlamına gelir. Ayrıca değişme noktaları yalnızca tam sayı değerlerini alabildiğinden $g_k(t)$ kesikli bir dağılımdır. Çoklu patika değişme noktası probleminde en çok g_k 'nin ya da g_k 'nin bazı özelliklerinin tahmin edilmesi ile ilgilenilir.

$F_{i,j}; i = 1, 2, \dots, N$ ve $j = 1, 2$ dağılımları ve bu dağılımın parametreleri de bilinmezdir. Bu konuda yapılan çalışmalarda genel olarak bu dağılımların; Normal, Binom ve Poisson Dağılımı gibi farklı dağılımlar olduğu varsayılır.

3.3.2. Değişme noktasının tahmin edilmesi

Bu bölümde panel verilerde çoklu patika rasgele kırılma modellerinde değişme noktasının tahmin edilmesinde kullanılan yöntemler incelenmiştir. Bu yöntemler, Joseph ve Wolfson (1993)'te önerilen EM Algoritmasına ve Joseph, Wolfson, Berger ve Lyle (1996)'te önerilen Gibbs Örnekleme algoritmasına dayanan yöntemlerdir.

Çoklu patika modellerinde en çok olabilirlik yöntemi, $l(\vec{y}; \cdot)$ en çok olabilirlik fonksiyonlarının en çoklanması ve $g_k(t) = Pr\{k_i = t\}$ olasılığının dağılımını

gerektirir. Bu ise çok sayıda parametreye ilişkin hesaplamaları gerektirmektedir. Bu hesaplamalarda Joseph ve Wolfson (1993), $\{k_i\}$ ' nin eksik veri olarak ele alınmasını ve en büyükmeyi sağlamak için EM algoritmasını kullanmayı önerirken Joseph, Wolfson, Berger ve Lyle (1996) ise Gibbs Örnekleme algoritmasını kullanmayı önermiştir.

EM algoritmasına dayanan yöntemler

Bu bölümde panel verilerde çoklu patika rasgele kırılma modellerinde değişme noktasının tahmin edilmesi için Joseph ve Wolfson (1993)' te önerilen EM algoritması ile EM algoritmasının ilişkili gözlemler dizisini içerecek şekilde Joseph, Vandal ve Wolfson (1996)' da genişletildiği yöntem incelenmiştir.

Gözlemlerin kümesi $y_{it}; i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T$, verildiğinde Eş. 3.122 düzenindeki verilerin birleşik olabilirliği,

$$l(\vec{Y}; \lambda_1, \lambda_2, \{g_k(\cdot)\}) = \prod_{i=1}^N \sum_{k_i=1}^{T-1} \prod_{t=1}^{k_i} f(y_{it}|\lambda_1) \prod_{t=k_i+1}^T f(y_{it}|\lambda_2) g_k(t) \quad (3.123)$$

şeklinde verilir. Burada $f(\cdot|\lambda)$, λ ortalama ile Poisson olasılık fonksiyonunu göstermektedir.

En çok olabilirlik yöntemi, λ_1 ve λ_2 ' ye göre $l(\vec{Y}; \cdot)$ ' in en çoklamasını ve $g_k(t)$ ' nin dağılımını gerektirir. Joseph ve Wolfson (1993), $g_k(t)$ ' nin dağılımının elde edilmesinde bilinmeyen gerçek değişme noktası $\{k_i\}$ 'yi eksik veri olarak kabul etmeyi ve en büyükmeyi sağlamak için EM algoritmasını kullanmayı önermiştir.

EM algoritmasının kullanılmasında Eş. 3.122 düzenindeki verilerin

(i) i satırı ($i = 1, 2, \dots, N$) içinde $\{y_{it}\}$ gözlemleri, $1 \leq k_i \leq T - 1$ olmak üzere $t = 1, 2, \dots, k_i$ için bağımsız $Poisson(\lambda_1)$ rasgele değişkenleri ve $t = k_i + 1, k_i + 2, \dots, T$ için bağımsız $Poisson(\lambda_2)$ rasgele değişkenleridir.

(ii) Kesitler arasında bağımlılık yoktur. Diğer bir ifadeyle Eş. 3.122 düzeninde satırların koleksiyonu, bağımsız rasgele vektörler şeklini alır.

(iii) $\{k_i\}_{i=1,2,\dots,N}$ dizisi, $\{1, 2, \dots, T - 1\}$ tam sayılarının küme aralığı ile bağımsız ve aynı dağılmış kesikli rasgele değişkenlerin bir kümesidir ve $g_k(t) = Pr(k_i = t)$ olasılık fonksiyonuna uygun olan $G(\cdot)$ dağılım fonksiyonudur.

(iv) Yoğunluklar λ_1 ve λ_2 , $G(\cdot)$ ' nin dağılımsal şekli olduğu gibi bilinmeyendir.

şeklindeki varsayımları sağladığını düşünelim. Bu varsayımlar altında Eş. 3.122 düzenine uyan veriler için EM algoritması, E ve M basamaklarından oluşur.

E-Basamağı: τ' inci basamakta mevcut tahmin; λ_1^τ , λ_2^τ ve $g_k^\tau(t)$; her i satırında t anında bir değişme olması koşullu olasılıkların $N \times T$ boyutlu Z matrisi, bazı sadeleştirmelerden sonra

$$z_{it} = Pr\{k_i = t | \lambda_1^\tau, \lambda_2^\tau, g_k^\tau(t), Y\}$$

$$= \frac{\exp[-t\lambda_1^\tau - (T-t)\lambda_2^\tau + \log(\lambda_1^\tau) \sum_{l=1}^t y_{il} + \log(\lambda_2^\tau) \sum_{l=t+1}^T y_{il}] \times g_k^\tau(t)}{\sum_{l=1}^{T-1} \exp[-t\lambda_1^\tau - (T-t)\lambda_2^\tau + \log(\lambda_1^\tau) \sum_{l=1}^t y_{il} + \log(\lambda_2^\tau) \sum_{l=t+1}^T y_{il}] \times g_k^\tau(t)} \quad (3.124)$$

şeklinde tahmin edilir. Burada Y , Eş. 3.122 düzenini temsil eder.

M-Basamağı: $\tau + 1$ ' inci basamakta $\lambda_1^{\tau+1}$, $\lambda_2^{\tau+1}$ ve $g_k^{\tau+1}(t)$ 'nin değerleri

$$\lambda_1^{\tau+1} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (1 - w_{it}) y_{it}}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (1 - w_{it})} \quad (3.125)$$

$$\lambda_2^{\tau+1} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T w_{it} y_{it}}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T w_{it}} \quad (3.126)$$

ve

$$g_k^{\tau+1} = \frac{\sum_{i=1}^N z_{it}}{N} \quad (3.127)$$

şeklinde hesaplanır. Burada

$$w_{it} = \begin{cases} 0 & \text{her } i = 1, \dots, N \text{ için } t = 1 \text{ ise} \\ w_{i,t-1} - z_{i,t-1} & \text{her } i = 1, \dots, N \text{ için } t = 2, \dots, T \text{ ise} \end{cases} \quad (3.128)$$

şeklinde dir.

M Basamağında elde edilen $\lambda_1^{\tau+1}$, $\lambda_2^{\tau+1}$ ve $g_k^{\tau+1}(t)$ 'in değerleri ile E Basamağındaki λ_1^{τ} , λ_2^{τ} ve $g_k^{\tau}(t)$ 'nin değerleri, yakınsama kriterini sağlayana kadar E Basamağı ile M Basamağı tekrarlanır. Bunun için M basamağında elde edilen $\lambda_1^{\tau+1}$, $\lambda_2^{\tau+1}$ ve $g_k^{\tau+1}(t)$ 'in değerleri ile E Basamağındaki λ_1^{τ} , λ_2^{τ} ve $g_k^{\tau}(t)$ 'nin değerleri yer değiştirilerek M Basamağı tekrar edilir.

Bu algoritma, $\sum_{t=1}^{T-1} g_k(t) = 1$ kısıtı ile Lagrange çarpanları kullanılarak Eş. 3.123 ile verilen olabilirliği en büyükleterek doğrudan türetilebilir.

Zaman serilerinde sıklıklar seriyeye ait gözlemler arasında ilişki olması durumu ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle zaman serisi modelleri genellikle otoregresif süreçlerle temsili edilir. Panel verilerin de N kesit sayısı kadar zaman serisine sahip olması nedeniyle bu serilerin gözlemleri arasında ilişki olması durumu da ortaya çıkmaktadır. Paneli oluşturan serilerin gözlemleri arasında ilişki olması durumunda EM algoritmasını bu ilişki durumunu da hesaba katacak şekilde genişletilmesi Joseph, Vandal ve Wolfson (1996) tarafından geliştirilmiştir.

Eş. 3.122 düzeninde her bir satırdaki rasgele değişkene ait gözlemlerin, ortalamasında ve/veya otokovaryans fonksiyonundaki bir değişmeye olasılıklı olarak maruz kalan p derece otoregresif sürecini, $AR(p)$, izlediğini varsayalım. Bu durumda i 'inci satır, genellikle

$$y_t - \mu = \sum_{u=1}^p \phi_u(y_{t-u} - \mu) + u_t \quad \begin{array}{l} p+1 \leq k, \quad p+1 \leq t \leq k \text{ ya da} \\ k \geq T-p+1, \quad t \geq p+1 \text{ için} \end{array} \quad (3.129)$$

$$y_t - \mu' = \sum_{u=1}^p \phi'_u(y_{t-u} - \mu') + u_t \quad \begin{array}{l} p+1 \leq k, \quad k+1 \leq t \leq T \text{ ya da} \\ k \leq p, \quad t \geq p+1 \text{ için} \end{array}$$

şeklinde stokastik fark denklemini olarak tanımlanan $\{y_t; t = 1, 2, \dots\}$ $AR(p)$ sürecinden bir örnek patika bölümüdür. Burada $\{u_t\}$, her $t = 2, 3, \dots$ için y_{t-1}, y_{t-2}, \dots değişkenlerinden bağımsız olmak üzere bağımsız ve aynı dağılımlı (*iid*) rasgele değişkenlerdir. Ayrıca y_1, y_2, \dots, y_p çok değişkenli Normal dağılıma sahiptir.

Eğer $k \leq p$ ya da $k \geq T - p + 1$ ise zaman noktası k , değişimin olmadığı varsayıldığında bile değişme noktası olarak adlandırılır. Farklı değişme noktaları k_i ' lere satırdan satıra izin verilir. k_i ' lerin $p_t = P(k_i = t); t = 1, 2, \dots, T$ ortak olasılık fonksiyonu ile *iid* olduğu varsayılır (Joseph, Vandal ve Wolfson, 1996).

Joseph, Vandal ve Wolfson (1996), $k \leq p$ olduğunda $\mu = \mu'$ ve $\Phi = \Phi'$ ile tek bir satır için olabilirliği

$$l(\mathbf{Y}) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_u^2} \right)^{N/2} |M_p^{(p)}|^{1/2} \exp\left(-\frac{S_{1N}(\mu', \Phi')}{2\sigma_u^2}\right); k \leq p \quad (3.130)$$

şeklinde ve $k \geq N - p + 1$ olduğunda $\mu = \mu$ ve Φ otoregresif parametre vektörü ile olabilirliği

$$l(\mathbf{Y}) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_u^2} \right)^{N/2} |M_p^{(p)}|^{1/2} \exp\left(-\frac{S_{1N}(\mu, \Phi)}{2\sigma_u^2}\right); k \geq N - p + 1 \quad (3.131)$$

şeklinde elde etmiştir. Burada $\gamma_{|r-s|} = \text{Kov}(y_r, y_s)$ ve $m_{rs}^{(p \times p)}$, $M_p^{(p)}$ 'nin (r, s) elemanı olmak üzere ve $|M_N^{(p)}|$, $M_N^{(p)}$ 'nin determinantını göstermek üzere

$$M_p^{(p)} = \{m_{rs}^{(p \times p)}\} = \sigma_u^2 \begin{pmatrix} \gamma_0 & \gamma_1 & \cdots & \gamma_{p-1} \\ \gamma_1 & \gamma_0 & \cdots & \gamma_{p-2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \gamma_{p-1} & \gamma_{p-2} & \cdots & \gamma_0 \end{pmatrix} \quad (3.132)$$

şeklinde ve

$$S_{p+1,N}(\mu, \Phi) = \sum_{r=1}^p \sum_{s=p}^p m_{rs}^{(p \times p)} (y_r - \mu) (y_s - \mu) + \sum_{t=p+1}^N \{(y_t - \mu) - \Phi_1(y_{t-1} - \mu) - \dots - \Phi_p(y_{t-p} - \mu)\}^2 \quad (3.133)$$

şekindedir. μ , μ' , Φ , Φ' , σ_u^2 ve $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_T)'$ nin en çok olabilirlik tahmin edicileri, iteratif bir şekilde çözülmesi gereken denklemlerin bir kümesinden elde edilir. Bundan sonra EM algoritması yukardaki ile aynıdır. Ancak denklemler, $L(Y) = \ln l(Y)'$ in parametrelerine göre kısmi türevlerinin sıfıra eşitlenmesi ile türetilir. Standart zaman serisi yaklaşımlarına dayanan hesaplamalar, Joseph, Vandal ve Wolfson (1996)' de ekte verilen son iterasyon denklemlerine götürür.

Gibbs örnekleme algoritmasına dayanan yöntemler

Bu bölümde çoklu patika rasgele kırılma modellerinde değişme noktasının tahmin edilmesinde hem veriler hem de kırılma noktalarının Normal dağılıma sahip olduğu durum için Joseph, Wolfson, Berger ve Lyle (1996)'da önerilen ve Poisson dağılımına sahip olduğu durum için Jopseph ve diğerleri (1997)'de önerilen Gibbs Örnekleme Algoritmasına dayanan Bayesgil yöntemler incelenmiştir. Joseph, Wolfson, Berger ve Lyle (1996)'da önerilen yöntem, Normal dağılım durumu ve Jopseph ve diğerleri (1997)'de önerilen yöntem, Poisson dağılım durumu olarak adlandırılmıştır.

Normal dağılım durumu

Normal dağılım durumu, temel olarak kesit sayısı (serisi sayısı) N büyük olduğunda tutarlıdır. Bunların birlikte iki durumda, çok büyük kesit sayısı N' ye ihtiyaç duyulmayabilir. Bunlardan ilki, değişme noktalarının gerçek dağılımının çok yoğun olduğu durumdur. Bu, farklı serilerin arasında güçlü bir ortak hareketten ve her serinin yapılarını aynı dönem etrafında değiştirme eğiliminde olmasından kaynaklanabilir. $Pr(k_i = t|Y)$ olasılığını kısa aralığın dışındaki tarihler için sıfıra yakın bırakırken \mathbf{p}' nin tahmini, sonunda bu dönem etrafında yoğunlaşacaktır. İkinci durum ise yapısal kırılmanın büyüklüğünün çok büyük olduğu durumdur. \mathbf{p}'

nin büyük boyutuna rağmen büyük kırılma büyüklükleri, değişme noktasının belirlenmesini kolaylaştırır (Liao, 2008).

Gözlemlerin kümesi $i = 1, 2, \dots, N$ ve $t = 1, 2, \dots, T$ verildiğinde Eş. 3.122 düzenindeki verilerin Eş. 3.123 ile verilen birleşik olabilirliği, her bir serideki değişme noktaları k_i ($i = 1, \dots, N$) "gizil verileri" üzerinde koşullu olacak şekilde olabilirlik fonksiyonu,

$$l(Y|\boldsymbol{\theta}_1, \boldsymbol{\theta}_2, k_1, \dots, k_N) = \prod_{i=1}^N \left\{ \prod_{t=1}^{k_i} f_1(y_{it}|\boldsymbol{\theta}_1) \right\} \left\{ \prod_{t=k_i+1}^T f_2(y_{it}|\boldsymbol{\theta}_2) \right\} \quad (3.134)$$

şeklinde daha basit olarak yazılabilir. Burada $\boldsymbol{\theta}_1$ ve $\boldsymbol{\theta}_2$, değer verilmiş olasılıklı vektör, sırasıyla önce ve sonra f_1 ve f_2 değişme noktası yoğunluklarının parametreleridir. Joseph, Wolfson, Berger ve Lyle (1996), $f(\cdot|\boldsymbol{\theta})$ ' yi Normal dağılıma ait olasılık yoğunluk fonksiyonu olarak ele almıştır.

Eş. 3.122 düzeni altında i ($i = 1, 2, \dots, N$) satırı içinde y_{it} gözlemleri, $1 \leq k_i \leq T - 1$ olmak üzere $t = 1, 2, \dots, k_i$ için $N(\mu_{i1}, \sigma_{i1}^2)$ rasgele değişkenleri ve $t = k_i + 1, k_i + 2, \dots, T$ için $N(\mu_{i2}, \sigma_{i2}^2)$ rasgele değişkenler olduğu varsayımını sağlasın. Buradan modeldeki parametreler,

(i) $\boldsymbol{\mu}_1 = (\mu_{11}, \mu_{21}, \dots, \mu_{N1})$ ve $\boldsymbol{\mu}_2 = (\mu_{12}, \mu_{22}, \dots, \mu_{N2})$; sırasıyla her kesit birimi için değişme noktası öncesi ve sonrası ortalama vektörleridir.

(ii) $\boldsymbol{\sigma}_1^2 = (\sigma_{11}^2, \sigma_{21}^2, \dots, \sigma_{N1}^2)$ ve $\boldsymbol{\sigma}_2^2 = (\sigma_{12}^2, \sigma_{22}^2, \dots, \sigma_{N2}^2)$; sırasıyla her kesit birimi için değişme noktası öncesi ve sonrası varyans vektörleridir.

(iii) $g_k(t) = Pr\{k_i = t\} = p_t; i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T$ olmak üzere $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_N)$ çok terimli olasılıksal vektördür. p_t , değişmenin t ($t = 1, \dots, T$) zamanında ortaya çıkma olasılığıdır.

(iv) $\mathbf{k} = (k_1, \dots, k_N)$, her bir kesit birimi için değişme noktasının yerlerini gösteren gözlemlenmemiş gizil verilerdir.

şeklindedir. Bu yaklaşımda Eş. 3.122 veri matrisi yardımıyla model parametrelerinin tahmin edilmesi gerekmektedir. Hesaplamaları kolaylaştırmak için öncelikle bu parametrelere ilişkin önseller seçilir. Buradan önsellerin seçimi önem taşımaktadır.

Parametre dağılımları için birleşik önsellerin seçilmesinde çok terimli dağılıma oransal olabilirlik durumunda birleşik aile, Dirichlet ve bilinmeyen ortalama ve varyans ile normal dağılımlarda ortalama ve varyans için birleşik aile, sırasıyla Normal ve Gamma dağılımlarıdır. Bu nedenle önseller,

$$f(p_1, \dots, p_T) = \frac{\Gamma(v_0)}{\prod_{t=1}^T \Gamma(v_t)} \prod_{t=1}^T p_t^{v_t-1} \quad (3.135)$$

$$f(\mu_{ij} | \sigma_{ij}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sqrt{w_{ij} \sigma_{ij}^2} \exp\left(-\frac{w_{ij} \sigma_{ij}^2 (\mu_{ij} - m_{ij})^2}{2}\right) \quad (3.136)$$

$$f(\sigma_{ij}^2) = \frac{1}{\Gamma(a_{ij}) b_{ij}^{a_{ij}}} \sigma_{ij}^{2a_{ij}-1} \exp\left(-\frac{\sigma_{ij}^2}{b_{ij}}\right); i = 1, \dots, N \text{ ve } j = 1, 2 \quad (3.137)$$

şeklinde yazılabilir. Burada $v_0 = \sum_{t=1}^T v_t$; $v_t > 0$; $t = 1, \dots, T$. v_t/v_0 nicelikleri, p_t ' nin marjinal önsel dağılımlarının ortalamasıdır. m_{ij} ' lar önsel ortalama değerleridir ve a_{ij} ile b_{ij} ' lar, y_{it} verilerine uygun değişme için Gamma önsel dağılımının şekli ve ölçeğidir. Son olarak verilen w_{ij} ve σ_{ij}^2 için $w_{ij} \sigma_{ij}^2$, μ_{ij} ortalamasının önsel dağılımının hassasiyetidir. Bunda $j = 1 (2)$, önceki (sonraki) değişme noktası parametresini gösterir. Buradan \mathbf{p} Multinomial dağılıma sahip vektörü için önsel olarak

$$\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_T) \sim \text{Dirichlet}(\mathbf{v}) \quad (3.138)$$

şeklindeki önsel kullanılır. Burada

$$\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_T)$$

şeklindedir. Bu nedenle \mathbf{p} için sonraki koşullu dağılım

$\mathbf{p}|k \sim \text{Dirichlet}(\mathbf{v}')$

şeklindedir. Burada \mathbf{v}' nin t' inci elemanı \mathbf{v}'_t , $\mathbf{v}'_t = \mathbf{v}_t + \sum_{i=1}^N I_{\{k_i^{(1)}=t\}}$ şeklindedir. Burada $I_{\{k_i^{(1)}=t\}}$, gösterge fonksiyonudur ve her $k_i = t$ olduğunda v_t' ye 1 eklenir. v_t' lerin seçilmesinde eğer kesitlere her dönemde aynı şekilde muamele ediliyor ise $v_1 = v_2 = \dots = v_T = 1$ şeklinde eşit ağırlıklar kullanılır. Diğer bir ifadeyle, deneklere dördüncü haftadan itibaren bir tedavinin uygulanmaya başladığı bir çalışmada $v_1 = v_2 = v_3 = 0$ ve $t = 4, \dots, T$ için $p_4 = p_5 = \dots = p_T = 1/T$ olarak alınır. Buradan $v_0 = \sum_{t=1}^T v_t = \frac{T-4+1}{T}$ olur. Bu bilgiler ışında \bar{y}_{1,k_i} ve $\bar{y}_{k_i+1,T}$, her denek için $i = 1, \dots, N$ olmak üzere

$$\bar{y}_{1,k_i} = \frac{\sum_{t=1}^{k_i} y_{it}}{k_i}$$

ve

$$\bar{y}_{k_i+1,T} = \frac{\sum_{t=k_i+1}^T y_{it}}{T - k_i}$$

şeklinde önce ve sonra değişme noktası örneklem ortalamaları olmak üzere Gibbs Örnekleme Algoritması şu şekildedir:

Basamak 1. $i = 1, \dots, N$; $t = 1, \dots, T$ ve $j = 1, 2$ olmak üzere tahmin edilmesi gereken $(\mu_{ij}^{(0)}, \sigma_{ij}^{2(0)}, k_i^{(0)}, p_t^{(0)})$ parametrelere başlangıç değerleri verilir,

Basamak 2. k_i parametresi güncellenir. Koşullu olasılıklar, $i = 1, \dots, N$; $t = 1, \dots, T$ ve $j = 1, 2$ olmak üzere $(\mu_{ij}^{(0)}, \sigma_{ij}^{2(0)}, p_t^{(0)})$ parametrelerinin başlangıç değerleri altında $k_i^{(1)}$

$$\begin{aligned}
& Pr\{k_i = k \mid \mu_{i1}^{(0)}, \mu_{i2}^{(0)}, \sigma_{i1}^{2(0)}, \sigma_{i2}^{2(0)}, \mathbf{p}, Y\} \\
&= \frac{\left\{ \prod_{t=1}^k N(y_{ij}; \mu_{i1}^{(0)}, \sigma_{i1}^{2(0)}) \right\} \left\{ \prod_{t=k+1}^T N(y_{ij}; \mu_{i2}^{(0)}, \sigma_{i2}^{2(0)}) \right\} p_t^{(0)}}{\sum_{m=1}^T \left\{ \prod_{t=1}^m N(y_{ij}; \mu_{i1}^{(0)}, \sigma_{i1}^{2(0)}) \right\} \left\{ \prod_{t=m+1}^T N(y_{ij}; \mu_{i2}^{(0)}, \sigma_{i2}^{2(0)}) \right\} p_m^{(0)}} \quad (3.139)
\end{aligned}$$

şeklinde elde edilir. Buradan $N(a, b, c)$, a' da değerlendirilen b ortalama ve c varyansla normal dağılımı gösterir.

Basamak 3. p_t parametresi güncellenir. $(\mu_{ij}^{(0)}, \sigma_{ij}^{2(0)}, k_i^{(1)}, Y)$; $i = 1, 2, \dots, N$ ve $t = 1, 2, \dots, T$ verildiğinde $p_t^{(1)}$,

$$f(\vec{p}^{(1)} \mid \vec{k}^{(1)}) \sim \text{Dirichlet}(\vec{v}')$$
 (3.140)

şeklindedir. Burada

$$v'_t = v_t + \sum_{i=1}^T I_{\{k_i^{(1)}=t\}}$$

şeklindedir.

Basamak 4. σ_{i1}^2 ve σ_{i2}^2 parametreleri güncellenir.

$(\mu_{ij}^{(0)}, k_i^{(1)}, p_t^{(1)}, Y)$; $i = 1, 2, \dots, N$; $t = 1, 2, \dots, T$ verildiğinde $\sigma_{i1}^{2(1)}$,

$$f(\sigma_{i1}^{2(1)} \mid Y, k_i^{(1)}, m_{i1}) \sim \text{Gamma}(A_1, B_1)$$
 (3.141)

$$A_1 = a_{i1} + \frac{k_i}{2}$$

$$B_1 = \left[b_{i1} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^{k_i} (y_{it} - \bar{y}_{1k_i})^2 + \frac{w_{i1} k_i (\bar{y}_{1k_i} - m_{i1})^2}{2(w_{i1} + k_i)} \right]^{-1}$$

şeklinde ve $\sigma_{i2}^{2(1)}$,

$$f(\sigma_{i2}^{2(1)} | Y, k_i^{(1)}, m_{i2}) \sim \text{Gamma}(A_2, B_2) \quad (3.142)$$

$$A_2 = a_{i2} + \frac{(T - k_i)}{2}$$

$$B_2 = \left[b_{i2} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^{(T-k_i)} (y_{it} - \bar{y}_{k_i+1,T})^2 + \frac{w_{i2}(T - k_i)(\bar{y}_{k_i+1,T} - m_{i2})^2}{2(w_{i2} + (T - k_i))} \right]^{-1}$$

şeklindedir.

Basamak 5. μ_{i1} ve μ_{i2} parametreleri güncellenir.

$i = 1, \dots, N$ ve $t = 1, \dots, T$ olmak üzere $(\sigma_{ij}^{2(1)}, k_i^{(1)}, p_t^{(1)})$ parametreleri ve Y verisi altında $\mu_{i1}^{(1)}$, in sonraki koşullu dağılımı,

$$f(\mu_{i1} | Y, \sigma_{i1}^{2(1)}, k_i^{(1)}, p_t^{(1)}) \sim N\left(\frac{w_{i1}m_{i1} + k_i\bar{y}_{1,k_i}}{(w_{i1} + k_i)}, [(w_{i1} + k_i)\sigma_{i1}^{2(1)}]^{-1}\right) \quad (3.143)$$

şeklinde ve $\mu_{i2}^{(1)}$, in sonraki koşullu dağılımı,

$$f(\mu_{i2} | Y, \sigma_{i2}^{2(1)}, k_i^{(1)}, p_t^{(1)}) \sim N(N_1, N_2) \quad (3.144)$$

$$N_1 = \frac{w_{i2}m_{i2} + (T - k_i)\bar{y}_{k_i+1,T}}{(w_{i2} + (T - k_i))}$$

$$N_2 = [(w_{i2} + (T - k_i))\sigma_{i2}^{2(1)}]^{-1}$$

şeklindedir.

Basamak 6. Gibbs örnekleme algoritması yakınsama koşulu sağlanana kadar Basamak 1' den başlamak üzere algoritma tekrarlanır.

Gibbs örnekleme şu şekilde işler: Her bir parametre için keyfi başlangıç değerleri seçilir. (keyfi, belli "kötü" seçimlerin yakınsama oranlarını etkileyebilmesine rağmen). m boyutunda bir örneklem, sırasıyla her tam koşullu dağılımdan çekilir.

Önceki iterasyonlardan örneklenmiş parametreler, sonraki iterasyonlar için koşullu dağılımlarda kullanılır. Algoritma döngüsü, tüm koşullu dağılımlardan örneklemeler uygun olduğunda tamamlanır. Tüm döngü, zamanın büyük sayısı için tekrar edilir. Her parametre için üretilmiş rasgele örneklemeler, doğru sonraki marjinal dağılımdan rasgele örneklem olarak görülebilir (Joseph, Wolfson, Berger ve Lyle, 1996).

Liao (2008); Joseph, Wolfson, Berger ve Lyle (1996) tarafından önerilen Gibbs örnekleme algoritmasını farklı şekilde uygulamayı önermiştir. h alt indisi, parametrenin hiper parametre olduğunu göstermek üzere Basamak 2' de öncelikle μ_{i1} ve μ_{i2} parametreleri, sırasıyla

$$f\left(\mu_{i1}^{(1)} \mid \vec{\sigma}^{2(0)}, \vec{k}^{(0)}, \vec{p}^{(0)}, Y\right) \sim \text{Normal} \left(\frac{\left(\frac{\mu_{i1h}}{\sigma_{i1h}^2} + \frac{\sum_{t=1}^{k_i^{(0)}} y_t^2}{\sigma_{i1}^{2(0)}} \right)}{\left(\frac{1}{\sigma_{i1h}^2} + \frac{k_i^{(0)}}{\sigma_{i1}^{2(0)}} \right)}, \left(\frac{1}{\sigma_{i1h}^2} + \frac{k_i^{(0)}}{\sigma_{i1}^{2(0)}} \right)^{-1} \right) \quad (3.145)$$

ve

$$f\left(\mu_{i2}^{(1)} \mid \vec{\sigma}^{2(0)}, \vec{k}^{(0)}, \vec{p}^{(0)}, Y\right) \sim \text{Normal} \left(\frac{\left(\frac{\mu_{i20}}{\sigma_{i2h}^2} + \frac{\sum_{t=k_i^{(0)}+1}^T y_t^2}{\sigma_{i2}^{2(0)}} \right)}{\left(\frac{1}{\sigma_{i2h}^2} + \frac{T - k_i^{(0)}}{\sigma_{i2}^{2(0)}} \right)}, M_1 \right) \quad (3.146)$$

$$M_1 = \left(\frac{1}{\sigma_{i2h}^2} + \frac{T - k_i^{(0)}}{\sigma_{i2}^{2(0)}} \right)^{-1}$$

şeklinde güncellenir. Basamak 3' te ise σ_{i1}^2 ve σ_{i2}^2 parametreleri sırasıyla

$$f\left(\sigma_{i1}^{2(1)} \mid \vec{\mu}^{(1)}, \vec{k}^{(0)}, \vec{p}^{(0)}, Y\right) \sim \text{ölçekli ters ki - kare} \left(v_{i1} + k_i^{(0)}, M_2 \right) \quad (3.147)$$

$$M_2 = \frac{v_{i1} \delta_{i10}^2 + \sum_{t=1}^{k_i^{(0)}} (y_{it} - \mu_{i1}^{(1)})^2}{v_{i1} + k_i^{(0)}}$$

ve

$$f\left(\sigma_{i2}^2(1) \mid \vec{\mu}^{(1)}, \vec{k}^{(0)}, \vec{p}^{(0)}, Y\right) \sim \text{ölçekli ters ki - kare}(v_{i2} + T - k_i^{(0)}, M_3) \quad (3.148)$$

$$M_3 = \frac{v_{i2} \delta_{i2h}^2 + \sum_{t=k_i^{(0)}+1}^T (y_{it} - \mu_{i2}^{(1)})^2}{v_{i1} + T - k_i^{(0)}}$$

şeklinde güncellenir. Basamak 4 ve 5 ise sırasıyla Joseph, Wolfson, Berger ve Lyle (1996) tarafından önerilen Gibbs örnekleme algoritmasının 2 ve 3'üncü basamakları ile aynıdır. Burada parametrelerdeki h alt indisi, parametrenin hiper parametre olduğunu gösterir.

Poisson dağılımı durumu

Seri sayısı N , büyük ama serilerin uzunluğu T , çok büyük olmadığı durumda Normal dağılım durumu, çok iyi çalışır ve hem model parametreleri hem de $k = \{k_i; i = 1, \dots, N\}$ kırılma noktaları dağılımlarının tutarlı tahminleri elde edilir. Ancak $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_T)$ parametrelerinin büyük sayısı nedeniyle N , küçük ve T , büyük olduğu durumda tahmin hatası, büyük olacaktır. Bu durumda Normal dağılım durumunun kullanılması yerine $k = \{k_i; i = 1, \dots, N\}$ kırılma noktalarının dağılımının modellenmesinde daha az parametre tahmini gerektiren bir yöntemin kullanılması daha tutarlı tahminler üretebilecektir. Bu yöntemin oluşturulmasında en uygun yöntem $F(\cdot, \mathbf{p})$ dağılımını karakterize eden \mathbf{p}' nin parametre boyutunu azaltmaktır. Bunun için y_{it} rasgele değişkenin sahip olduğu F_1 önce ve F_2 sonra dağılımının

- 1) \mathbf{p}' nin boyutu düşüktür,
- 2) $F(\cdot, \mathbf{p})$, $[0, +\infty)$ üzerinde desteğe sahiptir,
- 3) $F(\cdot, \mathbf{p})$, kesikli bir dağılıma sahiptir,

4) $F(\cdot, \mathbf{p})$; yapısal kırılma, 1 ve T dönemi arasındaki herhangi bir zamanda ortaya çıkabileceği için yeterince esnek bir şekle sahiptir,

5) Sonraki yoğunluğu hesaplamak için kolaydır.

özelliklerini sağlaması gerekir (Liao, 2008).

$F(\cdot, \mathbf{p})$ dağılımının bu özellikleri sağlayacak şekilde seçilmesinde Poisson dağılımı, ideal bir dağılımdır. Poisson dağılımı, bilinen sürekli zaman aralıklarında kesikli sonuçlar veren kesikli bir dağılımdır ve bir birim uzunluğundaki zaman aralığında bir olayın ortalama elde edilmiş sayısını gösteren λ parametresi ile şekillendirilen bir dağılımdır. Bu dağılımda verilen bir birim uzunluğundaki iki ayrık zaman aralığında bir olayın ortaya çıkması sayıları birbirinden bağımsızdır ve bu iki ayrık zaman aralığında bu olayların ortaya çıkması olasılıkları aynıdır. Buradan k_i kırılma noktalarının Poisson dağılımına sahip bir rasgele değişken olduğunun varsayıldığı durumda yapısal değişmelerin verilen bir aralıkta ortaya çıkma olasılıkları aynı olur ve aynı uzunluktaki bu aralıklarda yapısal kırılmanın ortaya çıkma olayları birbirinden bağımsızdır. Poisson dağılımının diğer bir avantajı ise Poisson dağılımı, $k_i = 0$ ve $k_i \geq T$ olmasına izin vermesi nedeniyle k_i , 1 ile T arasında kısıtlı değildir. Bu yolla, serilerde yapısal kırılma olmamasına izin verilmiş olur. Ayrıca Poisson dağılımı, öngörü yapmak için de uygundur ve Poisson dağılımının birleşik önseli bilinen bir dağılım olan Gamma dağılımıdır. Bu nedenle sonraki yoğunlukları elde etmek kolaydır (Liao, 2008).

Gözlemlerin kümesi $i = 1, 2, \dots, N$ ve $t = 1, 2, \dots, T$ verildiğinde Eş. 3.122 düzenindeki verilerin Eş. 3.123 ile verilen birleşik olabilirliliği, her bir serideki değişme noktaları k_i ($i = 1, \dots, N$) "gizil verileri" üzerinde koşullu Eş. 3.134 ile verilen

$$l(Y|\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2, k_1, \dots, k_N) = \prod_{i=1}^N \left\{ \prod_{t=1}^{k_i} f_1(y_{it}|\boldsymbol{\mu}_1) \right\} \left\{ \prod_{t=k_i+1}^T f_2(y_{it}|\boldsymbol{\mu}_2) \right\}$$

şeklindeki olabilirlik fonksiyonu olsun. Burada μ_1 ve μ_2 , değer verilmiş olasılıklı vektör, sırasıyla önce ve sonra f_1 ve f_2 değişme noktası yoğunluk fonksiyonlarının parametreleridir. y_{ij} , Poisson dağılımını izlediğinde modeldeki parametreler

1. $\mu_1 = \lambda_1 = (\lambda_{11}, \dots, \lambda_{N1})$ ve $\mu_2 = (\lambda_{12}, \dots, \lambda_{N2})$, her satırdaki değişme noktası Poisson dağılımlarının önce ve sonra ortalama vektörleridir,
2. $p = (p_1, \dots, p_N)$, değişmenin her satırda i ($i = 1, \dots, N$) pozisyonunda ortaya çıktığı multinominal olasılıklardır,
3. $k = (k_1, \dots, k_N)$, her satırdaki değişme noktalarını temsil eden gözlemlenmemiş gizil verilerdir ve

$$k_i \sim \text{Poisson}(\lambda)$$

şeklindeki λ ortalamalı Poisson dağılımına sahiptir. Bu durumda önseller,

$$f(\lambda_{ij}) = \frac{1}{\Gamma(\alpha_{ij}) b_{ij}^{\alpha_{ij}}} \lambda_{ij}^{\alpha_{ij}-1} \exp\left(-\frac{\lambda_{ij}}{b_{ij}}\right); \quad i = 1, \dots, N; j = 1, 2 \quad (3.149)$$

ve

$$f(p_1, \dots, p_N) = \frac{\Gamma(\alpha_0)}{\prod_{i=1}^N \Gamma(\alpha_i)} \prod_{i=1}^N \pi_i^{\alpha_i-1} \quad (3.150)$$

şeklinde verilebilir. Burada $\alpha_0 = \sum_{i=1}^N \alpha_i$, $\alpha_i > 0$, $i = 1, \dots, N$ ve α_{ij} ' lar, b_{ij} ' lar ve α_i ' ler uygun önsel bilgiye göre seçilir (Joseph ve diğerleri, 1997).

Marjinal sonsal dağılımları bulmak için Gibbs örneklemesinin uygulaması, diğer parametrelerinin tamamının değerleri verildiğinde her parametrenin koşullu dağılımı olan parametrelerin tam koşullu dağılımının tanımlanmasını gerektirir (Joseph ve diğerleri, 1997). Diğer bir ifadeyle, Gibbs örnekleme ile $p(\lambda, \mu, k|Y)$ birleşik sonrakilerden örneklem çekilmesi yerine $p(\lambda|Y, \mu, k)$, $p(\mu|\lambda, Y, k)$ ve

$p(k|Y, \lambda, \mu)$ marjinal sonrakilerden rasgele örneklem çekilir. Önemli bir varsayım, $p(\lambda|Y, \mu, k) = p(\lambda|k)$ olduğudur. (Liao, 2008). Ayrıca Liao (2008), kırılma noktası ve panel verinin ortalamasını farklı tanımlamıştır. Gibbs örnekleme algoritması şu şekilde tanımlanabilir:

Basamak 1. $i = 1, \dots, N$; $t = 1, \dots, T$ ve $j = 1, 2$ olmak üzere tahmin edilmesi gereken $(\mu_{ij}^{(0)}, \lambda_{ij}^{(0)}, k_i^{(0)}, p_t^{(0)})$ parametreleri ile a, b, c ve d' ye başlangıç değerleri verilir,

Basamak 2. $i = 1, \dots, N$; $t = 1, \dots, T$ ve $j = 1, 2$ olmak üzere $(k_i^{(0)}, p_t^{(0)})$ parametrelerinin başlangıç değerleri altında panel verilerin gözlemlenmiş değerleri kullanılarak λ_{ij} ve μ_{ij} ' nin değerleri güncellenir. $\lambda_{ij} = \mu_{ij}$ olduğu kabul edilmez ise $\mu_{ij}^{(0)}$ başlangıç değerleri altında λ_{ij} için önsel olarak

$$(\lambda_{i1}|Y, k_i) \sim \text{Gamma} \left(a_{i1} + \sum_{t=1}^{k_i} y_{it}, \left(k_i + \frac{1}{b_{i1}} \right)^{-1} \right) \quad (3.151)$$

ve

$$f(\lambda_{i2}|Y, k_i) \sim \text{Gamma} \left(a_{i2} + \sum_{t=k_i+1}^T y_{it}, \left(T - k_i + \frac{1}{b_{i2}} \right)^{-1} \right) \quad (3.152)$$

şeklinde $\text{Gamma}(a, b)$ seçilir. Bu dağılımlardan rasgele çekimlerle $\lambda_{ij}^{(1)}$ elde edilir. μ_{ij} için önsel olarak

$$(\mu_{i1}|Y, k_i) \sim \text{Gamma} \left(c_{i1} + \sum_{t=1}^{k_i} y_{it}, \left(k_i + \frac{1}{d_{i1}} \right)^{-1} \right) \quad (3.153)$$

ve

$$f(\mu_{i2}|Y, k_i) \sim \text{Gamma}\left(c_{i2} + \sum_{t=k_i+1}^T y_{it}, \left(T - k_i + \frac{1}{d_{i2}}\right)^{-1}\right) \quad (3.154)$$

şeklinde $\text{Gamma}(c, d)$ seçilir. Bu dağılımlardan rasgele çekimlerle $\mu_{ij}^{(1)}$ elde edilir.

Basamak 3. λ_{ij} ve μ_{ij} 'nin $\lambda_{ij}^{(1)}$ ve $\mu_{ij}^{(1)}$ güncellenmiş değeri, Y gözlemlenmiş verileri ve $p_t^{(0)}$ başlangıç değerleri altında k_i ,

$$\begin{aligned} & Pr(k_i = k | \lambda_{ij}, \mu_{ij}, p, Y) \\ &= \frac{\left\{ \prod_{t=1}^k \frac{(\lambda_{i1})^{y_{it}} \exp(-\lambda_{i1})}{y_{it}!} \right\} \left\{ \prod_{t=k+1}^T \frac{(\lambda_{i2})^{y_{it}} \exp(-\lambda_{i2})}{y_{it}!} \right\} p_k}{\sum_{j=1}^T \left\{ \prod_{t=1}^k \frac{(\lambda_{i1})^{y_{it}} \exp(-\lambda_{i1})}{y_{it}!} \right\} \left\{ \prod_{t=k+1}^T \frac{(\lambda_{i2})^{y_{it}} \exp(-\lambda_{i2})}{y_{it}!} \right\} p_j} \end{aligned} \quad (3.155)$$

şeklindeki eşitlik kullanılarak güncellenir.

Basamak 4. p_t parametresi güncellenir. $(\mu_{ij}^{(1)}, \lambda_{ij}^{(1)}, k_i^{(1)}, Y)$; $i = 1, 2, \dots, N$ ve $t = 1, 2, \dots, T$ verildiğinde $p_t^{(1)}$,

$$f(\vec{p}^{(1)} | \vec{k}^{(1)}) \sim \text{Dirichlet}(\vec{v}') \quad (3.156)$$

şeklinde Eş. 3.104 ile aynıdır. Burada v' 'nin j 'inci elemanı v'_j ,

$$v'_j = v_j + \sum_{i=1}^T I_{\{k_i^{(1)}=j\}}$$

şeklinde (Joseph ve diğerleri, 1997).

Basamak 5. Gibbs örnekleme algoritması yakınsama koşulu sağlanana kadar Basamak 1' den başlanarak algoritma tekrar edilir.

Gibbs örnekleme algoritması şu şekilde özetlenebilir: Keyfi başlangıç değerlerinden başlanarak rasgele bir örneklem, sırayla Eş. 3.151-3.156 her tam koşullu dağılımdan çekilir. Önceki iterasyonlardan çekilen parametreler daha sonraki iterasyonlar için koşullu dağılımda kullanılır. Bir döngü, her koşullu dağılım örneklendiğinde tamamlanır ve döngü, zamanların büyük sayısı kadar tekrarlanır. Rasgele değişkenler, böylece her tam döngünün sonunda üretilen, doğru birleşik sonraki dağılımdan rasgele örneklem ve böylece uygun marjinal sonraki dağılımından rasgele örneklem olarak onların herhangi alt kümesidir (Joseph ve diğerleri, 1997).

4. BENZETİM ÇALIŞMASI

Bu bölümde, üçüncü bölümde incelenen panel verilerde yapısal kırılmanın varlığının tespit edilmesinde kullanılan bazı testlerin kırılma noktası tahmin performansı incelenmiştir. Performansı incelenen testler, Ortalama Kayma Modeli (OKM) Yaklaşımına dayalı test yöntemleridir. Bununla birlikte, bu testlere ek olarak Rasgele Kırılma Modeli yaklaşımına dayalı testlerden olan EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin etme performansı da incelenmiştir.

Temel olarak EM Algoritması, OKM yaklaşımına dayalı yöntemlerden farklı olarak her bir kesit birimine ait seride kırılma noktasının tahmin edilmesini içermektedir. OKM yaklaşımına dayalı yöntemlerde ise tüm kesit birimlerine ait serilerde ortak bir kırılma tarihi tahmin edilmektedir. Bu nedenle, EM algoritması ile OKM yaklaşımı kapsamındaki testlerin birbirleri ile karşılaştırılabilmesi için EM algoritması kullanılarak da ortak bir kırılma tarihinin tahmin edilmesi gerekmektedir. Bunun için bu bölümde Joseph ve Wolfson (1992)'de önerilen her bir seri için ayrı ayrı tahmin edilecek N kırılma noktasının ortalaması ya da medyanı ile ortak kırılma noktasının elde edilebileceği düşüncesinden yararlanılmıştır. Bu kapsamda, EM algoritması kullanılarak her bir kesit için ayrı ayrı tahmin edilen N kırılma noktalarının ortalaması alınarak tüm panel için ortak bir kırılma noktası tahmini elde edilmiştir.

OKM yaklaşımına dayalı test yöntemlerinin performansının incelenmesinde hangi test yöntemlerinin çalışmaya dâhil edileceğine karar verilirken test yönteminde kullanılan panel değişken sayısı dikkate alınmıştır. Panel regresyon denklemlerinde yapısal kırılmanın tespit edilmesine yönelik olarak önerilmiş testlerde kullanılan bağımsız değişkenlere bağlı olarak bu testler, ek bilgiler gerektirmektedir. Bu test yöntemlerinin kırılma noktası tahmin performansı, bağımsız değişken sayısına bağlı olarak değişebilecektir. Buradan panel regresyon denklemlerinde yapısal değişimin tespit edilmesini içeren Feng ve diğerleri (2008)'de önerilen test ile Çok Değişkenli CUSUM testleri dışındaki OKM yaklaşımına dayalı test yöntemlerinin kırılma noktasını tahmin etme performansı incelenmiş ve birbirleri ile karşılaştırılmıştır.

Belirtilen hususlar dikkate alınarak bu çalışmada Monte Carlo benzetimleri yardımıyla Bai (2010)' da önerilen Basit Ortalama Kayma Modeli Yöntemi (bundan sonra Bai Testi), Emerson ve Kao (2000)' de önerilen Dalgalanma Testi ile Wald İstatistiği Testi (bundan sonra Wald Testi), Kim (2011)'de önerilen Kim Testi, Horváth ve Hušková (2012) ve Chan ve diğerleri (2013)' te önerilen Basit Ortalama Kayma modeline CUSUM yaklaşımı (bundan sonra CUSUM) ve Joseph ve Wolfson (1993)' te önerilen EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performansları incelenmiştir.

Horváth ve Hušková (2012) ve Chan ve diğerleri (2013)' te önerilen Basit Ortalama Kayma modeline CUSUM yaklaşımı, Eş. 3.1 ile verilen Basit Ortalama Kayma modelinin CUSUM yaklaşımına bağlı olarak yeniden ifade edilmesidir. Buradan bu yöntem kullanılarak tahmin edilen kırılma noktası ile Bai (2010)' da önerilen yöntem kullanılarak tahmin edilen kırılma noktasının aynı olması beklenmektedir. Bu bölümde yapılan benzetim sonuçları da Bai Testi ile CUSUM yaklaşımının aynı sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Bu bölümdeki benzetim çalışmaları STATA 13 paket programıyla yapılmıştır. Panel verilerde kırılma noktasının tespit edilmesi için çalışmanın üçüncü bölümünde incelenen yöntemlerin uygulanması için STATA 13 paket programında hazır komutlar bulunmamaktadır. Bu nedenle bu testlerin uygulanması için ilgili komutlar türetilmiş ve benzetim çalışması yapılmıştır. Bu bölümde yapılan benzetim çalışması; veri üretimi, testlerin uygulanması, tekrar ve faktörlere bağlı benzetim olmak üzere dört basamaklı olarak yapılmıştır.

4.1. Veri Üretimi ve Benzetim

Bu bölümde benzetim çalışmasının veri üretimi, testlerin uygulanması, tekrar ve faktörlere bağlı benzetim basamakları ile bu basamaklarda kullanılan model ve varsayımlar açıklanmıştır. Bu basamaklar şu şekilde özetlenebilir:

Basamak 1. Benzetim çalışmasının birinci basamağında veriler üretilmiştir. Veriler üretilirken testlerin uygulanacağı panel veriler, Eş. 3.1' de verilen

$$\begin{aligned} y_{it} &= \mu_{i1} + u_{it} & t = 1, 2, \dots, k_0 \\ y_{it} &= \mu_{i2} + u_{it} & t = k_0 + 1, \dots, T \end{aligned}$$

şeklindeki modele uygun olarak üretilmiştir. Burada $i = 1, 2, \dots, N$ ve $t = 1, 2, \dots, T$ olmak üzere y_{it} , i inci kesitin t anındaki gözlem değerini; μ_{i1} , y_{it} panel verisinin kırılma tarihinden önceki ortalamasını; μ_{i2} , y_{it} panel verisinin kırılma tarihinden sonraki ortalamasını; k_0 , ortak kırılma noktasını ve u_{it} , hata terimlerini göstermektedir.

Benzetimlerde veri üretimi basamağında öncelikli olarak hata terimleri, bağımsız ve aynı dağılımlı $u_{it} \sim N(0; 1)$ şeklindeki standart normal dağılıma sahip olacak şekilde üretilmiştir. Daha sonra μ_{i1} ve μ_{i2} değerleri, sırasıyla $\mu_{i1} \sim N(3; 0,24)$ ve $\mu_{i2} \sim N(3 \times \text{kırılma oranı}; 0,24)$ şeklindeki dağılıma bağlı olarak üretilmiştir. Burada kırılma oranı, dördüncü basamakta ayrıntılı olarak tanımlandığı gibi benzetimlerde testlerin kırılma noktası tahmin performansı üzerindeki etkisi incelenen faktörlerden biridir.

Bu çalışmada kesit boyutu, zaman boyutu, kırılma noktası ve kırılma büyüklüğü faktörlerinin panel verilerde yapısal kırılmanın tespit edilmesinde kullanılan Bai, Dalgalanma, Wald, Kim ve CUSUM Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmini performansı üzerindeki etkisi incelenmiştir. Bu amaçla veri üretimi basamağında veriler, farklı faktör değerlerine bağlı olarak üretilmiştir.

Basamak 2. Bu basamakta birinci basamakta üretilen veriler üzerinde üçüncü bölümde incelenen Bai, Dalgalanma, Wald, Kim ve CUSUM Testleri ile EM Algoritması yöntemi uygulanmıştır. Bu testlerin birinci basamakta üretilen panel verilere uygulanması sonucunda verilerdeki kırılma noktası ve tahmin edilen kırılma noktası ile kırılma noktasının gerçek değerine eşit olup olmadığını gösteren kırılma noktası gösterge değişkeni üretilmiştir. Gösterge değişkeni; j ($j = 1, \dots, 6$), ilgili test yöntemini göstermek üzere

$$D_j = \begin{cases} 1 & \hat{k}_j = k_0 \\ 0 & \hat{k}_j \neq k_0 \end{cases}$$

şeklindeki gölge değişken ile tanımlanmıştır.

Panel verilerde kırılma noktasının tespit edilmesinde kullanılan test yöntemlerinin uygulanması için STATA 13 paket programında hazır komutlar bulunmamaktadır. Bu nedenle bu testlerin uygulanması için ilgili komutlar yazılarak bu basamakta birinci basamakta üretilen veriler üzerinde uygulanmıştır.

Basamak 3. Bu basamak, sırasıyla birinci ve ikinci basamakların tekrar sayısı kadar tekrarlanmasını içermektedir. Bu basamakta, sırasıyla birinci ve ikinci basamakların uygulanması sonucunda her bir test için elde edilen kırılma noktası tahminleri ile gösterge değişkeni değerlerinin asimptotikleri elde edilir. Diğer bir ifadeyle, bu basamakta öncelikle birinci ve ikinci basamakların sırasıyla uygulanmasıyla elde edilen kırılma noktası tahminleri ile gösterge değişkeni değerlerinin önceki basamakların sırasıyla tekrar sayısı kadar tekrar edilmesiyle tahmin edilen tekrar sayısı kadar her bir test için hesaplanmış kırılma noktası tahmini ve gölge değişken değeri elde edilmiştir. Daha sonra bu değerlerin ortalama değerleri hesaplanarak ortalama kırılma noktası tahmini ile gösterge değişkeni ortalaması tahmin edilmiştir.

Bu basamakta tekrar sayısı belirlenirken tekrar sayısı ile uygulanan testler sonucunda tahmin edilen kırılma noktalarının asimptotikleri arasındaki fark dikkate alınmıştır. Çalışmada tekrar sayısı, her bir tekrar sayısı ile tahmin edilen kırılma noktaları ortalama değerleri arasında 0,001 fark olduğu 3000 tekrar sayısı olarak belirlenmiştir. Böylece üçüncü basamakta sırasıyla birinci ve ikinci basamak, 3000 kere tekrar edilmiş ve her bir tekrarda elde edilen kırılma noktası ile gösterge değişken değerlerinin ortalaması hesaplanmıştır. Ayrıca 3000 tekrardan sonra kırılma noktası ile gösterge değişkeninin ortalamasına ek olarak her bir test için kırılma noktasının standart hatası, 3000 tekrarda tahmin edilen kırılma noktasının en küçük ve en büyük değerleri ile açıklık değerleri hesaplanmıştır.

Basamak 4. Bu basamakta birinci, ikinci ve üçüncü basamaklar sırasıyla her bir faktör kombinasyonu için tekrar edilmiştir. Testler üzerindeki etkileri incelenmek istenen faktörlerin bir kombinasyonu kullanılarak birinci, ikinci ve üçüncü basamakların tamamlanması bir benzetimi oluşturmaktadır. Bu basamakta etkileri

incelenen dört faktörün düzeylerine bağlı faktör kombinasyonları sayısı kadar birinci, ikinci ve üçüncü basamaklar sırasıyla tekrar edilmiştir. Buradan dört basamağın tamamlanmasıyla faktör düzeylerinin kombinasyon sayısı kadar benzetim yapılmış olur.

Bu çalışmada kesit boyutu, zaman boyutu, kırılma noktası ve kırılma büyüklüğü faktörlerinin panel verilerde yapısal kırılmanın tespit edilmesinde kullanılan Bai, Dalgalanma, Wald, Kim ve CUSUM Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performansı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Bu faktörlerin düzeyleri belirlenirken çeşitli hususlar dikkate alınmıştır. Bu hususlar şu şekilde özetlenebilir:

Benzetim çalışmasında zaman ve kesit boyutunun testlerin kırılma noktası tahmin performansı üzerindeki etkileri incelenirken bu faktörlerin düzeyleri; küçük, orta ve büyük olacak şekilde belirlenmiştir. Bu düzeyler hem zaman boyutu T hem de kesit boyutu N için 12, 32 ve 120 olarak seçilmiştir. Buradan hem zaman hem de kesit boyutunun üç düzeyi vardır.

Benzetim çalışmalarında diğer bir faktör olarak kırılma noktası k_0 ' in testlerin kırılma noktası tahmin performansı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Ancak kırılma noktasının sabit bir değer kümesi olarak tanımlanması durumunda farklı zaman boyutu büyüklüklerinde kırılma noktası değişimleri ile zaman boyutu değişmelerinin etkilerinin birlikte ortaya çıkması nedeniyle kırılma noktasının marjinal etkisi gözlemlenemeyecektir. Bu nedenle, benzetimlerde k_0 kırılma noktasının sabit bir değer kümesinin elemanı olarak alınması yerine $\lambda_0 \in (0, 1)$ şeklinde olmak üzere k_0 ,

$$k_0 = [T\lambda_0]$$

şeklinde 1 ile T arasında tamsayı olacak şekilde tanımlanmıştır. Böylece benzetimlerde kırılma bölümü λ_0 , $\lambda_0 \in \{0,25; 0,50; 0,75\}$ şeklinde tanımlanarak kırılmaların sırasıyla panel veri kümesinin ilk çeyreğinde, ikinci çeyreğinde ve üçüncü çeyreğinde ortaya çıkmasına izin verilmiştir. Buradan kırılma noktasının

testler üzerindeki etkisinin incelenmesi amacıyla üç düzeyli “kırılma bölümü (KB)” faktörü kullanılmıştır.

Testlerin kırılma noktası tahmini performansı üzerindeki etkisinin araştırıldığı son faktör, $(\mu_{i2} - \mu_{i1})$ şeklindeki kırılma büyüklüğüdür. Çalışmada kırılma büyüklüğünün etkisinin incelenmesinde kırılma öncesi panel veri ortalamasının kırılma sonrası küçüldüğü durumu da dikkate alacak şekilde kırılma büyüklüğü, kırılma öncesi ortalamasının oranı, olacak şekilde

$$\mu_{i2} = \mu_{i1} * \text{kırılma oranı}$$

şeklinde tanımlanmıştır. Buradan kırılma büyüklüğü,

$$(\mu_{i2} - \mu_{i1}) = \text{kırılma oranı} * \mu_{i1} - \mu_{i1} = (\text{kırılma oranı} - 1)\mu_{i1}$$

şeklindeki sabit olur. Böylece kırılma büyüklüğü, kırılma öncesi ortalamasının oranı olarak tanımlanmıştır. Kırılma büyüklüğünün bu şekilde ifade edilmesi, kırılma büyüklüğünün farklı faktör düzeyleri için sabit ve kırılma sonrası ortalamasının kırılma öncesi ortalamadan daha küçük olacak şekilde tanımlanmasına izin vermektedir. Bu nedenle, kırılma büyüklüğünün testlerin performansı üzerindeki etkisinin incelenmesinde kırılma öncesi ortalamasının katı olarak tanımlanan “kırılma oranı (KO)” faktörü kullanılmıştır. Kırılma oranı faktörü düzeyleri, kırılma sonrası panel ortalamasının kırılma öncesi panel ortalamasından daha küçük olması durumunu da içerecek şekilde dört düzeyli olarak $\text{kırılma oranı} \in \{0,8; 1,1; 1,4; 1,9\}$ şeklinde tanımlanmıştır.

Benzetim çalışmasında zaman boyutu, kesit boyutu, kırılma bölümü ve kırılma oranı faktörleri ve bu faktörlerin sırasıyla 3, 3, 3 ve 4 düzeyi dikkate alınarak oluşturulan deney düzeninin toplam 108 noktasında benzetim yapılmıştır.

4.2. Benzetim Sonuçları

Bu bölümde sırasıyla birinci, ikinci, üçüncü ve dördüncü basamaklar izlenerek yapılan 108 benzetimle tahmin edilen kırılma noktası, kırılma noktasının standart hatası, kırılma noktası açıklığı (kırılma noktası tahminlerinin en büyük ve en küçük değeri arasındaki fark-Range) ve doğru tahmin oranına ilişkin sonuçlar verilmiştir.

4.2.1. Doğru tahmin oranı

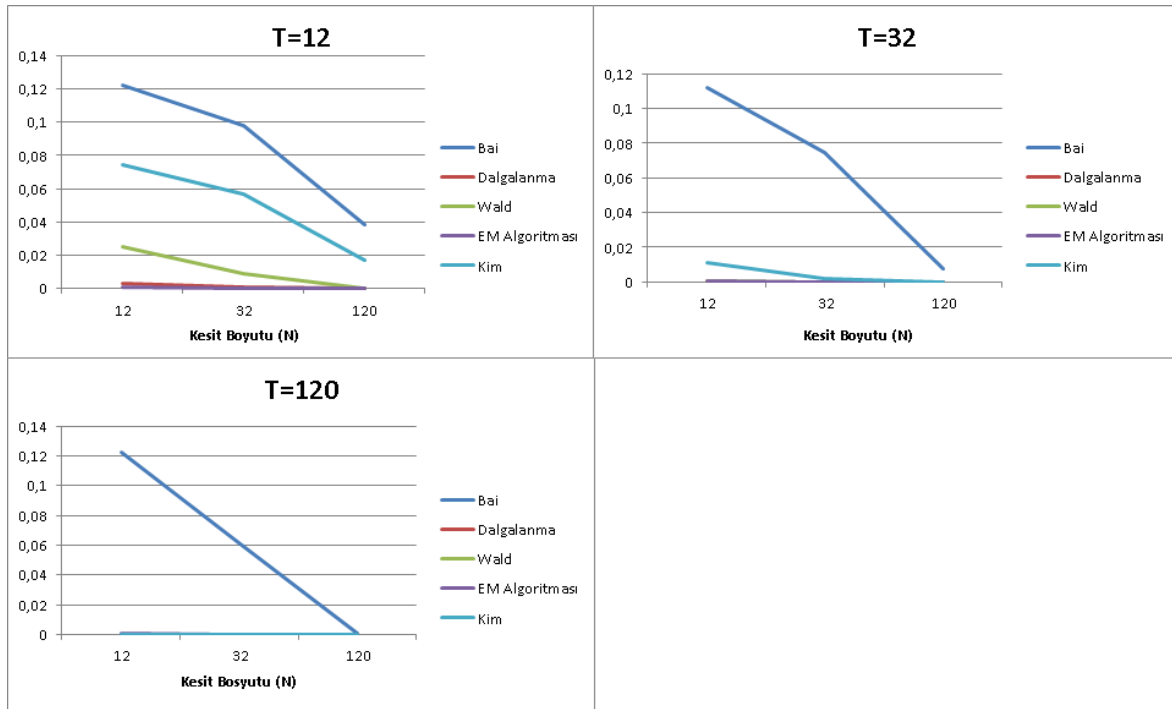
Gösterge değişkeni, veri üretimi ve benzetim aşamasında birinci ve ikinci basamakların gerçekleştirilmesi sonucunda her bir test kullanılarak tahmin edilen kırılma noktasının gerçek kırılma noktasına eşit olup olmadığını gösteren bir gölge değişkendir. Bu değişken, 0 ya da 1 değerini almaktadır. Üçüncü basamağın uygulanmasından sonra tahmin edilen gösterge değişkeninin değerlerinin ortalaması ise $[0, 1]$ aralığında olacaktır. Buradan gösterge değişkeninin değerlerinin ortalaması, benzetimde kullanılan faktör düzeyleri altında doğru tahmin oranını göstermektedir. Belli faktör düzeyleri altında her bir test yöntemi için elde edilmiş doğru tahmin oranları, ilgilenilen faktörlerin testlerin kırılma noktası tahmin performansı üzerindeki etkisinin incelenmesinde kullanılabilir. Bu bölümde kesit boyutu, zaman boyutu, kırılma bölümü ve kırılma oranı faktörlerinin panel verilerde yapısal kırılmanın tespit edilmesinde kullanılan Bai, Dalgalanma, Wald, Kim ve CUSUM Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performansı üzerindeki etkisi incelenmiştir. Ayrıca bu faktör düzeyleri altında hangi test yönteminin daha yüksek doğru kırılma noktası tahmin performansı gösterdiği tartışılmıştır.

Çizelge 4.1. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde doğru tahmin oranları

Faktörler		Kırılma Oranı=0,80 ve Kırılma Bölümü=0,25						En Fazla Doğru Tahmin
		Doğru Tahmin Oranı						
Zaman Boyutu	Kesit Sayısı	Bai	Dalgalanma	Wald	EM Algoritması	CUSUM	Kim	
12 (k=3)	12	0,122	0,0027	0,0253	0,0007	0,122	0,0743	Bai
	32	0,0983	0,0007	0,009	0	0,0983	0,057	Bai
	120	0,0383	0	0	0	0,0383	0,017	Bai
32 (k=8)	12	0,1117	0	0,0003	0,0007	0,1117	0,011	Bai
	32	0,0747	0	0	0	0,0747	0,002	Bai
	120	0,0073	0	0	0	0,0073	0	Bai
120 (k=30)	12	0,1223	0	0	0,001	0,1223	0	Bai
	32	0,0613	0	0	0	0,0613	0	Bai
	120	0,0007	0	0	0	0,0007	0	Bai

Çizelge 4.1., $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ olduğu durumda zaman ve kesit boyutlarına göre Bai, Dalgalanma, Wald, CUSUM ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin doğru tahmin oranlarını göstermektedir. Çizelge incelendiğinde yapılan benzetimlerde tüm faktör düzeylerinde en fazla doğru tahmine Bai Testi ile CUSUM Testinin sahip olduğu görülmektedir. Çizelgeden görülen diğer önemli bir husus, Bai Testi ile CUSUM Testi sonuçlarının aynı olmasıdır. Daha önce de belirtildiği gibi CUSUM Testi, Bai Testi' nin farklı bir yaklaşımla yeniden ifade edilmesidir. Bu nedenle, her iki testin uygulanmasıyla da aynı sonuçların elde edilmesi beklenmektedir. Bu çalışmada yapılan benzetimlerle her iki testin uygulanması sonucunda tahmin edilen kırılma noktası, bu tahminlerin standart hatası ve açıklık değerleri ile doğru tahmin oranlarının aynı olduğu görülmüştür. Testlerin bütün sonuçlarının aynı olması nedeniyle çalışmanın ilerleyen bölümlerinde yerden tasarruf etmek amacıyla yalnızca Bai Testi sonuçlarına yer verilmiştir.

Testlerin doğru tahmin oranları karşılaştırıldığında kırılma sonrası ortalamanın kırılma öncesi ortalama göre %20 azaldığı ve kırılmanın zaman boyutunun ilk çeyreğinde ortaya çıktığı durumda zaman ve kesit boyutu faktörlerinin tüm düzeyleri için en yüksek doğru tahmin sonuçlarını, Bai Testinin verdiği görülmektedir. Bai Testinden sonra en fazla doğru tahminler veren test ise Kim Testidir.



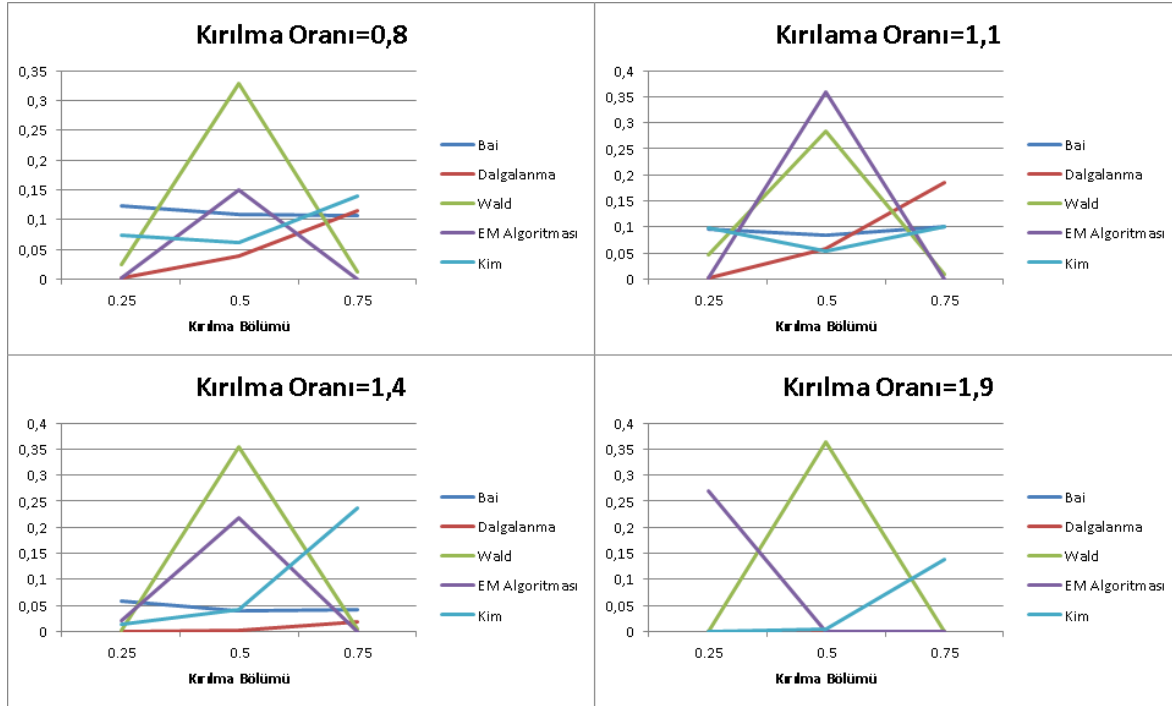
Şekil 4.1. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kesit boyutu doğru tahmin oranı ilişkisi

Şekil 4.1, $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ olmak üzere sabit kırılma oranı ve bölümü faktör düzeyleri altında farklı zaman boyutları için kesit boyutundaki değişmelerin testlerin doğru tahmin oranları üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde kırılma bölümü ve oranı faktör düzeyleri sabit iken hem zaman hem de kesit boyutu arttıkça testlerin doğru tahmin oranlarının azalarak sıfıra yaklaştığı görülmektedir. Ayrıca $T = 12$ olduğu durumda Bai ve Kim Testleri ile EM algoritması yönteminin doğru tahmin oranı sıfırdan farklı iken daha büyük T değerinde Bai Testi dışındaki testlerin tümünün doğru tahmin oranları, sıfırdır.

Çizelge 4.2. $T = 12$ ve $N = 12$ faktör düzeylerinde doğru tahmin oranları

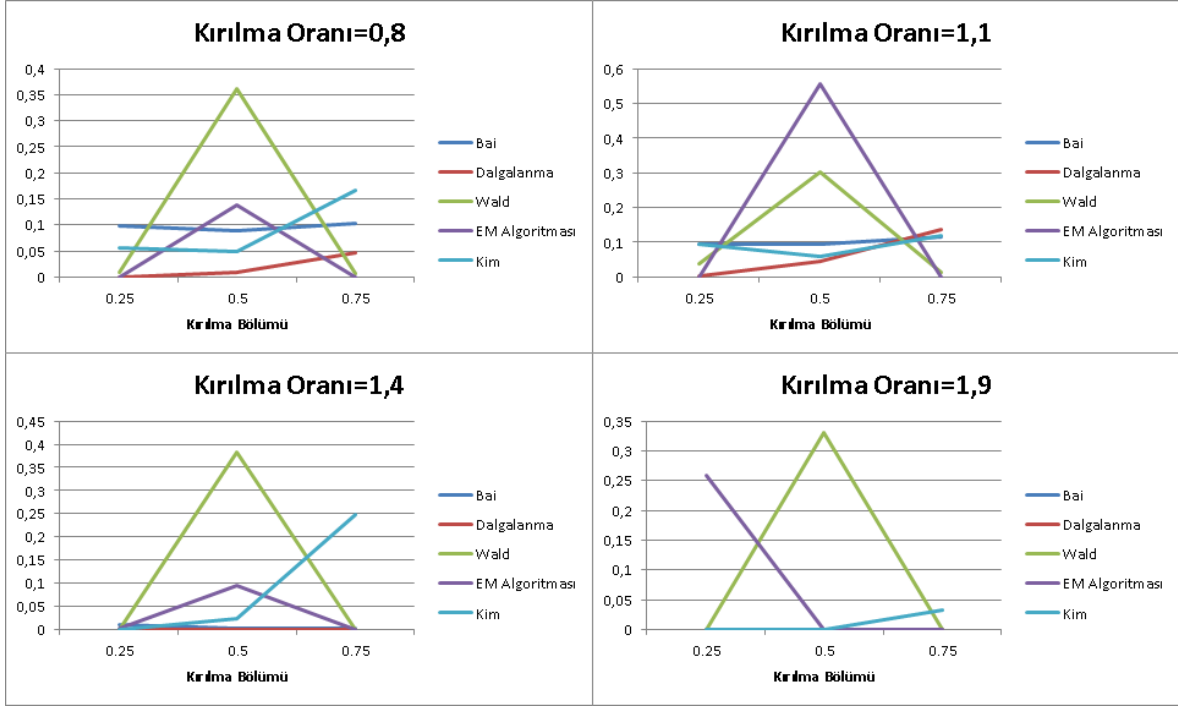
Faktörler		Zaman Boyutu=12 ve Kesit Sayısı=12					En Fazla Doğru Tahmin
		Doğru Tahmin Oranı					
Kırılma Oranı	Kırılma Bölümü	Bai	Dalgalanma	Wald	EM Algoritması	Kim	
0,8	0,25	0,122	0,0027	0,0253	0,0007	0,0743	Bai
	0,5	0,1077	0,0377	0,3283	0,1493	0,061	Wald
	0,75	0,106	0,1147	0,0117	0	0,1393	Kim
1,1	0,25	0,095	0,0023	0,0467	0,0017	0,0987	Kim
	0,5	0,0843	0,059	0,285	0,3583	0,0537	EM
	0,75	0,1013	0,1863	0,0087	0,0003	0,1003	Dalgalanma
1,4	0,25	0,058	0	0,003	0,021	0,014	Bai
	0,5	0,0407	0,003	0,3553	0,2187	0,041	Wald
	0,75	0,043	0,0183	0,004	0	0,236	Kim
1,9	0,25	0	0	0	0,2687	0	EM
	0,5	0	0	0,364	0,0003	0,0053	Wald
	0,75	0	0	0	0	0,1393	Kim

Çizelge 4.2, zaman ve kesit boyutunun her ikisi de 12 olduğunda farklı kırılma oranı ve kırılma bölümü faktör düzeyleri için testlerin kırılma noktası doğru tahmin oranlarını göstermektedir. Çizelge incelendiğinde kırılma sonrası ortalamanın kırılma öncesi ortalamaya göre %20 azaldığı ve kırılma noktasının, zaman boyutunun %25'indeki noktaya karşılık geldiği durumdan farklı olarak diğer testlerin Bai ve Kim Testleri gibi sıfırdan farklı doğru tahmin oranlarına sahip oldukları görülmektedir. Ayrıca genel olarak yapısal değişmelerin serilerin ilk çeyreğinde ortaya çıkması durumunda Bai, serinin ortasında çıkması durumunda Wald ve serinin %75'ine karşılık gelen noktada ortaya çıkması durumunda Kim Testinin diğer yöntemlere göre daha iyi performans gösterdiği görülmektedir. Elde edilen diğer bir sonuç ise kırılma oranı arttıkça testlerin doğru tahmin performansının sıfıra yaklaştığıdır. Bununla birlikte, kırılma öncesi ve sonrası ortalamalar arasındaki farkın en az olduğu kırılma oranı faktörünün 1,1 düzeyinde diğer test yöntemlerinin Bai Testine göre daha iyi performans gösterdiği görülmektedir.



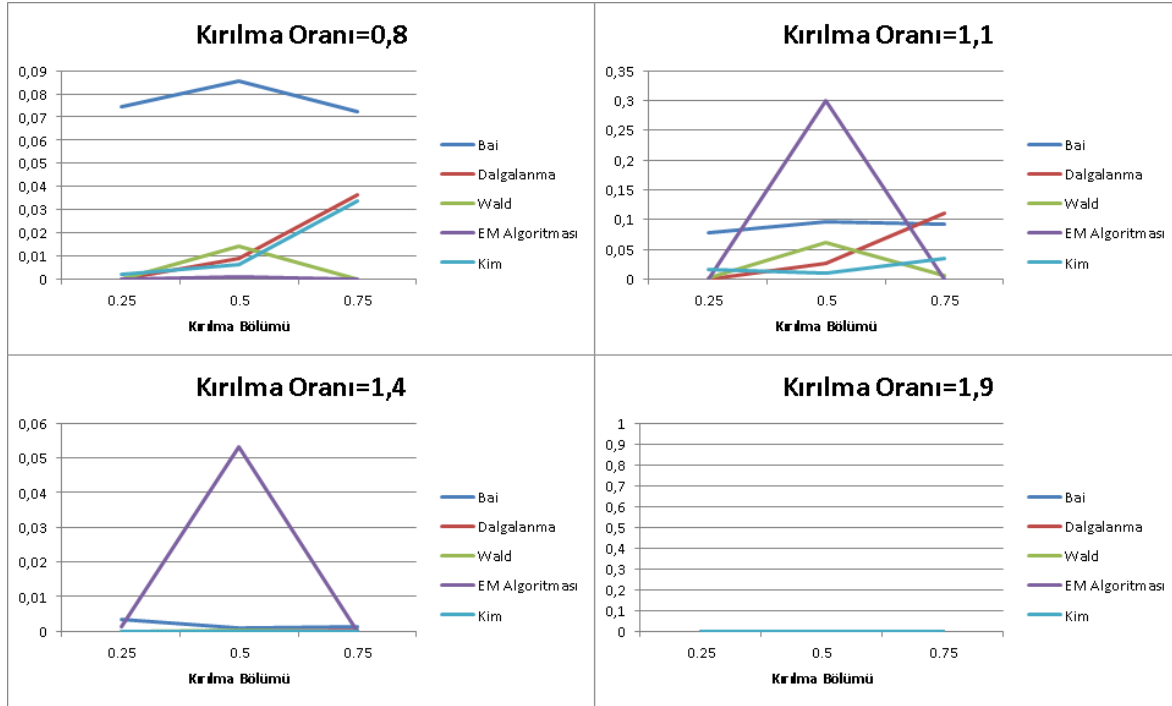
Şekil 4.2. $T = 12$ ve $N = 12$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü doğru tahmin oranı ilişkisi

Şekil 4.2, $T = 12$ ve $N = 12$ olduğunda farklı kırılma oranı faktör düzeyleri için kırılma bölümü değişmelerinin Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası doğru tahmin oranları üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde kırılma oranının %10 olduğu durum dışında kırılmanın serinin orta noktasında gerçekleştiğinde kırılma noktası tahmin performansı en iyi testin, Wald Testi olduğu görülmektedir. Kırılma oranı %10 ve kırılma bölümünün serinin ortası olduğu durumda EM Algoritması iyi bir performans göstermiştir. Ayrıca kırılma oranı faktörünün tüm düzeylerinde kırılma bölümünün 0,5 değerinden sonra Kim Testi doğru tahmin performansı artmıştır. Wald Testi dışında tüm testlerin doğru tahmin performansı, kırılma oranı arttıkça sifıra yaklaşmaktadır.



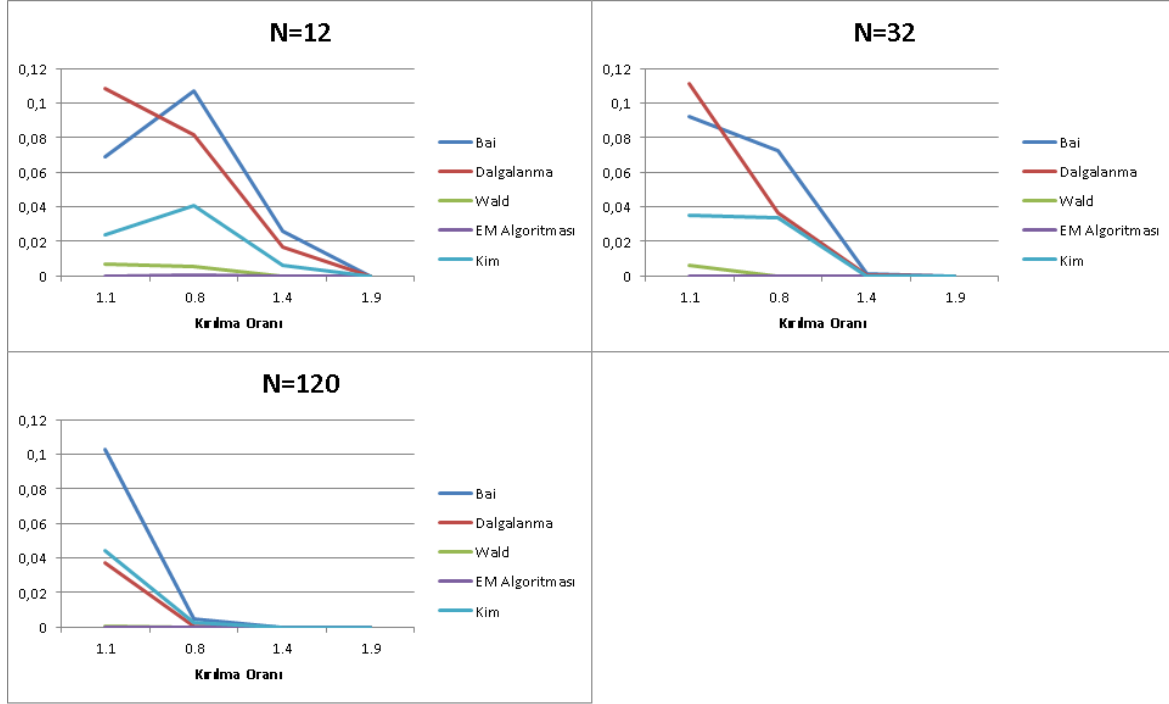
Şekil 4.3. $T = 12$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde için kırılma bölümü doğru tahmin oranı ilişkisi

Şekil 4.3, $T = 12$ ve $N = 32$ olduğunda farklı kırılma oranı faktör düzeyleri için kırılma bölümü değişmelerinin Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası doğru tahmin oranları üzerindeki etkisini göstermektedir. Buradan Şekil 4.2 ile karşılaştırıldığında zaman boyutu sabitken kesit boyutu 12' den 32'ye artırılmış ve kırılma oranı ve kırılma bölümü faktör düzeylerinin testlerin performansı üzerindeki etkisi incelenmiştir. Zaman boyutu aynı iken kesit boyutundaki artış, testlerin doğru tahmin oranlarında önemli bir değişikliğe neden olmamış, bazı testlerin doğru tahmin oranlarında küçük bir artış ortaya çıkmıştır. Kesit boyutu faktörünün her iki düzeyinde de testler benzer eğilim göstermektedir. Şekil incelendiğinde kırılma bölümü faktör düzeylerinin testlerin doğru tahmin performansını farklı yönde etkilediği görülmektedir. Wald Testi ile EM Algoritması yönteminde testler en iyi performansı, kırılmanın serilerin ortasında ortaya çıktığı durumda göstermektedir.



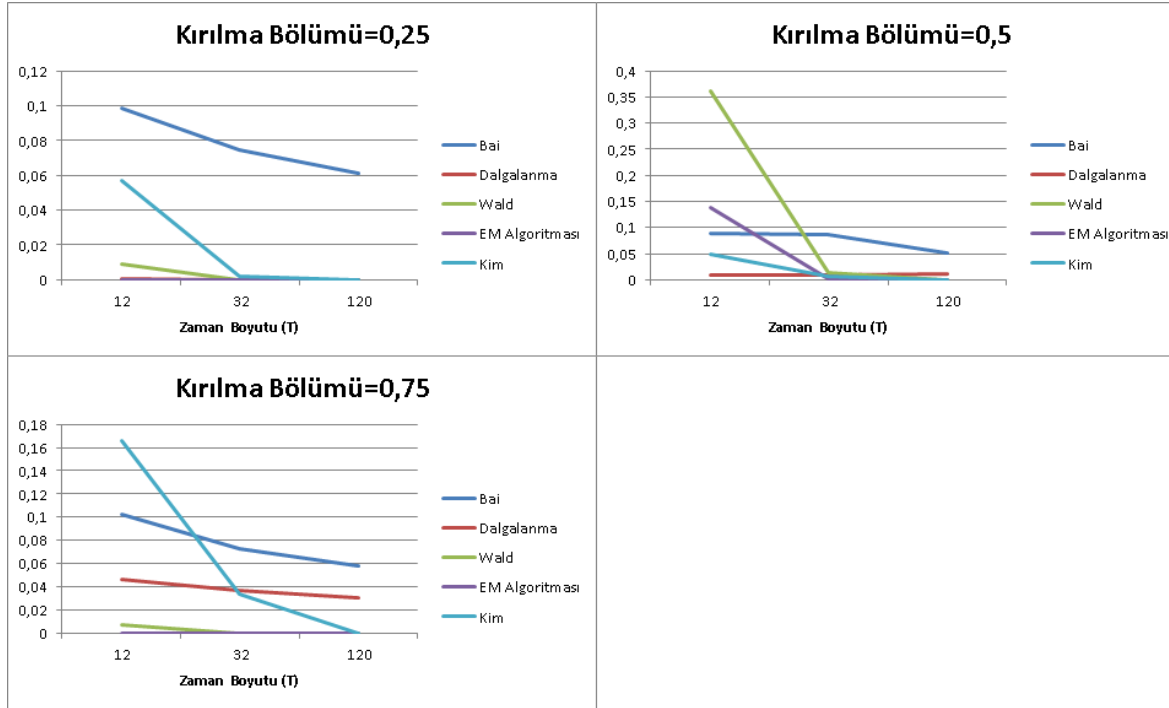
Şekil 4.4. $T = 32$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü doğru tahmin oranı ilişkisi

Şekil 4.4, $T = 32$ ve $N = 32$ olduğunda farklı kırılma oranı faktör düzeyleri için kırılma bölümü değişmelerinin Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası doğru tahmin oranı üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil 4.3 ile karşılaştırıldığında testlerin genel olarak doğru tahmin oranlarının azaldığı görülmektedir. Zaman boyutunun 12' den 32' ye artmasından doğru tahmin oranları en az etkilenen test, Bai Testi' dir. Bai Testinin doğru tahmin oranlarında önemli bir azalma olmaması sonucunda $KO = 0,8$ olduğu durumda en yüksek doğru tahmin performansı gösteren test, Bai Testidir. Ayrıca $KO = 1,1$ olduğunda diğer bir ifadeyle kırılma büyüklüğü en küçük olduğunda en iyi doğru tahmin performansını, EM algoritması göstermiştir. Bununla birlikte, Wald Testinin en fazla doğru tahmini, kırılmaların serinin ortasında gerçekleşmesi durumunda vermesi, Dalgalanma ve Kim testlerinin doğru tahmin oranlarının kırılmaların serilerin ikinci yarısında ortaya çıktığı durumda artması gibi genel eğilimlerinde bir değişiklik bulunmamaktadır. Testlerin doğru tahmin oranları, kırılma büyüklüğü arttıkça azalmaktadır.



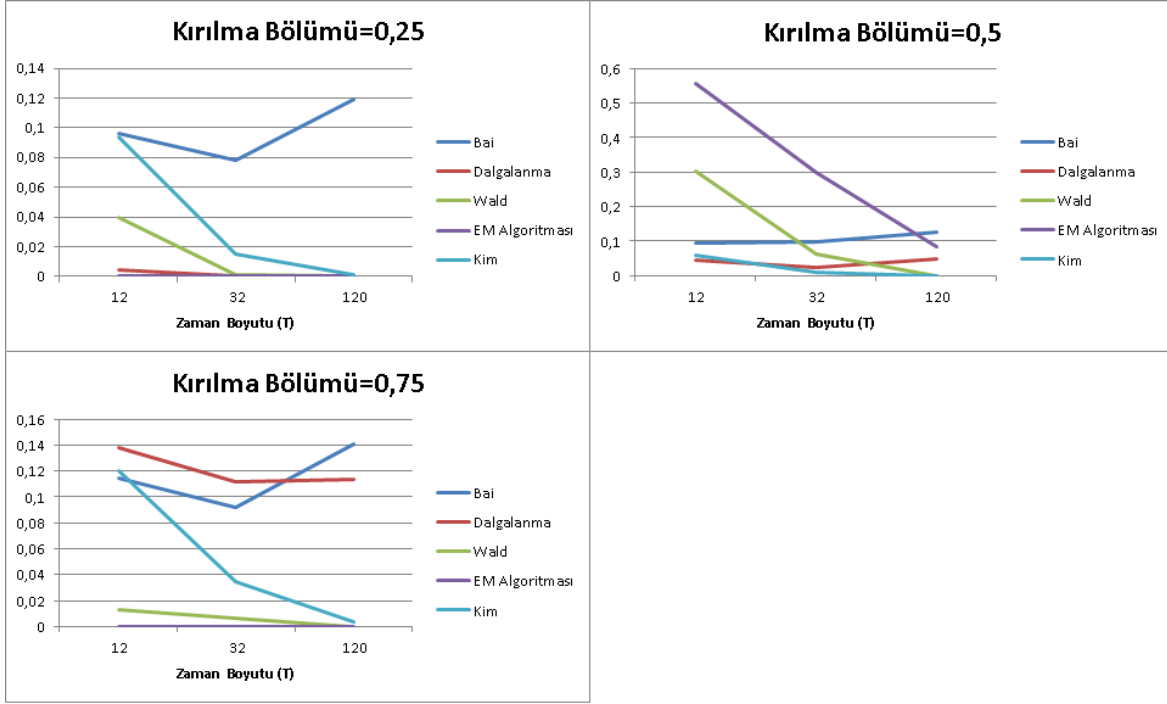
Şekil 4.5. $T = 32$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kırılma oranı doğru tahmin oranı ilişkisi

Şekil 4.5, $T = 32$ ve $KB = 0,75$ olduğunda farklı kesit boyutu faktör düzeyleri için kırılma oranındaki değişmelerin Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası doğru tahmin oranları üzerindeki etkilerini göstermektedir. Şekil incelendiğinde kırılma oranı arttıkça genel olarak terslerin doğru tahmin performansının azaldığı görülmektedir. Ayrıca kesit boyutu büyüdükçe genel olarak terslerin doğru tahmin performansı da azalmaktadır.



Şekil 4.6. $N = 32$ ve $KO = 0,8$ faktör düzeylerinde zaman boyutu doğru tahmin oranı ilişkisi

Şekil 4.6, $N = 32$ ve $KO = 0,8$ olduğunda farklı kırılma bölümü faktör düzeyleri için zaman boyutundaki değişmelerin Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası doğru tahmin oranları üzerindeki etkilerini göstermektedir. Şekil incelendiğinde Bai Testinin genel olarak diğer testlere göre daha yüksek doğru tahmin performansı gösterdiği görülmektedir. Ayrıca kırılma bölümündeki değişme, testlerin doğru tahmin performansında önemli değişmelere yol açmaktadır. Kırılma bölümü 0,5 değerine eşit olduğunda Wald Testi yüksek doğru tahmin performansı gösterirken, kırılma bölümü 0,75 olduğunda Kim Testi iyi bir performans göstermektedir. Kırılma bölümü faktörünün tüm düzeylerinde zaman boyutu arttıkça testlerin doğru tahmin performansında bir azalış ortaya çıkmakta ve doğru tahmin oranları sifira yaklaşmaktadır.



Şekil 4.7. $N = 32$ ve $KO = 1,1$ faktör düzeyinde zaman boyutu doğru tahmin oranı ilişkisi

Şekil 4.7, $N = 32$ ve $KO = 1,1$ olduğunda farklı kırılma bölümü faktör düzeyleri için zaman boyutundaki değişmelerin Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası doğru tahmin oranları üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde genel itibariyle Bai Testinin yüksek bir performans gösterdiği ve Bai Testi dışındaki testlerin doğru tahmin performansının zaman boyutu arttıkça azaldığı görülmektedir. Ayrıca kırılmanın serilerin orta noktasında ortaya çıktığı durumda EM Algoritması, serinin %75'lik kısmında ortaya çıktığı durumda ise Dalgalanma testinin diğer testlere göre daha iyi bir performans gösterdiği görülmektedir. Genel olarak testlerin performansları, kırılma oranının 1,1 olduğu durumda 0,8 olduğu durumdakine benzer bir eğilim göstermektedir.

Doğru tahmin oranlarına bağlı olarak testlerin performanslarıyla ilgili sonuçlar değerlendirilirken genel olarak testlerin doğru tahmin oranlarının zaman ya da kesit boyutundaki artışlar gibi faktör düzeylerindeki artışlardan olumsuz etkilendiği görülmektedir. Bunun nedeni, zaman boyut artışında daha geniş bir aralıkta tahmin değerlerinin elde edilmesi olabileceği gibi kesit boyutu arttıkça kırılma noktası tahmininin standart hatasının azalmasıyla birlikte hep aynı değeri tahmin

etmesi de olabilir. Bu bölümde kırılma tarihi ile kırılma tarihinin tahmini arasındaki farkın büyüklüğü dikkate alınmaksızın test performansları değerlendirilmiştir. Ancak kırılma noktasına çok yakın tahminler veren testlerin performansının daha geniş aralıkta ve kırılma tarihine daha uzak tahminler veren testlere göre daha iyi performans gösterdiğinin dikkate alınması gerekir. Bu nedenle, testlerin performansının incelenmesinde yalnızca doğru tahmin oranlarının değerlendirilmesi, araştırmacıları yanlış sonuçlara götürebilecektir. Buradan ilgili faktör düzeylerinin Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performansları üzerindeki etkilerinin değerlendirilmesinde bu testlerin doğru tahmin oranlarının yanı sıra kırılma noktası tahminleri ile bu tahminlerin standart hatası ve açıklıklarının da değerlendirilmesi daha doğru sonuçlara ulaşılmasını sağlayabilecektir.

4.2.2. Kırılma noktası tahmini

Önceki bölümde performansları incelenen testlerin kırılma noktası doğru tahmin oranlarının çok yüksek olmadığı görülmektedir. Bu nedenle, testlerin uygulanması ile elde edilen kırılma noktası tahmin değerleri ile gerçek kırılma noktası değerleri arasındaki farkın incelenmesi önemli hale gelmektedir. Ayrıca testlerin kırılma noktası tahmin performansının değerlendirilmesinde önemli hale gelen diğer bir husus, testler kullanılarak elde edilen tahmin değerlerin gerçek kırılma noktasını da içeren ne kadar dar bir aralıkta tahminler ürettiğidir. Kırılma noktasının tahmin edilmesinde daha etkin tahminler elde eden ve gerçek kırılma noktasını içeren daha dar aralıkta tahminler üreten testlerin kullanılması, testlerin kırılma noktası tahmin performanslarının değerlendirilmesinde daha doğru sonuçlara ulaşılmasını sağlayacaktır.

Bu bölümde benzetim çalışmasının birinci, ikinci ve üçüncü basamağı sonucunda Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin her biri için tahmin edilen ortalama kırılma noktası tahmini ve bu tahmin değerlerinin standart hatası ile açıklık değerleri incelenmiştir. Bu bölümde ayrıca kesit boyutu, zaman boyutu, kırılma bölümü ve kırılma oranı faktörlerinin testlerin tahmin performansı üzerindeki etkileri incelenmiş ve testlerin tahmin performansları karşılaştırılmıştır. Testlerin performansları karşılaştırılırken her bir test kullanılarak tahmin edilen

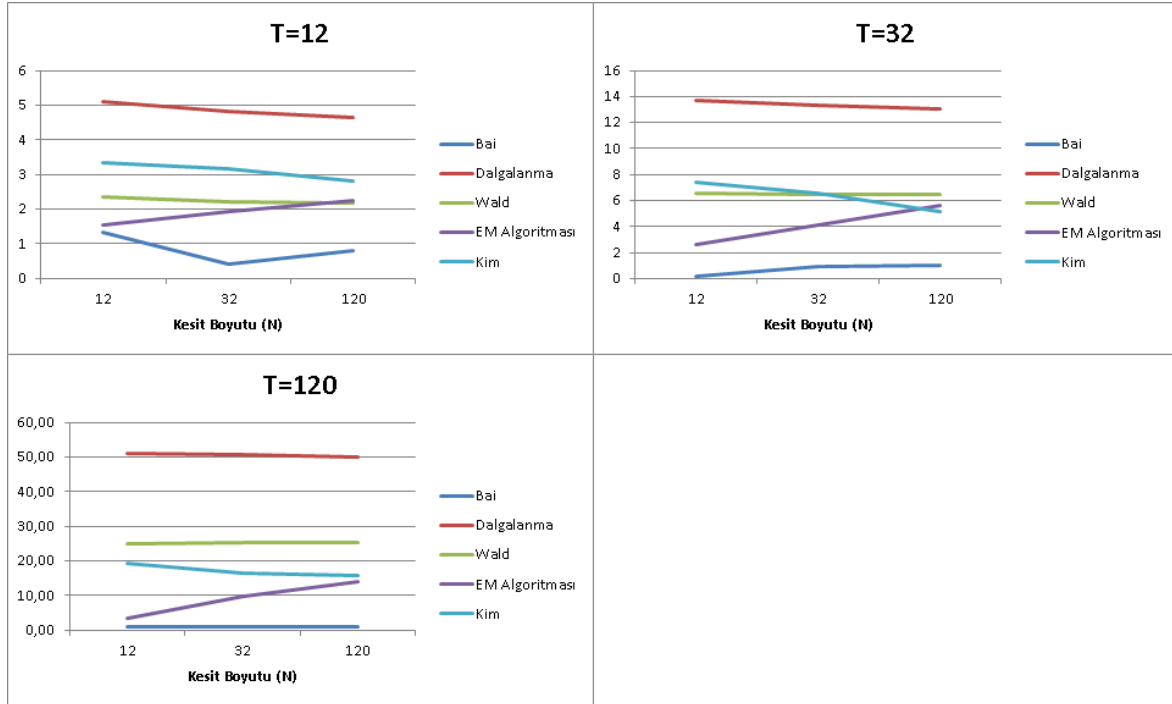
kırılma noktası ile gerçek kırılma noktası arasındaki fark ile faktör düzeyleri arasındaki ilişki de incelenmiştir. Böylece farklı faktör düzeylerinde testlerin gerçek kırılma noktasına ne kadar yakın tahinler ürettiğine bağlı olarak testlerin performansı karşılaştırılmıştır.

Bai Testi ile CUSUM Testi kırılma noktası ortalama tahminleri ile bu tahminlerin standart hatalarının ve tahmin aralıklarının tamamen aynı olması nedeniyle bu bölümde yalnızca Bai Testinin kırılma noktası tahminlerine yer verilmiştir.

Çizelge 4.3. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri

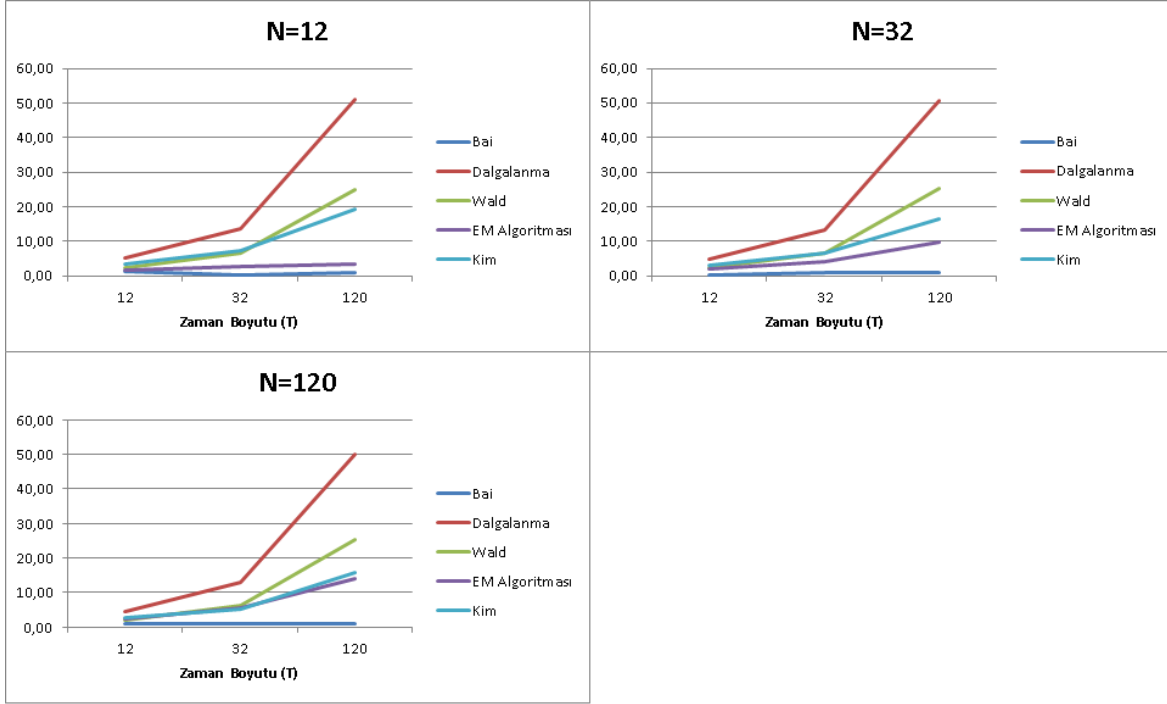
Faktörler		Kırılma Oranı=0,80 ve Kırılma Bölümü=0,25					En Yakın Tahmin
		Kırılma Noktası Tahmini					
Zaman Boyutu	Kesit Sayısı	Bai	Dalgalanma	Wald	EM Algoritması	Kim	
12 (k=3)	12	4,33	8,12	5,34	4,53	6,35	Bai
	32	3,41	7,84	5,23	4,94	6,18	Bai
	120	2,18	7,64	5,19	5,26	5,83	Bai
32 (k=8)	12	8,13	21,68	14,56	10,62	15,42	Bai
	32	7,08	21,34	14,48	12,14	14,61	Bai
	120	7	21,09	14,43	13,58	13,11	Bai
120 (k=30)	12	29,03	81,1	55,08	33,51	49,44	Bai
	32	29,01	80,57	55,19	39,68	46,41	Bai
	120	29	79,94	55,18	44,14	45,7	Bai

Çizelge 4.3, kırılma sonrası ortalamanın kırılma öncesi ortalama göre %20 azaldığı ve kırılmaların serilerin ilk çeyreğinde ortaya çıktığı durumda zaman ve kesit boyutu faktör düzeylerine bağlı olarak Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yöntemi kırılma noktası tahminlerini göstermektedir. Çizelge incelendiğinde kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin bu düzeyinde kırılma noktasına en yakın ortalama kırılma noktası tahminlerini Bai Testi ürettiği görülmektedir.



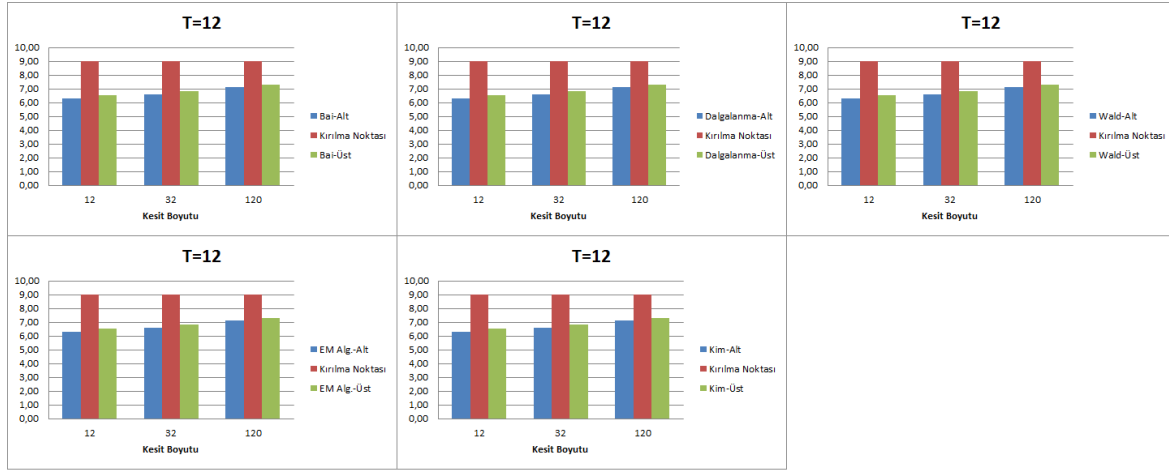
Şekil 4.8. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kesit boyutu ortalama tahmin ilişkisi

Şekil 4.8, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 0,8 ve 0,25 düzeylerinde farklı zaman boyutu faktör düzeyleri için kesit boyutundaki değişmelerin ilgili testler kullanılarak tahmin edilen tahmin değerleri ile gerçek kırılma noktası değerleri arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde gerçek kırılma noktasına en yakın tahminlere Bai Testi ile ulaşıldığı görülmektedir. Kırılma noktası tahminlerinde kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin düzeyinde en kötü performansı, Dalgalanma Testi göstermektedir. Genel olarak kesit boyutundaki artışlar, fark serileri üzerinde sınırlı bir etkiye sahiptir. Bununla birlikte, kesit boyutu arttıkça Dalgalanma ve Kim Testleri tahminleri gerçek kırılma noktası değerlerine yaklaşmaktadır. Kesit boyutu arttıkça, EM algoritması performansında da bir azalış ortalaya çıkmaktadır.



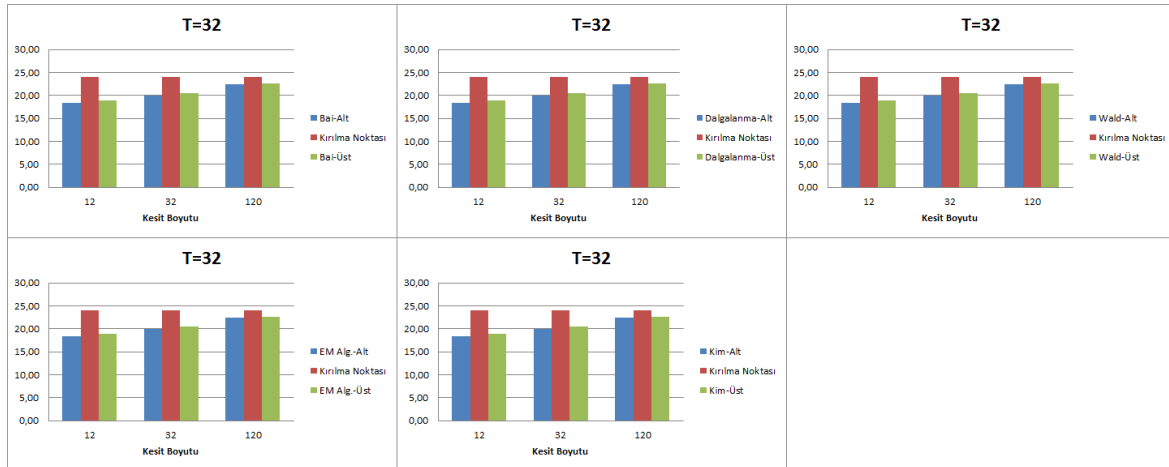
Şekil 4.9. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde zaman boyutu ortalama tahmin ilişkisi

Şekil 4.9, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 0,8 ve 0,25 düzeylerinde farklı kesit boyutları için zaman boyutundaki değişmelerin, testlerin kırılma noktası ortalama tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde Bai Testi dışındaki testler kullanılarak tahmin edilen kırılma noktası ile gerçek kırılma noktası arasındaki fark, zaman boyutu arttıkça genel olarak artmaktadır. Buradan Bai Testinin kırılma oranı ve bölümü faktörünün bu düzeyleri için daha tutarlı tahminler elde ettiği söylenebilir. Bai Testinden sonra en tutarlı tahminleri üreten yöntem EM Algoritması yöntemidir. Bu faktör düzeylerinde en kötü performans gösteren test yöntemi ise Dalgalanma Testidir.



Şekil 4.10. $KO = 1,1$; $KB = 0,75$ ve $T = 12$ faktör düzeylerinde kesit boyutu kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi

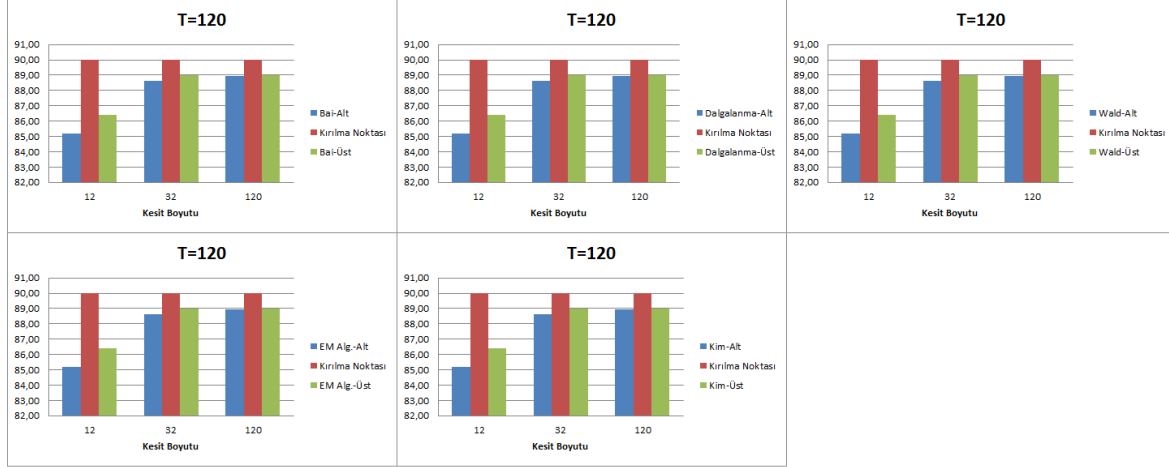
Şekil 4.10, $KO = 1,1$ ve $T = 12$ iken kırılmaların serilerin üçüncü çeyreğinde ortaya çıktığı durumda gerçek kırılma noktasını ve testlerin kırılma noktası tahminlerinin %95 güven aralıklarını göstermektedir. Şekil incelendiğinde testlerin gerçek kırılma noktasını daha küçük tahmin ettiği görülmektedir. Ayrıca kesit boyutu arttıkça kırılma noktası tahminleri, gerçek kırılma noktasına yaklaşmaktadır.



Şekil 4.11. $KO = 1,1$; $KB = 0,75$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kesit boyutu kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi

Şekil 4.11, $KO = 1,1$ ve $T = 32$ iken kırılmaların serilerin üçüncü çeyreğinde ortaya çıktığı durumda gerçek kırılma noktasını ve testlerin kırılma noktası tahminlerinin %95 güven aralıklarını göstermektedir. Şekil incelendiğinde testlerin gerçek kırılma

noktasını daha küçük tahmin ettiği görülmektedir. Ayrıca kesit boyutu arttıkça kırılma noktası tahminleri, gerçek kırılma noktasına yaklaşmaktadır.



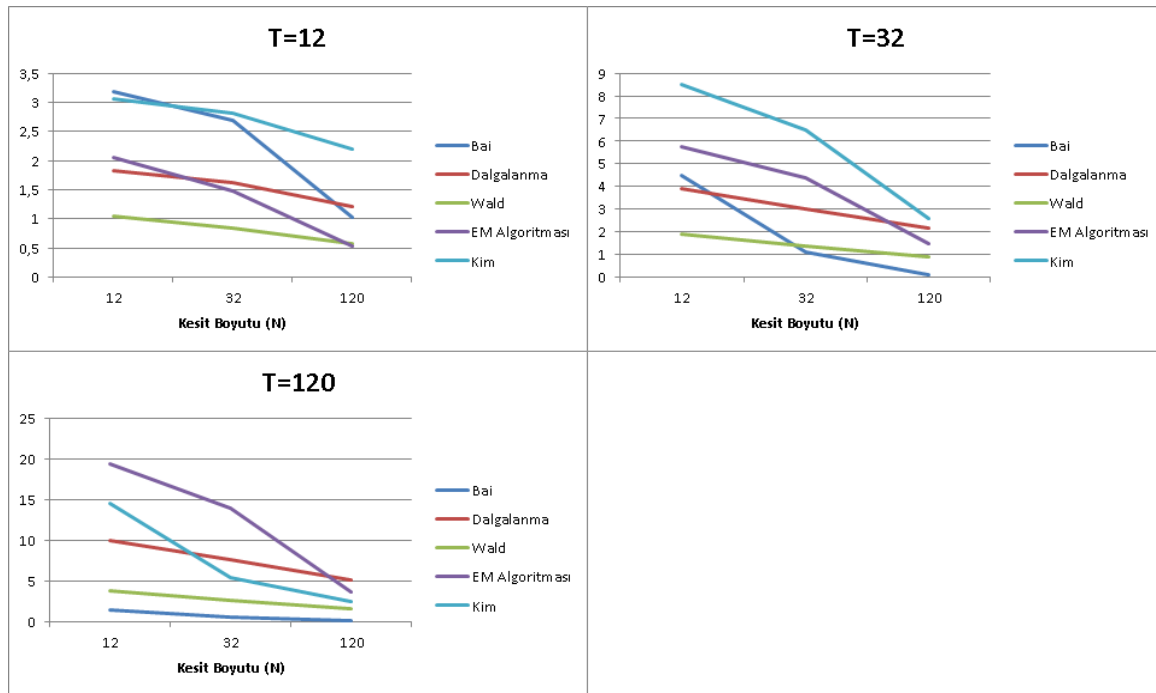
Şekil 4.12. $KO = 1,1$; $KB = 0,75$ ve $T = 120$ faktör düzeylerinde kesit boyutu kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi

Şekil 4.2, $KO = 1,1$ ve $T = 120$ iken kırılmaların serilerin üçüncü çeyreğinde ortaya çıktığı durumda gerçek kırılma noktasını ve testlerin kırılma noktası tahminlerinin %95 güven aralıklarını göstermektedir. Şekil incelendiğinde testlerin gerçek kırılma noktasını daha küçük tahmin ettiği görülmektedir. Ayrıca kesit boyutu arttıkça kırılma noktası tahminleri, gerçek kırılma noktasına yaklaşmaktadır. Bununla birlikte, kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin aynı düzeyinde zaman boyutunun farklı düzeyleri arasında kırılma noktası tahminlerinin güven aralıkları incelendiğinde zaman boyutunun daha küçük düzeylerine göre $T = 120$ olduğu durumda testlerin, gerçek kırılma noktasını daha büyük farkla küçük tahmin etmektedir.

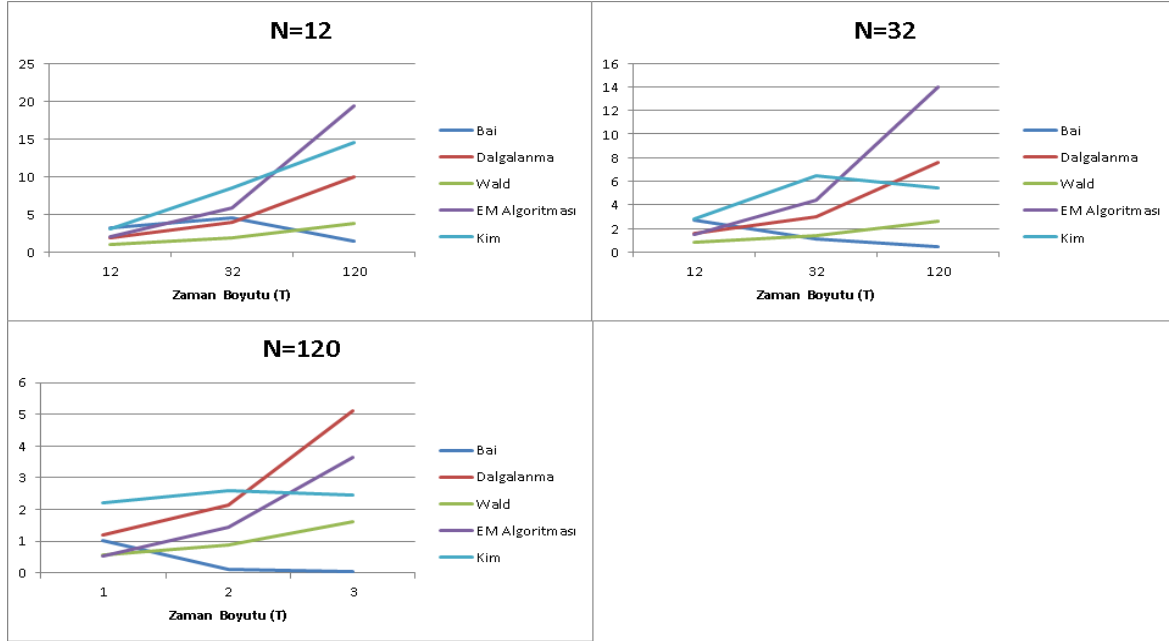
Çizelge 4.4. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,25$ olduğunda kırılma noktası standart hataları

Faktörler		Kırılma Oranı=0,80 ve Kırılma Bölümü=0,25					En Küçük Standart Hata
		Standart Hata					
Zaman Boyutu	Kesit Sayısı	Bai	Dalgalanma	Wald	EM Alg.	Kim	
12 (k=3)	12	3,19	1,82	1,05	2,05	3,05	Wald
	32	2,7	1,62	0,84	1,48	2,81	Wald
	120	1,02	1,21	0,57	0,53	2,2	EM
32 (k=8)	12	4,49	3,91	1,89	5,78	8,48	Wald
	32	1,11	3,01	1,36	4,4	6,47	Bai
	120	0,11	2,16	0,88	1,45	2,58	Bai
120 (k=30)	12	1,43	9,99	3,84	19,36	14,56	Bai
	32	0,5	7,64	2,66	13,97	5,46	Bai
	120	0,05	5,11	1,62	3,63	2,44	Bai

Çizelge 4.4, kırılma büyüklüğünün kırılma öncesi ortalamasının %10' u olduğu ve kırılmaların serilerin ilk çeyreğinde orta çıktığı durumda zaman ve kesit boyutu faktör düzeylerinde Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yöntemi tahminleri standart hataları üzerindeki etkilerini göstermektedir. Bu faktör düzeylerinde Bai ve Wald Testleri en küçük standart hatalara sahiptir.

Şekil 4.13. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kesit boyutu tahmin standart hata ilişkisi

Şekil 4.13, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 0,8 ve 0,25 düzeylerinde farklı zaman boyutu için kesit boyutundaki değişmelerin testlerin tahmininin standart hataları üzerindeki etkisini göstermektedir.



Şekil 4.14. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde zaman boyutu tahmin standart hata ilişkisi

Şekil 4.14, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 0,8 ve 0,25 düzeylerinde farklı kesit boyutu için zaman boyutundaki değişmelerin testlerin tahmininin standart hataları üzerindeki etkisini göstermektedir.

Çizelge 4.1 ile 4.13 ve 4.14 şekilleri birlikte değerlendirildiğinde kesit sayısı arttıkça standart hataların azaldığı ve zaman boyutu arttıkça Bai Testi dışındaki testlerin standart hatasının arttığı görülmektedir. Bununla birlikte, zaman boyutunun 32'den büyük değerleri için Kim testi tahminlerinin de standart hataları azalmaktadır.

$KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ olduğu durumda hem tüm zaman boyutu hem de tüm kesit boyutu faktör düzeylerinde Bai Testi ile tahmin edilen kırılma noktası ortalama tahminleri gerçek kırılma noktasına en yakın tahmin değerleridir. Kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin bu düzeyinde en kötü performansı gösteren yöntem ise Dalgalanma Testidir. Ayrıca kesit boyutu arttıkça Dalgalanma ve Kim Testleri daha

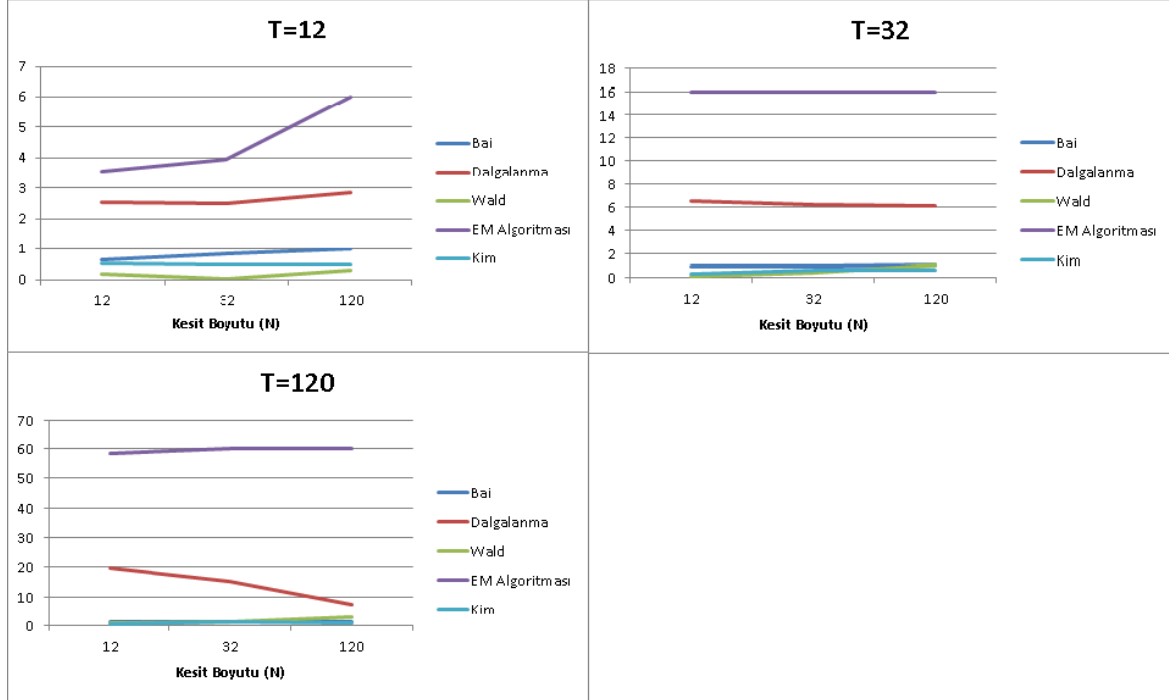
iyi, EM Algoritması ise daha kötü bir performans göstermektedir. Bai ve Wald Testleri ise kesit boyutu değişmelerinden çok sınırlı bir şekilde etkilenmektedir. Zaman boyutu arttığında ise Bai Testi dışındaki testlerin tahmin performansı düşmektedir. Zaman ve kesit boyutundaki artışların Bai Testi ortalama kırılma noktası tahminleri ile bu tahminlerin standart hatası üzerindeki etkileri göz önünde bulundurularak zaman ve kesit boyutu arttıkça Bai Testinin daha tutarlı ve etkin tahminler ürettiği söylenebilir.

Çizelge 4.5. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri

Faktörler		Kırılma Oranı=0,80 ve Kırılma Bölümü=0,5					En Yakın Tahmin
		Kırılma Noktası Tahmini					
Zaman Boyutu	Kesit Sayısı	Bai	Dalgalanma	Wald	EM Algoritması	Kim	
12 (k=6)	12	5,36	8,54	5,83	2,45	6,55	Wald
	32	5,14	8,52	5,99	2,06	6,48	Wald
	120	5	8,85	6,3	1,39	6,5	Wald
32 (k=16)	12	15,06	22,57	16,05	1,49	16,34	Wald
	32	15,02	22,22	16,38	1,05	16,63	Wald
	120	15	22,14	16,99	1	16,62	Kim
120 (k=60)	12	59	79,69	60,84	1,54	60,18	Kim
	32	59	75,21	61,05	1	61,02	Kim
	120	59	67,21	62,86	1	60,88	Kim

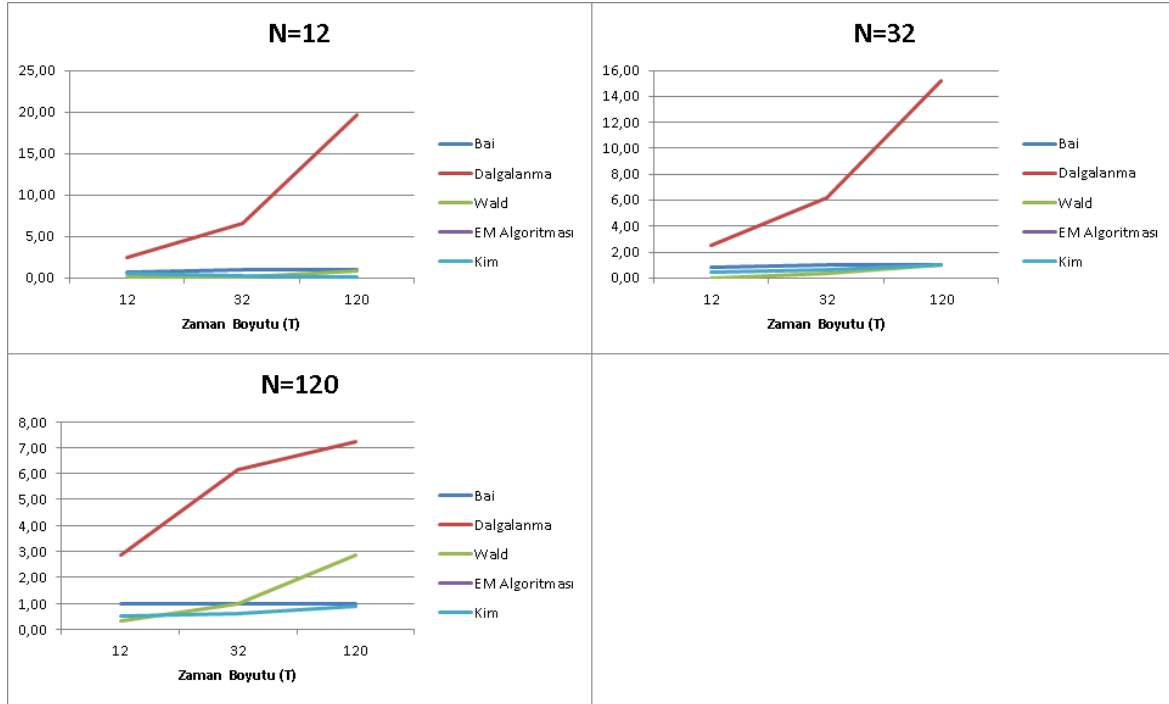
Çizelge 4.5, serilerin kırılma sonrası ortalamasının kırılma öncesi ortalama göre %20 azaldığı ve kırılmaların serilerin orta noktasında ortaya çıktığı durumda zaman ve kesit boyutu faktör düzeylerine göre Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yöntemi kırılma noktası tahminlerini göstermektedir. Çizelge incelendiğinde kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin bu düzeylerinde Wald ve Kim Testlerinin Bai Testine göre kırılma noktasına daha yakın ortalama tahminler elde ettiği görülmektedir. Bununla birlikte Bai Testi, bu testlere göre daha düşük bir performans göstermekle birlikte bu testle tahmin edilen ortalama tahminler ile gerçek kırılma noktası değerleri arasında çok büyük bir fark ortaya çıkmamaktadır. Buradan Bai Testinin kötü bir performansa sahip olduğu söylenemez. Ancak Dalgalanma Testi ve EM Algoritması yöntemi ile tahmin edilen ortalama tahmin değerleri ile gerçek kırılma noktası değerleri arasında önemli bir

fark ortaya çıkmaktadır. Özellikle EM Algoritması kötü bir tahmin performansı sergilemektedir.



Şekil 4.15. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kesit boyutu ortalama tahmin ilişkisi

Şekil 4.15, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerin sırasıyla 0,8 ve 0,5 düzeylerinde farklı zaman boyutu faktör düzeyleri için kesit boyutundaki değişmelerin ilgili testler kullanılarak tahmin edilen tahmin değerleri ile gerçek kırılma noktası değerleri arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde gerçek kırılma noktasına en yakın tahminlere sırasıyla Wald, Kim ve Bai Testleri ile ulaşıldığı görülmektedir. Kırılma noktası tahminlerinde kırılma oranı ve bölümü faktörlerin bu düzeylerinde en kötü performansı, EM Algoritması göstermektedir. Genel olarak kesit boyutundaki artışlar, fark serileri üzerinde sınırlı bir etkiye sahiptir. Bununla birlikte kesit boyutu arttıkça Dalgalanma Testi tahminleri, gerçek değere yaklaşmaktadır.



Şekil 4.16. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kesit boyutu ortalama tahmin ilişkisi

Şekil 4.16, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 0,8 ve 0,5 düzeylerinde farklı kesit boyutu için zaman boyutundaki değişmelerin testlerin kırılma noktası ortalama tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde Bai Testi dışındaki testlerde genel olarak zaman boyutu arttıkça fark serilerinde küçüğe olsa bir artış olduğu görülmektedir. Kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin bu düzeyinde en kötü performansı Dalgalanma Testi göstermiştir. Ayrıca N=120 olduğunda Wald Testi ile tahin edilen kırılma noktası tahminleriyle gerçek kırılma noktası arasındaki fark, zaman boyutu arttıkça diğer yöntemlere göre daha hızlı büyümektedir. Kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin bu düzeyinde EM Algoritması yöntemi ile kırılma noktası tahinleri elde edilememesi nedeniyle bu yöntemle ilişkin fark serisi üretilmemiştir.

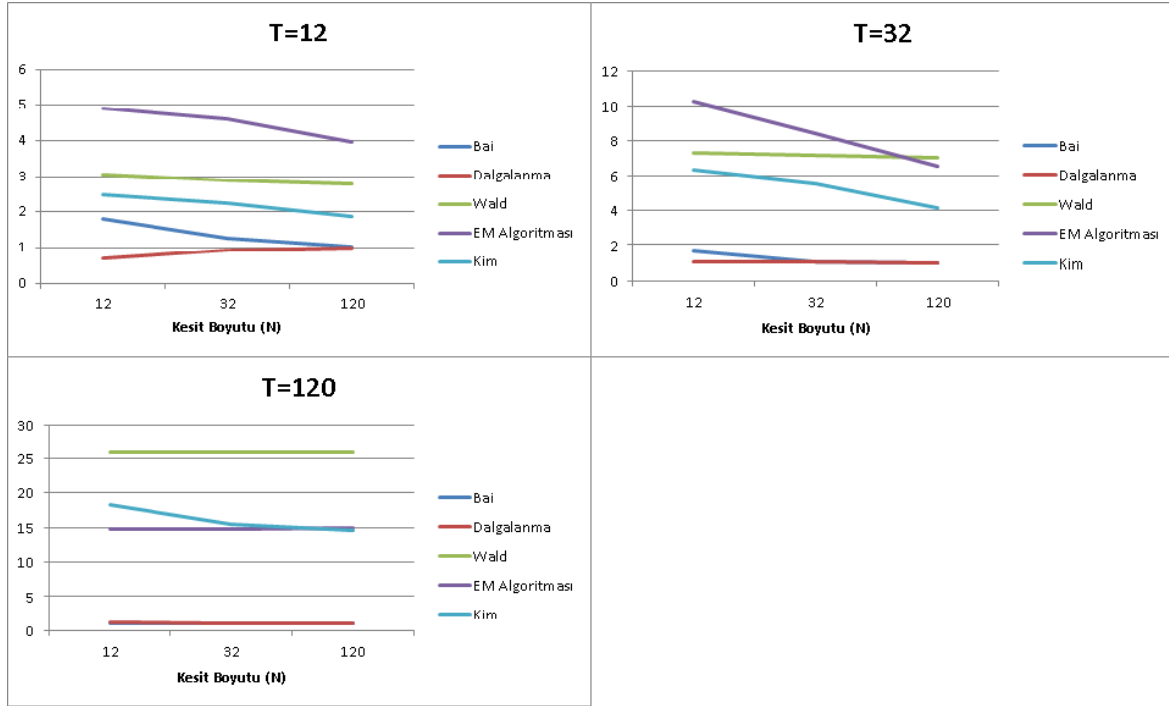
Kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin bu düzeyinde küçük ve orta büyüklükte kesit boyutuna sahip panel verilerde en tutarlı tahminleri sırasıyla Wald, Kim ve Bai Testleri, üretmektedir. Bu faktör düzeylerinde EM Algoritması ile tahminler elde edilememiştir. Diğer kötü performans gösteren yöntem ise Dalgalanma Testidir.

Bununla birlikte, kesit boyutu arttıkça Dalgalanma Testlinin performansı artmaktadır. Ayrıca zaman boyutu arttıkça Dalgalanma Testi performansı azalmaktadır. Bununla birlikte, $N = 120$ olduğu durumda Bai dışındaki tüm testlerin performansı azalmaktadır.

Çizelge 4.6. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri

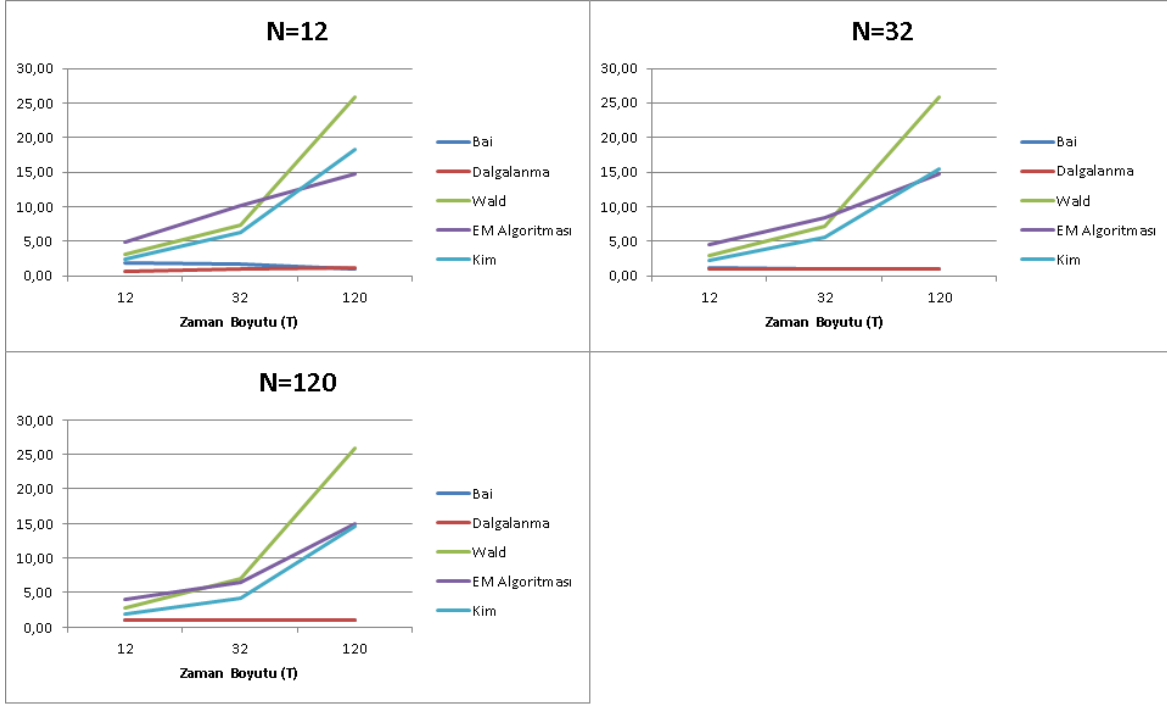
Faktörler		Kırılma Oranı=0,80 ve Kırılma Bölümü=0,75					En Yakın Tahmin
		Kırılma Noktası Tahmini					
Zaman Boyutu	Kesit Sayısı	Bai	Dalgalanma	Wald	EM Algoritması	Kim	
12 (k=9)	12	7,18	8,31	5,93	4,1	6,53	Dalgalanma
	32	7,74	8,06	6,12	4,39	6,76	Dalgalanma
	120	7,98	8	6,2	5,05	7,14	Dalgalanma
32 (k=24)	12	22,33	22,93	16,71	13,74	17,7	Dalgalanma
	32	22,96	22,95	16,85	15,55	18,41	Bai
	120	23	23	16,93	17,47	19,85	Bai
120 (k=90)	12	88,92	88,76	64,07	75,17	71,71	Bai
	32	89,01	88,93	64,13	75,2	74,55	Bai
	120	89	89	64,19	75,04	75,35	Bai

Çizelge 4.6, serilerin kırılma sonrası ortalamasının kırılma öncesi ortalaya göre %20 azaldığı ve kırılmaların serilerin üçüncü çeyreğinde ortaya çıktığı durumda zaman ve kesit boyutu faktör düzeylerine göre Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yöntemi tahminlerini göstermektedir. Çizelge incelendiğinde Dalgalanma ve Bai Testlerinin tahmin performansının birbirlerine çok yakın olduğu görülmektedir. Bu iki test, diğerlerine göre daha iyi bir performans göstermektedir. Ayrıca EM Algoritması diğer faktörlerin düzeyi aynı iken kırılmanın serilerin orta noktasında olduğu duruma göre çok daha iyi bir tahmin performansı göstermektedir.



Şekil 4.17. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kesit boyutu ortalama tahmin ilişkisi

Şekil 4.17, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 0,8 ve 0,75 düzeylerinde farklı zaman boyutu için kesit boyutundaki değişmelerin testlerin kırılma noktası ortalama tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde en tutarlı tahminlere Bai ve Dalgalanma Testleri ile ulaşıldığı görülmektedir. Kesit boyutundaki artışlar genel olarak test performansları üzerinde olumlu bir etki yaratmaktadır.



Şekil 4.18. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde zaman boyutu ortalama tahmin ilişkisi

Şekil 4.18, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 0,8 ve 0,75 düzeylerinde farklı kesit boyutları için zaman boyutundaki değişimlerin testlerin kırılma noktası ortalama tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin bu düzeyinde zaman boyutu arttıkça Bai ve Dalgalanma Testleri dışındaki testlerin kırılma noktası tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın attığı görülmektedir. Buradan bu faktör düzeyinde Bai ve Dalgalanma Testlerinin diğer yöntemlere göre daha tutarlı tahminler ürettiği söylenebilir.

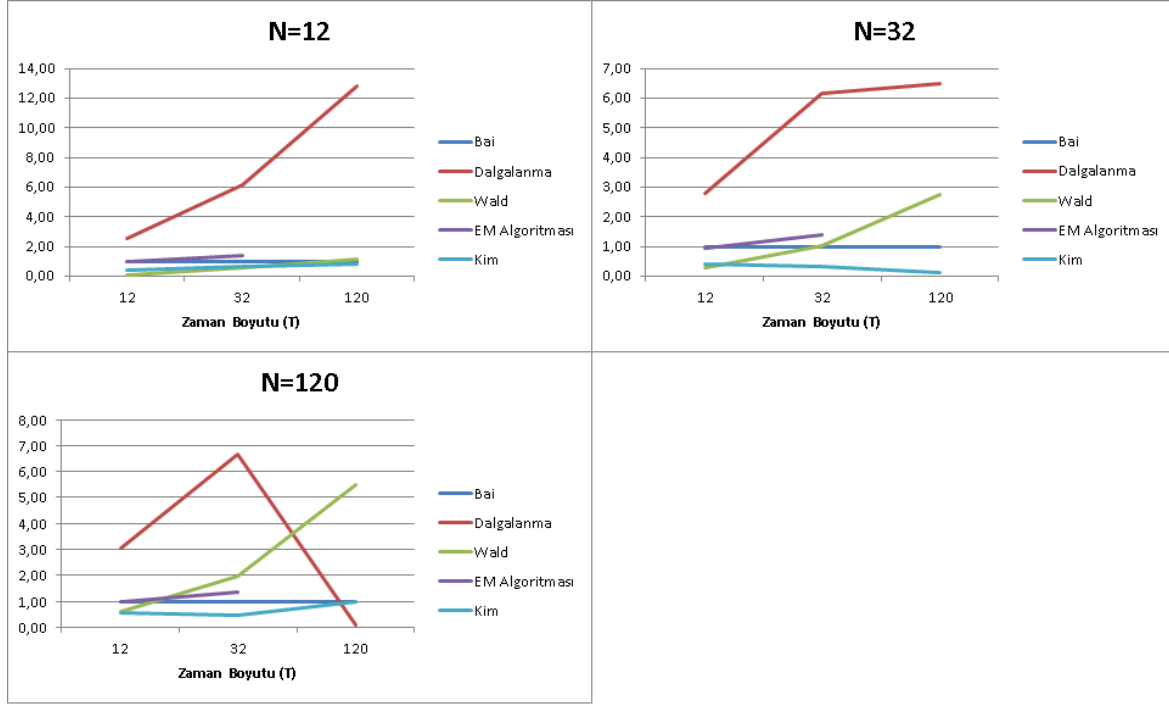
Kırılma oranı faktörünün 0,8 düzeyinin diğer tüm faktör düzeyleri için yapılan incelemeler sonucunda gerçek kırılma noktasının tahmin edilmesinde en yüksek performansı Bai Testi göstermektedir. Farklı kırılma bölümü faktör düzeylerine bağlı olarak Bai Testinden daha iyi performans gösteren testler olmakla birlikte Bai Testi ilgili kırılma bölümü faktör düzeyinde de en yüksek performans gösteren teste yakın bir performans göstermiştir. Yapılan incelemeler sonucunda kırılma oranı ve bölümü faktör düzeylerinde kesit boyutundaki artışların testlerin tahmin

performansı üzerinde olumsuz bir etkisi olduğu sonucuna ulaşamamıştır. Kesit boyutu değişmelerinden en az etkilenen test, Bai Testidir. Kırılmaların serilerin üçüncü çeyreğinde olduğu durumda Dalgalanma Testi yüksek bir performans göstermektedir. Kırılmaların serilerin orta noktasında olması durumunda ise Wald ve Kim Testleri, kırılmaların serilerin diğer bölümlerinde olması durumuna göre daha iyi bir performans göstermektedir.

Çizelge 4.7. $KO = 1,1$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri

Faktörler		Kırılma Oranı=1,1 ve Kırılma Bölümü=0,25					En Yakın Tahmin
		Kırılma Noktası Tahmini					
Zaman Boyutu	Kesit Sayısı	Bai	Dalgalanma	Wald	EM	Kim	
12 (k=3)	12	5,61	8,5	5,49	3,32	6,45	EM Alg.
	32	5,36	8,29	5,33	3,18	6,46	EM Alg.
	120	4,56	7,84	5,22	2,98	6,4	EM Alg.
32 (k=8)	12	12,92	22,71	14,92	8,91	16,52	EM Alg.
	32	10,98	22,07	14,57	9,32	16,07	EM Alg.
	120	8,15	21,26	14,47	10,4	15,76	Bai
120 (k=30)	12	33,44	83,08	55,62		58,44	Bai
	32	29,33	81,3	55,18		55,06	Bai
	120	29	80,42	55,16		48,73	Bai

Çizelge 4.7, $KO = 1,1$ ve $KB = 0,25$ olduğu durumda farklı zaman ve kesit boyutuna göre ilgili testlerin kırılma noktası tahminlerini göstermektedir. Çizelge incelendiğinde kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin bu düzeyinde EM algoritması ile Bai Testi kırılma noktası tahminlerinin diğer yöntemlerin kırılma noktası tahminlerine göre gerçek kırılma noktasına daha yakın olduğu görülmektedir. Bu sonuç, $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ olduğu durum ile örtüşmektedir. Buradaki temel fark, $KO = 0,8$ olduğu durumda Bai Testi kırılma noktası tahminlerinin, küçük farklarla EM Algoritması tahminlerine göre gerçek kırılma noktasına daha yakın olmasıdır. Buradan EM algoritmasının tahmin performansının kırılma büyüklüğü küçükken daha yüksel olduğu söylenebilir.



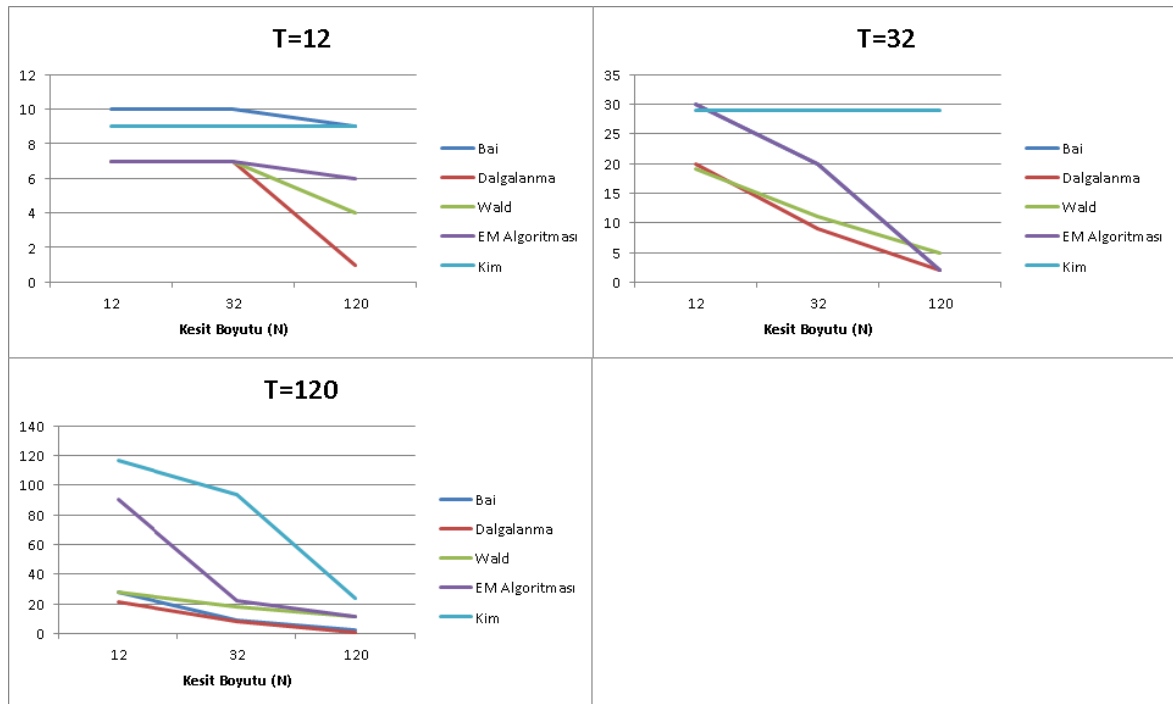
Şekil 4.19. $KO = 1,4$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kesit boyutu ortalama tahmin ilişkisi

Şekil 4.19, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 1,4 ve 0,5 düzeylerinde farklı kesit boyutu için zaman boyutundaki değişmelerin testlerin kırılma noktası ortalama tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil, Şekil 4.16 ile benzerdir. Buradan kırılma bölümü faktörünün kırılma oranı faktörüne göre fark serisi üzerinde daha önemli bir etkisi olduğu söylenebilir. Buradan kırılma bölümü ve oranı faktörlerinin etkilerinin incelenmesinde yarar vardır.

Çizelge 4.8. $KO = 0,80$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahmin açıklıkları

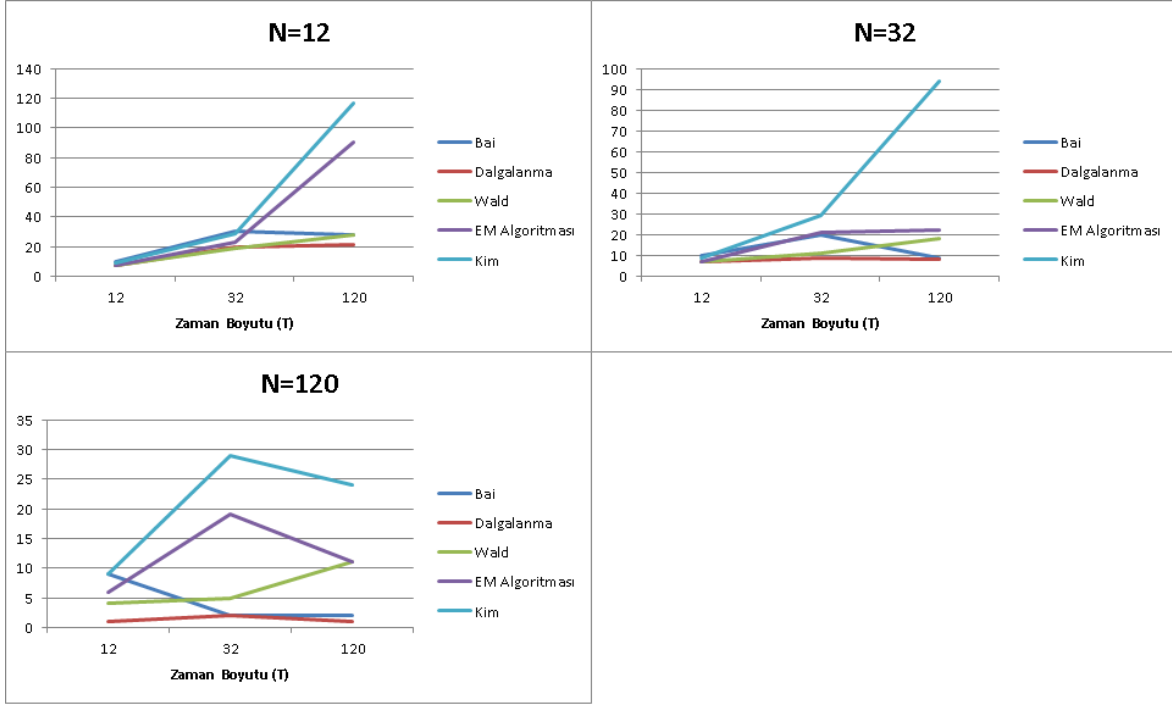
Faktörler		Kırılma Oranı=0,80 ve Kırılma Bölümü=0,75				
		Kırılma Noktası Tahmini Açıklığı				
Zaman Boyutu	Kesit Sayısı	Bai	Dalgalanma	Wald	EM Algoritması	Kim
12 (k=9)	12	10	7	7	7	9
	32	10	7	7	7	9
	120	9	1	4	6	9
32 (k=24)	12	30	20	19	23	29
	32	20	9	11	21	29
	120	2	2	5	19	29
120 (k=90)	12	28	21	28	90	117
	32	9	8	18	22	94
	120	2	1	11	11	24

Çizelge 4.8, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 0,8 ve 0,75 düzeylerinde, zaman boyutu ve kesit boyutu faktörlerine göre kırılma noktası tahminlerinin açıklıklarını göstermektedir. Çizelge incelendiğinde zaman boyutu ve kesit boyutunun açıklıklar üzerinde bir etkisi olduğu düşünülmektedir.



Şekil 4.20. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kesit boyutu tahmin açıklık ilişkisi

Şekil 4.20, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 0,8 ve 0,75 düzeylerinde farklı zaman boyutu düzeyleri için kesit boyutundaki değişimin tahmin açıklıkları üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde kesit boyutu arttıkça tahminlerin en küçük ve en büyük değerleri arasındaki farkın azaldığı görülmektedir.



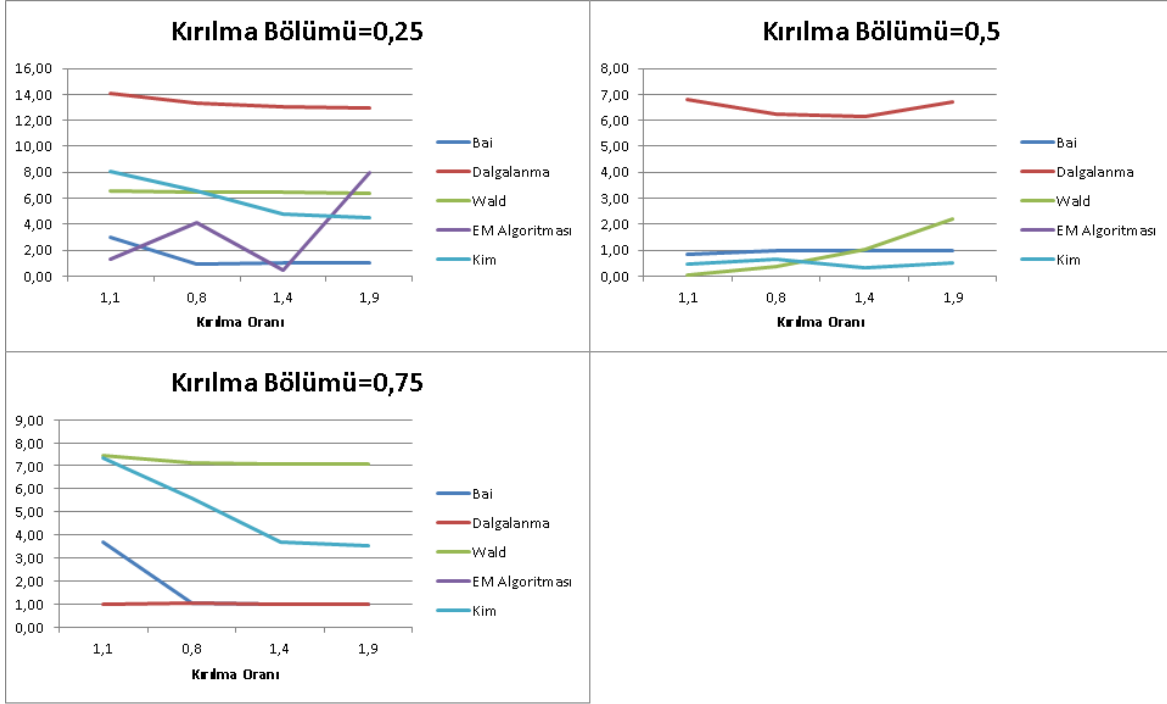
Şekil 4.21. $KO = 0,8$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde zaman boyutu tahmin açıklık ilişkisi

Şekil 4.21, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktörlerinin sırasıyla 0,8 ve 0,75 düzeylerinde farklı kesit boyutu düzeyleri için zaman boyutundaki değişimin tahmin açıklıkları üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde zaman boyutu arttıkça tahminlerin en küçük ve en büyük değerleri arasındaki farkın bazı testler için artarken diğerleri üzerinde önemli bir etkisinin olmadığı görülmektedir. Zaman boyutu dikkate alındığında kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin bu düzeyinde en dar açıklıkları; Dalgalanma, Bai ve Wald testleri vermektedir.

Çizelge 4.9. $T = 32$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri

Faktörler		Zaman Boyutu=32 ve Kesit Boyutu=32					Kırılma Noktası	En Yakın Tahmin
		Kırılma Noktası Tahmini						
Kırılma Oranı	Kırılma Bölümü	Bai	Dalgalanma	Wald	EM	Kim		
0,8	0,25	7,08	21,34	14,48	12,14	14,61	8	Bai
	0,5	15,02	22,22	16,38	0,00	16,63	16	Wald
	0,75	22,96	22,95	16,85	15,55	18,41	24	Dalgalanma
1,1	0,25	10,98	22,07	14,57	9,32	16,07	8	EM
	0,5	15,17	22,79	15,95	15,51	16,45	16	Wald
	0,75	20,29	23,03	16,54	11,57	16,64	24	Dalgalanma
1,4	0,25	7,00	21,08	14,44	8,42	12,74	8	EM
	0,5	15,00	22,16	17,02	14,61	16,33	16	Kim
	0,75	23,00	23,00	16,93	0,00	20,31	24	Bai/Dalga.
1,9	0,25	7,00	20,91	14,42	0,00	12,50	8	Bai
	0,5	15,00	22,73	18,19	38,61	16,53	16	Kim
	0,75	23,00	23,00	16,95	8,97	20,49	24	Bai/Dalga.

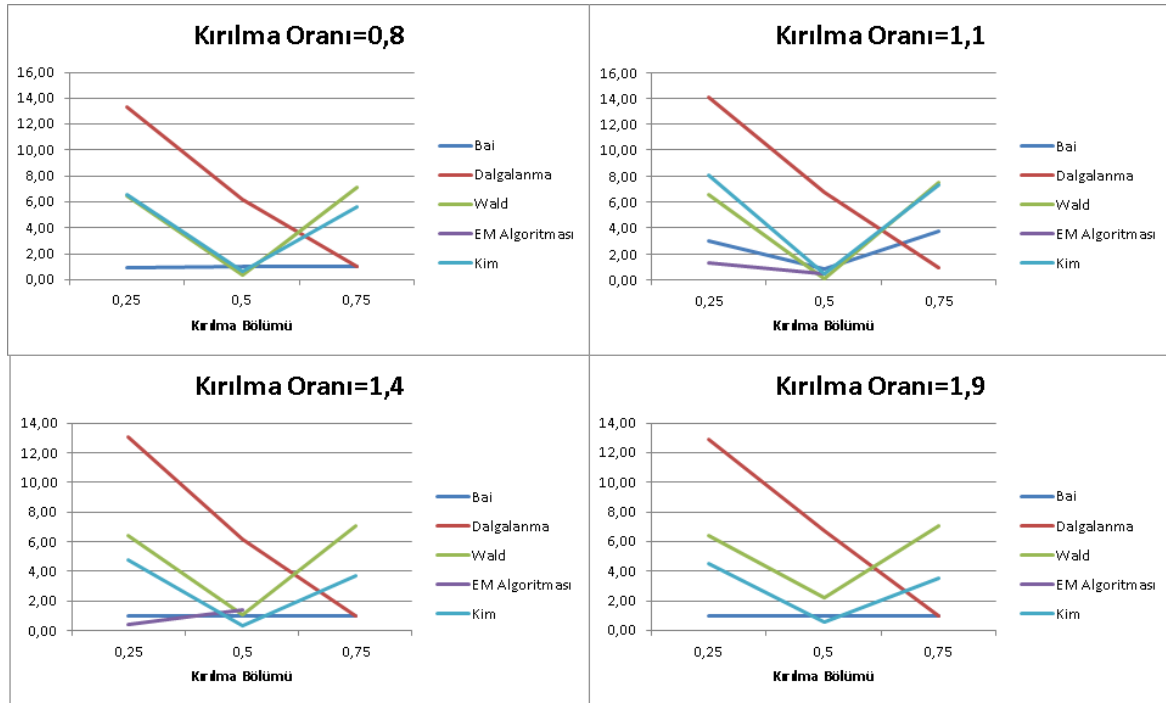
Çizelge 4.9, hem zaman hem de kesit boyutu 32 olduğunda kırılma oranının ve kırılma bölümü faktör düzeylerine göre Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yöntemi tahminlerini göstermektedir. Çizelge incelendiğinde genel olarak kırılma bölümü; 0,25 olduğunda Bai Testi ile EM Algoritması yöntemi, 0,50 olduğunda Wald Testi ile Kim Testi ve 0,75 olduğunda Dalgalanma Testi ile Bai Testinin ortalama kırılma noktası tahmininin gerçek kırılma noktasına daha yakın olduğu görülmektedir. Bu sonuç, buraya kadar farklı kesit ve zaman boyutu ile kırılma oranına bağlı olarak kırılma bölümü düzeyleri için elde edilen test performanslarına ilişkin sonuçlar ile örtüşmektedir.



Şekil 4.22. $N = 32$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma oranı ortalama tahmin ilişkisi

Şekil 4.22, hem zaman hem de kesit boyutu 32 olduğunda farklı kırılma bölümü faktör düzeyleri için kırılma oranındaki değişmelerin, testlerin kırılma noktası ortalama tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde kırılma, serilerin ilk çeyreğinde ya da serilerin orta noktalarında ortaya çıktığı durumlarda Dalgalanma Testi gerçek kırılma noktalarına en uzak tahminleri ortaya koymuştur. Kırılma, serilerin üçüncü çeyreğinde ortaya çıktığında ise Dalgalanma Testi, Bai Testi ile birlikte gerçek kırılma noktasına en yakın tahminleri üretmiştir. Genel olarak Bai Testi, gerçek kırılma noktasına yakın tahminler elde etmiştir. EM algoritması dışındaki yöntemler genel itibariyle kırılma oranı değiştikçe kendi içinde yakın tahminler elde etmiştir. Kendi ortalama kırılma tahminleri ile karşılaştırıldığında kırılma büyüklüğü attıkça Kim Testi, gerçek kırılma noktasında daha yakın tahminler vermiştir. Kırılma büyüklüğü attıkça Bai Testi ile Kim Testi, gerçek kırılma noktasına daha yakın tahminler ortaya koymuştur. Bununla birlikte, kırılma serilerin orta noktasında ortaya çıktığı durumda kırılma büyüklüğü arttıkça Wald Testi gerçek kırılma noktasına daha uzak tahminler üretmektedir. Ayrıca kırılma

serilerin üçüncü çeyreğinde ortaya çıktığı durumda en kötü performansı Wald Testi göstermektedir.



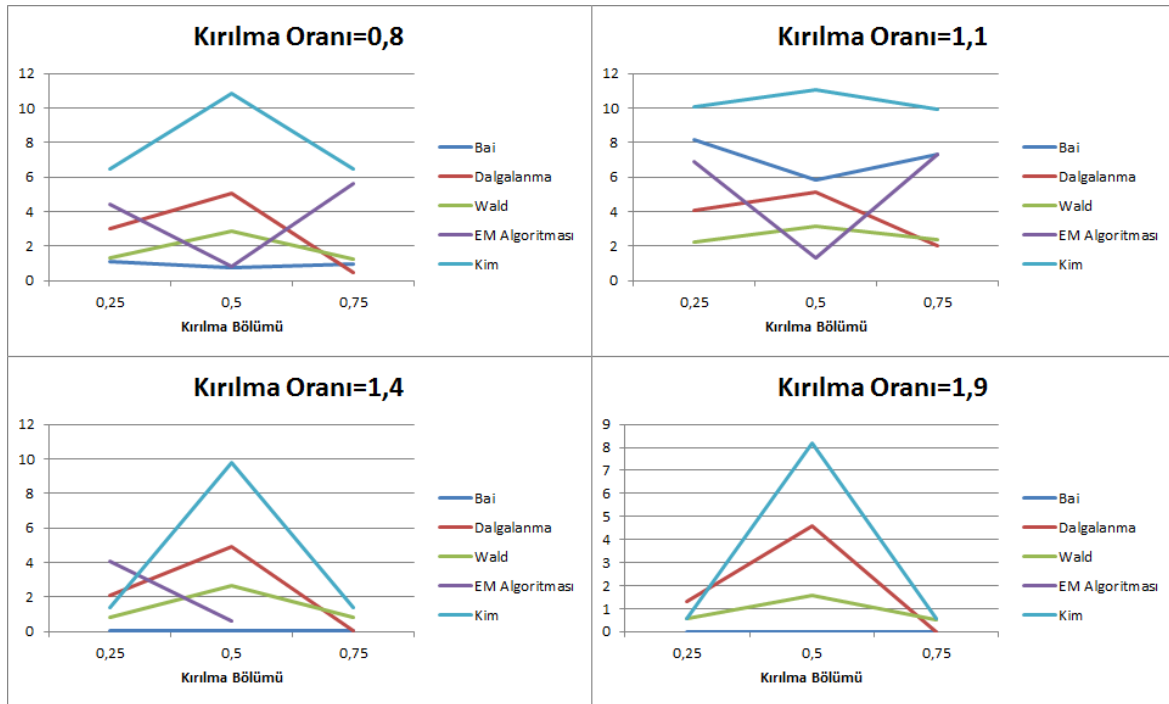
Şekil 4.23. $N = 32$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü ortalama tahmin ilişkisi

Şekil 4.23, hem zaman hem de kesit boyutu 32 olduğunda farklı kırılma oranı faktör düzeyleri altında kırılma bölümündeki değişmelerin testlerin kırılma noktası ortalama tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde Bai Testinin fark serisinin genel itibariyle kırılma bölümü faktör düzeylerinden sınırlı şekilde etkilendiği görülmektedir. Bununla birlikte, kırılma bölümü arttıkça Dalgalanma Testi kırılma noktası tahminleri gerçek kırılma noktasına yaklaşmaktadır. Kim ve Wald testleri ile gerçek kırılma noktasına en yakın tahminlere, kırılmaların serilerin orta noktasında olması durumunda ulaşılmaktadır. Buradan Bai Testinin genel itibariyle en yakın tahminleri ürettiği söylenebilir. Ancak kırılma bölümü üçüncü çeyrekte ortaya çıktığında en yakın tahminlere, Dalgalanma Testi ulaşmaktadır. Kırılmaların serilerin orta noktasında olduğu durumda gerçek kırılma noktasına en yakın tahminleri Kim Testi üretmektedir.

Çizelge 4.10. $T = 32$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma noktası standart hataları

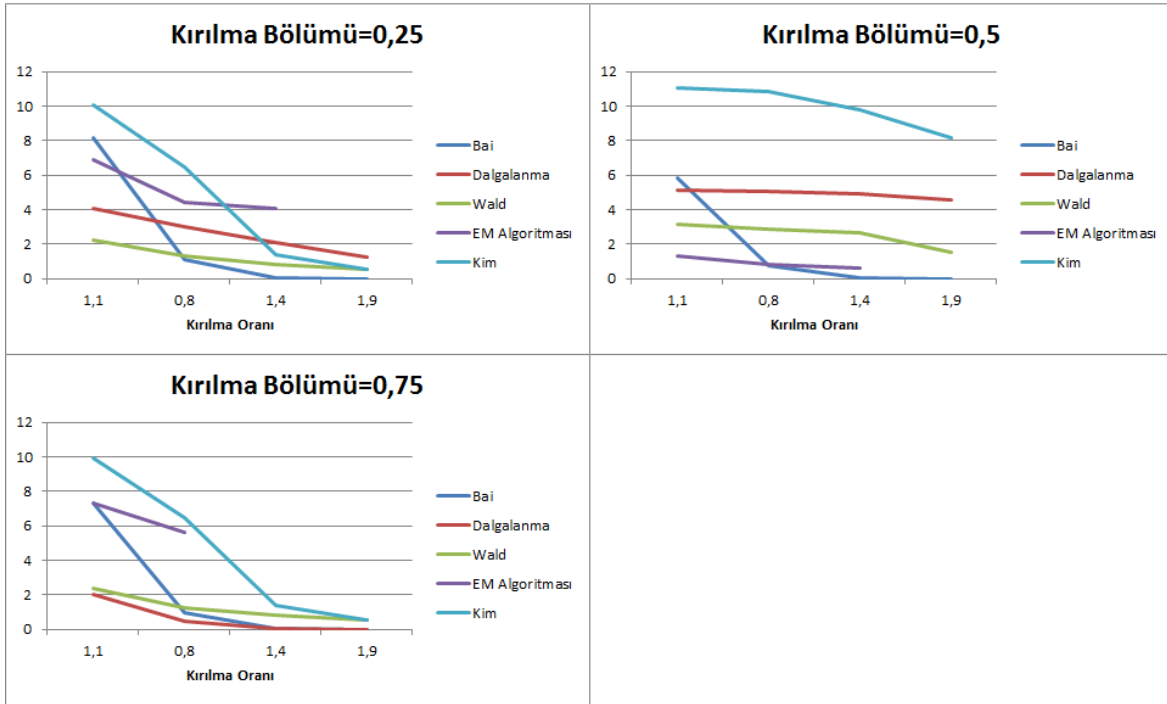
Faktörler		Zaman Boyutu=32 ve Kesit Boyutu=32					En Küçük Standart Hata
		Standart Hata					
Kırılma Oranı	Kırılma Bölümü	Bai	Dalgalanma	Wald	EM	Kim	
0,8	0,25	1,11	3,01	1,36	4,4	6,47	Bai
	0,5	0,79	5,04	2,91	0,84	10,81	Bai
	0,75	0,94	0,46	1,29	5,66	6,47	Dalgalanma
1,1	0,25	8,16	4,09	2,22	6,88	10,08	Wald
	0,5	5,83	5,14	3,16	1,34	11,06	EM
	0,75	7,34	2,03	2,41	7,35	9,96	Dalgalanma
1,4	0,25	0,07	2,1	0,86	4,07	1,39	Bai
	0,5	0,05	4,94	2,65	0,62	9,78	Bai
	0,75	0,05	0,07	0,84		1,41	Bai
1,9	0,25	0	1,29	0,55		0,56	Bai
	0,5	0	4,57	1,57		8,17	Bai
	0,75	0	0	0,52	2,4	0,58	Bai

Çizelge 4.10, hem zaman hem de kesit boyutu 32 olduğunda farklı kırılma bölümü ve oranı faktör düzeyleri altında Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yöntemi tahminleri standart hatalarını göstermektedir. Kesit ve zaman boyutu faktörlerinin bu düzeyinde en küçük standart hatalara sahip olan testler; Bai, Dalgalanma ve Wald Testleridir.



Şekil 4.24. $N = 32$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü tahmininin standart hata ilişkisi

Şekil 4.24, kesit ve zaman boyutu 32 olduğunda farklı kırılma oranı faktör düzeyleri için kırılma bölümü faktörü düzeylerinin testlerin tahmininin standart hataları üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde kırılma, serilerin ortasında gerçekleştiğinde Bai Testi ile tahmin edilen kırılma noktası tahminlerinin standart hatası, diğer kırılma bölümü faktör düzeylerine göre azalmaktadır. EM algoritması yöntemi standart hataları da benzer bir eğilim göstermektedir; ancak EM algoritması ile bazı kırılma oranı ve/veya kırılma bölümü faktör düzeyleri için kırılma noktası tahminleri elde edilememesi nedeniyle bu faktör düzeyleri için standart hatalar da hesaplanamamıştır. Diğer test yöntemlerinde ise kırılma noktası serilerin orta noktası olduğu durumda standart hatalar, daha büyük olmaktadır.



Şekil 4.25. $N = 32$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma oranı tahminin standart hata ilişkisi

Şekil 4.25, kesit ve zaman boyutu 32 olduğunda farklı kırılma bölümü faktör düzeyleri için kırılma oranı faktörü düzeylerinin testlerin kırılma noktası tahmininin standart hataları üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde kırılma oranı attıkça testlerin kırılma noktası tahmini standart hataları azalmaktadır. EM algoritması yöntemi ile bazı faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminlerinin elde edilememesi nedeniyle bu faktör düzeylerinde bu tahminlerin standart hataları da tahmin edilememiştir. Bununla birlikte, EM algoritması yöntemi ile tahmin edilen kırılma noktası tahminlerinin standart hatası da kırılma oranı attıkça azalmaktadır. Kırılma oranı faktör düzeyi 1,4'ten büyük olduğunda Bai Testi kırılma noktası tahminlerinin standart hatası 0 olmaktadır. Bu, 1,4 ve daha büyük faktör düzeylerinde artık Bai testi ile hep aynı tahminlerin elde edildiği anlamına gelir. Eğer bu ve daha büyük faktör düzeylerinde Bai Testi ile tahmin edilen kırılma noktası gerçek kırılma noktasına eşit değilse bu tahmin, gerçek kırılma noktasına çok yakın olsa bile bu faktör düzeylerinde Bai Testi doğru tahmin oranları sıfır olacaktır.

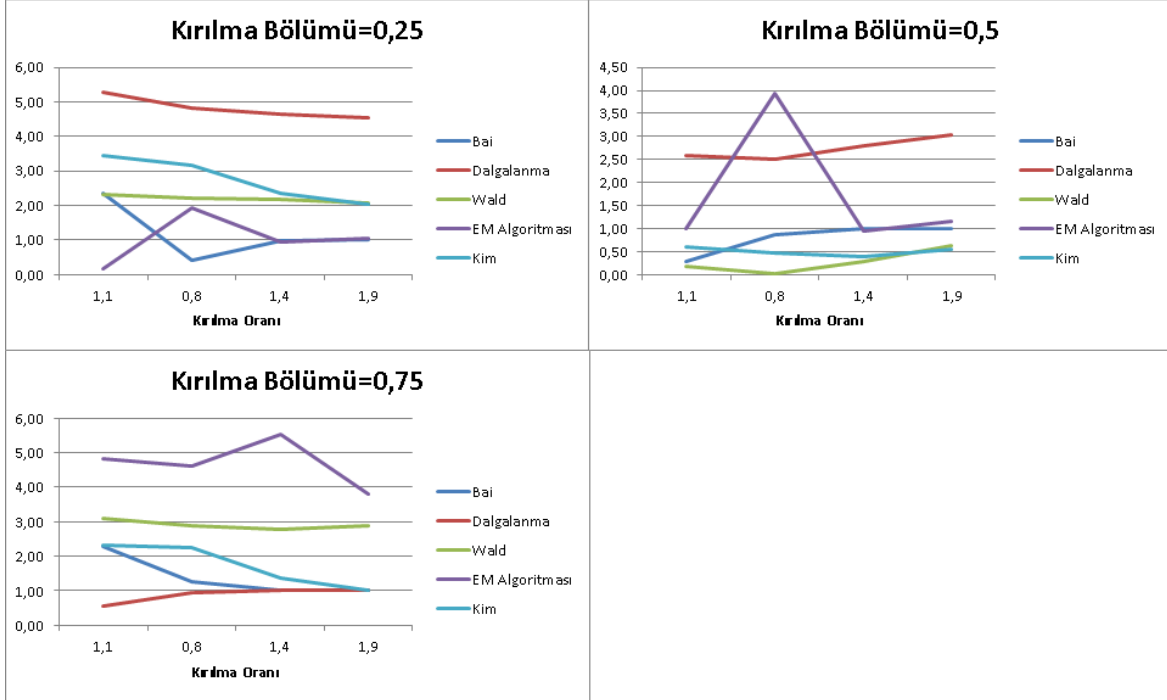
Şekil 4.14' te $KO = 0,8$ ve $KB = 0,25$ olduğu durumda kesit ve zaman boyutu faktörlerin ilgili testlerle tahmin edilen kırılma noktası standart hataları üzerindeki etkileri incelenmişti. Bu inceleme sonucunda kesit sayısı arttıkça standart hataların azaldığı ve zaman boyutu arttıkça Bai Testi dışındaki testlerle tahmin edilen kırılma noktası standart hatalarının arttığı sonucuna ulaşılmıştır. Burada ulaşılan sonuçlarla birlikte değerlendirildiğinde Bai Testi dışında kırılmaların serilerin orta noktasında olduğu durumda testlerle tahmin edilen kırılma noktası tahminlerinin standart hataları büyümektedir. Ayrıca kırılma oranı arttıkça standart hatalar, azalmaktadır. Genel itibariyle en küçük standart hatalara sahip test, Bai Testidir. Ayrıca kırılma oranı, 1,4'ten büyük olduğu durumlarda Bai Testi kırılma noktası tahminlerinin standart hatası, sıfıra eşittir.

Çizelge 4.11. $T = 12$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri

Faktörler		Zaman Boyutu=12 ve Kesit Boyutu=32					Kırılma Noktası	En Yakın Tahmin
		Kırılma Noktası Tahmini						
Kırılma Oranı	Kırılma Bölümü	Bai	Dalgalanma	Wald	EM	Kim		
0,8	0,25	3,41	7,84	5,23	4,94	6,18	3	Bai
	0,5	5,14	8,52	5,99	2,06	6,48	6	Wald
	0,75	7,74	8,06	6,12	4,39	6,76	9	Dalgalanma
1,1	0,25	5,36	8,29	5,33	3,18	6,46	3	EM
	0,5	5,72	8,58	5,81	5,00	6,60	6	Wald
	0,75	6,73	8,43	5,91	4,16	6,68	9	Dalgalanma
1,4	0,25	2,02	7,63	5,17	2,06	5,37	3	EM
	0,5	5,00	8,80	6,29	5,06	6,39	6	Wald
	0,75	8,00	8,00	6,21	3,46	7,63	9	Dalgalanma/Bai
1,9	0,25	2,00	7,54	5,08	1,96	5,03	3	Bai
	0,5	5,00	9,04	6,64	4,83	6,54	6	Kim
	0,75	8,00	8,00	6,11	5,19	7,97	9	Dalgalanma/Bai

Çizelge 4.11, zaman boyutu 12 ve kesit sayısı 32 olduğunda kırılma oranı ve kırılma bölümü faktör düzeylerine göre Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yöntemi tahminlerini ve bu durumda gerçek kırılma noktasına en yakın tahminleri üreten testleri göstermektedir. Çizelge incelendiğinde, kırılmalar serilerin ilk çeyreğinde ortaya çıktığında Bai Testi ile EM Algoritması yönteminin, ikinci çeyreğinde çıktığında Wald ile Kim Testlerinin ve üçüncü çeyreğinde ortaya

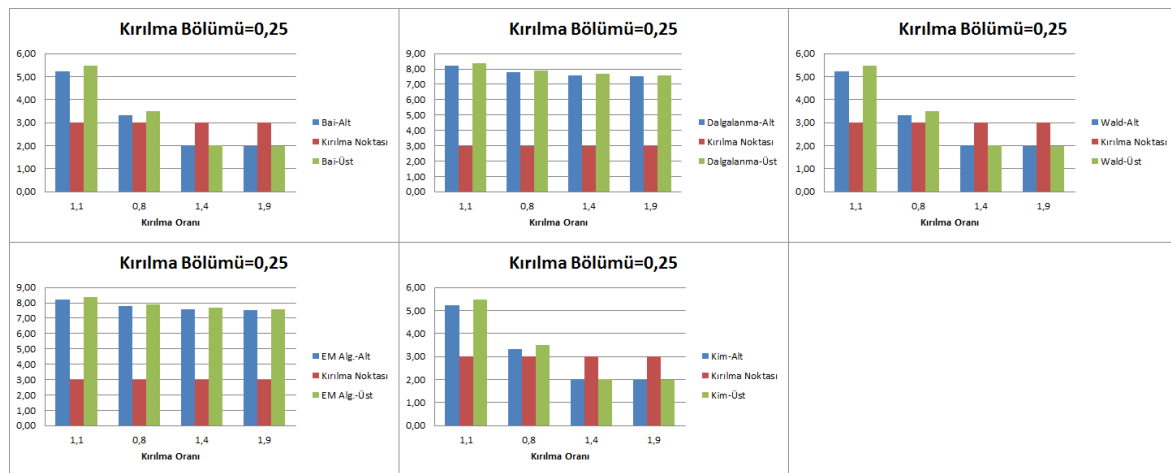
çıkıldığı durumda ise Dalgalanma Testi ile Bai Testinin gerçek kırılma noktasına daha yakın tahminler ürettiği görülmektedir.



Şekil 4.26. $N = 12$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma oranı ortalama tahmin ilişkisi

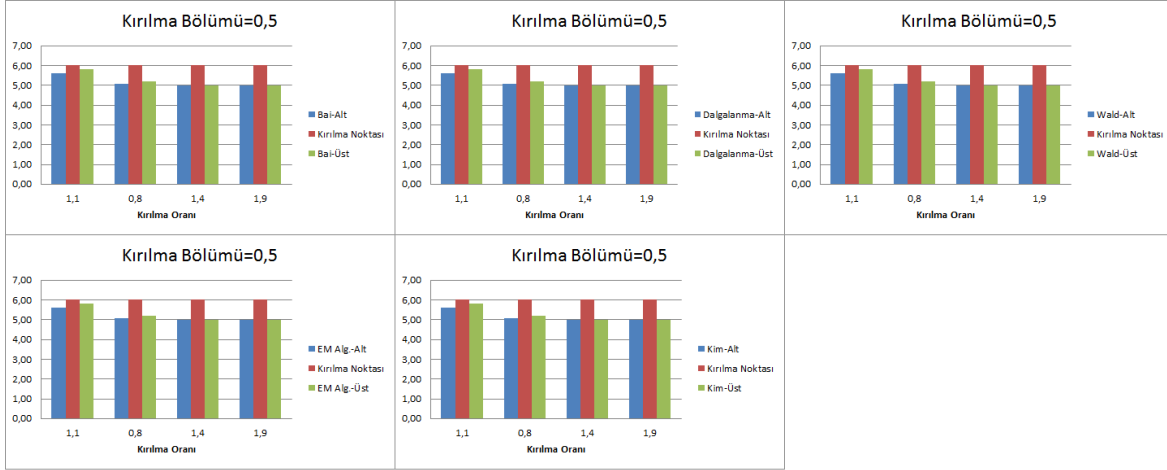
Şekil 4.26, 12 uzunluğundaki zaman boyutu ve 32 kesit birimi olduğunda farklı kırılma bölümü faktör düzeyleri altında kırılma oranındaki değişmelerin testlerin kırılma noktası ortalama tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde Bai Testinin fark serisi genel itibariyle kırılma bölümü faktör düzeylerinden sınırlı şekilde etkilendiği ve 0 ile 2 aralığında değiştiği görülmektedir. Ayrıca kırılma oranı düzeyleri arasındaki değişmelerin genel olarak testlerin fark serileri üzerinde küçük bir etkisinin olduğu görülmektedir. Bununla birlikte, kırılma bölümü arttıkça Dalgalanma Testi kırılma noktası tahminleri gerçek kırılma noktasına yaklaşmaktadır. Kim ve Wald testleri ile gerçek kırılma noktasına en yakın tahminlere, kırılmaların serilerin orta noktasında olması durumunda ulaşılmaktadır.

Bai Testinin genel itibariyle en yakın tahminleri ürettiği söylenebilir. Ancak kırılma bölümü üçüncü çeyrekte ortaya çıktığında en yakın tahminlere, Dalgalanma Testi ile ulaşılmaktadır. Kırılmaların serilerin orta noktasında olduğu durumda gerçek kırılma noktasına en yakın tahminleri Wald Testi üretmektedir. Kırılmaların serilerin orta noktası ve öncesinde ortalaya çıkması durumunda EM Algoritmasının daha iyi bir performans gösterdiği söylenebilir.



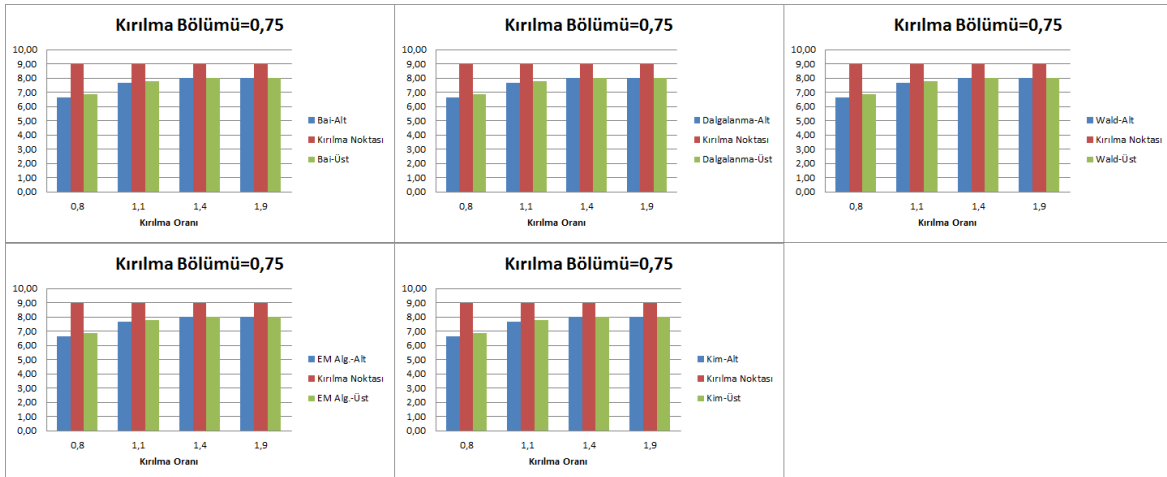
Şekil 4.27. $T = 12$, $N = 32$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kırılma oranı kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi

Şekil 4.27, $T = 12$, $N = 32$ ve $KB = 0,25$ faktör düzeylerinde kırılma oranındaki değişmelerin testlerin kırılma noktası tahminleri ile güven aralıkları arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Şekil incelendiğinde Bai, Wald ve Kim Testlerinde kırılma oranı faktör düzeyi; 0,8 olduğunda güven aralığı değerleri gerçek kırılma noktasına daha yakındır. Ayrıca bu testler, kırılma oranının küçük değerlerinde gerçek kırılma noktasından büyük kırılma noktası tahminleri üretirken kırılma oranı büyüdükçe gerçek kırılma noktasından daha küçük kırılma noktası tahminleri üretmektedir. Diğer yöntemlerin kırılma noktası güven aralıkları ile gerçek kırılma noktası arasında böyle bir ilişki tespit edilememiştir.



Şekil 4.28. $T = 12$, $N = 32$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kırılma oranı kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi

Şekil 4.28, $T = 12$, $N = 32$ ve $KB = 0,5$ faktör düzeylerinde kırılma oranındaki değişmelerin testlerin kırılma noktası tahminlerinin güven aralıkları arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Şekil incelendiğinde $KB = 0,5$ olduğu durumda testler, gerçek kırılma noktasından daha küçük tahminler üretmektedir. Ayrıca $KB = 0,25$ olduğu durumla karşılaştırıldığında tahminlerin güven aralıkları gerçek kırılma noktasına daha yakındır. Ayrıca kırılma oranı arttıkça testlerin kırılma noktası tahminleri gerçek kırılma noktasından uzaklaşmaktadır.



Şekil 4.29. $T = 12$, $N = 32$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kırılma oranı kırılma noktası tahmini güven aralıkları ilişkisi

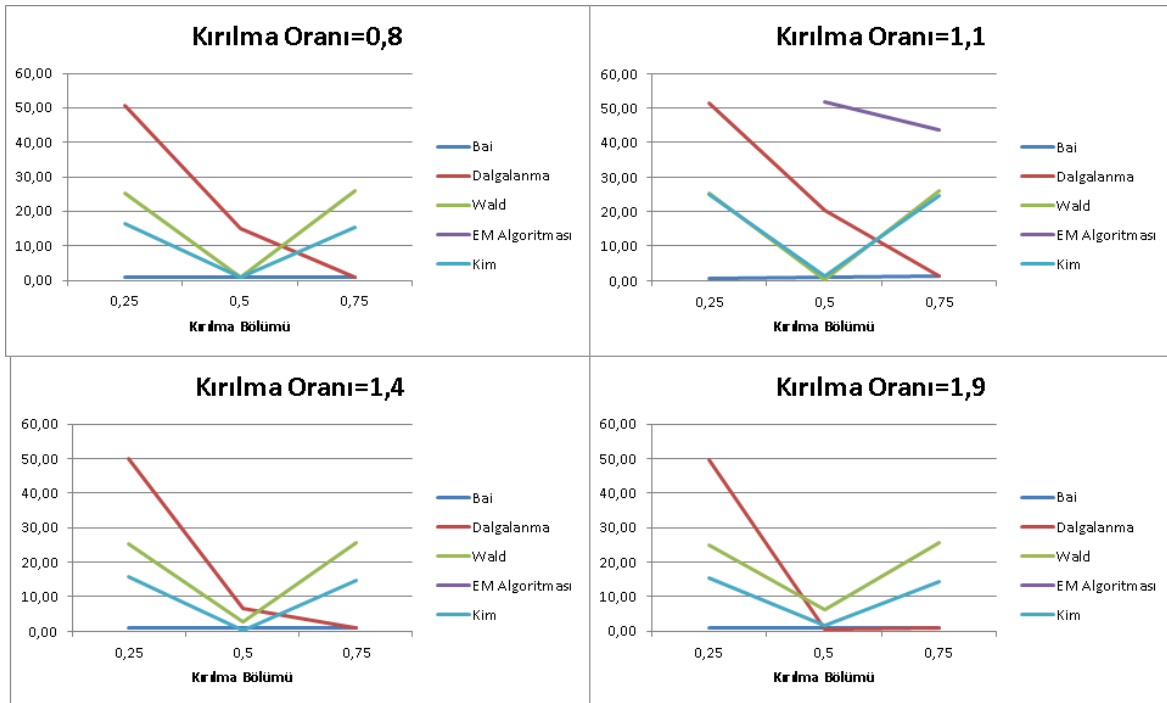
Şekil 4.29, $T = 12$, $N = 32$ ve $KB = 0,75$ faktör düzeylerinde kırılma oranındaki değişmelerin testlerin kırılma noktası tahminleri ile güven aralıkları arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Şekil incelendiğinde $KB = 0,75$ olduğu durumda testler, gerçek kırılma noktasından daha küçük tahminler üretmektedir. Ayrıca $KB = 0,25$ olduğu durumla karşılaştırıldığında tahminlerin güven aralıkları gerçek kırılma noktasına daha yakın iken $KB = 0,50$ olduğu duruma göre daha uzak tahminler üretmektedir. Ayrıca kırılma oranı arttıkça testlerin kırılma noktası tahminleri gerçek kırılma noktasına yaklaşmaktadır.

Çizelge 4.12. $T = 120$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahminleri

Faktörler		Zaman Boyutu=120 ve Kesit Boyutu=32					Kırılma Noktası	En Yakın Tahmin
		Kırılma Noktası Tahmini						
Kırılma Oranı	Kırılma Bölümü	Bai	Dalgalanma	Wald	EM	Kim		
0,8	0,25	29,01	80,57	55,19	39,68	46,41	30	Bai
	0,5	59,00	75,21	61,05		61,02	60	Bai/Kim/Wald
	0,75	89,01	88,93	64,13	75,20	74,55	90	Bai/Dalgalanma
1,1	0,25	29,33	81,30	55,18		55,06	30	Bai
	0,5	58,97	80,36	60,37	111,66	61,18	60	Wald/Bai/Kim
	0,75	88,82	88,66	63,93	46,26	65,48	90	Bai/Dalgalanma
1,4	0,25	29,00	80,00	55,15		45,67	30	Bai
	0,5	59,00	66,49	62,76		59,87	60	Kim/Bai
	0,75	89,00	89,00	64,19		75,35	90	Bai/Dalgalanma
1,9	0,25	29,00	79,73	55,14		45,51	30	Bai
	0,5	59,00	59,43	66,42		61,80	60	Dalgalanma/Bai
	0,75	89,00	89,00	64,21		75,51	90	Bai/Dalgalanma

Çizelge 4.12, 32 kesit biriminin her birinin 120 zaman döneminde gözlemlenmesiyle oluşan bir panelde farklı kırılma oranı ve kırılma bölümü faktör düzeylerinde bir yapısal kırılma ortaya çıktığı durumda Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yöntemi tahminlerini ve bu durumda gerçek kırılma noktasına en yakın tahminleri elde eden testleri göstermektedir. Bu deney düzeninde, Çizelge 4.11' de verilen deney düzeninden farklı olarak zaman boyutu 12 yerine 120 olarak alınmıştır. Çizelge 4.11' deki deney düzeninde kırılmalar serilerin ilk çeyreğinde ortaya çıktığı durumda Bai Testi ile EM Algoritması yönteminin, ikinci çeyreğinde ortaya çıktığı durumda Wald ile Kim Testlerinin,

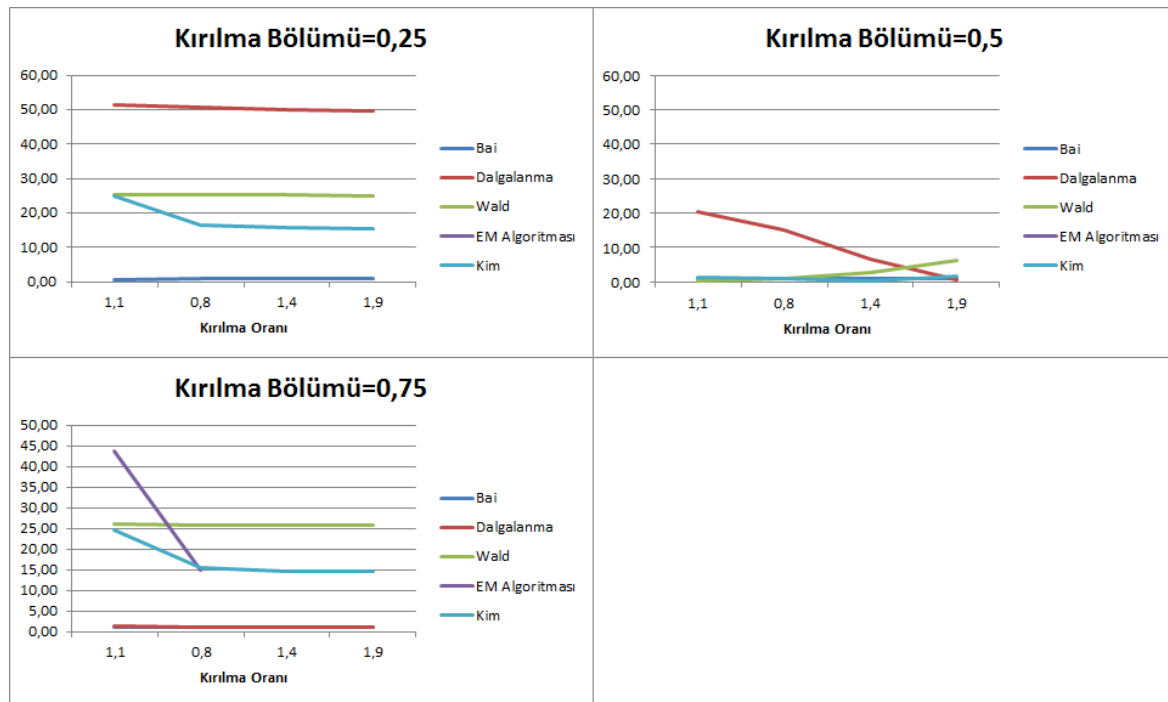
üçüncü çeyreğinde ortaya çıktığı durumda ise Dalgalanma Testi ile Bai Testinin gerçek kırılma noktasına daha yakın tahminler ürettiği sonucuna ulaşılmıştır. Diğer faktörlerin düzeyleri sabitken zaman boyutu faktörünün düzeyi 120 olduğu bu deney düzeninde ise Bai Testinin gerçek kırılma noktasına en yakın tahminler verdiği durumda yine Bai Testi en yakın tahminler verirken diğer durumlarda Bai Testi diğer testlerle birlikte gerçek kırılma noktasına yakın tahminler elde etmektedir. Bu, daha önce ulaşılan Bai Testinin zaman boyutu faktörünün düzeyi arttıkça gerçek kırılma noktasına daha yakın tahminler ürettiği sonucunu doğrulamaktadır.



Şekil 4.30. $N = 120$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü ortalama tahmin ilişkisi

Şekil 4.30, 120 uzunluğundaki zaman boyutu ve 32 kesit olduğunda farklı kırılma oranı faktör düzeyleri altında kırılma bölümündeki değişmelerin testlerin kırılma noktası ortalama tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde Bai Testinin fark serisi değerlerinin sıfıra çok yakın olduğu ve genel itibarıyla kırılma bölümü faktör düzeylerinden etkilenmediği görülmektedir. Bununla birlikte, kırılma bölümü arttıkça Dalgalanma Testi kırılma noktası tahminleri gerçek kırılma noktasına

yaklaşmaktadır. Kim ve Wald testleri ile gerçek kırılma noktasına en yakın tahminlere, kırılmaların serilerin orta noktasında olması durumunda ulaşılmaktadır. Buradan Bai Testinin genel itibariyle en yakın tahminleri ürettiği söylenebilir. Ancak kırılma bölümü üçüncü çeyrekte ortaya çıktığında en yakın tahminlere, Bai ve Dalgalanma Testleri ulaşmaktadır. Kırılmaların serilerin orta noktasında olduğu durumda gerçek kırılma noktasına en yakın tahminleri, Bai ve Kim Testleri üretmektedir.



Şekil 4.31. $N = 120$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma oranı ortalama tahmin ilişkisi

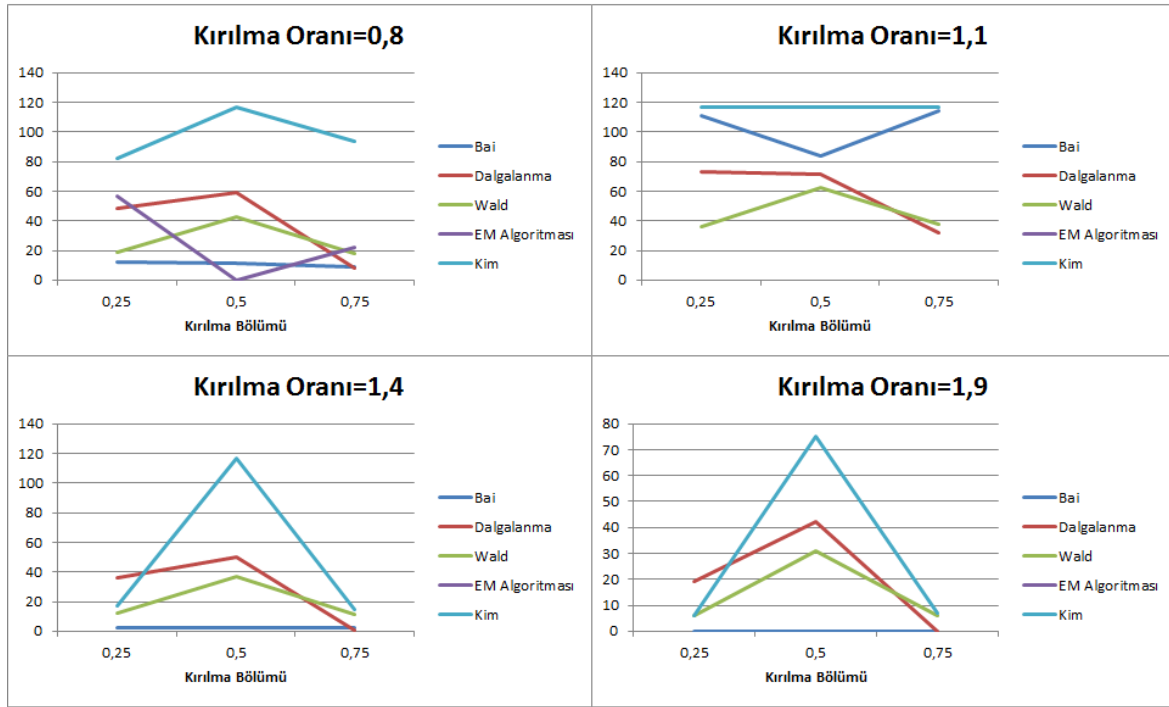
Şekil 4.31, 120 uzunluğundaki zaman boyutu ve 32 kesit olduğunda farklı kırılma oranı faktör düzeyleri altında kırılma oranındaki değişmelerin testlerin kırılma noktası ortalama tahminleri ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın mutlak değeri üzerindeki etkisini göstermektedir. Şekil incelendiğinde kırılma oranındaki değişmelerin genel olarak testlerin kırılma noktası tahmin performansı üzerinde önemli bir etkisinin olmadığı görülmektedir. Kırılmaların serilerin birinci ya da üçüncü çeyreğinde ortaya çıkması durumunda kırılma oranındaki artış, Kim Testi tahmin performansında bir artışa yol açarken kırılmaların serilerin ikinci çeyreğinde ortaya çıkması durumunda ise kırılma oranındaki artış, Dalgalanma Testi tahmin

performansını olumlu etkilerken Wald Testi performansını olumsuz etkilemektedir. EM Algoritması kırılma noktası tahminlerinin serilerin kırılma sonrası ortalamasının kırılma öncesi ortalamasının %20' sinden daha büyük olduğu kırılma büyüklükleri için elde edilememesi nedeniyle EM Algoritmasının kırılma oranı faktörü için performansı değerlendirilememiştir.

Çizelge 4.13. $T = 120$ ve $N = 32$ faktör düzeylerinde kırılma noktası tahmin açıklıkları

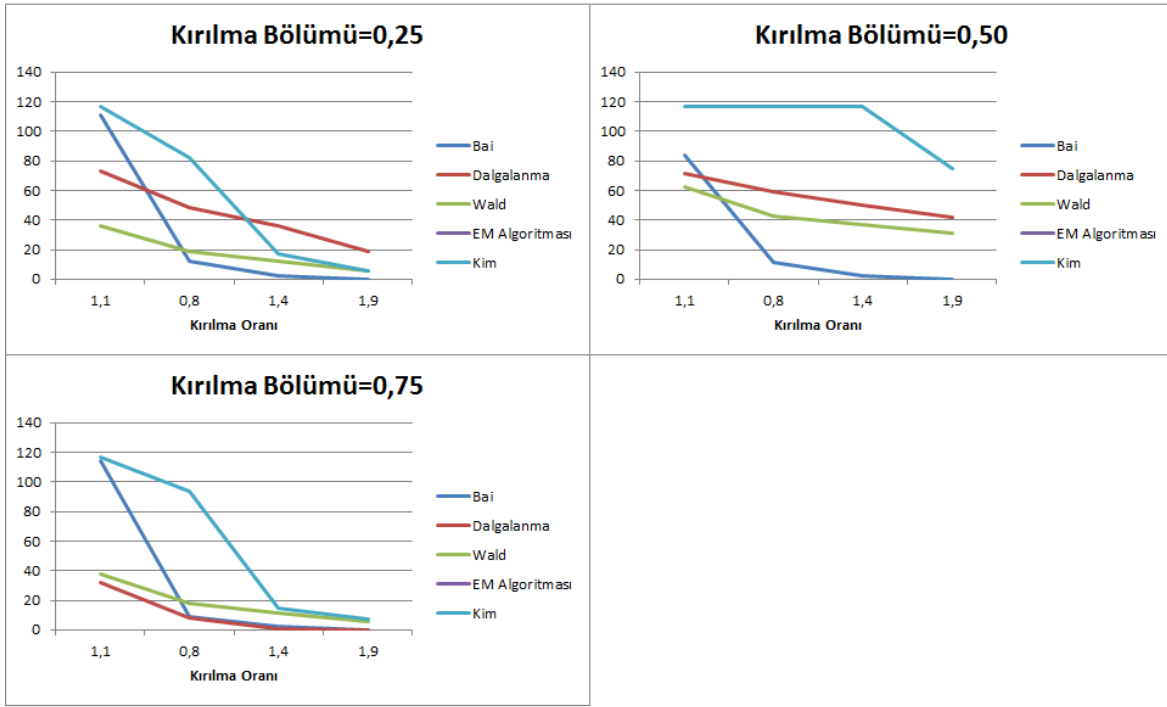
Faktörler		Zaman Boyutu=120 ve Kesit Boyutu=32				
		Kırılma Noktası Tahmini Açıklıkları				
Kırılma Oranı	Kırılma Bölümü	Bai	Dalgalanma	Wald	EM Alg.	Kim
0,8	0,25	12	48	19	57	82
	0,5	11	59	43	0	117
	0,75	9	8	18	22	94
1,1	0,25	111	73	36		117
	0,5	84	71	62		117
	0,75	114	32	38		117
1,4	0,25	2	36	12		17
	0,5	2	50	37		117
	0,75	2	1	11		15
1,9	0,25	0	19	6		6
	0,5	0	42	31		75
	0,75	0	0	6		7

Çizelge 4.13, zaman boyutu 120 ve kesit sayısı 32 olduğunda farklı kırılma oranı ve kırılma bölümü faktör düzeylerine göre Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yöntemi kırılma noktası tahminleri açıklıklarını göstermektedir. Çizelge incelendiğinde hem kırılma bölümü hem de kırılma oranı faktörlerinin düzeyleri arttıkça tahmin açıklıklarının küçüldüğü görülmektedir.



Şekil 4.32. $N = 120$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma bölümü tahmin açıklık ilişkisi

Şekil 4.32, zaman boyutu 120 ve kesit sayısı 32 olduğunda farklı kırılma oranı düzeyleri altında kırılma bölümü faktör düzeyleri ile testlerin kırılma noktası tahmin aralıkları arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Şekil incelendiğinde Bai Testi ile EM Algoritması dışındaki testlerle tahmin edilen kırılma noktası açıklıkları, kırılma bölümü faktör düzeyi 0,5 olduğunda en büyük olmaktadır. Bununla birlikte, daha önce tespit edildiği gibi $N = 120$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde EM Algoritması ortalama kırılma noktası tahmini üretememektedir. Bu nedenle EM Algoritması kırılma noktası tahminlerinin dar bir aralığa sahip olması bir önem arz etmemektedir.



Şekil 4.33. $N = 120$ ve $T = 32$ faktör düzeylerinde kırılma oranı tahmin açıklık ilişkisi

Şekil 4.33, zaman boyutu 120 ve kesit sayısı 32 olduğunda farklı kırılma bölümü düzeyleri altında kırılma oranı faktör düzeyleri ile testlerin kırılma noktası tahmin açıklıkları arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Şekil incelendiğinde tüm testlerde kırılma oranı arttıkça tahmin açıklıklarının küçüldüğü görülmektedir. Diğer bir ifadeyle, kırılma büyüklükleri arttıkça testlerin her bir tekrarında birbirlerine çok yakın kırılma noktası tahminleri elde edilmektedir.

Kırılma noktası tahmin açıklıkları, kırılma oranı düzeyinin 1,1 olduğu (kırılma sonrası ortalama kırılma öncesi ortalamadan %10 fazladır) durum dışında (yani kırılma büyüklüğü, kırılma sonrası ortalama kırılma öncesi ortalamadan %10'dan daha büyük olduğu durumlar) Bai Testi tahmin açıklığı, diğer testlere göre daha küçüktür. Buradan ortalama kırılma tahminlerinin gerçek kırılma noktasına yakınlığı bakımından Bai Testi ile benzer olan testlerle karşılaştırıldığında Bai Testi birbirine daha yakın tahminler üretirken diğer testlerin doğru tahmin oranı Bai Testine göre daha yüksek olabilecektir.

Daha önce testlerin kırılma noktası tahminlerinin açıklıkları incelenirken kesit boyutu arttıkça açıklıkların küçüldüğü ve zaman boyutu arttıkça testlerin kırılma noktası tahmin aralıklarının farklı etkilendiği sonucuna ulaşılmıştır. Özel olarak kırılmaların serilerin üçüncü çeyreğinde ortaya çıktığı durumda Dalgalanma Testi, daha dar bir aralıkta kırılma noktası tahminleri üretmektedir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Regresyon analizinde olduğu gibi istatistik ve ekonometri yazınında kullanılan yöntemlerin çoğu genel olarak model parametrelerinin örneklem verileri boyunca değişmediği varsayımına dayanmaktadır. Bu varsayım, analizi daha basit hale getiren ve analiz için gerçeğe uygun yapı sağlayan bir yaklaşımdır. Ancak veri boyutu, arttıkça bu varsayımın sağlanması zorlaşır ve varsayımın sağlanmaması, model parametrelerinin elde edilmesinde araştırmacıyı yanlış sonuçlara götürebilir. Özellikle tek bir zaman serisinin, örneklem boyunca model yapısında bir değişmeye maruz kalmadığı varsayımının; serinin uzunluğu arttıkça sağlanması daha da güç olmaktadır. İstihdam, büyüme ve işsizlik gibi iktisadi zaman serilerinde politika değişimleri ve çeşitli iktisadi olaylar nedeniyle uzun dönemde serilerin yapısında değişimler ortaya çıkabilmektedir.

Yapısal değişimler bir zaman serisinde zaman dönemi üzerinde ortaya çıkabileceği gibi kesitler arasında da ortaya çıkabilmektedir. Panel verilerin hem kesit hem de zaman boyutuna sahip olması nedeniyle panel verilerde yapısal kırılma, zaman boyutunda ortaya çıkabileceği gibi kesit boyutunda da ortaya çıkabilir. Yapısal değişim, paneli oluşturan kesit birimlerine ait denklemlerin paneli oluşturan zaman döneminde belli bir tarihten sonra değişmesi şeklinde ortaya çıkabilecektir. Bununla birlikte, panel verilerde yapısal değişim, paneli oluşturan kesit birimlerinin bir grubu, ortak bir denkleme sahip iken geri kalan bölümü, farklı bir denkleme sahip olacak şekilde de ortaya çıkabilir. Ancak yapısal değişim yazınında denklemlerin zaman üzerinde değişmesi daha sık rastlanan bir durumdur.

Hem zaman serilerinde hem de kesit birimi sayısı kadar zaman serisinden oluşan panel verilerde yapısal kırılma probleminin incelenmesi iki şekilde yapılmaktadır. Bunlardan birincisi, serilerde yapısal değişim varlığında birim kök probleminin incelenmesidir. İkincisi ise serilerde yapısal kırılmanın varlığının ve kırılma tarihinin belirlenmesidir. Bu çalışmada, panel verilerde yapısal değişimin varlığı ve kırılma tarihinin belirlenmesi problemi incelenmiştir.

Panel verilerde yapısal kırılma varlığının incelenmesi problemi, bir tek seride yapısal değişimin varlığının incelenmesine göre biraz daha karmaşıktır. Yapısal değişimler, genel olarak panel verilerin zaman boyutunda ortaya çıkmaktadır. Tek bir zaman serisinde yapısal kırılmanın ortaya çıktığı tek bir tarih varken panel verilerde her bir zaman serisinde farklı tarihlerde yapısal değişim ortaya çıkabileceği gibi paneli oluşturan tüm zaman serilerinde aynı tarihte de bir yapısal değişim ortaya çıkabilir. Ayrıca bir zaman serisinde birden fazla tarihte yapısal değişim ortaya çıktığı çoklu kırılma durumu, aynı kesit birimine ait serinin incelendiği zaman dönemi üzerinde farklı tarihlerde ortaya çıkan yapısal değişimlerdir. Ancak panel verilerde çoklu yapısal kırılma kesit boyutu üzerinde ortalaya çıkabileceği gibi zaman boyutu üzerinde ortaya çıkabilir. Örneğin N kesit birimine ait her biri T uzunluğundaki zaman serilerinden oluşan bir panel veride m tane yapısal kırılma varlığında bu yapısal kırılmalar, m tane kesit grubunda grup içinde ortak gruplar arasında farklı tarihlerde ortaya çıkabileceği gibi tüm kesit birimlerinde aynı ama zaman döneminde m farklı tarihte ortaya çıkabilir. Panel verilerin özellikleri sonucunda ortaya çıkan bu varsayım gereklilikleri, panel verilerde yapısal kırılma varlığının araştırılması ve kırılma tarihinin belirlenmesine ilişkin farklı çalışmaların ortaya çıkmasına yol açmıştır.

Panel verilerde kırılma noktasının tespit edilmesine ilişkin çalışmalarda genel olarak, iki yaklaşım benimsenmektedir. Birincisi, paneli oluşturan tüm serilerde yapısal kırılmaların ortak bir tarihte ortaya çıktığı Ortak Kırılma Modeli Yaklaşımı'dır. İkincisi ise kırılmaların rasgele bir değişkenin dağılımına bağlı olarak her bir seride farklı bir tarihte ortaya çıktığı, Rasgele Kırılma Modeli Yaklaşımı'dır.

Bu çalışmada, panel verilerde yapısal kırılma varlığının tespit edilmesinde kullanılan bazı testlerin kırılma noktası tahmin performansı incelenmiştir. Performansı incelenen testler, Ortalama Kayma Modeli (OKM) Yaklaşımına dayalı test yöntemleridir. Bununla birlikte bu testlere ek olarak Rasgele Kırılma Modeli yaklaşımına dayalı testlerden olan EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin etme performansı da incelenmiştir.

OKM yaklaşımına dayalı pek çok test yöntemi bulunmaktadır. Bu yöntemlerden bir kısmı, test yönteminde kullanılan panel değişken sayısı dikkate alınarak çalışmaya

dahil edilmiştir. Panel regresyon denklemlerinde yapısal kırılmanın tespit edilmesine yönelik olarak önerilmiş testlerde kullanılan bağımsız değişkenlere bağlı olarak bu testler, ek bilgiler gerektirmektedir. Bu test yöntemlerinin kırılma noktası tahmin performansı, bağımsız değişken sayısına bağlı olarak değişebilecektir. Buradan panel regresyon denklemlerinde yapısal değişimin tespit edilmesini içeren Feng ve diğerleri (2008)' de önerilen test ile Çok Değişkenli CUSUM testleri dışındaki OKM yaklaşımına dayalı test yöntemlerinin kırılma noktasını tahmin etme performansı incelenmiş ve birbirleri ile karşılaştırılmıştır.

Belirtilen hususlar dikkate alınarak bu çalışmada, Monte Carlo benzetimleri yardımıyla Bai (2010)' da önerilen Basit Ortalama Kayma Modeli Yöntemi (Bai Testi), Emerson ve Kao (2000)' de önerilen Dalgalanma Testi ile Wald İstatistiği Testi (Wald Testi), Kim (2011)'de önerilen Kim Testi, Horváth ve Hušková (2012) ve Chan ve diğerleri (2013)' te önerilen Basit Ortalama Kayma modeline CUSUM yaklaşımı (CUSUM) ve Joseph ve Wolfson (1993)' te önerilen EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performansları incelenmiştir.

Horváth ve Hušková (2012) ve Chan ve diğerleri (2013)' te önerilen Basit Ortalama Kayma modeline CUSUM yaklaşımı, Basit Ortalama Kayma modelinin CUSUM yaklaşımına bağlı olarak yeniden ifade edilmesidir. Buradan bu yöntem kullanılarak tahmin edilen kırılma noktası ile Bai (2010)' da önerilen yöntem kullanılarak tahmin edilen kırılma noktasının aynı olması beklenmektedir. Bu çalışmada yapılan benzetim sonuçları da Bai Testi ile CUSUM yaklaşımının aynı sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Bu çalışmada kesit boyutu, zaman boyutu, kırılma noktası ve kırılma büyüklüğü faktörlerinin panel veri ortalamasında meydana gelen bir yapısal kırılmanın tespit edilmesinde kullanılan Bai, Dalgalanma, Wald, Kim ve CUSUM Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performansı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Çalışmada, zaman boyutu, kesit boyutu, kırılma bölümü ve kırılma oranı faktörleri ve bu faktörlerin belirlenen sırasıyla 3, 3, 3 ve 4 düzeyi dikkate alınarak oluşturulan deney düzeni kapsamında her biri 3000 tekrardan oluşan toplam 108 benzetim yapılmıştır.

Bai, Dalgalanma, Wald, Kim ve CUSUM Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performanslarının kesit boyutu, zaman boyutu, kırılma noktası ve kırılma büyüklüğü faktör düzeylerine bağlı olarak incelenmesi iki kritere bağlı olarak yapılmıştır. Birincisi, belli faktör düzeyleri altında her bir test yöntemi için elde edilmiş doğru tahmin oranlarının incelenmesidir. İkincisi ise her bir test kullanılarak tahmin edilen ortalama kırılma noktası ile gerçek kırılma noktası arasındaki farkın ve kırılma noktası tahminlerinin standart hatası ile en küçük ve en büyük kırılma noktası tahminleri arasındaki farkın incelenmesidir. Çalışmada kırılma noktası tahminlerinin %95 güven aralıklarının faktör düzeylerine göre genel eğilimleri de incelenmiştir.

Zaman boyutu, kesit boyutu, kırılma oranı ve kırılma bölümü faktör düzeylerinin Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası doğru tahmin oranları üzerindeki etkilerinin incelenmesi sonucunda temel olarak şu sonuçlara ulaşılmıştır:

➤ Bai Testi, bazı özel faktör düzeyleri dışında genel olarak diğer test yöntemlerine göre daha yüksek kırılma noktası tahmin performansı göstermektedir. Kırılmanın serilerin ilk çeyreğinde ortaya çıkması durumunda Bai Testi, daha yüksek bir tahmin performansı göstermektedir.

➤ EM algoritması en yüksek tahmin performansını, kırılma oranı 1,1 ve kırılma bölümü 0,5 olduğunda göstermektedir. EM algoritması kırılma oranı 1,1 olduğunda iyi tahmin performansı göstermektedir. Bu, EM algoritması yönteminin kırılma büyüklüğünün küçük olduğu durumlarda daha iyi performans gösterdiği anlamına gelmektedir.

➤ Wald Testi, kırılmanın serilerin ortasında olması durumunda daha yüksek tahmin performansı göstermektedir.

➤ Dalgalanma Testi, kırılmanın serilerin üçüncü çeyreğinde olduğu durumda daha yüksek tahmin performansı göstermektedir.

➤ Kim Testi, kırılmanın serilerin ortasında olduğu durumda diğer durumlara göre daha düşük tahmin performansı göstermektedir.

➤ Genel olarak kırılma oranı arttıkça ve/veya kesit boyutu büyüdükçe ve/veya zaman boyutu büyüdükçe testlerin doğru tahmin oranları azalmaktadır. Kırılma bölümü faktörü test performansları üzerinde önemli bir faktör olmakla birlikte yukarıda belirtildiği gibi farklı testler, farklı kırılma bölümlerinde daha doğru tahmin oranına sahiptir.

Testlerin performanslarıyla ilgili sonuçlar değerlendirilirken genel olarak testlerin doğru tahmin oranlarının zaman ya da kesit boyutundaki artışlar gibi faktör düzeylerindeki artışlardan olumsuz etkilendiği görülmektedir. Bunun nedeni, zaman boyutu arttığında daha geniş bir aralıkta tahmin değerlerinin elde edileceği gibi kesit boyutu arttıkça kırılma noktası tahmininin standart hatasının azalmasıyla birlikte hep aynı değeri tahmin etmesi de olabilir. Buraya kadar verilen sonuçlar, kırılma tarihi ile kırılma tarihinin tahmini arasındaki farkın büyüklüğü dikkate alınmaksızın test performansları değerlendirilmesiyle elde edilmiş sonuçlardır. Ancak kırılma noktasına çok yakın tahminler veren testlerin performansının daha geniş aralıkta ve kırılma tarihine daha uzak tahminler veren testlere göre daha iyi performans gösterdiğinin dikkate alınması gerekir. Bu nedenle, testlerin performansının incelenmesinde yalnızca doğru tahmin oranlarının değerlendirilmesi, araştırmacıları yanlış sonuçlara götürebilecektir. Buradan ilgili faktör düzeylerinin Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yönteminin kırılma noktası tahmin performansları üzerindeki etkilerinin değerlendirilmesinde bu testlerin doğru tahmin oranlarının yanı sıra kırılma noktası tahminleri ile bu tahminlerin standart hatası ve açıklık değerlerinin de değerlendirilmesi daha doğru sonuçlara ulaşılmasını sağlayabilecektir.

Bai, Dalgalanma, Wald ve Kim Testleri ile EM Algoritması yöntemi kırılma noktası tahminleri ile gerçek kırılma noktası tahminleri arasındaki farkın ve kırılma noktası tahminlerinin standart hatası ile en küçük ve en büyük tahminleri arasındaki farkı gösteren açıklık değerlerinin incelenmesiyle aşağıdaki sonuçlara ulaşılmıştır:

➤ Ortalama kırılma noktası tahminlerinin gerçek kırılma noktasına en yakın olduğu tahminleri, Bai Testi üretmektedir.

➤ Dalgalanma Testi performansı, kesit boyutu arttıkça artmaktadır. Diğer bir değişle, kesit boyutu arttıkça Dalgalanma Testi, gerçek kırılma noktasına daha yakın tahminler üretmektedir. Kesit sayısı arttıkça Kim Testinin kırılma noktası performansında az da olsa bir iyileşme ortaya çıkmaktadır. Diğer testlerin kırılma noktası tahmin performansında kesit boyutu arttıkça bir azalma olduğu yönünde bir sonuca ulaşılamamakla birlikte kırılma bölümü ve oranı faktörlerinin bazı düzeylerinde testlerin kırılma noktası performansının kesit boyutu arttıkça attığı sonucuna ulaşılmıştır.

➤ Bai Testi dışında zaman boyutu arttıkça testlerin kırılma noktası performansı düşmektedir.

➤ Kırılma oranı faktörünün 0,8 düzeyi ve kırılma bölümünün 0,25 düzeyinde en yüksek tahmin performansı gösteren testler, Bai Testi ile EM Algoritması yöntemidir. Kırılma bölümünün aynı faktör düzeyinde kırılma oranı faktör düzeyi 1,1 iken yine iki yöntemin en yüksek kırılma noktası tahmin performansını gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Ancak birinci durumda çok küçük farkla Bai Testi daha iyi bir kırılma noktası tahmin performansı gösterirken ikinci durumda EM Algoritması yöntemi, küçük bir farkla daha iyi kırılma noktası tahmin performansı göstermiştir. Kırılma oranı faktör düzeyindeki artışların kırılma noktası tahminleri üzerindeki etkileri incelenirken büyük kırılma oranı faktör düzeylerinde EM Algoritması yöntemi ile kırılma noktası tahminlerine ulaşamadığı görülmüştür.

➤ Kırılma, serilerin ilk çeyreğinde ya da serilerin orta noktalarında ortaya çıktığı durumlarda Dalgalanma Testi gerçek kırılma noktalarına en uzak tahminleri ortaya koymaktadır. Kırılma, serilerin üçüncü çeyreğinde ortaya çıktığında ise Dalgalanma Testi, Bai Testi ile birlikte gerçek kırılma noktasına en yakın tahminleri üretmektedir. Ayrıca kırılma serilerin üçüncü çeyreğinde ortaya çıktığı durumda en kötü performansı Wald Testi göstermektedir.

➤ Kırılmaların serilerin orta noktasında olması durumunda Wald ve Kim Testleri, en yüksek performansı göstermektedir. Bai Testi, kırılmaların serilerin ortasında olması durumunda Wald ve Kim Testlerine yakın bir performans göstermektedir. Bai Testi kırılma noktası tahmin performansı, zaman boyutu artışlarından olumlu bir şekilde etkilenirken Wald ve Kim Testleri kırılma noktası tahmin performansları, zaman boyutu faktörünün büyük düzeylerinden olumsuz etkilenmektedir. Bu nedenle, zaman boyutunun büyük ve kırılmaların serilerin orta noktasında olması durumunda Bai Testi daha yüksek kırılma noktası tahmin performansı göstermektedir.

➤ Kırılma büyüklüğünün testlerin performansı üzerinde belirgin bir etkisi tespit edilememiştir. Kırılma büyüklüğü; kırılma bölümü, kesit ve zaman boyutu faktörlerin farklı düzeylerinde testlerin kırılma noktası tahmini performansı üzerinde farklı yönde etki göstermiştir. Kırılmaların serilerin birinci ya da üçüncü çeyreğinde ortaya çıkması durumunda Kim Testi tahmin performansında bir artışa yol açarken kırılmaların serilerin ikinci çeyreğinde ortaya çıkması durumunda Dalgalanma Testi performansını olumlu etkilerken Wald Testi performansının olumsuz etkilemiştir. EM Algoritması kırılma noktası tahminlerinin serilerin kırılma sonrası ortalamasının kırılma öncesi ortalamasının %20' sinden daha büyük olduğu kırılma büyüklükleri için elde edilememesi nedeniyle EM Algoritmasının kırılma oranı faktörü için performansı değerlendirilememiştir.

➤ Kırılma noktası tahminlerinin %95 güven aralıkları ile kesit boyutu artışları arasındaki ilişkilerin incelenmesi sonucunda genel olarak testlerin, gerçek kırılma noktasını daha küçük tahmin ettiği görülmüştür. Ayrıca kesit boyutu arttıkça kırılma noktası tahminleri, gerçek kırılma noktasına yaklaşmaktadır. Bununla birlikte, kırılma oranı ve bölümü faktörlerinin aynı düzeyinde zaman boyutun farklı düzeyleri arasında kırılma noktası tahminlerinin güven aralıkları incelendiğinde zaman boyutunun daha küçük düzeylerine göre $T = 120$ olduğu durumda testlerin, gerçek kırılma noktasını daha büyük farkla küçük tahmin etmektedir. Bai, Wald ve Kim Testlerinde kırılma oranı faktör düzeyi; 0,8 olduğunda güven aralığı değerleri gerçek kırılma noktasına daha yakındır. Ayrıca bu testler, kırılma oranının küçük değerlerinde gerçek kırılma noktasından büyük kırılma noktası tahminleri üretirken

kırılma oranı büyüdükçe gerçek kırılma noktasından daha küçük kırılma noktası tahminleri üretmektedir. Diğer yöntemlerin kırılma noktası güven aralıkları ile gerçek kırılma noktası arasında böyle bir ilişki bulunmamaktadır. Kırılmanın serilerin ortasında olduğu durumda testler, gerçek kırılma noktasından daha küçük tahminler üretmektedir. Ayrıca kırılmanın serilerin ilk çeyreğinde olduğu durumla karşılaştırıldığında tahminlerin güven aralıkları gerçek kırılma noktasına daha yakındır. Ayrıca kırılma büyüklüğü arttıkça testlerin kırılma noktası tahminleri gerçek kırılma noktasından uzaklaşmaktadır. Kırılma serilerin ortasından sonraki bölümlerde olduğu durumda testler, gerçek kırılma noktasından daha küçük tahminler üretmektedir. Ayrıca kırılma serilerin ilk çeyreğinde olduğu durumla karşılaştırıldığında tahminlerin güven aralıkları gerçek kırılma noktasına daha yakın iken kırılma serilerin ortasında olduğu duruma göre daha uzak tahminler üretmektedir. Ayrıca kırılma oranı arttıkça testlerin kırılma noktası tahminleri gerçek kırılma noktasına yaklaşmaktadır.

➤ Genel itibariyle, kesit sayısı arttıkça testlerin kırılma noktası tahminlerinin standart hataları azalmakta ve zaman boyutu arttıkça Bai Testi dışındaki testlerde tahmin edilen kırılma noktası tahmini standart hataları artmaktadır. Bai Testi dışında kırılmaların serilerin orta noktasında olduğu durumda testlerle tahmin edilen kırılma noktası tahminlerinin standart hataları büyümektedir. Ayrıca kırılma oranı arttıkça standart hatalar, azalmaktadır. Genel itibariyle en küçük standart hatalara sahip test, Bai Testidir. Ayrıca kırılma oranı, 1,4'ten büyük olduğu durumlarda Bai Testi kırılma noktası tahminlerinin standart hatası, sifıra eşittir.

➤ Kırılma bölümü ve/veya kırılma oranı faktörlerinin düzeyleri arttıkça tahmin açıklıkları daralmaktadır.

➤ Kırılma noktası tahmin açıklıklarında kırılma oranı düzeyinin 1,1 olduğu (kırılma sonrası ortalama kırılma öncesi ortalamadan %10 fazladır) durum dışında (yani kırılma büyüklüğü, kırılma sonrası ortalama kırılma öncesi ortalamadan %10'dan daha büyük olduğu durumlar) Bai Testi tahmin açıklıkları diğer testlere göre daha dardır. Buradan ortalama kırılma tahminlerinin gerçek kırılma noktasına yakınlığı bakımından Bai Testi ile benzer olan testlerle karşılaştırıldığında Bai Testi birbirine daha yakın tahminler üretirken diğer testlerin doğru tahmin oranı Bai

Testine göre daha yüksek olabilecektir. Kırılma oranının 1,1 düzeyinde Wald Testi, en dar aralıklara sahip kırılma tahminlerini üretmektedir.

EM Algoritması hesaplamaları üstel fonksiyona bağlı olarak yapılmaktadır. Bu, EM Algoritmasının kırılma öncesi ve sonrası ortalamalar arasındaki farkın büyük olduğu durumlarda kullanılmasını sınırlandırmaktadır. Ayrıca serilerinin dağılımının Poisson dağılımı olduğu durumlarda ve küçük ortalamalarla daha iyi sonuçlar vermesi beklenmektedir. Buradan serilerin farklı dağılımlara sahip olduğu durumlarda panel verilerde yapısal kırılmanın tespit edilmesinde özellikle EM Algoritması ve diğer test yöntemlerinin performansının incelenmesi yeni bir araştırma konusu olabilir.

KAYNAKLAR

- Akdi, Y. (2010). *Zaman Serileri Analizi (Birim Kökler ve Kointegrasyon)*, Genişletilmiş 2. Baskı, Gazi Kitabevi.
- Andrews, D. W. K. (1993). Tests for Parameter Instability and Structural Changes with Unknown Change Point, *Econometrica*, 61, 821-856.
- Andrews, D. W. K. and Ploberger, W. (1994). Optimal Tests When a Nuisance Parameter is Present Only under the Alternative, *Econometrica*, 62, 1383-1414.
- Bai, J. (1997). Estimation of a Change Point in Multiple Regression Models, *Review of Economics and Statistics*, 79, 551-563.
- Bai, J. (2006). *Common Breaks in Panel Data*, New York University, Yayınlanmamış Eser.
- Bai, J. (2010). Common Breaks in Means and Variances for Panel Data, *Journal of Econometrics*, 157, 78-92.
- Bai, J., Lumsdaine, R. L. and Stock, J. H. (1998). Testing For and Dating Common Breaks in Multivariate Time Series, *Review of Economic Studies Limited*, 65, 395-432.
- Bai, J. and Perron, P. (1998). Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes, *Econometrica*, 66, 1, 47-78.
- Bai, J. and Perron, P. (2003). Computation and Analysis of Multiple Structural Change, *Journal of Applied Econometrics*, 18, 1-22.
- Baltagi, B. H. (2005). *Econometric Analysis of Panel Data*, John Wiley&Sons Ltd, Third edition.
- Bijleveld, C. C. H., Kamp, L.J.T.V.D, Mooijaart, A., Kloot, W. V. D. V. D., Leeden, R. V. D. and Burg, E. V. D. (1998). *Longitudinal Data Analysis: Designs, Models and Methods*, Sage Publications.
- Carlin, B. P., Gelfand, A. E. and Smith, A. F. M. (1992). Hierarchical Bayesian Analysis of Changepoint Problems, *Applied Statistics*, 41, 389-405.
- Carlion-i-Silvestre, J. L., Barrio-Castro, T. D. and López-Bazo, E. (2005). Breaking the Panels: An application to the GDP per Capita, *Econometrics Journal*, 8, 159-175.
- Chan, J., Horváth, L. and Hušková, M. (2013). Darling-Erdős Limit Results for Change-Point Detection in Panel Data, *Journal of Statistical Planning and Inference*, 143, 955-970.

- Chib, S. (1998). Estimation and Comparison of Multiple Change Point Models, *Journal of Econometrics*, 86, 221-241.
- Chow, G. C. (1960). Tests for Equality between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions, *Econometrica*, 28, 591-605.
- Chu, C. S. and White, H. (1992). A Direct Test for Changing Trend, *Journal of Business and Statistics*, 10, 289-299.
- De Hoyos, R. E. and Sarafidis, V. (2006). Testing for Cross-Sectional Dependence in Panel Data Models, *Stata Journal*, 6 (4), 482-496.
- Dielman, T. E. (1983). Pooled Cross-Sectional and Time Series Data: A Survey of Current Statistical Methodology, *The American Statistician*, 37 (2), 111-122.
- Emerson, J. and Kao, C. (2000). *Testing for Structural Change of a Time Trend Regression in Panel Data*, Working Paper No. 15, Center for Policy Research, 137.
- Emerson, J. and Kao, C. (2006). Testing for Structural Change in Panel Data: GDP Growth, Consumption Growth, and Productivity Growth, *Economics Bulletin*, 3, 14, 1-12.
- Enders, W. (1995). *Applied Econometric Time Series*, John Wiley&Sons, Inc, Canada.
- Feng, Q., Kao, C. and Lazarova, S. (2008). *Estimation and Identification of Change Points in Panel Models*, Working Paper, Center for Policy Research, Syracuse University, Mimeo.
- Frees, E. W. (2004). *Longitudinal and Panel Data: Analysis and Applications in the Social Sciences*, Cambridge University Press.
- Gujarati, D. (2004). *Basic Econometrics*, Fourth Edition, The McGraw-Hill.
- Han, A. K. and Park, D. (1989). Testing for Structural Change in Panel Data: Application to a Study of U.S. Foreign Trade in Manufacturing Goods, *The Review of Economics and Statistics*, 71 (1), 135-142.
- Hinkley, D. V. (1970). Inference about the Change-Point in a Sequence of Random Variables, *Biometrika*, 57, 1-17.
- Hinkley, D. V. and Hinkley, E. A. (1970). Inference about the Change-Point in a Sequence of Binomial Variables, *Biometrika*, 57, 477-488.
- Horváth, L. ve Hušková, M. (2012). Change-Point Detection in Panel Data, *Journal of Time Series Analysis*, 33, 631-648.

- Hsiao, C., Mountain, D.C. and Ho-Ilman, K. (1995). Bayesian Integration of End-Use Metering and Conditional Demand Analysis, *Journal of Business & Economic Statistics*, 13, 315–326.
- Hsiao, C. (2003). *Analysis of Panel Data*, Cambridge University Press.
- İnternet: TÜİK, TÜİK Dış Ticaret İstatistikleri, URL: <http://www.webcitation.org/query?url=https%3A%2F%2Fbiruni.tuik.gov.tr%2Fdisticaretapp%2Fdisticaret.zul%3Fparam1%3D4%26param2%3D0%26sitcrev%3D0%26isicrev%3D0%26sayac%3D5808&date=2016-02-03>, Son Erişim Tarihi: 03.02.2016.
- Joseph, L. and Wolfson, D. B. (1992). Estimation in Multi-Path Change-Point Problems, *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 21 (4), 897-913.
- Joseph, L. and Wolfson, D. B. (1993). Maximum Likelihood Estimation in the Multi-Path Change-Point Problem, *Annals of Institute of Statistical Mathematics*, 45 (3), 511-530.
- Joseph, L., Vandal, A. C. and Wolfson, D. B. (1996). Estimation in the multipath change point problem for correlated data, *The Canadian Journal of Statistics*, 24 (1), 37-53.
- Joseph, L., Wolfson, D. B., Berger, R. D. and Lyle, R. M. (1996). *Change-Point Analysis of a Randomized Trial on the Effects of Calcium Supplementation on Blood Pressure*, Bayesian Biostatistics, Berry, D. A. and Stangl, D. K. Eddition, Marcel Dekker Inc.
- Joseph, L., Wolfson, D. B., Berger, R. D. and Lyle, R. M. (1997). Analysis of Panel Data With Change-Points, *Statistica Sinica*, 7, 687-703.
- Kao, C., Trapani, L. and Urga, G. (2007). *Modelling and Testing for Structural Changes in Panel Cointegration Models with Common and Idiosyncratic Stochastic Trend*, Working Paper, Paper 73, Center for Policy Research, Surface, Syracuse University.
- Kim, D. (2011). Estimating a common deterministic time trend break in large panels with cross sectional dependence, *Journal of Econometrics*, 164, 310-330.
- Li, F., Tian, Z., Xiao, Y. and Chen, Z. (2015). Variance Change-Point Detection in Panel Data Models, *Economics Letters*, 126, 140-143.
- Liao, W. (2008). Structural Breaks in Panel Data Models: A New Approach, *Job Market Paper*.
- Lumsdaine, R. L. and Papell, D. H. (1997). Multiple Trend Breaks and the Unit-Root Hypothesis, *The Review of Economics and Statistics*, 79 (2), 212-218.
- Maddala, G. S. (1971). The Use of Variance Components Models in Pooling Cross Section and Time Series Data, *Econometrica*, 39, 2.

- Maddala, G., S. (1993). *The Econometrics of Panel Data*, Volume I, The International Library of Critical Writings in Econometrics 1, Edward Elgar Publishing Limit.
- Maddala, G. S. and Kim, I-M (2002). *Unit Roots, Cointegration and Structural Change*, Cambridge University Press.
- Nelson, C. R. and Plosser, C. I. (1982). Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Some Evidence and Implications, *Journal of Monetary Economics*, 10, 139-162 North-Holland Publishing Company.
- Perron, P. (1989). The Great Crash, The Oil Price Shock and The Unit Root Hypothesis, *Econometrica*, 57 (6), 1361-1401.
- Perron, P., Zhu, X. (2005). Structural breaks with deterministic and stochastic trends, *Journal of Econometrics*, 129, 65–119.
- Pettitt, A. N. (1979). A Nonparametric Approach to the Change-Point Problem, *Applied Statistics*, 28, 126-135.
- Phillips, P. and Moon, H. R. (1999). Linear Regression Limit Theory for Nonstationary Panel Data, *Econometrica*, 67, 1057-1111.
- Ploberger, W., Kramer, W. and Kontrus, K. (1989). A New Test for Structural Stability in the Linear Regression Model, *Journal of Econometrics*, 40, 307-318.
- Quandt, R. E. (1958). The Estimation of the Parameters of a Linear Regression System Obeying Two Separate Regimes, *Journal of the American Statistical Association*, 53, 873-880.
- Quandt, R. E. (1960). Tests of the Hypothesis That a Linear Regression Systems Obeys Two Separate Regimes, *Journal of the American Statistical Association*, 55, 324-330.
- Smith, A. F. M. (1975). A Bayesian Approach to Inference about a Change-Point in a Sequence of Random Variables, *Biometrika*, 62, 407-416.
- Sosyal Güvenlik Kurumu (2014). *Sosyal Güvenlik Kurumu İstatistik Yıllıkları (2014)*, Ankara: Sosyal Güvenlik Kurumu.
- Twisk, J. W. R. (2003). *Applied Longitudinal Data Analysis for Epidemiology: A Practical Guide*, Cambridge University Press, first publish.
- Vogelsang, T. J. (1997). Wald-Type Tests for Detecting Breaks in the Trend Function of a Dynamic Time Series, *Econometric Theory*, 13, 818-849.
- Yao, Y. C. (1987). Approximating the Distribution of the Maximum Likelihood Estimate of the Change-Point in a Sequence of Independent Random Variables, *Annals of Statistics*, 15, 1321-1328.

Yao, Y. C. (1990). On the Asymptotic Behavior of a Class of Nonparametric Tests for a Change-point Problem, *Statistics and Probability Letters*, 9, 173-177.

Zivot, E. and Andrews, D. W. K. (1992). Further Evidence on the Great Crash, the Oil-Price Shock, and the Unit-Root Hypothesis, *Journal of Business & Economic Statistics*, 10, 3.

Wooldridge, J.M. (2002). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, The MIT Press.

EKLER

EK-1. Benzetim Kodu

```

program ip25, rclass
drop _all
quietly
set obs kesit sayısı(N)
scalar zaman boyutu(T)
scalar mu1=3
scalar ortfark=kırılma oranı(KO)
scalar mu2=mu1*ortfark
scalar var=mu1*0.08
scalar kırılmabol=kırılma bölümü(KB)
scalar kırılmanoktası=kırılmabol*T
gen i=_n
expand T
sort i
quietly summarize i
scalar N=r(max)
by i: gen t=_n
by i: generate mi1=rnormal(mu1, var) if t<kırılmanoktası
by i: generate mi2=rnormal(mu2, var) if t>=kırılmanoktası
g mi=.
replace mi=mi1 if (t<kırılmanoktası)
replace mi=mi2 if (t>=kırılmanoktası)
g e=rnormal(0, 1)
g y=mi+e
by i: gen x=t/T
xtset i t
g beta1_tah=.
g beta2_tah=.
generate x1=.
generate m=.
quietly xtreg y x, fe
scalar b3=_b[x]
quietly summarize t
forvalues j=1/`r(max)'{
replace m=`j'
replace x1=. if (t>=m+1)
replace x1=x if (t< m+1)
quietly summarize m
scalar maksm=r(max)
if (maksm==1){
quietly reg y x1
}
else{
quietly xtreg y x1, re
}
scalar b1=_b[x]
by i: replace beta1_tah= b1 if (t==m)
replace x1=. if (t<m)

```



```

replace x1=x if (t>= m)
if (maks==T){
quietly reg y x1
}
else{
quietly xtreg y x1, re
}
scalar b2=_b[x]
by i: replace beta2_tah= b2 if (t==m)
}
gen birtopy=y
by i: replace birtopy = L.birtopy + y if _n > 1
gen birtopx=x
by i: replace birtopx=L.birtopx + x if _n > 1
gen birkaretopy=y^2
by i: replace birkaretopy=L.birkaretopy + y^2 if _n > 1
by i: gen yorti1=birtopy/t
bys i: egen sumy=sum(y) if inrange(t,1,T)
by i: gen yiort=sumy/T
by i: gen zti=(birtopy-t*yiort)^2/ T^2
bys i: gen tersbirtopy =sumy-birtopy
by i: gen yorti2=tersbirtopy/(T-t)
bys i: egen karesumy=sum(y^2) if inrange(t,1,T)
bys i: gen tersbirkaretopy=karesumy-birkaretopy
by i: gen SiT=birkaretopy-t*yorti1^2+tersbirkaretopy-(T-t)*yorti2^2
by i: replace SiT=karesumy-sumy^2/T if t==T
bys i: egen tersbirtopx=sum(x)
by i: replace tersbirtopx=tersbirtopx-birtopx
by i: gen xorti1=birtopx/t
by i: gen xorti2=tersbirtopx/(T-t)
by i: replace xorti2=0 if xorti2==.
gen birkaretopx=x^2
bys i: egen tersbirkaretopx=sum(birkaretopx)
by i: replace birkaretopx=L.birkaretopx + birkaretopx if _n > 1
by i: replace tersbirkaretopx=tersbirkaretopx-birkaretopx
bys i: gen A1=birkaretopx-t*(xorti1)^2
bys i: gen B1=tersbirkaretopx-(T-t)* (xorti2)^2
quietly summarize y if inrange(t,1,T/2)
scalar Lamda=r(mean)
quietly summarize y if inrange(t, T/2+1,T)
scalar lamda=r(mean)
quietly summarize y
scalar sumy=r(sum)
gen Lamda1=Lamda
gen lamda1=lamda
scalar drop Lamda lamda
quietly summarize Lamda1
scalar Lamdaa1=r(mean)
quietly summarize lamda1
scalar lamdaa1=r(mean)

```



```

bys i: generate zit1=1/T
gen wit1=0
by i: replace wit1= L.wit1-L.zit1 if _n > 1
sort t i
bys t: egen sumzti=sum(zti) if inrange(i,1,N)
gen Vort=sumzti/(t*(T-t)) if inrange(t,1,T-1)
replace Vort=0 if t==T
quietly summarize Vort
scalar makVort=r(max)
g k_tahminVort=t
replace k_tahminVort=0 if (Vort!=makVort)
quietly summarize k_tahminVort
return scalar argmaksVort=r(max)
scalar argmaksVort1=r(max)
if (argmaksVort1==kırılmanoktası){
return scalar CUSUMd=1
}
else{
return scalar CUSUMd=0
}
by t: egen SSR=sum(SiT)
quietly summarize SSR
scalar min=r(min)
g k_tahminBO=t
replace k_tahminBO=0 if (SSR!=min)
quietly summarize k_tahminBO
return scalar argmin=r(max)
scalar argmin1=r(max)
if (argmin1==kırılmanoktası){
return scalar BAİd=1
}
else{
return scalar BAİd=0
}
bys t: egen A=sum(A1)
bys t: egen B=sum(B1)
gen dalgalanma= (beta1_tah- b3)* t^3
replace dalgalanma=- dalgalanma if dalgalanma<0
quietly summarize dalgalanma if inrange(t, 2, T-1)
scalar mutlak1=r(max)
gen wald= (beta1_tah- beta2_tah)*A*B/(A+B)
replace wald=- wald if wald<0
quietly summarize wald if inrange(t, 2, T-1)
scalar mutlak2=r(max)
g k_tahmin_dal=t
g k_tahmin_wald=t
replace k_tahmin_dal=0 if (dalgalanma!=mutlak1)
replace k_tahmin_wald=0 if (wald!=mutlak2)
quietly summarize k_tahmin_dal
return scalar maks1=r(max)

```



```

scalar maks11=r(max)
if (maks11==kırılmanoktası){
return scalar Dalgalanmad=1
}
else{
return scalar Dalgalanmad=0
}
quietly summarize k_tahmin_wald
return scalar maks2=r(max)
scalar maks21=r(max)
if (maks21==kırılmanoktası){
return scalar Waldd=1
}
else{
return scalar Waldd=0
}
by t: egen gk1=sum(zit1)
replace gk1=gk1/N
sort i t
gen zit_pay1=0
gen wity1=.
bys i: replace zit_pay1=exp(-t*Lamda1-(T-t)*lamda1+log(Lamda1)* birtopy
+log(lamda1)* tersbirtopy)*gk1
bys i: egen zit_payda1=sum(zit_pay1)
replace zit1= zit_pay1/zit_payda1
by i: replace wit1= L.wit1-L.zit1 if _n > 1
replace wity1=wit1*y
quietly summarize wity1
scalar sumwity1=r(sum)
quietly summarize wit1
scalar sumwit1=r(sum)
replace Lamda1=(sumy-sumwity1)/(N*T-sumwit1)
replace lamda1= sumwity1/ sumwit1
quietly summarize Lamda1
scalar LAmdaa1=r(mean)
quietly summarize lamda1
scalar LAMDA1=r(mean)
scalar Fark1=LAmdaa1-Lamdaa1
scalar fark1=LAMDA1-lamdaa1
sort t i
bys t: egen topzit1=sum(zit1)
bys t: replace gk1=topzit1/N
local w 1000
forvalues j=1/`w'{
local w=`j'+1
local q=`w'-`j'
if (fark`q' >0.005|Fark`q' >0.005){
sort i t
bys i: replace zit_pay`q'=exp(-t*Lamda`q'-(T-t)*lamda`q'+log(Lamda`q')* birtopy
+log(lamda`q')* tersbirtopy)*gk`q'

```



```

quietly summarize i
forvalues j=1/`r(max)'{
  replace m=`j'
  quietly summarize zit_pay`q' if(i==m)
  bys i: replace zit_payda`q'=r(sum) if(i==m)
}
replace zit`q'= zit_pay`q'/zit_payda`q'
by i: replace wit`q'= L.wit`q'-L.zit`q' if _n > 1
replace wity`q'=wit`q'*y
scalar drop sumwity`q' sumwit`q'
quietly summarize wity`q'
scalar sumwity`q'=r(sum)
quietly summarize wit`q'
scalar sumwit`q'=r(sum)
replace Lamda`q'=(sumy-sumwity`q')/(N*T-sumwit`q')
replace lamda`q'= sumwity`q'/ sumwit`q'
scalar drop Lamdaa`q' lamdaa`q'
quietly summarize Lamda`q'
scalar Lamdaa`q'=r(mean)
quietly summarize lamda`q'
scalar lamdaa`q'=r(mean)
sort t i
quietly summarize t
forvalues j=1/`r(max)'{
  replace m=`j'
  quietly summarize zit`q' if(t==m)
  bys t: replace topzit`q'=r(sum) if(t==m)
}
bys t: replace gk`q'=topzit`q'/N
sort i t
bys i: replace zit_pay`q'=exp(-t*Lamda`q'-(T-t)*lamda`q'+log(Lamda`q')* birtopy
+log(lamda`q')* tersbirtopy)*gk`q'
quietly summarize i
forvalues j=1/`r(max)'{
  replace m=`j'
  quietly summarize zit_pay`q' if(i==m)
  bys i: replace zit_payda`q'=r(sum) if(i==m)
}
replace zit`q'= zit_pay`q'/zit_payda`q'
by i: replace wit`q'= L.wit`q'-L.zit`q' if _n > 1
replace wity`q'=wit`q'*y
scalar drop sumwity`q' sumwit`q'
quietly summarize wity`q'
scalar sumwity`q'=r(sum)
quietly summarize wit`q'
scalar sumwit`q'=r(sum)
replace Lamda`q'=(sumy-sumwity`q')/(N*T-sumwit`q')
replace lamda`q'= sumwity`q'/ sumwit`q'
scalar drop LAmdaa`q' LAMDA`q'
quietly summarize Lamda`q'

```



```

scalar LAmdaa`q`=r(mean)
quietly summarize lamda`q'
scalar LAMDA`q`=r(mean)
sort t i
quietly summarize t
forvalues j=1/`r(max)'{
replace m=`j'
quietly summarize zit`q' if(t==m)
bys t: replace topzit`q`=r(sum) if(t==m)
}
bys t: replace gk`q`=topzit`q'/N
scalar drop Fark`q' fark`q'
if LAmdaa`q`>= Lamdaa`q'{
scalar Fark`q`=LAmdaa`q'-Lamdaa`q'
}
else{
scalar Fark`q`= Lamdaa`q'-LAmdaa`q'
}
if LAMDA`q`>=lamdaa`q'{
scalar fark`q`=LAMDA`q'-lamdaa`q'
}
else{
scalar fark`q`= lamdaa`q'-LAMDA`q'
}
continue, break
}
}
sort i t
g k_tahminEM =t
generate maks=.
quietly summarize i
forvalues j=1/`r(max)'{
replace m=`j'
quietly summarize zit1 if(i==m)
replace maks =r(max) if(i==m)
}
replace k_tahminEM =0 if (zit1!=maks)
quietly summarize k_tahminEM
return scalar kEM=int(r(sum)/N)
scalar kEM1=int(r(sum)/N)
if (kEM1==kırılmanoktası){
return scalar EMd=1
}
else{
return scalar EMd=0
}
}
end
simulate Bai=r(argmin) Dalgalanma=r(maks1) Wald=r(maks2) EM=r(kEM)
CUSUM=r(argmaksVort) BaiDoğru=r(BAİd) DalgalanmaDoğru=r(Dalgalanmad)

```



```

WaldDoğru=r(Waldd) EMdoğru=r(EMd) CUSUMdoğru=r(CUSUMd), reps(#)
nodots:ip25
mata
mata clear
ortfark=(0.8\1.1\1.4\1.9)
kırbol=(0.25\0.5\0.75)
mu1=3
mu2=mu1*ortfark
var=mu1*0.08
mnc=#
N=(12\32\120)
T=(12\32\120)
enkucuk=J(1, mnc, .)
KIM=J(mnc, 1, .)
değer=J(mnc, 1, .)
kim_ortfark=J(mnc, 4, .)
değer_ortfark= J(mnc, 4, .)
fark_ortfark= J(mnc, 4, .)
Kim_11=J(4, 3, .)
Kim_std11=J(4, 3, .)
Kim_min11=J(4, 3, .)
Kim_maks11=J(4, 3, .)
Doğru11=J(4, 3, .)
OrtFark11=J(4, 3, .)
StdFark11=J(4, 3, .)
Kim_21=J(4, 3, .)
Kim_std21=J(4, 3, .)
Kim_min21=J(4, 3, .)
Kim_maks21=J(4, 3, .)
Doğru21=J(4, 3, .)
OrtFark21=J(4, 3, .)
StdFark21=J(4, 3, .)
Kim_31=J(4, 3, .)
Kim_std31=J(4, 3, .)
Kim_min31=J(4, 3, .)
Kim_maks31=J(4, 3, .)
Doğru31=J(4, 3, .)
OrtFark31=J(4, 3, .)
StdFark31=J(4, 3, .)
Kim_12=J(4, 3, .)
Kim_std12=J(4, 3, .)
Kim_min12=J(4, 3, .)
Kim_maks12=J(4, 3, .)
Doğru12=J(4, 3, .)
OrtFark12=J(4, 3, .)
StdFark12=J(4, 3, .)
Kim_22=J(4, 3, .)
Kim_std22=J(4, 3, .)
Kim_min22=J(4, 3, .)
Kim_maks22=J(4, 3, .)

```



```

Dođru22=J(4, 3, .)
OrtFark22=J(4, 3, .)
StdFark22=J(4, 3, .)
Kim_32=J(4, 3, .)
Kim_std32=J(4, 3, .)
Kim_min32=J(4, 3, .)
Kim_maks32=J(4, 3, .)
Dođru32=J(4, 3, .)
OrtFark32=J(4, 3, .)
StdFark32=J(4, 3, .)
Kim_13=J(4, 3, .)
Kim_std13=J(4, 3, .)
Kim_min13=J(4, 3, .)
Kim_maks13=J(4, 3, .)
Dođru13=J(4, 3, .)
OrtFark13=J(4, 3, .)
StdFark13=J(4, 3, .)
Kim_23=J(4, 3, .)
Kim_std23=J(4, 3, .)
Kim_min23=J(4, 3, .)
Kim_maks23=J(4, 3, .)
Dođru23=J(4, 3, .)
OrtFark23=J(4, 3, .)
StdFark23=J(4, 3, .)
Kim_33=J(4, 3, .)
Kim_std33=J(4, 3, .)
Kim_min33=J(4, 3, .)
Kim_maks33=J(4, 3, .)
Dođru33=J(4, 3, .)
OrtFark33=J(4, 3, .)
StdFark33=J(4, 3, .)
for(w=1; w<=3; w++){
for(r=1; r<=3; r++){
k=T[r, 1]*kırbol[w, 1]
Kırılma=J(mnc, 4, k)
Matris=J(T[r, 1], mnc, .)
A=J(T[r, 1], 1, 1)
B=(1::T[r, 1])
SSR=J(T[r, 1], 1, .)
for(q=1; q<=3; q++){
for(s=1; s<=4; s++){
for(z=1; z<=mnc; z++){
mi1=rnormal(k, N[q, 1], mu1, var)
mi2=rnormal(T[r, 1]-k, N[q, 1], mu2[s, 1], var)
e=rnormal(T[r, 1], N[q, 1], 0, 1)
mi=(mi1\mi2)
for(p=1; p<=T[r, 1]; p++){
C=J(p, 1, 0)
D=(1::T[r, 1]-p)
if(p<T[r, 1]){

```



```

E=(C\D)
}
else{
E=(C)
}
Xk=(A, B, E)
P=Xk*invsym(Xk'*Xk)*Xk'
Y=mi+e
SSR[p,1]=trace(Y*(I(T[r, 1])-P)*Y)
}
Matris[:, z]=SSR
enkucuk[1,]=colmin(Matris)
for(c=1; c<= T[r, 1]; c++){
if(Matris[c,z]==enkucuk[1, z]){
KIM[z, 1]=c
}
}
if(KIM[z, 1]==Kırılma[z, 1]){
değer[z, 1]=1
}
else{
değer[z, 1]=0
}
}
kim_ortfark[:, s]=KIM
değer_ortfark[:, s]=değer
fark_ortfark[:, s]=kim_ortfark[:, s]-Kırılma[:, s]
if(w==1){
if(r==1){
Kim_11[s, q]=mean(kim_ortfark[:, s])
Kim_std11[s, q]= sqrt(variance (kim_ortfark[:, s]))
Kim_min11[s, q]=colmin(kim_ortfark[:, s])
Kim_maks11[s, q]=colmax(kim_ortfark[:, s])
Doğru11[s, q]=mean(değer_ortfark[:, s])
OrtFark11[s, q]=mean(fark_ortfark[:, s])
StdFark11[s, q]=sqrt(variance(fark_ortfark[:, s]))
}
else if(r==2){
Kim_21[s, q]=mean(kim_ortfark[:, s])
Kim_std21[s, q]= sqrt(variance (kim_ortfark[:, s]))
Kim_min21[s, q]=colmin(kim_ortfark[:, s])
Kim_maks21[s, q]=colmax(kim_ortfark[:, s])
Doğru21[s, q]=mean(değer_ortfark[:, s])
OrtFark21[s, q]=mean(fark_ortfark[:, s])
StdFark21[s, q]=sqrt(variance(fark_ortfark[:, s]))
}
else if(r==3){
Kim_31[s, q]=mean(kim_ortfark[:, s])
Kim_std31[s, q]= sqrt(variance (kim_ortfark[:, s]))
Kim_min31[s, q]=colmin(kim_ortfark[:, s])
}
}

```



```

Kim_maks31[s, q]=colmax(kim_ortfark[., s])
Dođru31[s, q]=mean(deđer_ortfark[., s])
OrtFark31[s, q]=mean(fark_ortfark[., s])
StdFark31[s, q]=sqrt(variance(fark_ortfark[., s]))
}
}
else if(w==2){
if(r==1){
Kim_12[s, q]=mean(kim_ortfark[., s])
Kim_std12[s, q]= sqrt(variance (kim_ortfark[., s]))
Kim_min12[s, q]=colmin(kim_ortfark[., s])
Kim_maks12[s, q]=colmax(kim_ortfark[., s])
Dođru12[s, q]=mean(deđer_ortfark[., s])
OrtFark12[s, q]=mean(fark_ortfark[., s])
StdFark12[s, q]=sqrt(variance(fark_ortfark[., s]))
}
else if(r==2){
Kim_22[s, q]=mean(kim_ortfark[., s])
Kim_std22[s, q]= sqrt(variance (kim_ortfark[., s]))
Kim_min22[s, q]=colmin(kim_ortfark[., s])
Kim_maks22[s, q]=colmax(kim_ortfark[., s])
Dođru22[s, q]=mean(deđer_ortfark[., s])
OrtFark22[s, q]=mean(fark_ortfark[., s])
StdFark22[s, q]=sqrt(variance(fark_ortfark[., s]))
}
else if(r==3){
Kim_32[s, q]=mean(kim_ortfark[., s])
Kim_std32[s, q]= sqrt(variance (kim_ortfark[., s]))
Kim_min32[s, q]=colmin(kim_ortfark[., s])
Kim_maks32[s, q]=colmax(kim_ortfark[., s])
Dođru32[s, q]=mean(deđer_ortfark[., s])
OrtFark32[s, q]=mean(fark_ortfark[., s])
StdFark32[s, q]=sqrt(variance(fark_ortfark[., s]))
}
}
else if(w==3){
if(r==1){
Kim_13[s, q]=mean(kim_ortfark[., s])
Kim_std13[s, q]= sqrt(variance (kim_ortfark[., s]))
Kim_min13[s, q]=colmin(kim_ortfark[., s])
Kim_maks13[s, q]=colmax(kim_ortfark[., s])
Dođru13[s, q]=mean(deđer_ortfark[., s])
OrtFark13[s, q]=mean(fark_ortfark[., s])
StdFark13[s, q]=sqrt(variance(fark_ortfark[., s]))
}
else if(r==2){
Kim_23[s, q]=mean(kim_ortfark[., s])
Kim_std23[s, q]= sqrt(variance (kim_ortfark[., s]))
Kim_min23[s, q]=colmin(kim_ortfark[., s])
Kim_maks23[s, q]=colmax(kim_ortfark[., s])
}
}
}

```



```
Dođru23[s, q]=mean(deđer_ortfark[., s])
OrtFark23[s, q]=mean(fark_ortfark[., s])
StdFark23[s, q]=sqrt(variance(fark_ortfark[., s]))
}
else if(r==3){
Kim_33[s, q]=mean(kim_ortfark[., s])
Kim_std33[s, q]= sqrt(variance (kim_ortfark[., s]))
Kim_min33[s, q]=colmin(kim_ortfark[., s])
Kim_maks33[s, q]=colmax(kim_ortfark[., s])
Dođru33[s, q]=mean(deđer_ortfark[., s])
OrtFark33[s, q]=mean(fark_ortfark[., s])
StdFark33[s, q]=sqrt(variance(fark_ortfark[., s]))
}
}
}
}
}
```


ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : DAĞLIOĞLU, Selim
 Uyruğu : T.C.
 Doğum tarihi ve yeri : 13.07.1983, İstanbul
 Medeni hali : Evli
 Telefon : 0 (312) 296 77 42
 Faks : 0 (312) 215 23 12
 e-mail : selim.daglioglu@gmail.com



Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet tarihi
Doktora	Gazi Üniversitesi /İstatistik	Devam Ediyor
Yüksek lisans	Hacettepe Üniversitesi/Aktüerya Bilimleri	2008
Lisans	Ege Üniversitesi /İstatistik	2006

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2015-Halen	Çalışma ve Sosyal Güvenlik Bakanlığı	Yurtdışı İşçi Hiz. Uzmanı
2014-2015	Sosyal Güvenlik Kurumu	Sosyal Güvenlik Uzmanı
2011-2014	Sosyal Güvenlik Kurumu	Sosyal Güvenlik Uzm. Yrd.
2011-2011	Kültür ve Turizm Bakanlığı	Kültür ve Turizm Uzmanı
2007-2011	Kültür ve Turizm Bakanlığı	Kültür ve Turizm Uzm. Yrd.

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınlar

1. Türkiye' de Asgari Ücretin İstihdam Üzerindeki Etkisinin Sektörel Panel Regresyon Modelleri ile İncelenmesi, 2015, Sosyal Güvence Dergisi 8, 31-65
2. Bağımlı Aktüeryal Risklerin Çok Değişkenli Zaman Serisi Modeli, 2008, İstatistikçiler Dergisi 3, 144-163
3. Bazı Bağımlı Aktüeryal Risk Süreçlerinin Deneysel Sonuçları, 2008, İstatistikçiler Dergisi 2, 105-124



GAZİ GELECEKTİR..