

YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ZOOOTEKNİ ANABİLİM DALI

VARYANS UNSURLARI TAHMİN YÖNTEMLERİNİN MONTE
CARLO ÇALIŞMASI İLE KARŞILAŞTIRMALI OLARAK
İNCELENMESİ

HİKMET ORHAN

DOKTORA TEZİ

YÖNETİCİ : PROF.DR. NECATİ YILDIZ

VAN

1997

YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ZOOTEKNİ ANABİLİMDALI

VARYANS UNSURLARI TAHMİN YÖNTEMLERİNİN MONTE
CARLO ÇALIŞMASI İLE KARŞILAŞTIRMALI OLARAK
İNCELENMESİ

HİKMET ORHAN

DOKTORA TEZİ

JÜRİ ÜYELERİ

Başkan

Prof.Dr. NECATİ YILDIZ

ÜYE

Prof.Dr. Levent TÜRKMUT

ÜYE

Doç.Dr. Hayrettin OKUT

TEZ KABUL TARİHİ

11 / 08 / 1997

İÇİNDEKİLER

SIMGELER DİZİNİ.....	I
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	III
TEŞEKKÜR.....	IV
ABSTRACT.....	V
ÖZ.....	VI
1. GİRİŞ.....	1
2. LİTERATÜR BİLDİRİŞLERİ.....	4
3. MATERYAL ve YÖNTEM.....	22
3.1. MATERYAL.....	22
3.1.1. Monte Carlo Simülasyonu.....	22
3.1.2. Merkezi Limit Teoremi.....	24
3.1.3. Monte Carlo Yönteminin Genel Yapısı.....	25
4.1. Verilerin Elde Edilmesi.....	26
3.3. Yöntemler.....	28
3.3.1. Modeller.....	29
3.3.1.1. Şansa Bağlı Model.....	30
3.3.1.2. Karışık model.....	30
3.3.2. Dengeli Verilerde (Balanced Data) Varyans Unsurlarının Tahmini.....	31
3.3.2.1. Varyans Analiz Yöntemi (VAY).....	32
3.3.3. Dengesiz Verilerde (Unbalanced Data) Varyans Unsurlarının Tahmini.....	35
3.3.3.1. Henderson I Yöntemi.....	38
3.3.3.2. Henderson II Yöntemi.....	41
3.3.3.3. Henderson III Yöntemi.....	43
3.3.3.4. Maksimum olabilirlik (ML).....	45
3.3.3.5. Minimum Varyans Kuadratik Sapmasız Tahminleyici (MIVQUE).....	46
3.3.3.6. Kısıtlanmış Maksimum Olabilirlik (REML).....	48
3.3.3.7. Minimum Norm Kuadratik Sapmasız Tahminleyici (MINQUE).....	49
4. BULGULAR ve TARTIŞMA.....	50
4.1. Varyans Unsurlarının Tahmini ve İlgili İstatistikler.....	50
4.2. Modellere ve Yöntemlere Göre Hipotez Kontrolleri ve F Değerleri.....	60
4.3. Modellere ve Yöntemlere Göre Kalıtım Derecesi (h^2) Tahminleri.....	67
4.4. Modellere Göre Belirleme (R^2) ve Varyasyon Katsayıları.....	70
5. ÖZET.....	50
6. SUMMARY.....	50
KAYNAKLAR.....	74
EKLER.....	77
ÖZGEÇMİŞ.....	86

SİMGELER DİZİNİ

BAYES	: Bayesian Tahminleme
BLUE	: En İyi Linear Sapmasız Tahminleyici (Best Linear Unbiased Estimation)
BLUP	: En İyi Linear Sapmasız Kestirim (Best Linear Unbiased Prediction)
DFREML	: Türevsiz Kısıtlanmış Maksimum Olabilirlik (Derivative Free Restricted Maximum Likelihood)
EKK	: En Küçük Kareler (Least Square)
EM	: Maksimum Beklenen (Expectation Maximization)
MINQUE	: Minimum Norm Kuadratik Sapmasız Tahminleyici (Minimum Norm Kuadratik Unbiased Estimation)
MIVQUE(0)	: Minimum Varyans Kuadratik Sapmasız Tahminleyici (Minimum Variance Kuadratik Unbiased Estimation)
ML	: Maksimum Olabilirlik (Maximum Likelihood)
MME	: Karışık Model Eşitliği (Mixed Model Equation)
REML	: Kısıtlanmış Maksimum Olabilirlik (Restricted Maximum Likelihood)
VAY	: Varyans Analiz Yöntemi

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1. Monte Carlo İle Bir Şeklin Alanını Bulma.....	23
Şekil 3.2. Simülasyon Verilerinin Normallik Testi.....	28
Şekil 4.1. ML İle Tahminlenen 10.000 Adet Hata Varyanslarına Ait Normalite Testi.....	50
Şekil 4.2. Tekerrür Sayıları Eşit Verilerden Tahminlenen A Faktörü Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği.....	62
Şekil 4.3. Tekerrür Sayıları Eşit Verilerden Tahminlenen B Faktörü Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği.....	63
Şekil 4.4. Tekerrür Sayıları Eşit Verilerden Tahminlenen AxB İnteraksiyonu Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği.....	63
Şekil 4.5. Tekerrür Sayıları Farklı Verilerden Tahminlenen A Faktörü Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği.....	65
Şekil 4.6. Tekerrür Sayıları Farklı Verilerden Tahminlenen B Faktörü Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği.....	66
Şekil 4.7. Tekerrür Sayıları Farklı Verilerden Tahminlenen AxB İnteraksiyonu Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği.....	66

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. İki Faktörlü İnteraksiyonsuz Bir Sınıflama İçin Varyans Analiz Tablosu	33
Çizelge 3.2. İki Faktörlü İnteraksiyonlu Bir Sınıflama İçin Varyans Analiz Tablosu	34
Çizelge 3.3. İki Faktörlü İnteraksiyonsuz Karışık Bir Sınıflama İçin Varyans Analiz Tablosu .	34
Çizelge 3.4. İki Faktörlü İnteraksiyonlu Karışık Bir Sınıflama İçin Varyans Analiz Tablosu ...	35
Çizelge 4.1. Tekerrür Sayıları Eşit Verilerden Tahminlenen Örnek Varyanslarının Ortalamaları, Standart Hataları ve Hata Varyansları İçin Bartlet Homojenlik Test Sonuçları (N=10000)	51
Çizelge 4.2. Tekerrür Sayıları Farklı Verilerden Tahminlenen Örnek Varyanslarının Ortalamaları, Standart Hataları ve Hata Varyansları İçin Bartlet Homojenlik Test Sonuçları (N=10000)	55
Çizelge 4.3. Tekerrür Sayılarının Eşit ve Farklı Olması Halinde Hata Varyansları, Yöntemlere Göre Duncan Grup Karşılaştırmaları	55
Çizelge 4.4. Tekerrür Sayılarının Eşit ve Farklı Olması Durumlarında Hata Varyanslarının Model ve Yöntemlere Göre Varyans Analiz Sonuçları	56
Çizelge 4.5. Tekerrür Sayılarının Eşit ve Farklı Olması Halinde B Faktörü Varyansları, Yöntemlere Göre Duncan Grup Karşılaştırmaları	57
Çizelge 4.6. Tekerrür Sayılarının Eşit ve Farklı Olması Durumlarında B Faktörü Varyanslarının Model ve Yöntemlere Göre Varyans Analiz Sonuçları	57
Çizelge 4.7. Tekerrür Sayıları Eşit ve Farklı Veriler İçin Yapılan Varyans Unsuru Tahmini Analizlerinde Bir veya Daha Fazla Negatif Tahmin Veren Henderson III ve MIVQUE(0) Yöntemleri Analiz Sayıları Yüzdesi (N=10000)	58
Çizelge 4.8. Tekerrür Sayıları Eşit Olan Örneklerden Tahminlenen Varyansların Güven Sınırları ve Bu Güven Sınırları İçine Düşen Varyans Tahminleri Yüzdelerinin (%) Model ve Yöntemlere Göre Dağılımı	59
Çizelge 4.9. Tekerrür Sayıları Farklı Olan Örneklerden Tahminlenen Varyansların Güven Sınırları ve Bu Güven Sınırları İçine Düşen Varyans Tahminleri Yüzdelerinin (%) Model Ve Yöntemlere Göre Dağılımı	60
Çizelge 4.10. Tekerrür Sayıları Eşit Verilerden Tahminlenen Örneklerin F Değerleri Ortalamaları ve bunların Khi-Kare uyum testi sonuçları (N=10000)	61
Çizelge 4.11. Tekerrür sayıları farklı verilerden tahminlenen örneklerin F değerleri ortalamaları bunların Khi-Kare uyum testi sonuçları (N=10000)	64
Çizelge 4.12. Tekerrür Sayıları Eşit ve Farklı Verilerden Tahminlenen Faktör Varyansları Ortalamaları ve B Faktörünün Baba Kabul Edilmesi Halinde Kalıtım Derecesi Tahminleri	68
Çizelge 4.13. Tekerrür Sayılarının Eşit ve Farklı Olması Halinde Henderson III Yöntemi ile Elde Edilen R^2 ve Varyasyon Katsayılarının (VK) Modellere Göre Ortalamaları	70
Çizelge 4.14. Tekerrür Sayıları Eşit ve Farklı Olan Verilerden Tahminlenen Örnek Varyanslarının Analiz Başına Negatif Olanlarının Yüzdeleri (%) (N=10000)	71

TEŞEKKÜR

Doktora tez çalışmama başladığımdan bu güne kadar bilgi ve yardımlarını esirgemeyen danışman hocam, Prof.Dr. Necati YILDIZ'a, çalışmalarım sırasında yardımlarını esirgemeyen meslektaş hocalarım Prof.Dr.Yüksel BEK'e, Prof.Dr. Fikret GÜRBÜZ'e, Doç.Dr. Hayrettin OKUT'a, Doç.Dr. Ömer AKBULUT'a, Yrd.Doç.Dr. Hüdaverdi BİRCAN'a ve Arş.Gör. E. Arzu KANIK'a, çalışmalarımı kolaylaştırmak için bölüm imkanlarını geliştiren Doç.Dr.Ercan EFE'ye, ayrıca tezimin her aşamasında bana karşı büyük sabır ve fedakarlık örneği gösteren bölümdeki çalışma arkadaşlarıma teşekkür eder ve çalışmalarında başarılar dilerim.

ABSTRACT

In this study, the variance component estimation methods were compared according to four different models using simulated data obtained by Monte Carlo Simulation. As comparison criteria, the closeness of estimations to the data given in the beginning was taken. This study was separately performed for the case of being balanced and unbalanced data.

According to results, although Henderson III and MIVQUE(0) gave much unbiased and consistent estimators, due to being their tendency of giving negative estimation higher, their preference were restricted.

Although ML and REML methods have given estimations within the parameter space, were biased, ML Method should be preferred in the completely random models, however, REML Method should be preferred in the mixed models.

ÖZ

Bu çalışmada, incelenen varyans unsuru tahmin yöntemleri dört ayrı modele göre Monte Carlo Simülasyonu ile üretilen verilerle karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma kriteri olarak tahminlerin başlangıçta verilen parametre değerlerine yakınlığı esas alınmıştır. Çalışma, verilerin dengeli (alt grup sayıları eşit) ve dengesiz (alt grup sayıları farklı) olması halleri için ayrı ayrı incelenmiştir.

Uygulama sonuçlarına göre, Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinin daha sapmasız ve kararlı tahminler vermesine karşılık, negatif tahmin verme eğilimlerinin yüksek olması nedeniyle tercih edilmesini kısıtlamaktadır.

Sapmalı olmakla birlikte parametre alanında tahminleme yapan ML ve REML yöntemlerinden, ML şansa bağlı modellerde, REML ise karışık modellerde tercih edilmelidir.

1.GİRİŞ

Belirli bir özellik bakımından bir popülasyonda gözlenen farklılığa varyasyon denir. Bütün canlılarda varyasyonun genotip ve çevre gibi iki ana kaynağı vardır. Gerek çevre ve gerekse genotip kendi aralarında çeşitli unsurlardan oluşur. Varyans unsuru ise her bir varyasyon kaynağına ait varyasyonun toplam varyasyondaki payı olarak tanımlanabilir.

Varyans unsurlarının tahminlenmesinin, hayvan ıslahı çalışmalarında iki yönden tamamlayıcı özelliği vardır. Bunlardan birincisi, bilhassa genetik varyasyon olmak üzere varyasyonun hangi kaynaklardan ileri geldiğinin belirlenmesi; ikincisi ise, seçilecek adayların damızlık değerlerinin tahminlenmesidir.

Varyans unsurları herhangi bir cevap değişkenine etki eden faktörlerin toplam varyasyondaki paylarının belirlenmesinde kullanılır. Bu yönüyle araştırmacıya daha çok hangi etki üzerinde durulması gerektiği hakkında bilgi verir. Yani, toplam varyasyonda payı en yüksek olan faktörün değerlendirilmesiyle ilgili üretiminin artırılacağı ve toplam varyasyonda payı en küçük olan faktörün modelden çıkarılabileceği hakkında araştırmacıyı bilgilendirir.

Islah çalışmalarında genetik parametrelerin tahminlenmesi için çoğunlukla varyans unsurlarından faydalanılır. Varyans unsurları, uygun örnekleme desenlerinin belirlenmesi, kalite kontrol yöntemlerinin oluşturulması, kalıtım derecesi, genetik korelasyon ve damızlık değerinin tahmin edilmesi, seleksiyon indeksinin teşkili, kanatlılarda yumurta veriminin, döllülük oranı ve çıkış gücünün artırılması gibi konularda da yaygın olarak kullanılmaktadır (Henderson, 1953; Swallow ve Monohan, 1984; Kayaalp, 1993).

Özellikle hayvan ıslahı ve genetiği çalışmalarında genetik parametreleri doğru ve hassas tahminleyebilmek için varyans unsurları tahmin yöntemleri son yıllarda büyük önem kazanmıştır. Bu nedenle damızlık değerinin doğru tahmin edilmesinde varyans unsurlarının önemli bir yeri vardır (Freeman, 1979). Hayvan ıslahı teori ve pratiğinin tamamlayıcı bir bölümü varyans ve kovaryans unsurlarının kullanılması şeklinde ifade edilebilir. Henderson yöntemlerinin hayvan ıslahında kullanılmasıyla tahminlenen genetik ve çevre etkileri yetiştirme planlarının teşkil edilmesini, boğa ve inek değerlendirme yöntemlerinin geliştirilmesini sağlamıştır.

Anderson (1979)'un bildirdiğine göre varyans unsurlarıyla ilgili ilk çalışmalar 1918'lerde R.A.Fisher tarafından *varyans* ve *varyans analizi* kelimelerinin kullanılmasıyla başlatılmıştır. Daha sonra 1935'lerde *Error Components* terimi ile birlikte *Components of variation* terimi yine R.A.Fisher tarafından kullanılmıştır. Yine, Anderson (1979)' un bildirdiğine göre Cochran 1939'da kaleme aldığı kitabında varyans unsurları tahmini konusunda geniş bir açıklamada bulunmuştur.

Varyans unsurlarının tahmini ile ilgili çalışmalar ilk olarak 1947 yılında Eisenhart tarafından ele alınmıştır (Henderson, 1953; Harville, 1977). Eisenhart popülasyonu temsil etmek üzere alınan örneğin popülasyondan çekiliş şekline göre Eisenhart I ve Eisenhart II modellerini geliştirmiştir. Populasyondan isteğe bağlı olarak alınan faktörlerin oluşturduğu modeli Eisenhart I modeli, tesadüfi olarak alınan faktörlerin oluşturduğu modeli ise Eisenhart II modeli olarak isimlendirmiştir. Model II sadece dengeli veri grupları için kullanılmıştır. Şansa bağlı etkiler normal dağılımlı sonsuz bir popülasyondan tesadüfi olarak seçilerek sınıflandırılmış etkilerdir. Tesadüfi olarak seçilen faktörlerin varyasyona sebep olduğu belirtilmektedir.

Varyans unsurları, şansa bağlı ve karışık doğrusal modellerde şansa bağlı etkiler için tahmin edilir (Gill, 1978; Scheaffer, 1988). 1950'li yıllarda varyans unsurları ancak alt grup sayılarının eşit olması halinde tahmin edilebiliyorken daha sonra Henderson tarafından geliştirilen yöntemler ile alt grup sayıları farklı olan denemelerde de varyans unsurlarının tahminlenmesi mümkün olmuştur (Henderson, 1953). Bunu takip eden yıllarda benzer amaçlı çalışmalara hız verilmiş ve sırasıyla Maksimum Olabilirlik (ML), Minimum Varyans Quadratik Sapmasız Tahminleyici (MIVQUE) ve Kısıtlanmış Maksimum Olabilirlik (REML) gibi metodlar geliştirilmiştir (Hartley ve Rao, 1967; Rao, 1971; Swallow ve Monohan, 1984; Searle, 1979; Hoeschele 1988).

Varyans unsurları tahminlerinin güvenilir olabilmesi için tahminleyicilerin tahminleme özelliklerini sağlaması gerekir. Bunun için model ve yöntem seçimi önemli olmaktadır. Yani, verilerin dağılımına uygun model ve tahminleme yönteminin belirlenmesi gerekir.

Yeni yöntemlerin geliştirilmesi farklı ihtiyaçlardan ortaya çıkmıştır. Bu ihtiyaçlar dağılımlarla ilgili faraziyelerin sağlanamamasından kaynaklanmaktadır. Hala, bu yöntemler üzerinde matematik kaynaklı değişiklikler ve yeni yöntemlerin

geliştirilmeye devam edildiği araştırmalardan anlaşılmaktadır (Searle, 1994; Kelly and Mathew, 1994). Yeni yöntemlerin geliştirilmesinde en uygun yöntemin belirlenmesi için simülasyon tekniğinin önemi büyüktür. Çünkü, simülasyon tekniği geliştirilen yöntemlerin dağılımları ve parametreleri belli olan verilerle denenebilmesine ve hangi yöntemin baştan belirlenen parametre değerlerine en iyi yaklaştığını belirlemeye imkan sağlamaktadır.

Simülasyon, bir olayı taklit ederek gerçeğine en uygun bir şekilde benzetme ve canlandırma işlemidir. Diğer bir ifadeyle, belirli dağılımlara göre veri üretilerek istatistiksel teknikler vasıtasıyla gerçek bir sistemin modelini tasarlama süreci ve sistemin işlemesi için sistemin davranışlarını anlamak veya değişik stratejileri değerlendirmek amacıyla, bir model üzerinde denemeler yapmaktır. Simülasyon tekniği taklit edilecek olaya göre farklı şekilde isimlendirilir. Örneğin, tarımsal araştırmalarda genellikle, herhangi bir verim kaynağını etkileyen faktör sayısı tam olarak bilinmediğinden; yani, matematiksel bir modelle tümüyle açıklanamadığından stokastik olaylar olarak tanımlanmaktadır. Böyle olayların simülasyonu ise stokastik simülasyon olarak bilinmektedir. (Sobol, 1971; Sezgin, 1976; Kanık, 1993).

Türkiye'de varyans unsuru tahmin yöntemlerinin hangi şartlarda ve hangi faraziyelerin geçerli olduğu durumlarda kullanılabileceği ve nasıl sonuçlar vereceği hakkında Simülasyon çalışması yapılmamıştır. Halbuki geliştirilen yöntemlerin kullanım şartlarının belirlenmesinde simülasyon çalışmasının büyük önemi vardır. Çünkü, gerçek verilerden varyans unsurları tahminlenmesinde gerekli olan normallik, bağımsızlık, homojenlik ve şansa bağılılık gibi faraziyelerin geçerliliğinin sağlanması her zaman mümkün olmadığı gibi, hangi yöntemin gerçek parametreyi en az hatalı bir şekilde verdiği hakkında fikir yürütmek te çoğu zaman kolay olmamaktadır.

Bu çalışmada, varyans unsurları tahmin yöntemleri simülasyon çalışması ile üretilen normal dağılım gösteren veriler kullanılarak karşılaştırılacaktır. Çalışmada, modelin şansa bağlı ve karışık olması halleri ayrı ayrı incelenecektir. Ayrıca, verilerin dengeli ve dengesiz olması hallerinde tahminleme yöntemlerinin farklılık gösterip göstermediği araştırılacaktır. Elde edilen sonuçlara göre yöntemlerin hangi modellerde parametre değerlerine daha yakın sonuçlar verdiği ve uygunluğu tartışılacaktır.

2. LİTERATÜR BİLDİRİŞLERİ

Günümüzde üzerinde çokca durulan ve araştırmalarda önemli bir yeri olan varyans unsurları tahmin yöntemleri ve simülasyon çalışmalarıyla ilgili literatür bilgileri gelişim süreçlerine göre özetlenmiştir.

Henderson (1948), çalışmasında varyans unsurlarının tahminlenmesi için EKK tahminleme yöntemini esas alan varyans analiz yöntemini kullanmıştır ve bu tahminleyici ile ilgili bazı özellikler tespit etmiştir. Bu özellikler yöntemler kısmında verilmiştir. Araştırmada, varyans unsuru tahmin edilecek olan A faktörünün, $N \sim (0, \sigma^2)$ olan bir populasyondan şansa bağlı çekildiği farz edilmiştir. Araştırmacı, şansa bağlı etkiler ve bu etkiler arasındaki interaksiyonların EKK tahminlerinin, etkin tahminler olduğunu belirtmiştir. Çalışmasında, alt grup sayıları farklı denemeler için yapılan faydalı hesaplama teknikleri özetlenmiş ve özellikle bu tip denemelerde çalışacak hayvan ıslahçıları için yararlı olacağını belirtmiştir.

Henderson (1953), tekerrür sayıları farklı verilerde varyans unsurlarını tahmin eden, kendi ismiyle isimlendirdiği, Henderson I, II ve III yöntemlerini geliştirmiştir. Her üç yöntemin ortak özelliği varyans analizi tablosundan, kareler ortalamalarının kendi beklenen değerlerine eşitlenmesiyle elde edilmesidir. Bu yöntemlerin en belirgin özelliği sapmasız tahmin vermeleridir. Hatta, dengesiz veriler için bilinen en iyi özellikleri sadece sapmasızlıktır.

Henderson I; modelde μ dışındaki bütün etkilerin şansa bağlı olduğu verilere uygulanır. Henderson II ve Henderson III ise karışık modellere uygulanırlar. Henderson II modeldeki sabit etkilerin şansa bağlı farz edilmesinden kaynaklanan varyans unsurlarındaki sapmayı elimine eder. Bunun için, sabit etkiler En Küçük-Kareler ile tahmin edilerek gerçek veriler bu tahminlere göre düzeltilir ve Henderson I uygulanır. Kısaca, Henderson II sabit etkiler üzerinden düzeltme yapıldıktan sonra Henderson I 'in uygulanmasından ibarettir. Henderson III varyans unsurlarının tahminlenmesinde oldukça yeterli bir yöntemidir. Bu Yöntem, sabit ve şansa bağlı etkiler arasında interaksiyonun bulunması halinde bile kullanılabilir.

Vanlı ve Yıldız (1977), alt sınıf sayıları farklı deneme planlarında, varyans analizi ve varyans unsurlarının En Küçük-Kareler analizi ile çeşitli modellere göre tahminlenmesini göstermiştir. Araştırmacı, kareler ortalamalarının beklenen değerlerindeki varyans unsurlarının katsayılarının hesaplanmasında doğrudan ve dolaylı yöntemi kullanmıştır. Daha sonra beklenen değerleri karşılıklı kendi kareler ortalamalarına eşitleyerek varyans unsurlarını sapmasız olarak tahmin etmiştir.

Hartley ve Rao (1967), varyans unsurlarının tahminlenmesinde ML Yöntemi'ni simülasyon tekniği ile üretilen verilerle ilk kez kullanmışlardır. Bu yöntemle varyans unsurlarının negatif sonuç vermesi engellenmiştir. Başka bir deyişle, $\sigma_e^2 > 0$ ve $\sigma_i^2 \geq 0$ olacak şekilde sınırlandırılmıştır. Bu çalışmada, MIVQUE yeterli istatistikler oranının maksimizasyonu olarak ifade edilmiştir. MIVQUE ve varyans analizinin dengeli verilerde aynı sonucu verdiği, fakat ML yönteminin farklı sonuçlar verebildiği belirtilmiştir. Araştırmacılar, bunun sebebini ML yönteminin sabit etkilerden kaynaklanan serbestlik derecesini dikkate almamasına bağlamışlardır. Çalışmada, ML yöntemi ile tahminlemede sonuca iterasyon ile ulaşıldığı, yani son iki tahmin arasındaki fark belirlenen küçük bir sayıya eşit oluncaya kadar tahminlemeye devam edildiği bildirilmektedir.

Karataş (1967), Atatürk Üniversitesi Merinos sürüsüne ait çevre parametrelerini, tekrarlanma ve kalıtım derecelerinin tahminlenmesinde varyans unsurlarından faydalanmıştır. Çalışmada, Henderson yöntemleri ile ilgili açıklamalarda ve hesaplama algoritmalarından bahsedilmiştir. Daha sonra ilgili parametreleri tahmin etmek için kullanılan varyans unsurları Henderson yöntemleri ile tahmin edilmiştir.

Harvey (1970), varyans unsurları tahmininde Henderson III yöntemini kullanmıştır. Araştırmacı, kareler ortalamalarının beklenen değerlerinin hesaplanmasında doğrudan yöntemin uygulanmasını faktör sayısının 2 ve 3 olduğu interaksyonsuz karışık modeller için göstermiştir. Araştırmacı, interaksiyonlu model için ise beklenen değerlerin katsayılarının hesaplanmasında dolaylı yöntemi kullanmıştır. İnteraksyonsuz iki yönlü sınıflama modeli için sayısal örnek verilmiştir.

Rao (1971), varyans unsurlarının tahminlenmesinde minimum varyans quadratik sapmasız tahminleyici (MIVQUE) olarak tanımladığı bir yöntem geliştirmiştir. Bu

yöntem sonuca iterasyon ile ulaşmaktadır. Bu yöntem hakkında geniş bilgi yöntemler kısmında verilecektir.

Corbiel and Searle (1976)'ye göre; REML Yöntemi, Hartley ve Rao (1967)'nin geliştirdiği ML Yönteminden elde edilmiştir. Buna göre, normallik faraziyesi altında olabilirliği (likelihood) bir kısmı sabit etkilerden bağımsız olan iki kısma ayırmıştır. Bu kısmın maksimizasyonu ile REML tahminleyicileri elde edilmiştir. ML gibi REML tahminleyicilerinin de transformasyon ile değişmezlik özelliği vardır. Ayrıca, REML Yöntemi'nde tahminleme hatası ML'ye göre (çoğunlukla dengeli veri grubunda) daha küçük olmaktadır. Araştırmacılar, tahminlenecek parametre sayısı aynı olan matrislerde, hesaplama tekniğinden dolayı REML yönteminin ML yöntemine göre daha hızlı bir şekilde sonuca ulaştığını belirtmişlerdir.

Vanlı (1976), interaksiyonlu iki-yönlü bir sınıflamada kareler ortalamalarının beklenen değerlerindeki varyans unsurlarına ait katsayıları Harvey (1960) tarafından tanımlanan doğrudan ve dolaylı yöntemlerle hesaplamış ve kareler ortalamalarının beklenen değerlerini kendi kareler ortalamalarına eşitleyerek elde edilen denklemlerin çözümü sonucunda sapmasız tahminlerin elde edilmesini bir misalle göstermiştir.

Harville (1977), varyans unsurlarının önceleri varyans analiz yöntemi ile tahmin edildiğini ve sonra bunlara ilaveten 1953'de Henderson'un alt grup sayıları farklı olan denemeler için uygun yöntemler geliştirdiğini, fakat bunlardan sonra geliştirilen ML Yöntemi'nin daha çekici özellikleri olduğunu belirtmiştir. Araştırmacı, ML Yöntemi'nin iterasyon ile sonuca ulaştığını, negatif parametre tahmini yapılmadığını belirtmiştir. Ayrıca, bütün yeterli istatistiklerin bir fonksiyonu olduğunu, tahminleyicilerin kararlı, yeterli ve asimtotik olarak normal olduğunu belirterek yöntemin algoritmaları üzerinde durmuştur. ML Yöntemi'nin modeldeki sabit etkilerin serbestlik derecesi kaybını dikkate almadığını belirtmiştir.

Henderson (1978), varyans unsurlarının kolayca tahminlenmesi için ağırlıksız ortalamaların varyans analiz yöntemini kullanmıştır. Çalışmada, çok değişkenli normal durumda tahminleyicilerin varyans-kovaryans matrisleri dengeli desenler için düzenlenmiş, yöntemlerin basit modifikasyonu ile hesaplanabileceği gösterilmiştir. Dengeli desenlerin özellikleri aşağıdaki gibi tanımlamıştır;

1. En küçük alt grubun herbir ünitesindeki gözlemlerin sayısı sıfırdan büyüktür.
2. İç-içe sınıflanmış bir faktörün seviyelerinin sayısı, iç-içe sınıflanan her bir faktör veya faktör kombinasyonlarının sayısına eşittir.
3. Modelde kovaryant bulunmaz.

Swallow ve Searle (1978), şansa bağlı tek yönlü bir sınıflama modeline göre normalite altında dengesiz veriler kullanarak varyans analizi ve minimum varyans quadratik sapmasız tahminleyici yöntemleri ile tahminlenen varyans unsurlarını karşılaştırmışlardır. Araştırmacılar, yöntemlerin örnek varyanslarına göre karşılaştırılmasında simülasyonun daha kullanışlı olduğunu vurgulamışlardır. Uygulama sonucunda; minimum varyans quadratik sapmasız tahminleyici yönteminde başlangıç değerleri olarak verilen $\sigma_a^2 \leq \sigma_e^2$ için yöntem seçiminin tutarsız olduğu, $\sigma_a^2 > \sigma_e^2$ için ise seçilen değerlerin populasyon parametrelerine yakın olması halinde minimum varyans quadratik sapmasız tahminleyicilerinin, aksi takdirde varyans analizi tahminlerinin daha etkin tahminleme yaptığı ortaya konmuştur. Minimum varyans quadratik sapmasız tahminleyicileri, alınan başlangıç değerine bağımlı olarak tahminlerde bulunmaktadır.

Anderson (1979), varyans unsurlarının tarihi gelişimiyle ilgili yaptığı çalışmada EKK yönteminin 1800'lerde Legendre tarafından keşfedildiğini, doğrusal varyans unsurları modellerinin formülasyonunun orijininin astronomistler olduğunu belirtmiştir. Araştırmacı, 1900'lerde Fisher'in varyans unsurları teorisine önemli katkıda bulunduğunu belirtmiş ve bunu şöyle özetlemiştir.

1. *Varyans* ve *varyans analiz* terimlerini ilk kullanmıştır.
2. Dolaylı olarak varyans unsurları modelinden söz etmiştir.
3. Bir özellikteki toplam varyasyonun, onu meydana getiren unsurlarına yüzde olarak ayrılmasını teklif etmiştir.

Araştırmacı, "*Error Components*" teriminin kullanımıyla birlikte "*Components of variation*" terimini ilk olarak 1935'te Fisher'in kullandığını belirtmiştir. Bunlara ilaveten Neyman, Ganguli, Crump, v.s. bilim adamlarının katkılarından da bahsetmiş ve Henderson I,II,III yöntemlerinin de gelişimi üzerinde durmuştur. Ayrıca, ML ve REML yöntemlerinin geliştirilmesinden bahsetmiştir.

Anderson (1979a), dengeli verilerde varyans analizi tahminleyicilerinin modelin şansa bağlı veya karışık olması hallerinde daima minimum varyanslı en iyi kuadratik sapmasız tahminler verdiğini, hatta normal dağılımlı dengeli verilerde varyans analizi tahminleyicilerinden daha küçük örnekleme varyansına sahip sapmasız tahminleyicilerin olmadığını bildirmiştir. Bu çalışmada, dengesiz verilerde Rao'nun 1970'de geliştirdiği dağılım serbest MINQUE yöntemi tahminlerinin elde edildiğini ve yine aynı yılda Lamotte (1970)'de de genel karışık modelde varyans unsurlarının kısmi MINQUE tahminlerinin elde edildiği bildirilmiştir. MINQUE ve MIVQUE yöntemlerinin tahminlenecek varyans unsurları için başlangıç değerine ihtiyaç duyduğu bildirilmiştir.

Anderson (1979b)'un bildirdiğine göre, dengeli verilerde REML çözümleri VAY tahminleyicileri ile bölünmüş parseller, tek yönlü sınıflama, iki yönlü iç-içe sınıflama, interaksiyonlu ve interaksiyonsuz çapraz sınıflanmış karışık modellerde ve iki yönlü interaksiyonlu çapraz sınıflanmış modellerde uyum içindedir. Dengeli verilerde ve normalite varsayımı altında REML ve MIVQUE çözümleri VAY tahminleyicileri ile aynıdır.

Freeman (1979), varyans ve kovaryans unsurlarının hayvan ıslahındaki önemini belirtmiş ve bunların tahminleyicilerinin tarihi gelişimi ve ortaya çıkan problemleri hakkında bilgi vermiştir. Araştırmacı, varyans ve kovaryans unsurlarının kullanımının hayvan ıslahı teori ve pratiğinin bütünleştirici bir parçası olduğunu belirtmiştir. Hayvan ıslahı ile ilgili temel fikirleri geliştiren Lush'ın büyük ölçüde path katsayılarını kullandığını, fakat daha sonraları, path katsayılarının yerini linear formların kullanımının aldığı vurgulamıştır. Araştırmacıya göre, varyans unsurları bu durum için daha kullanışlı ve istatistiksel alanın gelişmesine daha uygundur ve varyans analizinde varyasyon kaynaklarının kendi beklenen unsurlarına bölünmesi özellikle hayvan ıslahçıları açısından daha faydalıdır. Varyans unsurlarının negatif tahminlenmesi ya verilerden veya yöntemden ileri gelir. Negatif tahminlerin nasıl yorumlanacağı veya kullanılacağı tartışılmaktadır.

Modelde, etkiler veya etki seviyeleri arasında tam veya kısmi etki karışımı bulunabilir. Bu durum özellikle ortogonal olmayan verilerde görülür. Bu durumda verilerden bir kısmını çıkarmadan veya modeli değiştirmeksizin çok az şey yapılabilir. Pratikte bu düzeltmeleri yapmak kolay değildir. Bu sebeple veri sayısının artırılması

daha uygun olabilir. Fakat, bu da işlemlerin artmasına sebep olur. Negatif varyans unsuru tahminlerinin yorumlanması, kullanılması veya kullanılmaması gerçek durumun bilinmemesi sebebiyle yeterli açıklığa kavuşmamıştır (Freeman, 1979).

Genetik parametrelerin örnekleme varyanslarının tam olarak hesaplanması zordur. Hatta ortogonal olmayan durumlarda ne derece yaklaşık tahminler yapıldığı bilinmemektedir. Uygulamada bunların hepsi ciddi sınırlamalara sahiptir. Eğer parametrelerin dağılışı normal ise, en azından biraz simetri olduğu farz edilir. Simülasyon bazı uygulama sorularını cevaplamaya başlamak için tek yol görünmektedir.

Hem simülasyon tekniği ile elde edilmiş, hem de gerçek rakamları tanımlayan modellerin seçimi zordur. Çoğunlukla türler hakkında bilinenler, modele konulandan veya hesaplamaya dahil edilenlerden daha fazladır. Modeldeki küçük bir değişiklik çoğu kez parametre (h^2 gibi) tahminlerinde nispeten büyük farklılıklar meydana getirir. Bu örnekler, simülasyonda iki şeye ağırlık verileceğini ifade etmektedir (Freeman, 1979).

Kovaryans ve korelasyon tahminlerinin çoğu Henderson I, II ve III yöntemleriyle yapılmıştır. Henderson III Yöntemi'nin en önemli avantajı karışık modelde sabit etkilerden etkilenmemiş varyans unsurları tahminlerini vermesidir (Searle, 1971). Karışık modeller için Henderson III Yöntemi'nin tercih edilen yöntem olduğunu belirtmiştir.

Henderson (1979), hayvan ıslahçılarının varyans unsurları tahminlerini; gen işleyişinin tabiatının incelenmesi, önerilen alternatif ıslah programlarının etkinliklerinin karşılaştırılması ve seleksiyon kriterlerinin planlanması amaçları için kullandıklarını bildirmiştir. Çalışmada, varyans unsurları; seleksiyon indeksi, çağdaşların mukayesesi yöntemleri ve en iyi linear sapmasız tahmin gibi seleksiyon kriterlerinin yapısında kullanılmıştır. Araştırmacı, Hayvan ıslahı çalışmalarının şartsız modelinin $Y=X\beta + Zu + e$ ile ifade edildiğini bildirmiştir.

Quass ve Bilgano (1979), iki yönlü interaksyonsuz karışık bir modelde Henderson III ve MIVQUE yöntemleri ile varyans unsurlarını tahmin etmişlerdir. Araştırmacılar kuadratik tahminleyiciler arasından seçim yaparken en iyi tahminleyicinin bulunması için varyansın minimum olmasının tek başına faydalı bir kriter olmadığını, aynı zamanda varyans unsurlarının parametre alanını, bazı hallerde genetik teorinin

sınırladığını belirtmişlerdir. Bu sebeple dar bir parametre değer aralığı için veri yapıları bakımından Henderson III ve MIVQUE yöntemlerini sayısal örneklerle karşılaştırmışlardır.

Searle (1979), Henderson yöntemlerinin bir özetini verdikten sonra ML ve REML yöntemlerinin metodolojisi ve genel olarak varyans unsurları tahminleyicilerinin gelişimi üzerine bir inceleme yapmıştır. Çalışmaya göre; alt grup sayıları farklı verilerden varyans unsurları tahminleri 1967'ye kadar Henderson yöntemleriyle yapılmış, 1967' de ML Yöntemi varyans unsuru tahmininde kullanılmaya başlanmıştır. Bundan sonra minimum Norm yöntemleri (MINQUE) ve varyasyonları (MINQUE(0) ve I MINQUE gibi) geliştirilmiştir. Ayrıca, ML'nin bir adaptasyonu olan REML geliştirilmiştir. Bu nedenle alternatif yöntemler kullanılmaya başlanmasına ve bu yöntemler temelde tek bir modelin ayrı birimleri halindedirler. REML ve VAY dengeli verilerde aynı sonucu vermekte fakat ML'nin sonucu farklı olmaktadır. Araştırmacı, ML'nin farklı sonuç vermesinin serbestlik derecesinden kaynaklandığını, yani REML'in sabit etkileri tahminlemek için bu etkilerin derecesini dikkate aldığını, fakat ML'nin almadığını belirtmiştir.

Kennedy (1981), çoğu durumlarda fenotipik varyansın belli olmadığını ve verilerden hesaplanması gerektiğini ve damızlık değerinin doğru tahmin edilmesinin ıslah programlarında önemli rol oynadığını belirtmiştir. Araştırmacı varyans unsurlarının tarihi gelişimine göre Varyans Analiz tipi yöntemler ve yeni geliştirilen ML, REML, MINQUE, MIVQUE(0) yöntemleri hakkında bilgi vermiştir. Araştırmacı MIVQUE(0) tahminleyicisinin iterasyon başlangıç değeri olarak $\sigma_a^2=0$ ve $\sigma_e^2=1$ kullandığını belirtmiş, tahminlediği varyans unsurlarından kalıtım derecesini tahmin ederek sonuçları tartışmış, ve yöntemlerin tercihi hususunda birtakım kriterler belirlemiştir. Buna göre VAY benzeri tahminleyiciler sapmasız tahmin vermekle birlikte, sapmasızlık bir yöntemi diğerine tercih etmek için tek önemli bir kriter değildir. Varyans unsurlarının tahmininde sapmasızlık arzu edilen bir özellik olmasına rağmen, ıslah parametrelerinin sapmasız tahmini için varyans unsurlarının sapmasızlığı kritik bir önemi taşımamaktadır. Ayrıca, hem ML hem de REML yöntemleri sapmalı tahmin vermesine karşılık, bu yöntemlerle elde edilen tahminlerin negatif olmaması gibi önemli özellikleri bulunmaktadır.

Swallow (1981), VAY ve MIVQUE varyans unsurları tahmin yöntemleri için tek yönlü şansa bağlı bir modelde dengesiz veriler kullanarak karşılaştırmıştır. VAY benzeri yöntemlerin dengesiz verilerde sapmasızlıktan başka bir özelliğinin olmadığı ifade edilmiştir. MIVQUE Yöntemi'nin bir başlangıç değeri kullanmayı gerektirdiğini ve bu amaçla VAY tahminleyicisinin değerlerini başlangıç değeri olarak kullanıldığı bildirilmiştir. ML ve REML'in aksine MIVQUE'nin bir iterasyon işlemi olmadığı belirtilmiştir. Varyans ve kovaryans tahminleri normalite şartlarında elde edilmiştir. Araştırmacı, sayısal karşılaştırmalarda $\sigma_a^2/\sigma_e^2 > 1$ olduğunda ve başlangıç değerleri oranı $(\sigma_{a0}^2/\sigma_{e0}^2) < (\sigma_a^2/\sigma_e^2)$ ise MIVQUE tahminleyicilerinin daha etkin tahmin yaptığını, $\sigma_a^2/\sigma_e^2 < 1$ olduğunda ise MIVQUE nin $\sigma_{a0}^2/\sigma_{e0}^2$ oranına bağımlı kaldığını ve VAY tahminleyicileri ile benzer tahminler elde edildiğini göstermiştir.

Henderson (1984), linear modellerin ıslah parametrelerinin tahmini ve varyans unsurlarının tahminiyle ilgili 1984 yılı öncesi Henderson'un çalışmalarını derlemiştir. Yöntemler tarihi gelişim seyri içinde verilmiştir. Araştırmacı, bu çalışmanın hayvan ıslahı araştırmacıları için öğrenilmesi kolay bir referans olması amacıyla yazıldığını bildirmiştir.

Eserde, yöntemlerden bazıları küçük sayıdaki suni sayısal örneklerle gösterilmiştir. Fakat bunlardan bazılarının hesap makinasıyla yapılmasının mümkün olmadığı belirtilerek SAS paket programı ve APL matris programıyla yapılabileceği ifade etmiştir.

Lin and McAllister (1984), varyans ve kovaryans unsurlarının tahmininin hayvan ıslahında kalıtım derecesi ve genetik korelasyon gibi genetik parametrelerin tahminlenmesinde gerekli olması sebebiyle önemli olduğunu belirtmişlerdir. Araştırmada, veriler iki yönlü karışık bir modele göre 10 ayrı çekirdek sayı kullanılarak bilgisayarda üretilmiştir. Bu verilerden Henderson III, ML, REML ve MINQUE yöntemleriyle şansa bağlı ana etki (Boğa) ve hata varyans unsurları tahmin edilmiştir. Sonuç olarak; ML'nin σ_e^2 'yi tahmin ederken karışık modelde sabit etkilerin uyumuyla ilgili serbestlik derecesini dikkate almayı toplam kayıt sayısını kullanması sebebiyle ML tahminleyicisi bu modeller için sapmalı olmuştur. REML bu problemin üstesinden gelmiş ve bu nedenle, σ_e^2 'yi Henderson III, REML ve MINQUE tahminleyicileri ML dışında birbirine yakın sonuçlar vermiştir. Kalıtım derecesi (h^2) tahminleri ML'nin

aksine REML ile parametre değerine daha yaklaşmıştır. Ayrıca, Henderson III, REML ve MINQUE tahminleyicileri h^2 tahminleri ML'den daha küçük bulunmuştur. Araştırmacılar, bu sebeple bazı araştırmacıların σ_e^2 'yi ML ile tahmin ederken toplam kayıt sayısından sabit etkilerin sayısını çıkardığını ve böyle bir model için ML'nin gerçekçi bir tahminleyici olmadığını belirtmişlerdir.

Swallow ve Monahan (1984), varyans unsurları tahmin yöntemlerinin karşılaştırılması ile ilgili rehber olabilecek bir eser vermişlerdir. Bu çalışmada, alt grup sayıları farklı tek yönlü bir sınıflamada grup içi ve gruplar arası varyansları Monte Carlo Simülasyon verileri ile tahminlenerek karşılaştırılmıştır. Karşılaştırılan tahminleyiciler varyans analizi, ML, REML ve MIVQUE yöntemleridir. Karşılaştırmada, tahminleyicilerin çok önemli bir özelliği olan hata varyansının küçüklüğü karşılaştırma kriteri olarak alınmıştır. Araştırmacılar sonuç olarak, $\sigma_a^2/\sigma_e^2 < 0.05$ olduğunda ML; $\sigma_a^2/\sigma_e^2 \geq 0.05$ olduğunda REML ve $\sigma_a^2/\sigma_e^2 \geq 1$ olduğunda ise MIVQUE' nin kullanılmasını tavsiye etmişlerdir.

Henderson (1986), varyans unsurlarının son çalışmaları hakkında bilgi vermiştir. Araştırmacı, varyans ve kovaryans analizinde kuadratik ve bilinear formların kendi beklenen değerlerine eşitlenmesiyle varyans ve kovaryans unsurlarının tahminlendiğini, bu tahminlerin hayvan ıslahında yaygın olarak kullanıldığını belirtmiş, fakat bu şekilde yapılan tahminlemenin seleksiyona tabi tutulan populasyondan çekilen verilerde sapmalı olabileceğini vurgulamıştır. Ayrıca, araştırmacıya göre bu yöntem örnekleme varyansını daha küçük verebilecek bir yöntem değildir. Yeni geliştirilen ML, REML ve MIVQUE yöntemleri oldukça genel özelliklere sahiptir ve çok genel modeller için güçlü tahminler vermektedir. Araştırmacı, bu yöntemlerin seleksiyondan kaynaklanan sapmayı kontrol ettiğini ve ML ile REML yöntemlerinin her zaman pozitif tahminler verdiğini ve pozitif tanımlı kovaryans matrislerinin elde edildiğini ifade etmiştir. MIVQUE, iteratif REML ve EM-REML algoritması yöntemleriyle toplam ve toplam olmayan genetik unsurların varyanslarını, akrabalı yetiştirme, seleksiyon ve genetik bağ olmayan normal dağılımlı karışık bir model ile tahmin etmiştir. Bu çalışmada REML yöntemi iterasyonlu MIVQUE olarak tanımlanmıştır. Araştırmacı, elde edilen sonuçlara göre hayvanlar arası tüm genetik ilişkilerinin modele dahil edilmesi durumunda bu yöntemlerin kullanılmasının daha doğru olduğunu belirtmiştir.

Schaeffer (1986), şansa bağlı etkiler için eşitlikte bütün sabit etkilerin absorbe edilmesinden sonra BLUP çözümlerinde kuadratik formlardan faydalanarak hesaplanmış ve suni (pseudo) beklenenler çıkarmıştır. Çalışmada, suni beklenenler sabitler olarak alınmaktan ziyade gerçek değerlere eşit başlangıç değerleri gibi alınmıştır. Kuadratik formlar karışık model eşitliklerinin inversine bağlı olmayan ve daima pozitif tahminler veren REML tahminleyicilerinden farklıdır. Bu yaklaşım, diğer yöntemlerin çoğunun üzerinde hesaplama avantajlarını gösterdiğini, teorik olarak bu yöntemin REML ile aynı özelliklere sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Çalışmada, eklemeli genetik ilişkileri ihtiva eden modeller ve iki şansa bağlı faktör seviyeleri arasında kovaryanslı modellere uygulanabilecek bir taslak çıkarılmıştır.

Graser ve ark. (1987), hayvan başına tek faktörlü ve tek kayıtlı sınırlandırılmış bir modelde varyans unsurlarını REML ile tahmin etmede türevsiz (derivative-free) algoritmalar kullanmışlardır. Araştırmacılar, bu algoritmaların matris inversiyonuna ihtiyaç göstermediğini, bunun yerine bu fonksiyonu maksimum yapmak için log likelihood'un varyant kısmını ihtiva eden tek-boyutlu (one-dimensional) bir araştırmayı kullanmışlardır. Bu yöntemde Gauss Eliminasyon yöntemi kullanılarak katsayı matrisinin tersine ihtiyaç duyulmaksızın gerekli tahminlemelerin yapılabilirdiği gösterilmiştir.

Meyer (1987), iki şansa bağlı faktörlü karışık bir model için REML yöntemi ile varyans unsurlarının tahminlenmesini tanımlamıştır. Çalışmada, yaklaşım (Convergence) oranını hızlandırmak için bir EM (expectation maximization) tipi algoritma gösterilmiştir. Hesaplama stratejileri hayvan ıslahı verileri analizi için hem iç-içe hem de çapraz sınıflama desenlerine göre düzenlenmiştir. Ayrıca, iki özel durum incelenmiştir: Birincisi, sabit etkilerin toplam seviye sayısının her iki şans faktörü sayısından küçük olması ve ikinci olarak, sabit faktörlerden birinin seviye sayısının çok büyütülerek diğerlerinin sabit tutulması halleri karşılaştırılmıştır. Detayları gösterebilmek için sayısal bir örnek verilmiştir.

Schaeffer (1987), REML Yöntemi için kuadratik formları şansa bağlı tek bir faktörün bulunduğu bir modelle dengeli veriler için göstermiştir. Bu ilişkiler, iki varyans unsuru tahmin yöntemi'nin yaklaşım oranlarını artırmak için oluşturulan bir plan vasıtasıyla simülasyon verileri kullanılan deneysel bir karşılaştırma ile dengesiz verilere

geniřletilmiřtir. Arařtırıcı, REML iin amalanan planın hızlı yaklařtıđını, fakat son tahminin alıřılmıř REML'den farklı sonu vermesi sebebiyle uygun bulunmadıđını belirtmiřtir. REML Yöntemi'nin iyi bir bařlangı deđerı olması halinde tavsiye edilebileceđini belirtmiřtir.

Hoeschele (1988), ML, REML ve Bayesian yöntemlerinin hayvan ıslahında varyans unsurlarının tahmini iin ođunlukla diđer yöntemlere tercih edildiđini belirtmiřtir. Arařtırıcı, alt grup sayıları farklı verilerde iterasyonlu (tekrarlı) hesaplama stratejilerinin yapılmasında en az iki varyans unsurunun modelde bulunması gerektiđini ve iterasyon yaklaşım deđerı parametre alanında ise bu deđerin genellikle tahmin deđerı olarak kabul edilmesini önermiřtir.

Meyer (1990), ML tahminleyicisinin önemi ile sürekli özellikler iin varyans unsurları tahminlerindeki son geliřmeleri özetlemiřtir. alıřmada, ML tahminleyicileri ve algoritmalar iin sayısal işlemler (birinci, ikinci türevler ve türevden bađımsız yöntemler) ve hayvan ıslahı iin özel modeller verilmiřtir. Ayrıca, ML ile yakından ilgili iterasyon ihtiva etmeyen MINQUE ve MIVQUE ve katagorik veriler iin Bayesian yöntemleri incelenmiřtir. Arařtırıcı, gelecekteki arařtırmaların řu konular üzerinde yođunlařmasını ümit etmiřtir; (1) parametre tahmin etmenin optimal kombinasyonu, maksimizasyon tekniklerin ve spesifik analiz tipleri iin sayısal transformasyon gibi konular, (2) Bayesian gibi alternatif tahminleyicilerin katagorik verilerde REML'den daha iyi sonu verdiđini; (3) Hayvan modeli analizleri iin farklı bilgi kaynaklarının nisbi önemi ve (4) REML tahminleri iin deneme desenleri ilkelerinin teřkil edilmesi.

Beaumont (1991), son yıllarda arařtırmacıların gerek gerek ve gerekse simülasyon verileri ile varyans unsurlarını tahmin etmek istediklerini bildirmiřtir. Bu alıřmada, simüle edilen üreme özelliklerinin genetik parametreleri Henderson I ve REML yöntemleri kullanılarak hesaplanan varyanslardan tahmin edilmiřtir. Buna göre; üreme özellikleri bütün veriler üzerinde deđerlendirmeye alındıđında her iki tahminleme grubu ortalamasının gerek deđere eřit olmasıyla birlikte, REML'de dođruluđun daha yüksek olduđu, tahminlemede popülasyonun %20 'si kullanıldıđında ise seleksiyonun oldukça sapmalı olduđu bildirilmiřtir.

Kennedy (1991), "Henderson'un Bitmeyen Mirası" isimli çalışmada Henderson'un hayvan ıslahına yapmış olduğu katkıları özetlemiştir. Çalışmada, Henderson tarafından geliştirilen fikir ve yöntemlerin, hayvanların eklemeli genetik değerinin (BLUP) ve varyans unsurları tahmininde yaygın olarak kullanılmasıyla birlikte Henderson'un diğer birtakım katkıları hayvan ıslahı teorisi ve uygulamalarında ve istatistikte tümüyle incelenmediği ve işletilmediği, bu katkıların bir kısmının geride kalan sorunların çözümlerinde tamamlayıcı unsur olacağı bildirilmiştir. Henderson'un çalışmalarının hat ve ırk melezleri verilerinin analizi, karışık linear modellerde hipotez testleri, varyansları bilinmeyen damızlık değerlerinin tahmini ve seleksiyon modellerinde yoğunlaştığı ifade edilmiştir. Ayrıca, Henderson'un karışık model eşitliğinin genel uygulanabilirliği sayesinde biyolojik etkilerin büyük ölçüde değerlendirilmesi genetik ve biyolojide yeni tekniklerin ışığında gösterilmiş ve tartışılmıştır.

Searle (1991), Henderson'un varyans unsurları tahminlemesine olan katkılarından bahsetmiş, özellikle Henderson (1953), makalesi üzerinde durmuştur. Araştırmacı, bu makalenin ıslah yöntemlerine ilişkin disiplinin sınırlarını çizdiğini, dengesiz verilerden tek-yönlü sınıflamadan daha kompleks durumlarda bile varyans unsurları tahminlemesinde ilk fikirleri ortaya koyduğunu belirtmiş ve Henderson'un üç önemli katkısını aşağıdaki şekilde açıklamıştır; Birincisi, büyük miktardaki dengesiz verilerde uygulanabilecek yöntemleri geliştirmiş ve varyans unsurları tahminlerinin seleksiyon teorisi ve seleksiyon indeks tekniklerine uygulanmasıyla populasyon genetiği ve hayvan ıslahında oldukça önemli rol oynamıştır. İkincisi, H.O.Hartley ve C.R.Rao gibi büyük istatistikçiler bu makaleyi baz alarak 1960-1970 yılları arasında şansa bağlı ve karışık modellerde varyans unsurlarının tahmininde önemli gelişmelere vesile olmuştur ve böylece ML ve REML yöntemleri geliştirilmiştir. Başka bir ifadeyle, ML ve REML yöntemlerine Henderson'un dikkate değer katkıları olmuştur. Üçüncü olarak, onun sayesinde bu yöntemler genetikçiler ve istatistikçiler nezdinde popüler olmuştur.

Garcia ve ark. (1992), karışık model eşitliğinin katsayı matrisinin inversinden kaçınmak için bir yöntem göstermiştir. Bu yöntem veri olarak Monte Carlo örneklemeyle aynı matrisin simülasyonunu kullanarak EM algoritması vasıtasıyla REML'e uygulanmıştır. Sonuçlar tek bir özellik ve hayvan başına tek gözlem hayvan

modelinde analiz edilmiştir. Araştırmacılar, bu algoritmanın hesaplama zorluğunun modeldeki şans değişkenlerinin sayısı ile orantılı olduğunu, tahminlerin değişkenliğinin yeterli olduğunu ve örnek sayısının artırılmasıyla oldukça etkin olduğunu belirtmiştir. Araştırmacılar, REML ile varyans unsuru tahminlerinin modeldeki faktör sayısının fazla olduğu durumlarda uygun olmadığını, çünkü oldukça yüklü hesaplama zorluğunun ortaya çıktığını ve bu sebeple pratik olmadığını bildirmişlerdir. Çalışmada, bu zorluğun aşılması için hata varyansı tahmininin elde edilmesinde karışık model katsayı matrisinin inversinin kullanılmasının gerekli olduğu ifade edilmiştir.

Kayaalp ve ark. (1992), varyans unsurları tahminlenmesinin son yıllarda büyük önem kazanmasının sebebini ıslah çalışmalarındaki artışa bağlamışlar ve ıslah çalışmalarında kullanılan parametrelerin tahminlenmesinde varyans unsurlarının önemli bir yerinin olduğunu belirtmişlerdir. Çalışmada, Henderson I, II ve III yöntemlerinin hesaplanmasını göstermek amacıyla yapay veriler kullanılmıştır. Araştırmacılar, Henderson I Yöntemi'nin şansa bağlı modellere, Henderson II Yöntemi'nin interaksyonsuz karışık modellere, Henderson III Yöntemi'nin interaksyonlu karışık modellere uygulanabileceği sonucuna varmışlardır. Ayrıca, modele dahil edilen etkilerin sabit veya şansa bağlı olduğunun iyi tespit edilmesinin gerektiği belirtilmiştir. Aksi takdirde Henderson I Yöntemi'nin sapmalı tahmin verebileceğini vurgulamışlardır.

Kayaalp ve ark. (1992), hayvan ıslahı çalışmalarında kalıtım derecesi, tekrarlanma derecesi v.b. gibi genetik parametrelerin tahmin edilmesinde varyans unsurları tahminleyicilerinin önemi üzerinde durmuşlardır. Çalışmada, varyans unsurlarının negatif tahminlenmesinin kalıtım derecesi, tekrarlanma derecesi gibi parametrelerin de negatif tahminlenmesine sebep olacağı vurgulanarak, varyansların pozitif tahminlenmesinin gerektiği önemle belirtilmiştir. Araştırmacılar, parametreleri pozitif tahminleyen REML Yöntemi üzerinde durmuşlar ve Yöntemin uygulamasında yapay veriler kullanmışlardır. Çalışmanın sonunda, REML Yöntemi ile pozitif ve sapmasız tahminler elde edildiği belirtilerek, bu yöntemin kullanılması önerilmiştir. Ayrıca, yöntemin özellikleri hakkında kısa bir bilgi verilmiştir.

Akbaş ve ark. (1993), kanatlılarda yumurta verimi özellikleri için baba ve hata varyanslarının tahmininde Henderson III, ML, REML ve MIVQUE yöntemlerini

kullanmışlardır. Araştırmacılar, yöntemler arasında önemli bir farklılığın olmamasını dengeli bir desene sahip populasyona bağlamakla birlikte, yumurta verimi için en küçük hata varyansı tahminini veren ML Yöntemi'nin daha uygun olduğunu belirtmişlerdir.

Kayaalp (1993), varyans unsurları tahmin yöntemlerinin karşılaştırılmasıyla ilgili yaptığı çalışmada; Çukurova Üniversitesi Ziraat Fakültesi Uygulama ve Araştırma Çiftliği'ndeki koyunların süt verimi ile ilgili varyans unsurlarını tahmin etmek için VAY, Henderson I, II ve III, ML, REML ve MIVQUE yöntemlerini kullanmıştır. Araştırmacı, karşılaştırma kriteri olarak aldığı σ_a^2/σ_e^2 oranının en yüksek değerine sahip olan MIVQUE Yöntemi'nin daha etkin bir yöntem olduğunu tespit etmiştir.

Kayaalp ve ark. (1993), dengesiz verilerde varyans unsurlarının tahminleme güçlüğünden söz etmişler. MIVQUE ve REML yöntemleriyle dengesiz verilerde varyans unsurlarını tahmin etmişlerdir. Çalışmada, varyans unsurları tahminleme yöntemlerinin hala bir gelişim süreci içinde olduğu belirtilerek, bu iki yöntemin birtakım özelliklerinden bahsedilmiştir. Bu özelliklere yöntemler kısmında yer verilmiştir.

Orhan ve Okut (1996), alt grup sayıları farklı bir denemede En Küçük-Kareler ve ML varyans unsurları tahmin yöntemlerini etkinlikleri bakımından karşılaştırmışlardır. Araştırmacılar, sonuç olarak modelin şansa bağlı olması halinde ML, karışık olması halinde ise EKK yöntemlerinin daha etkin tahminleyiciler verdiği karar vermişlerdir.

Searle (1993), ML'nin kararlı bir tahminleme tekniği olduğu ve EM algoritmasının linear olmayan tahminleme eşitlikleri için çok fazla kullanılan iterasyon işlemi olduğunu belirterek, bu iki metodolojinin işlem kalabalıklığının varyans unsurlarının tahmininde oldukça fazla görüldüğünü ifade etmiştir. Çalışmada, her bir yöntemin tanımlamalarındaki kalabalıklık sebebiyle anlama güçlükleriyle karşılaşıldığı belirtilmiş ve bu nedenle varyans unsurları tahmininde EM algoritmasının kullanımı açıklanmıştır.

Geyer (1994), normalleştirilmiş dağılışlarda Monte Carlo ML'nin bilinen genel modeller için uygulanabileceğini, negatif olmayan ve integrali alınabilen ve $\{h\theta : \phi\theta\}$ şeklinde verilen herhangi bir populasyonda normalleştirilen fonksiyonların 1'e

entegrasyonu ile elde edilen ML tahminlerinin Monte Carlo ile sadece dengeli şartlarda parametre aralıklarının daraltılabileceğini bildirmiştir.

Kelly ve Mathew (1994), karışık modellerde tesadüfi etkilerin varyans unsurları için bazı nokta tahminleri geliştirmişlerdir. Araştırmacılar, farklı tahminleyicilerin (VAY, ML ve REML gibi) gerçek verilere uygulandığında önemli farklılıkların gözlenebileceğini, bu sebeple pratik uygulamalarda kullanılacak bir tahminleyicinin seçiminde gözlemlerin şartlarına uygun eksersizler yapılması gerektiğini bildirmişlerdir. Çalışmada, farklı tahminleyicilerin performanslarının değerlendirilmesinde bazı kriterlerin gerekli olduğunu belirtmiş ve bu çalışmada karşılaştırma kriteri olarak hata varyansını kullanmışlardır.

Searle (1994), varyans unsurları tahmininin, varyans analizinde hata kareler ortalamasının kendi beklenen değerine eşitlenmesiyle elde edilen hata varyansı tahminiyle ortaya çıktığını bildirmiştir. Bu eşitleme işlemi önce minimum varyans özelliklerinin sonradan tanımlandığı dengeli verilerde ve sonra dengesiz verilerdeki şansa bağlı modellere genelleştirilmiştir. Çalışmada, varyans analizi metodolojisinin dengesiz verilerde sapmasızlığın dışındaki özelliklerin tahmini için optimum verim sağlamadığı, bugün normalite faraziyelerine dayanan ve linear olmayan eşitliklerin sayısal çözümünü içeren ML ve REML'in bunun yerine geçtiği bildirilmiştir. Aynı zamanda REML, ile yakın ilgili fakat biraz daha az avantajları olan MINQUE 'nin de kullanılabileceğini belirtilmiştir.

Okut (1995), ıslah amaçlı çalışmalarda önemli düzeyde bir kullanıma sahip olan REML Yöntemi'nin daha hızlı sonuca ulaşması amacıyla geliştirilen ve DFREML olarak isimlendirilen bir yöntemin algoritmasını açıklamıştır. Araştırmacı, bu yöntemin Choleski Faktörü ve Sparse Matrisi tekniklerini kullanarak kısa sürede tahminleme yaptığı için özellikle büyük veri setlerinde tercih edilebileceğini belirtmiştir.

Okut ve Akbaş (1995), varyans unsuru tahmin yöntemlerinin kullandığı kuadratik özellikler üzerinde durmuşlar; ML, MIVQUE ve REML yöntemlerinin aynı kuadratik formu kullandıklarını, fakat bu yöntemler arasındaki farklılığın beklenen değerlerinden kaynaklandığını belirtmişlerdir. Araştırmacılar, doğrusal bir modelde yer

alan şansa bağlı faktörlerin varyans unsurlarının tahminlenmesinin aşağıda sıralanan etkilere bağlı olduğunu ifade etmişlerdir;

- Varyans unsurlarının gerçek, bilinmeyen değerine,
- Kullanılan modele,
- Gözlem sayısına,
- Şansa bağlı faktörlerin düzeyi ve her düzeye ait verilerin dağılışına,
- Kullanılacak yöntemin ve kuadratik formların seçimine.

Kullanılacak yöntemin ve kuadratik formların seçilmesinin varyans unsurları tahminde önemli bir yerinin olduğunu ifade etmişlerdir.

Okut (1995), varyans unsurlarına ilişkin yapılan analizlerde, sonuçların yorumlanması için parametrelerin marjinal dağılışlarının esas alındığını, Gibbs örneklemesinin bir Monte Carlo Yöntemi olduğunu ve bununla parametrelerin marjinal dağılışlarının elde edildiğini belirtmiştir. Araştırmacı, varyans unsurlarının tahminlenmesinde bir çok yöntemin bulunduğunu, fakat istatikçilerin üzerinde görüş birliğine vardığı herhangi bir yöntemin bulunmadığını ifade etmiştir.

Okut ve ark.. (1996), Cholaski Faktörü yardımıyla oluşturulan Sparse Matrisi'nin varyans unsurları tahminlerinde kullanımını açıklamışlar ve bir sayısal örnek vermişlerdir. Araştırmacılar, bu matrisin elemanlarının çoğunun sıfırdan oluştuğunu ve matrisin tersini almaya gerek kalmaması nedeniyle hesaplamaların daha kolay olduğunu belirtmişlerdir. Araştırmacılara göre, en çok kullanılan yöntemlerden biri olan REML yöntemi büyük veri setleri için tahmin vermemesi ve kapasiteli bilgisayarlara ihtiyaç göstermesine karşılık, bu matris yardımıyla DFREML olarak daha hızlı sonuca ulaşılmaktadır. Verilen sayısal örnekte daha kısa zamanda tahminlemenin yapıldığı gözlenmiştir.

Sobol (1971), Monte Carlo Simülasyonu isimli eserde, olabilirlik ve şans değişkeni kelimelerinin zaman zaman herkes tarafından kullanıldığından ve bu kavramların Monte Carlo Yöntemi'ndeki yerinden bahsetmiştir. Yaygın kullanımda anlam olarak biraz farklılık olduğu da belirtilmiştir. Araştırmacı, çeşitli bilim dallarındaki problemlerin Monte Carlo Yöntemi ile çözülebileceğinin mümkün olduğunu

bildirilmiştir. Bununla birlikte, bazan oldukça basit problemler olmasına rağmen uygulanamayacak durumların da bulunabileceğini ifade etmiştir. Uygulama olarak tıp alanında bazı örnekler verilmiş ve detaylı olarak incelenmiştir. Verilerin tanımlandığı materyal bölümünde konularla ilgili açıklamalar verilmiştir.

Sezgin (1976), simülasyonu en geniş anlamı ile bir olay veya faaliyeti taklit etmek anlamına geldiğini ifade etmiştir. Yazara göre, simülasyon gerçekleşebilecek herhangi bir savaş veya başka bir olay için karşılaşılabilecek şartlara hazırlanılmasında, yani eğitimde önemli bir rol oynamaktadır. Eserde; ilimde bir problemin, uygulamalı matematik veya analitik modelle formüle edilmesinin geniş anlamda bir simülasyon olduğu, bir olaya benzetme yoluyla yapılan yaklaşımlarda simülasyon, oyun, model örnekleme ve Monte Carlo gibi terimlerin eş anlamda kullanıldığı, fakat bu kavramların gerçekte farklılıklara sahip olduğu belirtilmektedir. Ayrıca, Monte Carlo teriminin bir problemin şans süreci vasıtasıyla çözülmesi anlamında kullanıldığı ve karışık şekilli bir cismin alanının bulunmasında olduğu gibi, olayın mutlaka bir ihtimal problemi olması gerekmediği ifade edilmektedir. Yine, simülasyonun istatistikçileri ilgilendiren yününün şans değişkenlerini konu alan Monte Carlo simülasyonu olduğu vurgulanmaktadır.

Hallaç (1991), simülasyon sözcüğünün Türkçe'ye benzetme olarak tercümesinin yetersiz kaldığını, simülasyonun 1940'lı yılların sonlarında Jhon Von Neumann ve Stanislaw Ulam'ın çalışmalarına Monte Carlo Simülasyonu adını vermeleriyle önem kazandığını ve bu teknik sayesinde nükleer savunma problemleri başarı ile çözüldüğünü belirtmiş, simülasyonun sistemin modelini kurmayı, model üzerinde denemeler yapmayı ve buradan hareketle sistemin gerçek modelini ortaya çıkarmayı kapsadığını ifade etmiştir.

Kanık (1993), bilgisayar vasıtasıyla tesadüf sayısı üretme tekniklerini tanıtmış ve standart normal dağılışı, t dağılışı, F dağılışı ve khi-kare dağılışı ile farklı serbestlik dereceli uygulamalar yapmıştır. Verilerin üretilmesinde Fortran programlardan faydalanmıştır. Çalışmada, sonuçlarda belirlenen I. tip hata seviyelerinde yapılan hipotez testi kontrollerinin beklenen değerlerden istatistiki olarak önemli derecede farklı olduğu, fakat bu sonucun pratikte bir öneme sahip olmadığını ifade edilmiştir.

Kanık ve Gürbüz (1994), simülasyonu bir olayı taklit ederek gerçeğine en uygun bir şekilde canlandırma işlemi olarak tarif etmişlerdir. Çalışmada, simülasyonun savaş yada savunma planı, bir fabrikanın işlemesi, bitkisel veya hayvansal bir ürünün elde edilmesi, bir çiftliğin idare edilmesi, bir tarlanın sulanması gibi çeşitli olaylar için yapılabileceğini bildirmiştir. Araştırmacı, üzerinde durulan olayın durumuna göre yapılan simülasyonun farklı isimlerle ifade edildiğini bildirmiştir. Ayrıca, zamana bağlı olarak değişiklik gösteren olayların simülasyonu dinamik simülasyon, zamana bağlı olarak değişiklik göstermeyen olayların simülasyonu statik simülasyon, matematiksel bir model ile tanımlanabilen olayların simülasyonu deterministik simülasyon, bir model ile tam olarak tanımlanamayan olayların simülasyonu ise stokastik simülasyon olarak tanımlanmıştır. Çalışmada, çok değişkenli normal dağılış verileri üretme tekniklerini tanıtmış ve Fortran programlarıyla uygulama yapılmıştır.

Top (1994), simülasyonun çok sayıda belirsizliğin hakim olduğu işletmelerde üretim sistemlerinin analiz ve tasarımında yararlanılan önemli bir kaynak olduğunu belirtmiştir. Araştırmacı, simülasyonu basit olarak, bir model kurulması ve bu model üzerinde denemeler yapılması, başka bir ifadeyle deneysel bir çözüm tekniği şeklinde tanımlamıştır. Sistem içindeki ilişkilerin tam anlaşılabilmesi için simülasyonun çok sayıda tekrarlanması gerekmektedir. Monte Carlo Yöntemi'ni ise tesadüfi sayılar ile deney örnekleri yapılmasını sağlayan özel bir sayısal hesaplama yöntemi olarak tanımlanmıştır.

Yaşa (1996), Monte Carlo Yöntemi'nin rastgele sayıların kullanılmasıyla çeşitli olayların temsil edilmesinde bir yaklaşım tekniği olduğunu, diğer bir ifadeyle Monte Carlo Yöntemi'nin tesadüfi sayılarla problem çözen bir teknik olduğunu belirtmiştir. Araştırmacı, bir simülasyon veya onun bazı bölümlerinde şans örnekleme yapıldığı takdirde Monte Carlo tekniğinin uygulanıyor anlamına geldiğini vurgulamıştır. Araştırmacı, Simülasyonda olayın çok iyi belirlenmesi, yani, modele dahil edilecek parametrelerin çok iyi tespit edilmesi gerektiği üzerinde durulmuştur. Uygulamada ışığın dokuda yayılımını farklı seviyedeki girdilerle tekrar tekrar simüle (Monte Carlo Simülasyonu) ederek , davranışlar üretilmiş ve araştırmacılara olayın doğru analizi için imkan sağlanmasının amaçlandığını bildirmiştir.

3. MATERYAL ve YÖNTEM

3.1. MATERYAL

İstatistiğin temeli ihtimal oyunlarına dayanmaktadır. Bu sebeple tesadüfîlik istatistiğin ayrılmaz bir parçasıdır. Şans sayıları istatistikte oldukça fazla kullanılmaktadır. Örneğin, şans örneklerinin oluşturulması veya muamelelerin deneme materyaline dağıtılması gibi istatistiksel uygulamalarda şans sayılarından faydalanılmaktadır.

Araştırmada, ele alınan yöntemlerin karşılaştırılmasında kullanılacak veri materyali simülasyonla elde edilmiştir. Simülasyonun en kısa tanımı gerçeğin temsil edilmesidir. Simülasyon kullanıldığı alanlara göre oyun simülasyonu, eğitim simülasyonu gibi çeşitlenmektedir. Ancak, bu çalışmada veriler Analog ve Sayısal simülasyon içerisinde değerlendirilen Monte Carlo Simülasyonu ile elde edildiğinden bu yöntem hakkında aşağıda özet bir bilgi verilecektir.

3.1.1. Monte Carlo Simülasyonu

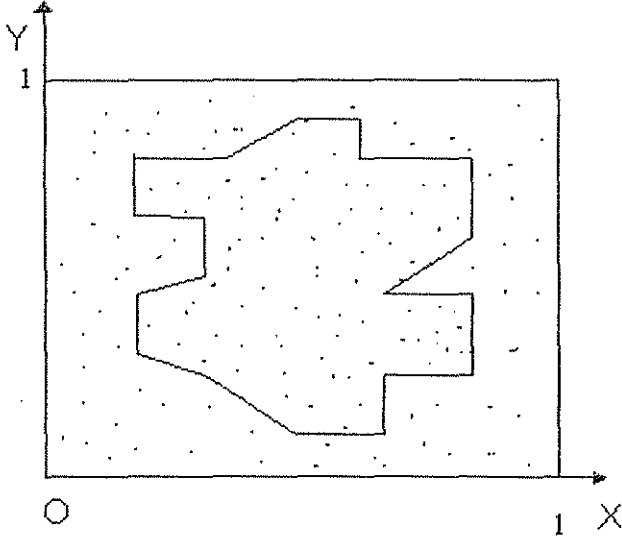
Monte Carlo Simülasyonu şans sayıları vasıtasıyla matematiksel ve fiziksel problemlerin sayısal bir çözümleme tekniğidir. Bir sistemi meydana getiren elemanların, o sistemin davranışına bağlı olduğu durumlarda Monte Carlo Simülasyonu uygulanır. Monte Carlo Simülasyonu, ratsgele örnekleme ve şans faktörü veya ihtimale bağlı olarak yapılan hesaplamalara dayanır (Sobol, 1971; Yaşa, 1996).

Monte Carlo Yönteminin 1949 yılında "The Monte Carlo Method" isimli makalenin yayınlanması ile birlikte ortaya çıktığı kabul edilir. J. Neyman ve S. Ulam bu yöntemin geliştirilmesinde rol oynayan Amerika'lı matematikçileridir. Eski Sovyetler Birliğinde Monte Carlo Yöntemi üzerine ilk makaleler 1955 ve 1956'da yayınlanmıştır. Yöntemin teorik temeli uzun zamandan beri bilinmektedir. Ancak, 19. yüzyılın sonu ile 20. yüzyılın başlarında istatistiksel problemler, bazen rastgele seçimler yardımıyla çözülmüştür. Bilgisayarların ortaya çıkmasından önce bu yöntem çok emek gerektirdiğinden ve zaman kaybına yol açtığından yaygın olarak uygulanamamıştır. Yöntemin yaygın olarak kullanılması bilgisayarların doğuşundan sonra başlamıştır. Yöntem, ismini meşhur kumar merkezi olan Monte Carlo şehrinden almıştır. Monte

Carlo Simülasyonunda kullanılacak Rastgele sayıların elde edilmesinde geliştirilmiş en basit mekanik aletlerden biri rulet tekerleğidir (Sobol, 1971).

Monte Carlo Yönteminde model kurma ve modelin analitik olarak kullanımı simülasyon sürecini oluşturur. Monte Carlo Yöntemi ile modelleme; sistemin davranışını tanımlama, teori ve hipotez kurma, kurulan teoriyi sistemin gelecekteki davranışlarını tahmin etmek için kullanma şeklinde bir deneme ve uygulama metodolojisidir.

Monte Carlo Yönteminin ayırıcı iki özelliğinden birisi hesaplama algoritma yapısının basit olmasıdır. Bir kaide olarak, bir program sadece bir şans deneyi yapmak için hazırlanır. Örneğin, Şekil 3.1'de kare sınırları içinde şansa bağlı bir nokta seçilmeli ve bu noktanın S alanı içinde olup olmadığı kontrol edilmelidir. Bu işlemin her biri diğerinden bağımsız olarak N defa tekrarlanmalıdır. Bu yönüyle, Monte Carlo Yöntemi bazan istatistiksel deneme (trial) yöntemi olarak da isimlendirilir.



Şekil 3.1. Monte Carlo İle Bir Şeklin Alanını Bulma

Şekil 3.1.'deki Alanı bulunması istenen şeklin alanı A ve karenin alanı da S ile gösterildiği farz edilsin. Buna göre, A alanı içine düşen noktaların ihtimali,

$P(A) = n/N$ dir. Burada, n: A alanı içine düşen nokta sayısı ve N: OXY düzlemindeki karenin içindeki toplam nokta sayısıdır. Benzer şekilde,

$P(A)=A/S$ yazılabilir. Burada, A: şeklin alanını ve S: karenin alanını ifade etmektedir. Bu iki eşitlikten bulunması istenen A alanı,

$A = S.n/N$ dir.

Bu tahmin istatistiki bir özellik arz eder. Tahminin beklenen değeri $E(A)=A$ ve varyansı ise $V(A) = (S-A).A/N$ dir.

Bu Monte Carlo örneğini daha etkin yapmak için rastgele örnekleme sayısı artırılarak varyansı minimum hale getirmek mümkündür. Ayrıca, S alanının mümkün olduğunca küçültülerek (S-A)'nın minimum yapılmasıyla da mümkündür (Sobol, 1971; Yaşa, 1996).

Yöntemin ikinci özelliği ise hassasiyet durumudur. Monte Carlo Yöntemi'nde hesaplamaların hatası $\sqrt{(D/N)}$ ile orantılıdır. Burada D bir sabit ve N deneme sayısıdır. Bu formül, hatayı yüzde bir (%1) düşürebilmek için N'nin 100 kat artmasının gerektiğini göstermektedir. Yani, güvenilirliği %1 artırmak için N, 100 kat artırılmalıdır. Böyle bir yaklaşımla yüksek derecede hassasiyetin elde edilemeyeceği açıktır. Monte Carlo Yöntemi'nin genellikle yüksek derecede hassasiyet (%5-%10) göstermeyen problemlerin çözümünde etkin olarak kullanıldığı söylenebilir (Sobol, 1971). Bu sebeple çalışmalarda N sayısı yüksek tutulmaktadır.

Görüldüğü üzere Monte Carlo yöntemi büyük ölçüde örnekleme yapmayı gerektirmektedir. Bu örnekler birbirinden bağımsız olacak şekilde yapılmaktadır. Örnekleme sayısının (N) artırılmasıyla hassasiyetin artırılacağı da açıktır. Bu ifadeler Merkezi Limit Teoremi'ni hatırlatmaktadır. Çünkü bu teorem ortalaması μ ve varyansı σ^2 olan herhangi bir popülasyondan çekilecek N adet örneğin ortalamalarının ortalaması μ ve varyansı σ^2/N olan normal dağılış gösterdiğini ifade etmektedir. Buradan Monte Carlo yönteminin Merkezi Limit teoremi ile yakın ilgili olduğu görülmektedir. Bu sebeple bu teoremden kısaca bahsedilecektir.

3.1.2. Merkezi Limit Teoremi

Bu teoremin ilk adımlarını Laplace tarafından verilmiştir. P.L. Chebyshev, A.A. Markov ve A.M. Lyapunov gibi bir takım önemli matematikçiler arasında bu teoremin genelleştirme problemleri araştırılmıştır. (Sobol, 1971; Gill, 1978).

İhtimal dağılışları aynı olan N adet bağımsız şans değişkenlerinin ($\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$) olduğunu düşünelim. Sonuç olarak bunların hem beklenen değerleri, hem de varyansları aynı olacaktır. Bu, aşağıdaki gibi matematiksel olarak gösterilebilir.

$$E\xi_1 = E\xi_2 = \dots = E\xi_N = m$$

$$V\xi_1 = V\xi_2 = \dots = V\xi_N = b^2$$

ve bütün bu değerlerin toplamı ρ_N ile yazılacak olursa,

$$\rho_N = \xi_1 + \xi_2 + \dots + \xi_N$$

Bu eşitliğin beklenen değeri ve varyansı ise

$$E\rho_N = E(\xi_1 + \xi_2 + \dots + \xi_N) = Nm$$

$$V\rho_N = V(\xi_1 + \xi_2 + \dots + \xi_N) = Nb^2 \text{ dir.}$$

Şimdi parametreleri ($a = Nm$ ve $\sigma^2 = Nb^2$) aynı olan normal bir dağılışı inceleyelim. Merkezi limit teoremi N sayısı büyük olan herhangi bir aralık (a', b') için aşağıdaki gibi belirlenir.

$$P\{a' < \rho_N < b'\} \approx \int_{a'}^{b'} P\xi_N(x)dx$$

Bu teoremin fiziksel anlamı; çok sayıdaki özdeş şans değişkenlerinin toplamı ρ_N yaklaşık olarak normaldir ($P\rho_N(x) \approx P\xi_N(x)$). Gerçekten, bu teorem daha ziyade genel şartlar için geçerlidir. Katılan bütün rakamların $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ özdeş veya bağımsız olması gerekmez. Esas itibarıyla, bu toplamda bunların hiçbiri önemli rol oynamaz.

Bu teorem tabiatta normal şans değişkenleriyle neden sık karşılaşıldığını açıklar. Gerçekten, her zaman büyük sayıda ihmal edilebilir şans faktörlerinin toplu bir etkisiyle karşılaşılır. Dolayısıyla, elde edilen şans değişkeninin normal olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

3.1.3. Monte Carlo Yönteminin Genel Yapısı

Bilinmeyen m değerini hesaplamamız gerektiğini varsayalım. $E\xi = m$ olan bir şans değişkeni ξ 'yi bulmaya çalışacağız. Aynı zamanda $V\xi = b^2$ olduğunu farz edelim. Dağılışı ξ ile özdeş olan N adet bağımsız değişkenleri $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ inceleyelim. Eğer N yeterli büyüklükte ise merkezi limit teorisine göre toplamın $\rho_N = \xi_1 + \xi_2 + \dots + \xi_N$ dağılışı yaklaşık olarak normal olacak ve $a = Nm$ ve $\sigma^2 = Nb^2$ parametreleri elde edilecektir.

$$P\{a - 3b\sqrt{N} < \rho_N < a + 3b\sqrt{N}\} = 0.997 \text{ normal dağılışı eşitliğine göre,}$$

$$P\{Nm - 3b\sqrt{N} < \rho_N < Nm + 3b\sqrt{N}\} \approx 0.997 \text{ olacaktır. Eşitsizliğin her iki tarafı } N \text{ ile bölünürse aşağıdaki eşitlik elde edilir ve ihtimal değişmez.}$$

$$P\{m - 3b/\sqrt{N} < \rho_N/N < m + 3b/\sqrt{N}\} \approx 0.997$$

Bu eşitlik daha farklı bir şekilde aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$P\left\{\left|\frac{1}{N}\sum_{j=1}^N \xi_j - m\right| < 3b/\sqrt{N}\right\} \approx 0.997 \quad (3.1)$$

Bu formül Monte Carlo Yöntemi için çok önemlidir. Çünkü, hem m 'nin hesaplama yöntemini ve hem de hatanın tahminini vermektedir.

Şimdi biz gerçekten ξ şans değişkenlerini N adet örnekleyelim. Yani, her bir $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ değerleri için tek değer belirleyelim. Bunların hepsinin dağılışı benzerdir. Formül (3.1) bu değerlerin aritmetik ortalamasının yaklaşık olarak m 'ye eşit olacağını göstermektedir. Bu yaklaşımın hatası büyük ihtimalle $3b/\sqrt{N}$ değerini aşmayacaktır. Bu hatanın N arttıkça sifira yaklaşacağı açıktır (Sobol, 1971).

Shannon (1975), Monte Carlo Yönteminin fayda ve sakıncaları hakkında şu açıklamaları yapmıştır:

- Sistemin modelini kurduktan sonra farklı durumların analizi için istenildiği kadar kullanılabilir.
- Monte Carlo tekniği, sistem verilerinin detaylı olmadığı durumlarda daha elverişlidir.
- Bu model üzerinde daha sonra yapılacak analizler için veri, çoğu kez olduğundan daha ucuz elde edilir.
- Bir sistemdeki dahili karmaşık etkileri etüt etme ve bunlar üzerinde deney yapma imkanı sağlar.
- Değişik şartlar altında sistemin nasıl olacağı hakkında çok az veya hiçbir veriye sahip olmaksızın yeni durumlar üzerinde deney yapma amacıyla kullanılır.
- Genel olarak her bir sistem için ayrı bir program yazma gereği vardır.
- Kurulan bir Monte Carlo programının bilgisayarda çalışması çok zaman alabilir. Bunun ise maliyeti yüksektir.
- Araştırmacılar bu yöntemi öğrendikten sonra onu, analitik yöntemin daha uygun olduğu durumlarda da kullanma eğilimindedirler.

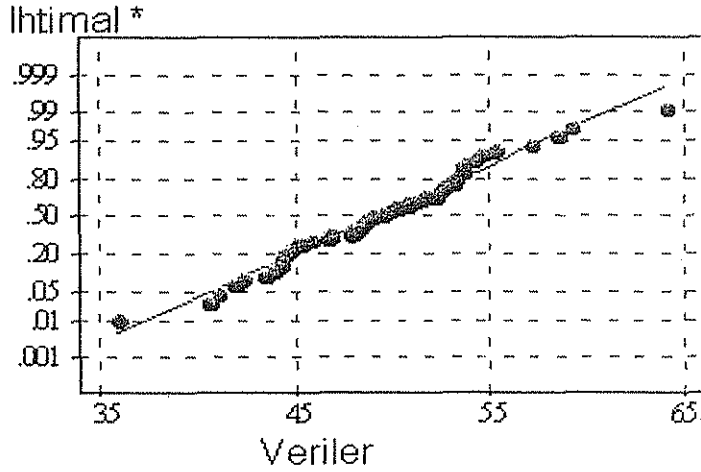
4.1. Verilerin Elde Edilmesi

Çalışmada genel olarak A ve B olmak üzere iki faktörlü faktöriyel bir deneme ele alınmış ve dört ayrı model kullanılmıştır. Faktör kombinasyonlarına ait verim değerlerinin ortalaması 50 ve varyansı 25 olan normal dağılış gösterdiği farz edilmiştir. A ve B faktörlerinin seviye sayıları sırasıyla 2 ve 3; k tekerrür sayısı ise 10 olarak tespit edilmiştir.

Buna göre her bir örnek için toplam $2 \times 3 \times 10 = 60$ gözlem değeri, ortalaması 50 ve varyansı 25 olacak şekilde normal dağılışa $[N \sim (50, 25)]$ uygun olarak simüle

edilmiştir. Bu örnekler Monte Carlo (Sobol, 1971), yönteminin gereği olarak 10.000 defa tekrarlanmıştır. Yani, 10.000 örnek elde edilmiştir. Benzer şekilde, muamele kombinasyonlarına veya alt gruplarına farklı sayıda fert düşecek şekilde düzenleme yapılmıştır. Bunun için, A faktörünün her bir seviyesinde B faktörünün değişik 3 seviyesine 5, 10, 15 fert düşecek tarzda planlanmış ve veriler şansa bağlı olarak alt gruplara dağıtılmıştır. Alt gruplardaki fertlerin daha büyük varyasyonla oransız olarak dağıtılması yöntemlerin ve modellerin karşılaştırılmasında verilerdeki dengesizliğin tesirini ölçmek bakımından daha ideal olabilirdi. Ancak, sonuçların daha sağlam olmasını temin etmek için deneme sayısı çok fazla tutulmuş ve dolayısı ile oransız dağıtım seçeneği esas alınamamıştır. Verilerin elde edilmesi için hazırlanan makroların örnek olması açısından başlangıç kısımları Ek 1 ve Ek 2’de; Bu makrolarla elde edilen verilerin genel şekli Ek 3 ve Ek 4’de; örneklerin deskriptif istatistikleri için hazırlanan makro ise Ek 5’de verilmiştir. Örnek verilerinin üretilmesi ve bu örneklerin her birinin normal dağılışa uygunluğu Shapiro-Wilk testi ile Minitab paket programında yapılmıştır (Anonimous, 1989).

Normallik için güçlü bir yöntem olan grafik destekli Shapiro-Wilk testine göre, eğer bir örnek normal dağılış gösteriyorsa, verilerin ihtimallere göre çizilen grafiğinde noktaların bir doğru şeklinde; normal dağılış göstermiyorsa grafikteki noktaların bir eğri şeklinde olacağı ifade edilmektedir (Anonimous, 1989). Bu testte ihtimal grafiğinin doğruluğu korelasyon katsayısı ile değerlendirilir. Korelasyon katsayısının 1’e yaklaşması normallik için yeterlidir. Korelasyon katsayısı kritik değer altına düşerse normal dağılışa uygunluk hipotezi reddedilir. Bir örnek olması açısından bu testlerden birinin grafiği ilgili test kriterleri ile birlikte Şekil 4.1’de verilmiştir.



Ortalama : 49.1991
 Standart Sapma : 5.0870
 r : 0.9898
 P : > 0.01
 N : 60

* Verilerin Normal dağılış eğrisi altında bulunduğu noktanın ihtimal düzeyi.

Şekil 3.2. Simülasyon Verilerinin Normallik Testi

Şekil 3.2' den görüleceği üzere; ilgili örneğe ait değerleri temsil eden noktaların grafik üzerinde bir doğru şeklinde olduğu gözlenmektedir. Korelasyon katsayısının 0.9898 ve test kriterinin $(0.05, 60) = 0.9799$ olması dolayısıyla verilerin normal dağılış gösterdiği ve varyans analiz faraziyelerini sağladığı ispatlanmıştır. Çünkü, bu test istatistiği korelasyon katsayısı test kriterinden küçük ise normallik hipotezinin reddedildiğini ifade etmektedir (Anonimous, 1989). Normal dağılış gösteren verilerin aynı zamanda homojenliğinde geçerli olduğu çeşitli kaynaklarda bildirilmektedir (Gill, 1978; Yıldız ve Bircan, 1994).

3.3. Yöntemler

İstatistikte, en çok kullanılan tahminleme yöntemleri EKK, ML ve BAYES yöntemleridir. Tahminleyicilerde aranan genel özellikler ise sapmasızlık, etkinlik, yeterlilik ve kararlılıktır. Bunlarla ilgili açıklama Yıldız ve Bircan, (1992)' de verilmiştir. VAY ve Henderson yöntemleri EKK tahminleme yöntemini esas alırken; ML, REML, MIVQUE gibi olabilirlik esasına dayalı yöntemler ML tahminleme yöntemini esas almaktadır. Varyans unsurlarının tahminlenmesinde yaygın olarak kullanılan yöntemler geliştirilme sırasına göre aşağıda verilmiştir. Fakat öncelikle yöntemlerde kullanılan modeller hakkında bilgi verilmesi uygun görülmüştür.

3.3.1. Modeller

Model, bir objenin veya bir sistemin parametreler kullanılarak temsil edilmesidir. Diğer bir ifade ile, aralarında fiziki ilişki bulunan parametrelerin bir denklem setidir. Matematiksel terimlerden yararlanılarak ilişkinin karakteri belirlenir. Bu terimler kantitatif veya kalitatif olabilmektedir. Modelin amacı; sistemi açıklamak, anlamak ve iyileştirmek hususlarında bize yardımcı olmasıdır.

Verilere uygulanacak istatistik analizin gücü, tanımlanan modelde yer alan etkilerin doğru tespit edilmesine bağlıdır. Etkiler modelde sabit (fixed) ya da şansa bağlı (random) olarak yer alırlar. Modele alınan etkiler populasyondan isteğe bağlı olarak alınmış ise bu etkilere sabit etkiler ve modele sabit model veya Eisenhart I modeli denir. Etkiler populasyondan tesadüfi olarak seçilmiş ise bu etkilere şansa bağlı etkiler ve modele şansa bağlı model veya Eisenhart II modeli denir. Hem sabit hem de şansa bağlı etkilerin bulunduğu çok faktörlü bir model ise karışık model olarak adlandırılır. Modelde yer alan etkilerin sabit olması halinde araştırmacı ortalamaların, regresyon katsayılarının, standart hataların, önem kontrollerinin, ortogonal karşılaştırmaların hesaplanması ile ilgilenir. Etkilerin şansa bağlı olması halinde ise varyans ve/veya kovaryans unsurlarının tahmini ve önem kontrolleri ile ilgilenir (Gill, 1978; Yıldız ve Bircan, 1995; Orhan ve Okut, 1996).

Bu nedenle, sabit etkilerden alınan sonuçlar sadece bu etkiler için geçerli iken, şansa bağlı etkilerin sonuçları, çekildiği popülasyon için genelleştirilebilir. Buradan varyasyona konu olan değişkenlerin şans değişkenleri olduğu anlaşılmaktadır.

Sabit modelde varyans unsurlarından ziyade ortalama ve tesir paylarından bahsedildiği için üzerinde ayrıca durulmamıştır. Bu bilgilerden hareketle bütün etkilerin şansa bağlı bulunduğu şansa bağlı ve etkilerden bir kısmının şansa bağlı olduğu karışık modeller bu araştırmada yer alacaktır. Çünkü varyasyona konu olan şans değişkenleridir.

Şansa bağlı ve karışık modellerin değerlendirilmesine imkan sağlanması, interaksiyon etkisinin tetkikine yardımcı olması ve aynı zamanda yöntemlerle ilgili tartışma ve yorumlarda karışıklığa yol açmaması bakımından sadece iki faktörlü faktöriyel bir deneme modeli esas alınmıştır.

3.3.1.1. Şansa Bağlı Model

İki faktörün birlikte şansa bağlı olarak belirlendiği interaksyonsuz şansa bağlı doğrusal matematik model,

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ijk} \quad (3.2)$$

şeklinde gösterilebilir. Burada,

Y_{ijk} : i. A muamelesi, j. B muamelesi ve k. tekerrürden elde edilen gözlem değeri,

μ : Populasyon ortalaması,

α_i : A muamelesinin etki payı, $N\sim(0, \sigma_\alpha^2)$

β_j : B muamelesinin etki payı, $N\sim(0, \sigma_\beta^2)$

ε_{ijk} : i. A muamelesi, j. B muamelesi ve k. tekerrüre ait gözlem değerinin şansa bağlı hata terimidir.

İki faktörlü interaksiyonlu şansa bağlı doğrusal matematik model, $N\sim(0, \sigma_\varepsilon^2)$

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \quad (3.3)$$

şeklinde gösterilebilir. Burada, 3.2 nolu eşitlikte açıklanmayan,

$(\alpha\beta)_{ij}$: A muamelesi ile B muamelesi arasındaki interaksiyon etkisidir.

Şansa bağlı doğrusal bir modelin matris notasyonu ile gösterilişi, $N\sim(0, \sigma_{\alpha\beta}^2)$

$$Y = Zu + e \quad (3.4)$$

şeklindedir. Burada,

Y : $(N \times 1)$ boyutlu gözlem vektörü,

Z : $(N \times p)$ boyutlu şansa bağlı etkilerin matrisi,

u : $(p \times 1)$ boyutlu şansa bağlı etkiler vektörü,

e : $(N \times 1)$ boyutlu, ortalaması sıfır, $E(e)=0$, varyans-kovaryans matrisi R olan tesadüfi hataların bulunduğu şansa bağlı hata vektörüdür.

3.3.1.2. Karışık model

Faktörlerden herhangi birinin sabit (A) değerinin şansa bağlı olduğu interaksyonsuz doğrusal karışık matematik model;

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ijk} \quad (3.5)$$

şeklinde gösterilebilir. Burada,

Y_{ijk} : i. A muamelesi, j. B muamelesi ve k. tekerrürden elde edilen gözlem değeri,

μ : Populasyon ortalaması,

α_i : Sabit etkili A muamelesinin etki payı, $N\sim(0, \frac{p}{n-1} \sum \alpha_i^2)$

β_j : Şansa bağlı B muamelesinin etki payı, $N\sim(0, \sigma_\beta^2)$

ε_{ijk} : i. A muamelesi, j. B muamelesi ve k. tekerrüre ait gözlem değerinin şansa bağlı hata terimidir $N\sim(0, \sigma_\varepsilon^2)$.

İki faktörlü interaksiyonlu doğrusal karışık matematik model,

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \quad (3.6)$$

şeklinde gösterilebilir. Burada, 3.5 nolu eşitlikte açıklanmayan,

$(\alpha\beta)_{ij}$: Sabit etkili A muamelesi ile şansa bağlı B muamelesi arasındaki interaksiyon etkisidir.

Matematik modelin karışık olması halinde matris notasyonu ile yazılımı ise, $N\sim(0, \sigma_{\alpha\beta}^2)$

$$Y = Xb + Zu + e \quad (3.7)$$

şeklindedir. Burada,

Y : $(N \times 1)$ boyutlu gözlem vektörünü,

X : $(N \times p)$ boyutlu sabit etkiler desen matrisini,

b : $(p \times 1)$ boyutlu sabit etkiler vektörünü,

Z : $(N \times q)$ boyutlu şansa bağlı etkilere ait desen matrisini,

u : $(q \times 1)$ boyutlu şansa bağlı etkiler vektörünü göstermektedir.

e : $(N \times 1)$ boyutlu, ortalaması sıfır, $E(e)=0$, varyans-kovaryans matrisi R olan tesadüfi hataların bulunduğu şansa bağlı hata vektörüdür.

Bütün modellerde aşağıdaki faraziyelerin geçerli olduğu varsayılmaktadır.

$Cov(u, e)=0$; $Cov(e, e')=0$; $E(u)=0$; $Var(u)=G$; $E(e)=0$; $Var(e)=R$; ve

$Var(Y)=Var(Xb + Zu + e) = ZGZ' + R$

Bu açıklamalara göre gözlem değerleri (Y) ve şansa bağlı etkilerin (u, e) varyans-kovaryans matrisi aşağıdaki gibi gösterilebilir;

$$V \begin{vmatrix} Y \\ u \\ e \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} V & Z'G & R \\ GZ' & G & 0 \\ R & 0 & R \end{vmatrix} \quad (3.8)$$

3.3.2. Dengeli Verilerde (Balanced Data) Varyans Unsurlarının Tahmini

Alt gruplarında kayıp ya da eksik gözlem bulunmayan ve alt gruplardaki fert sayıları eşit olan denemelerin verileri dengeli veriler olarak tanımlanmaktadır. Bu verilerin analizi eksik gözlemlili veya farklı tekerrürlü verilerin analizine nispetle daha kolaydır. Araştırmacılar bu tip verilerin analizinde faraziyelerin geçerli olması halinde genellikle bilinen varyans analiz yöntemini kullanmaktadırlar. Varyans unsurlarının tahminlenmesinde de varyans analiz yönteminden faydalanılmaktadır. Çünkü, dengeli

verilerde tahminlenen varyans unsurlarının tahminleme faraziyelerini karşıladığı bildirilmektedir (Searle, 1994). ML, REML, MIVQUE gibi dengesiz verilerde yaygın olarak kullanılan tahminleme yöntemleri denemenin yapısına göre önemli değişiklik göstermediği için dengesiz veriler kısmında açıklanacaktır. Burada sadece dengeli verilerde kolayca kullanılabilen varyans analiz yöntemi ele alınan modeller için ayrıntılı olarak anlatılacaktır.

3.3.2.1. Varyans Analiz Yöntemi (VAY)

Varyans Analiz Yöntemi (VAY) 1920'lerde R.A. Fisher tarafından geliştirilen ve Snedecor tarafından Fisher'e ithafen F-dağılışı olarak isimlendirilen, normallik, homojenlik, toplanabilirlik gibi bazı faraziyelerin geçerli olduğu durumlarda etkilerin hipotez testleri için kareler ortalamalarının oranlarının kullanıldığı bir aritmetiktir. Bu aritmetik, başlangıçta seviyeleri birbirine eşit faktörlerden oluşan denemeler için kullanılan modellerin hipotez testine uygun dizayn edilmiştir. Daha sonra alt grupların farklı olması durumlarında da kullanılabilir şekilde genelleştirilmiştir. Varyans analizinin verilere uygulanabilmesi için normallik, toplanabilirlik ve varyansların homojenliği gibi temel faraziyelerin geçerli olması gerektiği gibi şansa bağlı modelde varyans unsurlarının tahmin edilmesi için de aşağıda ifade edilen varsayımların yerine gelmesi gerekmektedir (Sezgin, 1972; Searle, 1994).

$$\begin{array}{lll}
 E(\alpha_i)=0 & E(\beta_j)=0 & E(\varepsilon_{ijk})=0; \quad \forall i, j \text{ ve } k \text{ için} \\
 E(\alpha_i^2)=\sigma_\alpha^2 & E(\beta_j^2)=\sigma_\beta^2 & E(\varepsilon_{ijk}^2)=\sigma_\varepsilon^2; \quad \forall i, j \text{ ve } k \text{ için} \\
 \text{Cov}(\alpha_i, \alpha_{i'})=0; \quad \forall i \neq i'; & \text{Cov}(\beta_j, \beta_{j'})=0; \quad \forall j \neq j' & \\
 \text{Cov}(\alpha_i, \varepsilon_{i'j'k'})=0 & \text{Cov}(\alpha_i, \beta_j)=0 & \\
 \text{Cov}(\varepsilon_{ijk}, \varepsilon_{i'j'k'})=0; \quad i \neq i' \text{ ve } j \neq j' & \text{Cov}(\beta_j, \varepsilon_{i'j'k'})=0; \quad \forall i, i'; j, j' \text{ ve } k \text{ için} & \\
 i = 1, 2, \dots, n; \quad j = 1, 2, \dots, p; \quad k = 1, 2, \dots, r & &
 \end{array}$$

A ve B faktörlerinin şansa bağlı kabul edilmesi ve yukarıdaki varsayımların geçerli olması halinde A'ya ait kareler toplamının ve ortalamasının beklenen değeri ;

$$E(\text{AKT})= E((\sum Y_i^2 / pr) - (Y_{..}^2 / npr)) = (n-1) \sigma_\varepsilon^2 + pr(n-1) \sigma_\alpha^2$$

ve

$$E(AKO)=E(AKT)/sd_A = [(n-1) \sigma_\epsilon^2 + pr(n-1) \sigma_\alpha^2]/(n-1) = \sigma_\epsilon^2 + pr \sigma_\alpha^2$$

B'ye ait kareler toplamının ve ortalamasının beklenen değeri ;

$$E(BKT)=E((\sum Y_{.j}^2 / nr) - (Y_{..}^2 / npr)) = (p-1) \sigma_\epsilon^2 + nr(p-1) \sigma_\beta^2$$

ve

$$E(BKO)=E(BKT)/sd_B = [(p-1) \sigma_\epsilon^2 + nr(p-1) \sigma_\beta^2]/(p-1) = \sigma_\epsilon^2 + nr \sigma_\beta^2$$

$$E(HKT) = E(Y_{ij} - Y_{.j})^2 = \sigma_\epsilon^2$$

İki faktörlü interaksiyonsuz bir sınıflama için varyans analiz tablosu aşağıdaki şekilde özetlenebilir. Bu denemeye uygun matematik model yukarıda verilmiştir (Model 3.2).

Çizelge 3.1. İki Faktörlü İnteraksiyonsuz Bir Sınıflama İçin Varyans Analiz Tablosu

Varyasyon Kaynağı	Serbestlik Derecesi	Kareler Toplamı	Kareler Ortalaması	E(KO)
A	n-1	AKT	AKT/(n-1)	$\sigma_\epsilon^2 + pr \sigma_\alpha^2$
B	p-1	BKT	BKT/(p-1)	$\sigma_\epsilon^2 + nr \sigma_\beta^2$
Hata	np(r-1)	H=G-(AKT+BKT)	H/np(r-1)	σ_ϵ^2
Genel	npr-1	G		

Buradan, σ_α^2 , σ_β^2 , ve σ_ϵ^2 'yi tahmin etmek için ilgili kareler ortalamaları kendi beklenen değerlerine eşitlenerek elde edilen eşitliklerin bilinmeyen parametreler için çözümlenmesiyle $\hat{\sigma}_\alpha^2$, $\hat{\sigma}_\beta^2$, ve $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ tahminleyicileri elde edilir. Bunun için sırasıyla,

$$\sigma_\epsilon^2 = H / np(r-1)$$

$$\sigma_\epsilon^2 + pr \sigma_\alpha^2 = AKT / (n-1)$$

$$\sigma_\epsilon^2 + nr \sigma_\beta^2 = BKT / (p-1)$$

denklemleri oluşturulur. Birinci eşitlikte tahminlenen σ_ϵ^2 değeri sonraki eşitliklerde yerine konularak ilgili varyans unsurları tahminlenir.

İki faktörlü interaksiyonlu bir sınıflama için varyans analiz tablosu aşağıdaki şekilde özetlenebilir. Bu denemeye uygun matematik model daha önce verilmiştir (Model 3.3). İnteraksiyonsuz modelde verilen beklenen değerlere ilaveten interaksiyon terimine (AxB) ait kareler toplamının ve ortalamasının beklenen değeri ;

$$E((AxB)KT)= E((\sum Y_{ij}^2 / r) - (Y_{..}^2 / npr)) = (n-1)(p-1) \sigma_\epsilon^2 + (n-1)(p-1)r \sigma_{\alpha\beta}^2$$

ve

$$E((A \times B)KO) = E((A \times B)KT) / sd_{A \times B} = [(n-1)(p-1)\sigma_\epsilon^2 + (n-1)(p-1)r\sigma_{\alpha\beta}^2] / (n-1)(p-1)$$

$$= \sigma_\epsilon^2 + r\sigma_{\alpha\beta}^2$$

Çizelge 3.2. İki Faktörlü İnteraksiyonlu Bir Sınıflama İçin Varyans Analiz Tablosu.

Varyasyon Kaynağı	Serbestlik Derecesi	Kareler Toplamı	Kareler Ortalaması	E(KO)
A	n-1	AKT	AKT / (n-1)	$\sigma_\epsilon^2 + r\sigma_{\alpha\beta}^2 + pr\sigma_\alpha^2$
B	p-1	BKT	BKT / (p-1)	$\sigma_\epsilon^2 + r\sigma_{\alpha\beta}^2 + nr\sigma_\beta^2$
A x B (I)	(n-1)(p-1)	İKT	İKT / (n-1)(p-1)	$\sigma_\epsilon^2 + r\sigma_{\alpha\beta}^2$
Hata	np(r-1)	H=G-(AKT+BKT+İKT)	H/np(r-1)	σ_ϵ^2
Genel	npr-1	G		

Buradan, σ_α^2 , σ_β^2 , $\sigma_{\alpha\beta}^2$, ve σ_ϵ^2 ' yi tahmin etmek için daha önce yapıldığı gibi ilgili kareler ortalamaları kendi beklenen değerlerine eşitlenerek elde edilen eşitliklerin bilinmeyen parametreler için çözümlenmesiyle $\hat{\sigma}_\alpha^2$, $\hat{\sigma}_\beta^2$, $\hat{\sigma}_{\alpha\beta}^2$ ve $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ tahminleyicileri elde edilir.

İki faktörlü interaksiyonsuz karışık bir sınıflama için varyans analiz tablosu aşağıdaki şekilde özetlenebilir. Bu denemeye uygun matematik model daha önce verilmiştir. Burada A sabit, B şansa bağlı kabul edilmiştir (Model 3.5).

Çizelge 3.3. İki Faktörlü İnteraksiyonsuz Karışık Bir Sınıflama İçin Varyans Analiz Tablosu

Varyasyon Kaynağı	Serbestlik Derecesi	Kareler Toplamı	Kareler Ortalaması	E(KO)
A	n-1	AKT	AKT / (n-1)	$\sigma_\epsilon^2 + pr/(n-1) \sum_{j=1}^p \alpha_j^2$
B	p-1	BKT	BKT / (p-1)	$\sigma_\epsilon^2 + nr\sigma_\beta^2$
Hata	np(r-1)	H= G - (AKT+BKT)	H/np(r-1)	σ_ϵ^2
Genel	npr-1	G		

Buradan, σ_β^2 ve σ_ϵ^2 ' yi tahmin etmek için daha önce yapıldığı gibi ilgili kareler ortalamaları kendi beklenen değerlerine eşitlenerek elde edilen eşitliklerin bilinmeyen parametreler için çözümlenmesiyle $\hat{\sigma}_\beta^2$ ve $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ tahminleyicileri elde edilir.

Çizelge 3.4. İki Faktörlü İnteraksiyonlu Karışık Bir Sınıflama İçin Varyans Analiz Tablosu

Varyasyon Kaynağı	Serbestlik Derecesi	Kareler Toplamı	Kareler Ortalaması	E(KO)
A	n-1	AKT	AKT / (n-1)	$\sigma_e^2 + pr/(n-1) \sum_{j=1}^p \alpha_j^2$
B	p-1	BKT	BKT / (p-1)	$\sigma_e^2 + r \sigma_{\alpha\beta}^2 + nr \sigma_{\beta}^2$
A x B (İ)	(n-1)(p-1)	İKT	İKT / (n-1)(p-1)	$\sigma_e^2 + r \sigma_{\alpha\beta}^2$
Hata	np(r-1)	H=G-(AKT+BKT+İKT)	H/np(r-1)	σ_e^2
Genel	npr-1	G		

Buradan, σ_{β}^2 , $\sigma_{\alpha\beta}^2$, ve σ_e^2 ' yi tahmin etmek için daha önce yapıldığı gibi ilgili kareler ortalamaları kendi beklenen değerlerine eşitlenerek elde edilen eşitliklerin bilinmeyen parametreler için çözümlenmesiyle $\hat{\sigma}_{\beta}^2$, $\hat{\sigma}_{\alpha\beta}^2$ ve $\hat{\sigma}_e^2$ tahminleyicileri elde edilir.

3.3.3. Dengesiz Verilerde (Unbalanced Data) Varyans Unsurlarının Tahmini

Varyans unsurlarının ilk kullanıcıları, özellikle baba bir üvey kardeş için $4\sigma_G^2/(\sigma_G^2+\sigma_E^2)$ olarak tanımlanan kalıtım derecesi ile ilgilenen genetikçilerdir. Burada G ve E sırasıyla genetik ve çevre varyanslarını ifade eden indislerdir. Uzun yıllar pek çok farklı boğaların kullanıldığı çok sayıdaki sürülerde, sağılan ineklerin süt verim kayıtlarından sürü-yıl etkilerinin ve boğa varyansının tahminlenmesi süt sığırcılığı ile ilgili bir örnek olarak verilebilir. Çeşit verim denemesi için kurulan bir tarla denemesinde parsellerden bazıları iklim veya diğer bir sebeple zarar görebilir. Bu misallerin her birinde ünitelerdeki verilerden bazıları herhangi bir sebeple kaybolabilir veya materyal yetersizliğinden denemenin kuruluşunda eksik gözlemlenmiş bir deneme kurulması gerekebilir. Dolayısı ile bazı ünitelerden rakam alınamaya bilir. Böyle durumlarda varyans unsurlarının tahmini için Henderson (1953), En Küçük-Kareler yöntemine dayanan ve birtakım hesaplama kolaylıkları sağlayan, Henderson I, II ve III yöntemleri olarak tanımladığı üç tahminleme yöntemi geliştirmiştir. Gerçekten bu yöntemler “gözlenen kareler ortalamalarını kendi beklenen değerlerine eşitleme” algoritmasında kullanılmak üzere kareler toplamlarının (veya ortalamalarının) üç farklı tarzda düzenlenmesidir. Diğer bir ifadeyle, Henderson, ya (1) dengeli denemeler için varyans analizi kareler toplamına benzer veya (2) birincinin adaptasyonu, ya da (3)

deneme planı için kullanılan modelin alt modellerinin uydurulmasından elde edilen prensibin kullanılmasını önermiştir.

Kareler toplamlarını kendi beklenen değerlerine eşitleme prensibini esas alan bu yöntemler, dengeli verilere uygulanan VAY tahminleme prensibinin dengesiz verilere uydurulmasından başka bir şey değildir. Değişen sadece kareler toplamları ve varyans unsurlarının katsayılarının hesaplama şekilleridir. Bu durum, pratik uygulamalar için asıl hareket noktası olmuştur. Örneğin, Henderson I bilgisayar gündeme gelmeden önce bile kolaylıkla kullanılabilmekte idi. Henderson II ve Henderson III ise bilgisayar öncesi kullanılması zor olmasına rağmen şimdi büyük miktardaki verilerde bile kolaylıkla uygulanabilir hale gelmiştir. Bununla beraber, Henderson (1953), bu yöntemlerin kullanımında bazı sınırlamaların olduğunu bildirmiştir. Bunlardan birincisi, Henderson I karışık modellere uygun değildir. Henderson II şansa bağlı ve sabit faktörler arasında interaksiyonun olduğu durumlarda veya sabit etkilerin seviyeleri içinde iç-içe sınıflanmış şans etkileri bulunuyorsa uygun değildir. İkincisi, bu sınırlamalar dışında kullanıldıklarında Henderson yöntemlerinin sapmasızlığın dışında herhangi bir önemli özelliği bulunmamaktadır.

Bu yöntemler için esas yapılması gereken, tahmin edilecek r adet varyans unsuru varsa, varyans unsurlarında linear beklenen değerlere sahip olan verilerin r adet kuadratik fonksiyonlarını seçmektir. Bu kuadratik fonksiyonları q vektörü ile ve varyans unsurlarını σ^2 ile gösterelim. Bundan sonra Varyans Analiz Yöntemi, $q = M\sigma^2$ ve $\sigma^2 = M^{-1}q$ değerlerini elde etmek için $E(q)=M\sigma^2$ eşitliğinin kullanımından ibarettir. Bunlar daima sapmasız tahminler verirler, çünkü $(\hat{\sigma}^2) = E(M^{-1}q) = M^{-1}E(q) = M^{-1} M \sigma^2 = \sigma^2$ dir. Fakat, sapmasızlık dışında diğer tahminleme özelliklerini sağlamamaktadır.

Ayrıca, VAY bu dezavantajına ilaveten başka daha ciddi eksikliklere de sahip olduğu bildirilmektedir(Searle, 1994). Bunlardan birincisi; negatif tahminler verebilmektedir. İkincisi; normallik faraziyesi altında olmakla birlikte, VAY tahminleyicileri bilinmeyen dağılımlara sahiptir. Bilinmeyen unsurların kuadratik fonksiyonları olan örnekleme varyansları verilerin alt gruplarındaki gözlem sayılarının çok komplike fonksiyonlarını ihtiva eder. Ayrıca, bilgilendirici sonuçların ortaya çıkartılması için tahminler aritmetik olarak karşılaştırılmaz (Searle, 1994).

Henderson yöntemlerinin temeli olarak bilinen En Küçük-Kareler denklemler dizisinin özellikleri şöylece sıralanabilir:

- i. Tahmin edilecek her katsayı için bir denklem kurulur.
- ii. Gerek En Küçük-Kareler matrisi, gerekse varyans-kovaryans invers matrisinin elemanları, yani sol yan elemanları soldan sağa uzanan köşegen etrafında simetrik bir diziliş gösterir.
- iii. Bir En Küçük-Kareler denkleminde, bir ana etkiler dizisinin katsayıları toplamı, aynı denklemdeki μ 'nün katsayısına eşittir. Aynı şekilde, bu etkiler dizisinin sağ yan elemanları toplamı, μ denkleminin sağ yan elemanlarına eşittir.
- iv. Bir ana tesirler dizisinin sıra ve sütununda bulunan köşegen dışı elemanların hepsi sıfırdır.
- v. μ denklemindeki bir ana etkiler dizisinin katsayıları bu etkiler dizisinin denklemlerindeki köşegen elemanlarının aynısıdır.

En Küçük-Kareler Yöntemi hakkında diğer önemli bulunan birtakım açıklamalar şu şekilde özetlenebilir: Dikkate alınan modeller içinde bulunması ve daha genel olması sebebiyle interaksiyonlu iki yönlü sınıflamaya ait En Küçük-Kareler denklemleri tablo şeklinde aşağıda verilmiştir:

	μ	a_i		b_j		$(ab)_{ij}$	RHM
μ	$n_{..}$	$n_{i.}$	0	$n_{.j}$		n_{ij}	$Y_{..}$
a_i	$n_{i.}$	0	$n_{i.}$	n_{ij}	0	n_{ij}	$Y_{i.}$
b_j	$n_{.j}$	n_{ij}	0	$n_{.j}$		n_{ij}	0 $Y_{.j}$
$(ab)_{ij}$	n_{ij}	n_{ij}		n_{ij}	0	n_{ij}	Y_{ij}

Bu denklemler serisi; μ için bir denklem, p kadar A sınıfının her biri için bir denklem, q kadar B sınıfının her biri için bir denklem ve bir veya daha fazla gözleme sahip olan A ve B'nin her alt sınıfı için bir denklemden oluşur. Bu denklemlere, katsayıların tahmin edilebilmesi için kısıtlama uygulanması gerekir. Çünkü, En Küçük-Kareler denklemleri sayı olarak serbestlik derecesine indirgenmedikçe denklemlere tek bir çözüm elde edilemez. Bir seri içindeki ana tesirlere ait katsayılar toplamını ve her bir sıra ve sütun üzerinden $(ab)_{ij}$ 'ye ait katsayılar toplamını sıfır yapan kısıtlama daha elverişli olduğundan tercih edilir. a_i , b_j , $(ab)_{ij}$, e_{ij} populasyon ortalamasından ayrılışlar

olarak ifade edildiğinden linear matematik modelin kendisi bu kısıtlamaları gerektirir. $\sum a_i = \sum b_j = \sum_i(ab)_{ij} = \sum_j(ab)_{ij} = 0$ kısıtlamalarının orijinal En Küçük-Kareler denklemlerine uygulanmasıyla bulunacak olan inversi elde etmek için bu invers matrisi transforme edilebilir. Bu kısıtlamalar sağ yan elemanları için de bazı toplama ve çıkarma işlemlerinin yapılmasını gerektirir. a_i ve b_j denklemleri içindeki gerekli çıkarmalar sıra ve sütün olarak aynıdır. $(ab)_{ij}$ 'nin katsayılar serisi içinde her sıra için elverişli olarak seçilebilen işlemi aşağıdaki eşitlikle özetlenebilir (Vanlı ve Yıldız, 1977):

$$n_{ij} - n_{iq} - n_{pj} + n_{pq}$$

Aynı işlem sağ yan elemanları için aşağıdaki eşitlikle verilebilir:

$$Y_{ij} - Y_{iq} - Y_{pj} + Y_{pq}$$

Burada işlem kalabalıklığı oldukça fazladır. Bunu azaltmak için ya özel programlar yapılır ya da MINITAB gibi paket programlardan yararlanılabilir.

3.3.3.1. Henderson I Yöntemi

Varyans analiz yöntemi olarak da bilinen, şansa bağlı etkilerin söz konusu olduğunda kullanılabilen, karışık modellerde kullanılması uygun olmayan fakat hesaplamaları kolay olan bu yöntemde işlem sırası aşağıdaki gibi özetlenebilir.

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \epsilon_{ijk}$$

ve matris notasyonu ile

$$Y = Zu + e$$

şeklinde verilen iki faktörlü interaksiyonlu bir model için kareler toplamları aşağıdaki şekilde elde edilir.

$$\text{Düzeltilme Katsayısı (DK)} = (\sum_i \sum_j \sum_k Y_{ijk})^2 / N = Y_{...}^2 / N$$

$$\text{Düzeltilmemiş Genel Kareler Toplamı (DGKT)} = \sum_i \sum_j \sum_k Y_{ijk}^2$$

$$\text{Düzeltilmemiş A'lar arası Kareler Toplamı AKT} = \sum_i Y_{i..}^2 / n_i$$

$$\text{Düzeltilmemiş B'ler arası Kareler Toplamı BKT} = \sum_j Y_{.j.}^2 / n_j$$

$$\text{Düzeltilmemiş İnteraksiyon Kareler Toplamı (AxB)KT} = \sum_i \sum_j Y_{ij.}^2 / n_{ij}$$

Yukarıdaki modeli sırasıyla k, j ve i'ler üzerinden toplanmış şekliyle yazılımlarından faydalanarak genel ifadesi aşağıda çıkarılmıştır.

$$Y_{12..} = n_{12}\mu + n_{12}\alpha_1 + n_{12}\beta_2 + n_{12}(\alpha\beta)_{12} + \sum_k \epsilon_{12k}$$

ve

$$Y_{1..} = n_{1.}\mu + n_{1.}\alpha_1 + \sum_j n_{1j}\beta_j + \sum_j n_{1j}(\alpha\beta)_{1j} + \sum_k \epsilon_{1jk}$$

ve buradan,

$$Y_{i..} = n_{i.}\mu + n_{i.}\alpha_i + \sum_j n_{ij}\beta_j + \sum_j n_{ij}(\alpha\beta)_{ij} + \sum_k \epsilon_{ijk}$$

yahut daha genel bir ifadeyle;

$$Y_{...} = N\mu + \sum_i n_{i.}\alpha_i + \sum_j n_{.j}\beta_j + \sum_i \sum_j n_{ij}(\alpha\beta)_{ij} + \sum_k \epsilon_{ijk}$$

eşitliği elde edilir. Bu toplamlar ve ilgili faraziyeler yardımıyla beklenen değerler ve katsayıları aşağıdaki şekilde özetlenebilir.

$$E(DK) = E\left(\frac{Y^2}{N}\right) = N\mu^2 + \left(\frac{\sum_i n_{i.}^2}{N}\right)\sigma_\alpha^2 + \left(\frac{\sum_j n_{.j}^2}{N}\right)\sigma_\beta^2 + \left(\frac{\sum_i \sum_j n_{ij}^2}{N}\right)\sigma_{\alpha\beta}^2 + \sigma_\epsilon^2$$

$$E(G) = E\left(\sum_i \sum_j \sum_k Y_{ijk}\right) = N\mu^2 + N\sigma_\alpha^2 + N\sigma_\beta^2 + N\sigma_{\alpha\beta}^2 + N\sigma_\epsilon^2$$

$$E(A) = E\left(\sum_i \frac{Y_{i.}^2}{n_{i.}}\right) = N\mu^2 + N\sigma_\alpha^2 + \left(\sum_i \frac{\sum_j n_{ij}^2}{n_{i.}}\right)\sigma_\beta^2 + \left(\sum_i \frac{\sum_j n_{ij}^2}{n_{i.}}\right)\sigma_{\alpha\beta}^2 + p\sigma_\epsilon^2$$

$$E(B) = E\left(\sum_j \frac{Y_{.j}^2}{n_{.j}}\right) = N\mu^2 + \left(\sum_j \frac{\sum_i n_{ij}^2}{n_{.j}}\right)\sigma_\alpha^2 + N\sigma_\beta^2 + \left(\sum_j \frac{\sum_i n_{ij}^2}{n_{.j}}\right)\sigma_{\alpha\beta}^2 + q\sigma_\epsilon^2$$

$$E(AB) = N\mu^2 + N\sigma_\alpha^2 + N\sigma_\beta^2 + N\sigma_{\alpha\beta}^2 + s\sigma_\epsilon^2$$

Bu eşitliklerde katsayıların hesaplama formülleri aşağıdaki şekilde gösterilebilir.

$$k_1 = \frac{\sum_i n_{ij}^2}{n_{i.}} \quad k_4 = \frac{\sum_j n_{.j}^2}{N}$$

$$k_2 = \frac{\sum_i n_{ij}^2}{n_{.j}} \quad k_2 = \frac{\sum_i \sum_j n_{ij}^2}{N}$$

$$k_3 = \frac{\sum_i n_{i.}^2}{N}$$

Bu katsayıların beklenen değerlere göre dağılımları matris halinde aşağıda özetlenmiştir.

Kaynak	μ^2	σ_a^2	σ_b^2	σ_{ab}^2	σ_e^2
G	N	N	N	N	N
A	N	N	k_1	k_1	p
B	N	k_2	N	k_2	q
AB	N	N	N	N	s
DK	N	k_3	k_4	k_5	1

Burada; p, q ve s sırasıyla A faktörünün sayısı, B faktörünün sayısı ve boş olmayan alt grup sayılarını ifade etmektedir. Bu cetveldeki ilgili katsayılar (k'lar) hesaplanır ve varyans unsurları parametrelerinin yalnız bırakılması için μ sütunu ve genele ait satır yok edilerek düzeltme katsayısı ilgili etkilerden çıkarılırsa aşağıdaki şekle dönüştürülür.

Kaynak	σ_a^2	σ_b^2	σ_{ab}^2	σ_e^2
A - DK	$N - k_3$	$k_1 - k_4$	$k_1 - k_5$	p
B - DK	$k_2 - k_3$	$N - k_4$	$k_2 - k_5$	q
AB - A - B + DK	$N - N - k_2 + k_3$	$N - k_1 - N - k_4$	$N - k_1 - k_2 - k_5$	$s - p - q + 1$
G - AB + DK	$N - N + k_3$	$N - N + k_4$	$N - N + k_5$	$N - s + 1$

Bu cetvel aşağıdaki şekilde matrislere parçalanabilir.

$$M = \begin{vmatrix} N - k_3 & k_1 - k_4 & k_1 - k_5 & p \\ k_2 - k_3 & N - k_4 & k_2 - k_5 & q \\ N - N - k_2 + k_3 & N - k_1 - N - k_4 & N - k_1 - k_2 - k_5 & s - p - q + 1 \\ N - N + k_3 & N - N + k_4 & N - N + k_5 & N - s + 1 \end{vmatrix}$$

$$\sigma = \begin{vmatrix} \sigma_a^2 \\ \sigma_b^2 \\ \sigma_{ab}^2 \\ \sigma_e^2 \end{vmatrix}$$

Kareler toplamları da Y matrisi ile gösterilirse ilgili denklemler vasıtasıyla varyansları tahmin etmek için aşağıdaki eşitlik kullanılır.

$$M\sigma = Y$$

Tahminlenecek parametreler olan σ' yı yalnız bırakmak için,

$$\sigma = M^{-1}Y$$

şekline dönüştürülür. Burada; M^{-1} , M matrisinin tersidir.

3.3.3.2. Henderson II Yöntemi

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ijk}$$

veya matris notasyonu ile

$$Y = Xb + Zu + e$$

şeklinde verilen iki faktörlü bir modele göre yapılan analizde a_i veya b_j faktörlerinden birisi sabit tesire sahip olduğu halde şansa bağlı farz edilebilir. Bu faraziye ile düşülen hata Henderson (1953)'un geliştirdiği Henderson II ile düzeltilebilir. Bu yöntemin dayandığı teori aşağıda özetlenmiştir. Varyans analizinde;

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \varepsilon_{ijk}$$

şeklinde ifade edilen matematik model

$$\beta_1 = \mu, \beta_2 = \alpha_1, \beta_3 = \alpha_2, \dots, \beta_n = \alpha_{n-1}$$

olmak üzere

$$y_1 = x_{11}\beta_1 + x_{12}\beta_2 + \dots + x_{1p}\beta_p + \varepsilon_1$$

$$y_2 = x_{21}\beta_1 + x_{22}\beta_2 + \dots + x_{2p}\beta_p + \varepsilon_2$$

$$y_N = x_{N1}\beta_1 + x_{N2}\beta_2 + \dots + x_{Np}\beta_p + \varepsilon_N$$

ve genel olarak

$$y_a = \sum_{i=1}^p x_{ia} \beta_i + \varepsilon_a \quad i = 1, 2, \dots, p; \quad j = 1, 2, \dots, N$$

şeklinde yazılabilir. Örneğin, $p=3$ ve $a=4$ olmak üzere bu eşitliklerin tamamı

$$y_1 = x_{11}\beta_1 + x_{21}\beta_2 + x_{31}\beta_3 + \varepsilon_1$$

$$y_2 = x_{12}\beta_1 + x_{22}\beta_2 + x_{32}\beta_3 + \varepsilon_2$$

$$y_3 = x_{13}\beta_1 + x_{23}\beta_2 + x_{33}\beta_3 + \varepsilon_3$$

$$y_4 = x_{14}\beta_1 + x_{24}\beta_2 + x_{34}\beta_3 + \varepsilon_4$$

dir. Bu eşitliklerdeki y ve x değerleri gözlem yoluyla tespit edilmiş değerlerdir.

Hesaplanacak olan β' lardır. Bunun için En Küçük-Kareler Yöntemi kullanılır.

Eşitliklerde bir düzenleme yapılırsa;

$$\varepsilon_1^2 = (y_1 - x_{11}\beta_1 - x_{21}\beta_2 - x_{31}\beta_3)^2$$

şekline dönüştürülerek ε_1^2 değerlerinin β' lara göre kısmi türevleri alınarak sıfıra

eşitlenirse;

$$\frac{\delta \varepsilon_1^2}{\delta \beta_1} = 2\beta_1 x_{11}^2 + 2\beta_2 x_{11} x_{21} + 2\beta_3 x_{11} x_{31} - 2x_{11} y_1$$

$$0 = \beta_1 x_{11}^2 + \beta_2 x_{11} x_{21} + \beta_3 x_{11} x_{31} - x_{11} y_1$$

$$x_{11} y_1 = \beta_1 x_{11}^2 + \beta_2 x_{11} x_{21} + \beta_3 x_{11} x_{31}$$

denklemleri elde edilir. Diğerleri için de benzer işlemler yapıldığında;

$$x_{21} y_1 = \beta_1 x_{21} x_{11} + \beta_2 x_{21}^2 + \beta_3 x_{21} x_{31}$$

$$x_{31} y_1 = \beta_1 x_{31} x_{11} + \beta_2 x_{31} x_{21} + \beta_3 x_{31}^2$$

$$x_{12} y_2 = \beta_1 x_{12}^2 + \beta_2 x_{12} x_{22} + \beta_3 x_{12} x_{32}$$

$$x_{22} y_2 = \beta_1 x_{12} x_{22} + \beta_2 x_{22}^2 + \beta_3 x_{22} x_{32}$$

$$x_{32} y_2 = \beta_1 x_{12} x_{32} + \beta_2 x_{22} x_{32} + \beta_3 x_{32}^2$$

$$x_{13} y_3 = \beta_1 x_{13}^2 + \beta_2 x_{13} x_{23} + \beta_3 x_{13} x_{33}$$

$$x_{23} y_3 = \beta_1 x_{13} x_{23} + \beta_2 x_{23}^2 + \beta_3 x_{23} x_{33}$$

$$x_{33} y_3 = \beta_1 x_{13} x_{33} + \beta_2 x_{23} x_{33} + \beta_3 x_{33}^2$$

$$x_{14} y_4 = \beta_1 x_{14}^2 + \beta_2 x_{14} x_{24} + \beta_3 x_{14} x_{34}$$

$$x_{24} y_4 = \beta_1 x_{14} x_{24} + \beta_2 x_{24}^2 + \beta_3 x_{24} x_{34}$$

$$x_{34} y_4 = \beta_1 x_{14} x_{34} + \beta_2 x_{24} x_{34} + \beta_3 x_{34}^2$$

denklemleri elde edilir. Bu denklemler taraf tarafa toplanırsa;

$$y_1(x_{11} + x_{21} + x_{31}) = \beta_1(x_{11}^2 + x_{11}x_{21} + x_{11}x_{31}) + \beta_2(x_{11}x_{21} + x_{22}^2 + x_{21}x_{31}^2) + \beta_3(x_{11}x_{31} + x_{21}x_{31} + x_{33}^2)$$

$$y_2(x_{12} + x_{22} + x_{32}) = \beta_1(x_{12}^2 + x_{12}x_{22} + x_{12}x_{32}) + \beta_2(x_{12}x_{22} + x_{22}^2 + x_{22}x_{32}) + \beta_3(x_{12}x_{32} + x_{22}x_{32} + x_{32}^2)$$

$$y_3(x_{13} + x_{23} + x_{33}) = \beta_1(x_{13}^2 + x_{13}x_{23} + x_{13}x_{33}) + \beta_2(x_{13}x_{23} + x_{23}^2 + x_{23}x_{33}) + \beta_3(x_{13}x_{33} + x_{23}x_{33} + x_{33}^2)$$

$$y_4(x_{14} + x_{24} + x_{34}) = \beta_1(x_{14}^2 + x_{14}x_{24} + x_{14}x_{34}) + \beta_2(x_{14}x_{24} + x_{24}^2 + x_{24}x_{34}) + \beta_3(x_{14}x_{34} + x_{24}x_{34} + x_{34}^2)$$

ve genel olarak,

$$Y_a \sum_{i=1}^p x_{ia} = \sum_{a=1}^N x_{ia} x_{ja} \beta_i$$

bağıntısı elde edilir. Bu eşitlikte

$$Y_i = Y_a \sum_{i=1}^p x_{ia} \quad \text{ve} \quad C_{ij} = \sum_{a=1}^N x_{ia} x_{ja} \beta_i$$

olmak üzere β 'lar tahmin edilebilir. Eğer β 'ların s tanesi sabit ise eşitlik

$$Y_i = \sum_{i=1}^p C_{ij} b_j \quad Y_i = \sum_{j=1}^s C_{ij} b_j \quad i = 1, 2, \dots, s$$

Sabit faktörlere ait tahminler elde edildikten sonra gözlem değerleri bunlara göre düzeltilerek düzeltilmiş verilere Henderson I Yöntemi uygulanarak varyans unsurları tahmin edilir. Sözkonusu düzeltme matris notasyonu ile aşağıdaki gibi gösterilebilir.

$$Y' = Y - X\hat{\alpha}$$

3.3.3.3. Henderson III Yöntemi

İki ve daha fazla kritere göre sınıflamada işe çoğunlukla interaksiyon karışır. Alt sınıflardaki gözlem sayıları farklı olduğundan Fisher tarafından geliştirilen klasik yolla hesaplanması sakıncalıdır(Karataş, 1967; Searle, 1994).

Ortogonal olmayan verilerden En Küçük-Kareler analizi ile elde edilen kareler ortalamalarına kendi beklenen değerleri eşitlenerek bulunur. Bir faktörün diğer bir faktörle tesadüfi olmayan ilişkilerinden doğan sapmaları elimine edebilmesi bu yöntemin önemli bir avantajıdır. Sabit etkiler ile şansa bağlı etkiler arasında interaksiyon varsa veya şansa bağlı etkiler sabit etkiler içinde sınıflanmış ise bile, bu yöntemin kullanılmasının uygun olduğu belirtilmektedir. Analizi, Henderson I ve II yöntemlerine nazaran daha zordur. Çünkü, büyük boyutlu matrislerin çözümünü gerektirmektedir.

Henderson III Yöntemi kareler toplamlarını ve kareler ortalamalarının beklenen değerlerini genel yolla hesaplayan bir En Küçük-Kareler analizidir. İnteraksiyonlu iki faktörlü bir sınıflama için kareler toplamları aşağıdaki şekilde hesaplanır:

Matematik modelin cebirsel ve matris notasyonu ile gösterimi;

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk}$$

$$Y = Xb + Zu + e$$

şeklindedir. Düzeltilmemiş Genel Kareler Toplamı,

$$DGKT = \sum_i \sum_j \sum_k y^2_{ijk}$$

Genel Redüksiyon Kareler Toplamı,

$$R(\mu, \alpha_i, \beta_j, (\alpha\beta)_{ij}) = \hat{\mu}Y_{...} + \sum_i \hat{\alpha}_i(\bar{Y}_{i..} - \bar{Y}_{p..}) + \sum_j \hat{\beta}_j(\bar{Y}_{.j.} - \bar{Y}_{.q.}) + \sum_i \sum_j (\alpha\beta)_{ij}(\bar{Y}_{...k} - \bar{Y}_{...r})$$

A'lar Arası Kareler Toplamı

$$AKT = R(\mu, \alpha_i, \beta_j, \alpha\beta_{ij}) - R(\mu, \beta_j, \alpha\beta_{ij})$$

$$R = (\mu, \alpha_i, \beta_j)$$

$$R = \hat{\mu}Y_{...} + \sum \hat{\alpha}_i(\bar{Y}_{i..} - \bar{Y}_{p..}) + \sum \hat{\beta}_j(\bar{Y}_{.j.} - \bar{Y}_{.q.}) + \sum \hat{\epsilon}_k(\bar{Y}_{..k} - \bar{Y}_{..r})$$

B'ler Arası Kareler Toplamı

$$BKT = R(\mu, \alpha_i, \beta_j, \alpha\beta_{ij}) - R(\mu, \alpha_i, \alpha\beta_{ij})$$

Hata Kareler Toplamı

$$HKT = \sum_i \sum_j \sum_k y_{ijk}^2 - R(\mu, \alpha_i, \beta_j, (\alpha\beta)_{ij})$$

Şansa bağlı modele ait varyans analizinde kareler ortalamalarının beklenen değerleri aşağıda gösterildiği gibi oluşturulur.

Çizelge 3.5. İki faktörlü interaksiyonlu bir sınıflama için kareler ortalamalarının beklenen değerleri

Varyasyon Kaynağı	Serbestlik Derecesi	Kareler Ortalaması	E(KO)
A	n-1	AKT / (n-1)	$\sigma^2_\epsilon + k_4\sigma^2_{\alpha\beta} + k_5\sigma^2_\alpha$
B	p-1	BKT / (p-1)	$\sigma^2_\epsilon + k_2\sigma^2_{\alpha\beta} + k_3\sigma^2_\beta$
A x B (İ)	(n-1)(p-1)	İKT / (n-1)(p-1)	$\sigma^2_\epsilon + k_1\sigma^2_{\alpha\beta}$
Grup içi (hata)	np(r-1)	HKT/np(r-1)	σ^2_ϵ
Genel	npr-1		

Burada k değerleri sırası ile aşağıdaki şekilde bulunur.

$$k_1 = \{1 / (r-p-q+1)\} (n_{..} - \sum_i \sum_j R^{ij} N_{ij})$$

$$k_2 = \{1 / (q-1)\} (\sum_i \sum_j R^{ij} N_{ij} - \sum_i (\sum_j n_{ij}^2 / n_i))$$

$$k_4 = \{1 / (p-1)\} (\sum_i \sum_j R^{ij} N_{ij} - \sum_j (\sum_i n_{ij}^2 / n_j))$$

$$k_3 = \{1 / (q-1)\} (n_{..} - \sum_i (\sum_j n_{ij}^2 / n_i))$$

$$k_5 = \{1 / (p-1)\} (n_{..} - \sum_j (\sum_i n_{ij}^2 / n_j))$$

Eşitliklerdeki r, AxB alt sınıflarının sayısı; R^{ij} , interaksiyon katsayıları modelden çıkarıldığı zaman indirgenmiş En Küçük-Kareler katsayı matrisinin invers matrisi elemanları; N_{ij} ise NN' matris çarpımından hesaplanan birleştirilmiş toplamlar matrisinin elemanlarıdır.

Bu katsayılar hesaplanır ve yerlerine konarak kendi kareler ortalamalarına eşitlenip, elde edilen eşitlikler bilinmeyen parametreler için çözülürse varyans unsuru tahminleyicileri elde edilmiş olur.

Henderson III Yöntemi'nin matris notasyonu ile hesaplama formülleri ise aşağıdaki şekilde tanımlanmıştır (Swallow ve Monahan, 1984).

$$\hat{\sigma}_e^2 = (y'y - \hat{\beta}'X'y - \hat{u}'Z'y) / [n - r(XZ)] \text{ ve}$$

$$\hat{\sigma}_a^2 = \frac{[R(u|\hat{\beta}) - \hat{\sigma}_e^2 \{r(XZ) - r(X)\}]}{\text{tr}[Z'Z - Z'X(XX)^{-1}X'Z]}$$

Burada, $\hat{\beta}$ ve \hat{u} 'nun genel en küçük kareler çözümü aşağıdaki şekildedir.

$$\begin{bmatrix} X'X & X'Z \\ Z'X & Z'Z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\beta} \\ \hat{u} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X'y \\ Z'y \end{bmatrix}$$

Yukarıdaki eşitliklerde $R(u|\hat{\beta})$ sabit etkilerin uyumundan sonra şansa bağlı etkilerden ileri gelen redüksiyon kareler toplamıdır. r rankı, tr trace işlemcisini yani, matrisin diagonal elemanlarının toplamını ve n toplam gözlem sayısını gösterir.

3.3.3.4. Maksimum olabilirlik (ML)

Bu yöntem, varyans unsuru tahminlenmesinde ilk olarak Hartley ve Rao (1967) tarafından kullanılmıştır. Normal dağılışa sahip olan Y gözlem değerlerini göz önünde bulunduralım. Y 'nin beklenen değerleri $E(Y) = Xb$ ve varyans-kovaryans matrisi V olsun. Burada, $V = ZGZ' + G$ olur. Sabitler hariç Y 'nin olabilirlik fonksiyonu,

$$L(Y) = -0.5 \log|V| - 0.5(Y - Xb)'V^{-1}(Y - Xb)$$

olmaktadır. ML yönteminde esas amaç $L(Y)$ 'i maksimize etmektir. Bu nedenle,

$$Y = Xb + Zu + e$$

modelinde,

$$\begin{vmatrix} \text{tr}(V^{-1}Z_iZ_i'V^{-1}Z_iZ_i') & \text{tr}(V^{-1}Z_iZ_i'V^{-1})I_N \\ \text{tr}(V^{-1}Z_iZ_i'V)I_N & \text{tr}(V^{-1}I_NV^{-1})I_N \end{vmatrix}$$

Burada, $V = ZGZ' + R$ ve $P = [V^{-1} - V^{-1}X(X'V^{-1}X)^{-1}X'V^{-1}]$ olmaktadır.

eşitliğinin çözümü sonunda

$$\hat{\sigma}_e^2 = (Y'Y - \hat{b}'X'Y - \sum_{i=1}^q \hat{u}_i'Z_i'Y) / N$$

ve

$$\hat{\sigma}_i^2 = (\hat{u}_i'\hat{u}_i + \text{tr}T_{ii}) / q_i$$

Burada q_i i . ci şansa bağlı etkinin değeri ve $T_{ii} = (Z_i'Z_i + \hat{\sigma}_e^2 / \hat{\sigma}_i^2)^{-1} \hat{\sigma}_i^2$ olmaktadır.

$\hat{\sigma}_e^2$ eşitliğinde görüldüğü gibi ML hata varyansını tahmin ederken sabit etkilere ait serbestlik derecesini dikkate almamaktadır. Bu durum REML'de daha ayrıntılı anlatılacaktır.

ML iterasyon başlangıç değeri olarak varyans analiz tahminlerini kullanır. Daha sonraki iterasyonlar için bir önceki tahmin değeri $\hat{\sigma}_u^2$ ve $\hat{\sigma}_e^2$ 'nin başlangıç değerleridir. Bu işleme son iki iterasyon değeri arasındaki fark, $(SS_{e(i-1)} - SS_{ei}) / (SS_{ei} - 10^{-6}) < C$ eşitsizliğini sağlayıncaya kadar devam edilir. Burada, c: mümkün olan en küçük pozitif değeri ve i: iterasyon sayısını gösterir (Anonymous, 1992)

3.3.3.5. Minimum Varyans Kuadratik Sapmasız Tahminleyici (MIVQUE)

İstatistikçiler 1960'lı yıllarda sapmasız ve transformasyonla değişmeyen (translaion invariant) özelliklere sahip olan varyans unsuru tahminleme yöntemlerini geliştirmek istemişler. Aynı yıllarda, birbirinden bağımsız çalışan iki araştırmacı (C.R. Rao ve L.R. Lamotte) 1970'de MIVQUE yöntemini geliştirmişlerdir. Rao bu yıllarda, Y'nin normal dağılımlı ve herhangi bir genel dağılıma sahip olması halleri için MIVQUE'nin metodolojisini anlatan makaleler yayınlamıştır. Lamotte'nin geliştirdiği MIVQUE Yöntemi'nin metodolojisi Rao'nun geliştirdiği ile teorik açıdan oldukça yakın özelliktedir.

MIVQUE Yöntemi Y'nin varyans-kovaryans matrisini V olarak tanımlamıştır. Bu matris bilinen bir matristir. Kuadratik formların varyansı V için minimize edilir. V gerçek olarak bilinmiyorsa V için başlangıç değeri kullanılmalıdır. Bunun sonucu olarak, kuadratik formların varyansı sadece V'nin başlangıç değerinin populasyonda V'nin gerçek değerine yaklaşmasıyla minimize edilir. V'nin başlangıç değeri gerçek değeri ile aynı ise MIVQUE yöntemi sapmasız ve transformasyonla değişmez ve aynı zamanda minimum varyanslıdır.

Bu yöntemde, REML'in 1. iterasyon değeri MIVQUE' nin varyans unsuru tahminleyicisidir. MIVQUE'de kullanılan farklı başlangıç değerlerine göre değişik varyasyonlara (MIVQUE(A), MIVQUE(0) gibi) sahiptir. Burada başlangıç değeri olarak varyans analiz tahminleri alınmış ise, elde edilen tahminleyiciler MIVQUE(A) olarak tanımlanır. Eğer $\hat{\sigma}_u^2$ ve $\hat{\sigma}_e^2$ değerleri için sırasıyla 0 ve 1 değerleri kullanılmış ise elde edilen tahminleyiciler MIVQUE(0) olarak tanımlanır. $\hat{\sigma}_u^2$ ve $\hat{\sigma}_e^2$ değerlerinin sırasıyla 0

ve 1 alınması SAS paket programının VARCOMP işlemcisinde hata tahminleyici olarak dahil edilmesinin üstünlüğünden dolayı önemlidir. MIVQUE(0)'da başlangıç değerlerinin 0 ve 1 alınması işlemleri kolaylaştırmaktadır (Anonymous, 1992).

Y değişkenin ortalaması Xb ve varyans-kovaryans matrisi V olan çok faktörlü normal dağılımlı olduğunu varsayalım. σ_i^2 için $i=0$ olduğu andaki başlangıç değeri θ_i olsun. Buna göre,

$$V = \sum_{j=1}^s Z_j Z_j' \theta_j + I\theta_0$$

Projeksiyon matrisi aşağıdaki gibi düzenlenir.

$$P = V^{-1} - V^{-1}X(X'V^{-1}X)^{-1}X'V^{-1}$$

Projeksiyon matrisi sabit etkileri absorbe ederek ve aynı zamanda V hakkındaki bilgiyi de hesaba katarak farklı bir şekilde aşağıdaki gibi yazılabilir. Burada, $PX = 0$ ve PH kendisiyle çarpımı yine kendisine eşit olan bir (idempotent) kare matristir. Buna göre MIVQUE kuadratik formları aşağıdaki şekildedir.

$$Y'PZ_i Z_i'PY \quad i=1, \dots, s \text{ için ve } Y'PHPY$$

Bunlar PY 'nin kuadratik formlarıdır ve $E(PY) = 0$ iken bu kuadratik formlar transformasyonla değişmezler. Bu kuadratik formları birbiriyle toplanırsa aşağıdaki eşitlik elde edilir.

$$\sum_{i=1}^s Y'PZ_i Z_i'PY\theta_i + Y'PPY\theta_0 = Y'PHPY$$

= $Y'PY$ olur. Çünkü, PH idempotent dir.

Bu kuadratik formları basitleştirmek için aşağıdaki şekilde düzenlenebilir;

$$PY = (V^{-1} - V^{-1}X(X'V^{-1}X)^{-1}X'V^{-1})Y$$

$$= V^{-1}(Y - X(X'V^{-1}X)^{-1}X'V^{-1}Y)$$

$$\hat{b} = (X'V^{-1}X)^{-1}X'V^{-1}Y \text{ olarak eşitlenirse}$$

= $V^{-1}(Y - X\hat{b})$ şeklinde kısa yazılabilir. Bu sebeble,

$$Y'PZ_i Z_i'PY = (Y - X\hat{b})'V^{-1}Z_i Z_i'V^{-1}(Y - X\hat{b})$$

Henderson $\hat{u}_i = G_i Z_i'PY$ olduğunu bildirmiştir. Burada, G_i , u_i 'nin varsayılan varyans-kovaryans matrisidir. $G_i = I \theta_i$ 'dir ve \hat{u}_i , u_i 'nin BLUP tahminidir. \hat{u}_i 'nin karışık model eşitliğinden çözümü;

$$Y'PZ_i Z_i'PY = Y'PZ_i [G_i G_i^{-1} G_i^{-1} G_i] Z_i'PY$$

$$\begin{aligned}
&= (Y'PZ_iG_i)G_i^{-2}(G_iZ_i'PY) \\
&= \hat{u}_i'G_i^{-2}\hat{u}_i \\
&= \hat{u}_i'\hat{u}_i / \theta_i^2 \quad G_i = I \theta_i \text{ olduğunda.}
\end{aligned}$$

Benzer şekilde, Henderson göstermiştir ki,

$$Y'PPY = (Y'Y - \hat{b}'X'Y - \sum_{i=1}^s \hat{u}_i'Z_i'Y - \sum_{i=1}^s \hat{u}_i'\hat{u}_i \alpha_i) / \theta_0$$

Burada, $\alpha_i = \theta_0 / \theta_i$ dir. Böylece, temel linear model şartlarında varyans unsurları tahminlenmesinde MIVQUE için gerekli olan kuadratik formlar aşağıdaki şekilde elde edilir;

$$\hat{u}_i'\hat{u}_i \text{ ve } Y'Y - \hat{b}'X'Y - \sum_{i=1}^s \hat{u}_i'Z_i'Y$$

Bu kuadratik formların beklenen değerleri alınarak varyans unsurları tahmin edilir.

3.3.3.6. Kısıtlanmış Maksimum Olabilirlik (REML)

Patterson ve Thompson (1974) tarafından geliştirilen bu yöntem, yine bu araştırmacılar tarafından alt grup sayıları farklı verilerde varyans unsuru tahmin edilmesinde kullanılmıştır. Bu yöntem ile gruplar arası ve grup içi varyansların hesaplanması aşağıdaki formül ile gerçekleşir (Swallow ve Monohan, 1984).

REML Yöntemi MIVQUE ve ML yöntemleri ile aynı kuadratik formları paylaşmakta. Ancak, kuadratik formların beklenen değerleri farklı olmaktadır. REML Yöntemi teorik olarak hem ML hem de MIVQUE'den elde edilir. Bu yöntem ML'den elde edilirken hata kontrastlarından yararlanır. ML gözlem değerleri Y'nin log fonksiyonunu kullanmasına karşılık REML k'Y şeklindeki hata kontrastlarının log fonksiyonunu kullanır. Burada $k'X = 0$ ve $k'Y = k'Xb = 0$ olmaktadır.

$$Y = X\beta + Zu + e$$

linear karışık modelinde varyans unsurları;

$$\begin{vmatrix} X'R^{-1}X & Z'R^{-1}X \\ Z'R^{-1}X & Z'R^{-1}Z + G^{-1} \end{vmatrix} \begin{vmatrix} \beta \\ u \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} X'R^{-1}Y \\ Z'R^{-1}Y \end{vmatrix} \text{ Kısaca, } Cs = r \text{ olarak yazılabilir.}$$

şeklinde çözülür. Bunun sonucu,

$$\hat{\sigma}_e^2 = (Y'Y - \hat{b}'X'Y - \sum_{i=1}^q \hat{u}_i'Z_i'Y) / (N-r(x))$$

ve

$$\hat{\sigma}_i^2 = (\hat{u}_i' \hat{u}_i + \text{tr} C_{ii} \hat{\sigma}_e^2) / q_i$$

olur. Bu çözümlerden de anlaşıldığı gibi ML ile REML arasında esas itibariyle şu farklar bulunmaktadır;

- 1- $\hat{\sigma}_e^2$ eşitliğinde REML için paydada $(N - r(x))$ ve ML için N bulunmaktadır. Yani, REML sabit etkilerin serbetlik derecesi olan $r(x)$ 'i dikkate alırken, ML bunu ihmal eder.
- 2- $\hat{\sigma}_i^2$ eşitliğinde ML'deki $\text{tr} T_{ii}$ 'ye karşılık REML'de $\text{tr} C_{ii}$ bulunmaktadır. Burada, T_{ii} daha önce verildiği gibi ve $C_{ii} = (Z_i' M + \hat{\sigma}_e^2 / \hat{\sigma}_i^2)^{-1}$ ve $M = I - X(X'X)^{-1}X'$ olmaktadır.

3.3.3.7. Minimum Norm Kuadratik Sapmasız Tahminleyici (MINQUE)

Kennedy (1981)' in bildirdiğine göre, Rao (1970, 1971) normalliğin bozulduğu durumlarda bir kuadratik formun minimize edilemeyeceğini, fakat bunun normalliyi dikkate almayan Euclidean Normu ile mümkün olacağını ileri sürmüş ve bu işlemi MINQUE olarak tanımlamıştır. Normalliğin bozulduğu durumlarda Euclidean normunun minimizasyonu varyansın minimizasyonu için eşitlenir. MINQUE bir iterasyon işlemcisi değildir. Bu sebeple alınan başlangıç değerinin gerçek parametre değerine yakın olması tahminleyicinin sapmasızlığı için önemli bir etkidir. Henderson (1973) MINQUE tahminleyicilerinin karışık model eşitliği algoritmasını aşağıdaki şekilde tanımlamıştır.

$$\begin{bmatrix} \hat{\sigma}_a^2 \\ \hat{\sigma}_e^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (n - q - r(X)) / \tilde{\lambda}^2 + \text{tr} C_{22}^2 & \text{tr} C_{22}^2 - \tilde{\lambda} \text{tr} C_{22}^2 \\ \text{simetrik} & q - 2\tilde{\lambda} \text{tr} C_{22} + \tilde{\lambda}^2 \text{tr} C_{22}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} t \\ \hat{u}' \hat{u} \end{bmatrix}$$

Burada,

$\tilde{\lambda} = \tilde{\sigma}_e^2 / \tilde{\sigma}_a^2$, değeri seçilen başlangıç varyans oranıdır.

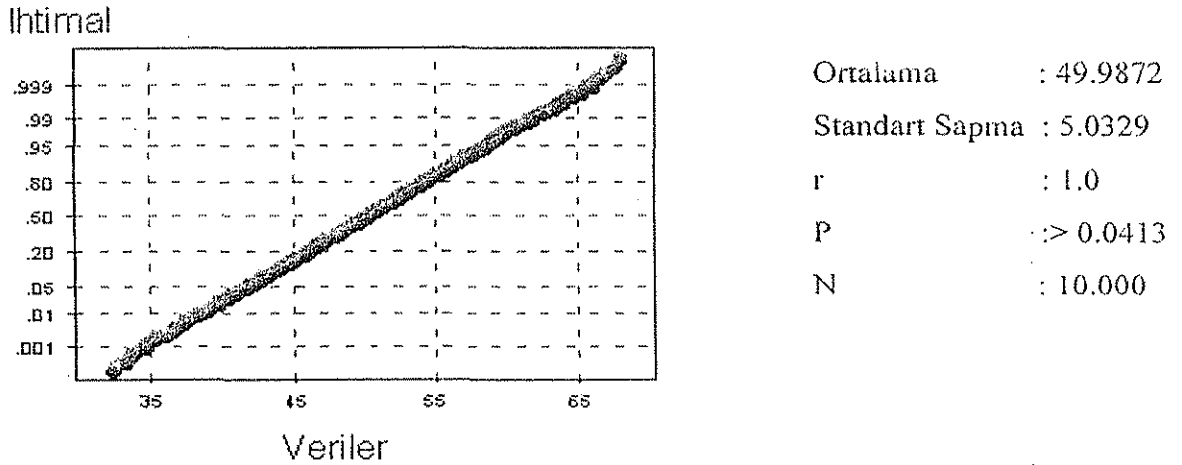
$t = [(y'y - \hat{b}'X'y) / \tilde{\lambda}^2] - [u'u / \tilde{\lambda}]$ olarak tanımlanır.

Bu ifadelerden bir bakıma, MINQUE algoritmasının REML tahminleyicisinin işlemcisinden daha hızlı sonuca vardığı söylenebilir.

4. BULGULAR ve TARTIŞMA

4.1. Varyans Unsurlarının Tahmini ve İlgili İstatistikler

Örneklerden tahminlenen varyans unsurlarının dağılış şekli incelenmiş ve bütün yöntemlerde gerek hata varyansı ve gerekse ana faktörlere ait varyansların normal dağılış gösterdiği gözlenmiştir. Bunlara bir örnek olması açısından ML ile tahminlenen hata varyanslarına ait normallik testlerinden biri Şekil 4.2’de verilmiştir. Bütün yöntemlere ve modellere göre elde edilen hata varyansları için benzer sonuçlar vermesi nedeniyle diğerlerinin verilmesine gerek duyulmamıştır.



Şekil 4.1. ML İle Tahminlenen 10.000 Adet Hata Varyanslarına Ait Normalite Testi.

Daha önce açıklandığı gibi, ilgili örneğe ait değerleri temsil eden noktalar grafik üzerinde bir doğru şeklinde elde edilmiş ve korelasyon katsayısının 1.0 olması dolayısıyla verilerin normal dağılış gösterdiği ve varyans analiz faraziyelerini sağladığı gözlenmiştir (Şekil 4.1).

Monte Carlo Yöntemi'nin bir gereği olan örnek sayısının fazla olması çalışmada yapılan analiz sayısını oldukça artırmıştır. Çünkü, 4 yöntem ve 4 modelin her biri için 10.000 örnek simüle edilmiş ve tekerrür sayıları eşit denemeler için analiz sayısı $4 \times 4 \times 10.000 = 160.000$; ve benzer şekilde alt grup sayıları farklı denemeler için de analiz sayısı 160.000 olmak üzere toplam 320.000 varyans unsuru tahmin analizinin yapılması gerekmiştir. Bu sebeple, paket programlarda henüz bulunmayan ve dolayısıyla el ile

yapılmayı gerektiren ve uzun zaman alacak olan varyans unsuru tahminleme yöntemlerinin uygulama imkanı bulunamamıştır. Çalışmalarda en çok kullanılan yöntemlerden olan ve SAS paket programında yer alan VARCOMP komutuna ait TYPE1(Henderson III), ML, REML ve MIVQUE(0) yöntemlerinin uygulanmasıyla yetinilmiştir. Konu ile ilgili yapılan yazışmalarda S.R.Searle gibi istatistikte söz sahibi olan bilim adamları da varyans unsurlarının tahmini için SAS paket programının yeterli olduğunu tavsiye etmişlerdir (Kişisel haberleşme ile Searle; Anonymous, 1992).

Tekerrür sayıları eşit verilerden tahminlenen örnek varyanslarının ortalamaları, standart hataları, ve hata varyansları için Bartlet homojenlik test sonuçları Çizelge 4.1'de verilmiştir.

Çizelge 4.1. Tekerrür Sayıları Eşit Verilerden Tahminlenen Örnek Varyanslarının Ortalamaları, Standart Hataları ve Hata Varyansları İçin Bartlet Homojenlik Test Sonuçları (N=10000)

Model	VK	Yöntemler				X ²
		Henderson III	ML	REML	MIVQUE(0)	
		$\sigma^2 \pm \sigma_{\bar{x}}$	$\sigma^2 \pm \sigma_{\bar{x}}$	$\sigma^2 \pm \sigma_{\bar{x}}$	$\sigma^2 \pm \sigma_{\bar{x}}$	
M1	\hat{V}_a	0.0147 ± 0.00015	0.1058 ± 0.00038	0.3858 ± 0.00010	0.0147 ± 0.00015	5.7068 ös
	\hat{V}_b	0.0028 ± 0.00017	0.1666 ± 0.00049	0.4073 ± 0.00009	0.0028 ± 0.00017	
	\hat{V}_{ab}	-0.0368 ± 0.00025	0.2071 ± 0.00062	0.2819 ± 0.00008	-0.0368 ± 0.00025	
	\hat{V}_e	25.0700 ± 0.00048	24.1570 ± 0.00046	24.3370 ± 0.00046	25.0700 ± 0.00048	
	\hat{V}_b / \hat{V}_e	0.0001	0.0007	0.0167	0.0001	
	\hat{V}_e / V_e	1.0028	0.9663	0.9735	1.0028	
M2	\hat{V}_b	0.0011 ± 0.00018	0.2008 ± 0.00006	0.3793 ± 0.00010	0.0028 ± 0.00017	7.4993 ös
	\hat{V}_{ab}	-0.0287 ± 0.00025	0.2168 ± 0.00010	0.4163 ± 0.00010	-0.0368 ± 0.00025	
	\hat{V}_e	25.0560 ± 0.00048	23.9170 ± 0.00045	24.4970 ± 0.00047	25.0700 ± 0.00048	
	\hat{V}_b / \hat{V}_e	0.0004	0.0008	0.0155	0.0001	
	\hat{V}_e / V_e	1.0022	0.9567	0.9799	1.0028	
M3	\hat{V}_a	0.0029 ± 0.00012	0.1254 ± 0.00004	0.4149 ± 0.00010	0.0029 ± 0.00012	3.4668 ös
	\hat{V}_b	-0.0163 ± 0.00013	0.1996 ± 0.00005	0.4612 ± 0.00010	-0.0163 ± 0.00013	
	\hat{V}_e	25.0610 ± 0.00048	24.3240 ± 0.00046	24.5280 ± 0.00046	25.0610 ± 0.00048	
	\hat{V}_b / \hat{V}_e	0.0001	0.0052	0.0169	0.0001	
	\hat{V}_e / V_e	1.0024	0.9730	0.9811	1.0024	
M4	\hat{V}_b	-0.0163 ± 0.00013	0.1881 ± 0.00005	0.4574 ± 0.00010	0.0163 ± 0.00013	5.8904 ös
	\hat{V}_e	25.0610 ± 0.00048	24.0270 ± 0.00045	24.7350 ± 0.00047	25.0610 ± 0.00048	
	\hat{V}_b / \hat{V}_e	-0.0006	0.0078	0.0185	0.0006	
	\hat{V}_e / V_e	1.0024	0.9611	0.9894	1.0024	

ös: Önemsiz

Ele alınan yöntemlerle örneklerden varyans unsurlarını tahminlemek için hazırlanan makronun bir kısmı Ek 6'da ve tahminlenen varyans unsurlarının güven sınırları içinde kalan sayılarının belirlenmesi için hazırlanan makroların ilk bölümleri ise Ek 7 ve Ek 8'de verilmiştir.

Çizelge 4.1'den görüleceği üzere genel olarak Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemleri verilen hata varyansı (25) değerine daha yakın sonuçlar vermesine karşılık, ML ve REML bu değerden daha küçük tahminleme yapmıştır. Ancak, yöntemler bakımından hata varyanslarının homojenliği için yapılan Bartlett homojenlik test sonuçları kritik cetvel değerinden küçük olması nedeniyle tahminlenen varyansların homojen olduğu sonucuna varılmıştır ($X^2_{(3,0.05)} = 7.81$). Diğer bir ifadeyle varyanslar arasındaki bu farklılık tesadüften ileri gelmiştir. ML ve REML yöntemleri bütün modellerde hata varyansı parametre değeri olan 25'ten daha küçük değerler tahmin etmiştir. Bu değerler, parametre değerinden daha yüksek tahminler veren Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemleri tahminlerindeki sapmadan daha büyük olduğu gözlenmektedir. Yani, ML ve REML yöntemleri hata varyansı bakımından altta sapmalı yöntemler olarak değerlendirilebilirken daha az sapma gösteren Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemleri üstten sapmalı yöntemler olarak değerlendirilebilir. Gerçekten, Çizelge 4.1'de \hat{V}_e/V_e oranına bakıldığında Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerindeki \hat{V}_e/V_e değerleri, ML ve REML yöntemlerindeki nazaran beklenen değer 1'e daha yakın olduğu görülmektedir.

Bu sonuçlardan, çoğu durumlarda yöntemler ve modeller karşılaştırılırken en önemli kriter olarak kullanılan hata varyansının küçük bulunması değerlendirmesinin çok sağlam olmadığı ve bazan küçük bulunan hata varyansının altta sapmalı olabileceği düşünülmelidir. Nitekim, bazı çalışmalarda hata varyansının küçüklüğünü esas alarak ana faktörün varyansının hata varyansına oranı (\hat{V}_b/\hat{V}_e) büyük olan yöntemin tercih edilmesi gerektiği bildirilmiştir (Swallow ve Monahan, 1984; Kayaalp, 1993). Halbuki bu çalışmada bu oranın beklenen değeri sifıra en yakın tahmini hata varyansı nispeten biraz daha büyük olan Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinde bulunmuştur. Bu oran ML ve REML yöntemlerinde önemli olmamakla birlikte beklenen değerden biraz daha büyük olmuştur. Yani, hata varyansı minimum olan ML tahminleyicisi gerçek parametre değerinden, parametre alanında olmakla birlikte daha sapmalı tahmin

vermiştir (Çizelge 4.1). Benzer yorumlar bütün modeller için aynı olmuştur. Çünkü, bütün modellerde benzer sonuçlar elde edilmiştir.

Tahminleme yöntemleri için ideal şartlar gerçekleşmesine rağmen Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinin negatif tahminler vermesi ise bu yöntemlerinin en önemli dezavantajı olarak değerlendirilebilir. Çünkü, Henderson III yöntemi, M1 ve M2 modellerinde interaksiyon varyansları ortalaması, M3 ve M4 modellerinde ise B faktörü varyansları ortalaması negatif olmuştur. MIVQUE(0) yönteminde de benzer sonuçlar elde edilmiş, fakat M4 modelinde B faktörü varyansları ortalaması pozitif olmuştur. Ancak, Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinin ML ve REML yöntemlerinden daha hızlı tahmin verme özelliği göz ardı edilmemelidir. Çünkü, ML ve REML yöntemleri iterasyon ile sonuca ulaştığından Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinden daha uzun sürede tahminleme yapmaktadır.

Çizelge 4.1'de her bir yöntemin dört ayrı modeldeki hata varyansları tahmin değerlerinin yöntemler arasındaki farklılıktan çok daha küçük olduğu görülmektedir. Dolayısı ile yöntemler için Bartlett Homojenlik Test sonuçları önemli bulunmadığından modeller arasındaki farklılığın da önemli bulunmasının mutlak olduğu görülmektedir. Bu sonuçlardan varyans unsurları tahmininde hata varyansının tahmini açısından model farklılığının pek önemli olmadığı anlaşılmaktadır. Ancak, ana faktörler bakımından incelendiğinde aynı faktörün modeller arasındaki farklılığının biraz daha büyük olduğu gözlenmektedir. Yani, model farklılığının ana faktör tahminlerini daha fazla etkilediği görülmektedir. Örneğin, Çizelge 4.1'de Henderson III ile tahminlenen A faktörü varyansları ortalaması M1 ve M3'de sırasıyla 0.0147 ve 0.0029 bulunurken, B faktörü varyansları ortalaması M1, M2, M3 ve M4 modellerinde sırasıyla 0.0028, -0.0287, -0.0163 ve -0.0163 bulunmuştur. Bu değerler arasında farklılığın hata varyanslarında olduğundan daha fazla olduğu aşikardır. Benzer durumlar, diğer yöntemler için de aynı şekilde olduğu görülmektedir (Çizelge 4.1).

Hata varyansları küçük tahminlenen yöntemlerde ana faktör varyanslarının büyüdüğü ve tersi durumda ise küçüldüğü Çizelge 4.1.'de görülmektedir. Bu ise toplam varyasyonun kaynaklara uygun olarak dağılması sebebiyle doğal olduğu görülmektedir.

Sabit etkili modellerde (M2 ve M3) REML hata varyansını şansa bağlı modellerdeki aynı kararlılıkla tahmin ederken ML yöntemi daha küçük tahminleme

yapmıştır. Bu ise ML yönteminin sabit etkilerden kaynaklanan serbestlik derecesini dikkate almaması ve REML yönteminin bunu dikkate alarak tahminleme yapmasından ileri gelmektedir. Bu sebeple karışık modellerde ML ve REML yöntemlerinden birisi tercih edilecekse REML yönteminin tercih edilmesi tavsiye edilebilir. Aynı düşünce farklı kaynaklarda da ifade edilmiştir (Kennedy, 1981; Swallow ve Monahan, 1984; Lin ve McAllister, 1984). Ayrıca, ML ve REML yöntemleri ana faktörler bakımından incelendiğinde ML yönteminin ana faktör varyanslarını REML yönteminden daha sapmasız tahminlediği, yani parametre değerlerine daha yakın değerler elde edildiği görülmektedir. Standart hataların bütün model ve yöntemlerde küçük bulunması yapılan simülasyon denemelerinin tutarlılığının bir ifadesi olarak değerlendirilebilir.

Tekerrür sayıları farklı verilerden tahminlenen örnek varyanslarının ortalamaları, standart hataları, ve hata varyansları için Bartlet homojenlik test sonuçları Çizelge 4.2'de verilmiştir.

Genel olarak, Çizelge 4.1'de özetlenen eşit tekerrürlü verilerin tahminleri için yapılan açıklamalar ve yorumlar Çizelge 4.2'de verilen tekerrür sayıları farklı veriler içinde aynı paralelde olduğu görülmektedir. Örneğin, Çizelge 4.2'den görüleceği üzere Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemleri verilen hata varyansı (25) değerine daha yakın sonuçlar vermesine karşılık, ML ve REML bu değerden daha küçük tahminleme yapmıştır. Yine, yöntemler bakımından hata varyanslarının homojenliği için yapılan Bartlet homojenlik test sonuçlarında da varyanslar homojen bulunmuştur ($X^2_{(3,0.05)} = 7.81$). Fakat az da olsa birtakım farklılıklar sözkonusudur. Bu sebeple Çizelge 4.2'de verilen tahminler için aşağıdaki ilave açıklamalar getirilebilir.

Bütün yöntemler ve modeller için hata varyanslarının homojen ve birbirinden önemli derecede farklı bulunmaması verilerin dengesiz fakat 5,10,15 şeklinde orantılı olmasından kaynaklanabilir.

Alt grup sayılarının farklı olması halinde ana faktörlerin Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerindeki negatif tahmin sayısının arttığı gözlenmiştir. Ancak, Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinde negatif tahminlenen parametrelerin ML ve REML' de sifıra yakın olduğu dikkat çekmektedir.

Çizelge 4.2. Tekerrür Sayıları Farklı Verilerden Tahminlenen Örnek Varyanslarının Ortalamaları, Standart Hataları ve Hata Varyansları İçin Bartlett Homojenlik Test Sonuçları (N=10000)

Model	VK	Yöntemler				X ²
		Henderson III	ML	REML	MIVQUE(0)	
		$\sigma^2 \pm \sigma_{\bar{x}}$	$\sigma^2 \pm \sigma_{\bar{x}}$	$\sigma^2 \pm \sigma_{\bar{x}}$	$\sigma^2 \pm \sigma_{\bar{x}}$	
M1	\hat{V}_a	-0.0153 ± 0.00016	0.09883 ± 0.00004	0.3666 ± 0.00001	-0.0153 ± 0.00015	5.1741 ös
	\hat{V}_b	-0.0105 ± 0.00019	0.17519 ± 0.00006	0.4571 ± 0.00011	-0.0129 ± 0.00018	
	\hat{V}_{ab}	0.0288 ± 0.00028	0.21620 ± 0.00007	0.3013 ± 0.00009	0.0290 ± 0.00025	
	\hat{V}_e	24.9600 ± 0.00049	24.09700 ± 0.00046	24.2720 ± 0.00046	24.9700 ± 0.00049	
	\hat{V}_b / \hat{V}_e	-0.0004	0.0073	0.0188	-0.9793	
	\hat{V}_e / V_e	0.9984	0.9639	0.9709	0.9988	
M2	\hat{V}_b	0.0288 ± 0.00028	0.18084 ± 0.00006	0.4385 ± 0.00011	-0.0087 ± 0.00018	6.9048 ös
	\hat{V}_{ab}	-0.0105 ± 0.00019	0.12170 ± 0.00005	0.4838 ± 0.00012	0.0202 ± 0.00026	
	\hat{V}_e	24.9600 ± 0.00049	23.8690 ± 0.00045	24.4200 ± 0.00047	24.9730 ± 0.00049	
	\hat{V}_b / \hat{V}_e	0.0012	0.0076	0.0180	-0.0004	
	\hat{V}_e / V_e	0.9984	0.9548	0.9768	0.9989	
M3	\hat{V}_a	-0.0044 ± 0.00012	0.12143 ± 0.00004	0.4065 ± 0.00010	-0.0044 ± 0.00012	3.3126 ös
	\hat{V}_b	0.0034 ± 0.00014	0.20940 ± 0.00006	0.5334 ± 0.00011	0.0011 ± 0.00013	
	\hat{V}_e	24.9690 ± 0.00048	24.25700 ± 0.00046	24.4540 ± 0.00046	24.9800 ± 0.00048	
	\hat{V}_b / \hat{V}_e	0.0001	0.0086	0.0218	0.0004	
	\hat{V}_e / V_e	0.9988	0.9703	0.9782	0.9992	
M4	\hat{V}_b	0.0012 ± 0.00014	0.19536 ± 0.00006	0.5334 ± 0.00011	0.0011 ± 0.00013	6.3041 ös
	\hat{V}_e	24.9800 ± 0.00048	23.97000 ± 0.00045	24.4540 ± 0.00046	24.9800 ± 0.00048	
	\hat{V}_b / \hat{V}_e	0.0001	0.0082	0.0218	0.0004	
	\hat{V}_e / V_e	0.9992	0.9588	0.9782	0.9992	

ös: Önemsiz

Hata varyanslarının yöntem ve modellerin her ikisi birlikte dikkate alındığında farklılık gösterip göstermediğini test etmek amacıyla hazırlanan Çizelge 4.3'de verilen varyanslar iki yönlü varyans analizine tabi tutulmuş ve elde edilen sonuçları Çizelge 4.4'de verilmiştir.

Çizelge 4.3. Tekerrür Sayılarının Eşit ve Farklı Olması Halinde Hata Varyansları, Yöntemlere Göre Duncan Grup Karşılaştırmaları

Model	Yöntemler							
	Tekerrür Sayıları Eşit				Tekerrür Sayıları Farklı			
	Henderson III	ML	REML	MIVQUE(0)	Henderson III	ML	REML	MIVQUE(0)
M1	25.070	24.157	24.337	25.070	24.960	24.097	24.272	24.970
M2	25.056	23.917	24.497	25.070	24.960	23.869	24.420	24.973
M3	25.061	24.324	24.528	25.061	24.969	24.257	24.454	24.980
M4	25.061	24.027	24.735	25.061	24.980	23.970	24.454	24.980
Ort.	25.062a	24.106c	24.524b	25.065a	24.967a	24.048c	24.400b	25.976a

Çizelge 4.4. Tekerrür Sayılarının Eşit ve Farklı Olması Durumlarında Hata Varyanslarının Model ve Yöntemlere Göre Varyans Analiz Sonuçları

V.K.	SD	Tekerrür Sayıları Eşit			Tekerrür Sayıları Farklı		
		KO	F	P	KO	F	P
MODEL	3	0.01045	0.67	0.593	0.00912	1.03	0.425
YÖNTEM	3	0.86349	55.06	0.0001	0.82729	93.29	0.0001
HATA	9	0.01568			0.00887		

Çizelge 4.4'den görüleceği üzere hem eşit hem de farklı tekerrürlü verilerde yöntemler arasında önemli bir farklılık görülmezken; başka bir deyişle, hata varyanslarının yöntemler arasındaki bu farklılığı tesadüften ileri geldiği halde, modeller arasındaki farklılık çok önemli ($P < 0.0001$) olmuştur. F testi sonucunun yöntemler arasında önemli bulunması, Bartlet Homojenlik Testi sonuçlarını desteklememektedir. Çünkü bu test sonuçlarına göre yöntemler arasındaki küçük farklılıklar istatistiki olarak çok önemli düzeydedir (Çizelge 4.1 ve Çizelge 4.2). F testinin yöntemler arasındaki farklılığı çok önemli düzeyde belirlemesi, bu testin Bartlet homojenlik testinden birinci tip hata bakımından daha hassas olduğunun bir göstergesidir.

Bu açıklamalardan, deneme materyaline uygun modelin seçiminde dikkatli olunması gerektiği sonucu çıkmaktadır. Varyasyona sebep olabilecek faktörlerin iyi tespit edilerek modele alınması gerekmektedir.

Duncan karşılaştırması sonuçlarına göre, Çizelge 4.3'de verilen yöntem ortalamalarından Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinin aynı grupta yer aldığı görülmektedir. Bu yöntemlerin her ikisi de çok hızlıdır. Bunun sebebi, algoritmalarında iterasyon kullanılmamasıdır. ML ve REML yöntemleri arasındaki farklılık ise, karışık modellerde ML yönteminin sabit etkilerden kaynaklanan serbestlik derecesi kaybını dikkate almaması ve REML yönteminin bunu dikkate almasından kaynaklanmıştır. Nitekim, Çizelge 4.3'de görüleceği üzere sabit model olan M2 ve M4'de ML yöntemi REML yönteminin daha küçük varyanslar tahmin ettiği görülmektedir. Bu sonuç tekerrür sayılarının farklı olması halinde de değişmemiştir.

Çizelge 4.1 ve Çizelge 4.2 ana faktörler bakımından incelendiğinde; durumun hata varyanslarına göre ters yönde olduğu dikkati çekmektedir. Yani, Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinin ML ve REML yöntemlerinden daha küçük tahminler yaptığı gözlenmektedir. Sıfır olması beklenen A ve B faktörleri varyansları Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinde mutlak değer bakımından bu değere daha yakın sonuçlar

verirken, ML ve REML yöntemleri daha büyük değerler elde etmiştir. Ana faktör varyanslarının model ve yöntemlere göre önemlilik durumlarının araştırılması için bütün modellerde bulunması nedeniyle B faktörü ele alınmış ve Çizelge 4.5'te verilen B faktörü tahminleri ortalamalarının model ve yöntemlere göre varyans analizi yapılarak, sonuçlar Çizelge 4.6'de verilmiştir.

Çizelge 4.5. Tekerrür Sayılarının Eşit ve Farklı Olması Halinde B Faktörü Varyansları, Yöntemlere Göre Duncan Grup Karşılaştırmaları

Model	Yöntemler							
	Tekerrür Sayıları Eşit				Tekerrür Sayıları Farklı			
	Henderson III	ML	REML	MIVQUE(0)	Henderson III	ML	REML	MIVQUE(0)
M1	0.0028	0.1666	0.4073	0.0028	-0.0105	0.1752	0.4571	-0.0129
M2	0.0011	0.2008	0.3793	0.0028	0.0288	0.1808	0.4385	-0.0087
M3	-0.0163	0.1996	0.4612	-0.0163	0.0034	0.2094	0.5334	0.0011
M4	-0.0163	0.1881	0.4574	-0.0163	0.0012	0.1954	0.5334	0.0011
Ortalama	-0.0072c	0.1888b	0.4263a	-0.0068c	0.0057c	0.1902b	0.4906a	-0.0049c

Çizelge 4.6. Tekerrür Sayılarının Eşit ve Farklı Olması Durumlarında B Faktörü Varyanslarının Model ve Yöntemlere Göre Varyans Analiz Sonuçları

V.K.	SD	Tekerrür Sayıları Eşit			Tekerrür Sayıları Farklı		
		KO	F	P	KO	F	P
Model	3	0.00014	0.21	0.8862	0.00115	1.81	0.2151
Yöntem	3	0.16949	262.99	0.0001	0.21433	337.02	0.0001
Hata	9	0.00065			0.00064		

Çizelge 4.6'da verilen analiz sonuçlarına göre, hem eşit hem de farklı tekerrürlü verilerde modeller arasında önemli bir farklılık görülmezken, yani B faktörü varyanslarının modeller arasındaki bu farklılığı tesadüften ileri geldiği halde, yöntemler arasındaki farklılığın çok önemli ($P < 0.0001$) düzeyde olduğu gözlenmiştir. Çizelge 4.5'te yöntemlere göre verilen ortalamaların Duncan grup karşılaştırması sonuçlarından Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinin aynı grupta yer aldığı görülürken, ML ve REML yöntemlerinin ayrı gruplarda değerlendirilmesi gerektiği anlaşılmaktadır ($P < 0.05$). Bu ise hata varyansları için verilen Çizelge 4.4'dün yorumlanmasında anlatıldığı gibi ML ve REML yöntemlerinin sabit etkilerin serbestlik derecesini dikkate alıp almamasından kaynaklanmaktadır. Bu durum tekerrür sayılarının farklı olması halinde de değişmemiştir. Yani, tekerrür sayılarının farklı olması halinde de tahminleyiciler benzer sonuçlar vermiştir. Bu sonuç, tekerrür sayılarının orantılı olmasından kaynaklanmaktadır. Fakat, daha önce ifade edildiği gibi, tekerrür sayılarının farklı olması Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerindeki negatif tahmin oranlarını artırmıştır.

Çizelge 4.5’de negatif olarak tahminlenen B varyanslarının sifıra daha yakın olduğu, Pozitif tahminlerde ise beklenen değer sifırdan sapmanın daha büyük olduğu gözlenmektedir. Bu sonuçlardan negatif tahminlenen parametrelerin önceleri olduğu gibi, sifır kabul edilerek genetik parametre tahmininde kullanılması pozitif parametrelerin değerlerinden yararlanılarak tahmin edilecek ıslah parametrelerinden daha sapmasız olacağı düşünülebilir. Nitekim bu çalışmada, B faktörünün varyans unsurları tahminleri, kullanılan Henderson III, ML, REML, MIVQUE(0) yöntemleri için eşit tekerrürlü verilerden sırasıyla -0.0072, 0.1888, 0.4263 ve -0.0068 olarak bulunurken, farklı tekerrürlü veriler için 0.0057, 0.1902, 0.4906 ve -0.0049 olarak bulunmuştur. Bu değerlerden görüldüğü üzere her iki durum için en büyük sapmayı REML ve en küçük sapmayı MIVQUE(0) vermiştir. Bu yüksek sapma ise REML yönteminin kuadratik formundan ve sürekli pozitif tahmin verme ile sınırlandırılmasından kaynaklanmaktadır.

Tekerrür sayıları eşit ve farklı veriler için yapılan varyans unsuru tahmini analizlerinde bir veya daha fazla negatif tahmin veren Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemleri analiz sayıları yüzde (%) olarak Çizelge 4.7’de verilmiştir.

Çizelge 4.7. Tekerrür Sayıları Eşit ve Farklı Veriler İçin Yapılan Varyans Unsuru Tahmini Analizlerinde Bir veya Daha Fazla Negatif Tahmin Veren Henderson III ve MIVQUE(0) Yöntemleri Analiz Sayıları Yüzdesi (N=10000)

	Yöntemler			
	Eşit Tekerrür		Farklı Tekerrür	
Model	Henderson III (%)	MIVQUE(0) (%)	Henderson III (%)	MIVQUE(0) (%)
M1	63.92	97.21	92.10	93.05
M2	82.30	92.89	62.06	84.37
M3	67.84	78.27	67.75	72.82
M4	63.91	63.29	62.23	62.29

Değerlendirilen yöntemler, önemli bir husus olan negatif tahmin elde etme bakımından incelendiğinde; Çizelge 4.1 ve Çizelge 4.2’den görüleceği üzere; Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinin negatif tahmin verme eğilimli olmasına karşın, ML ve REML yöntemlerinin devamlı pozitif tahmin verme eğilimli olduğu gözlenmiştir. Yöntemlerin bu özellikleri çoğu çalışmalarda verilmiştir (Swallow ve Monahan, 1984; Searle, 1994; Orhan ve Okut, 1996). Çizelge 4.7’den görüleceği üzere; her ne kadar Henderson III yönteminin MIVQUE(0) yönteminden daha az negatif tahmin verdiği söylenebilse de, genel olarak her iki yöntem de oldukça yüksek oranda negatif tahminler

vermiştir. Bilindiği üzere, kalıtım derecesi ve tekrarlanma derecesi gibi genetik parametrelerin tahminlenmesinde değerlerin uygun bir şekilde yorumlanabilmesi için pozitif varyans unsurlarının elde edilmesi gerektiği bildirilmektedir (Kennedy, 1981; Kayaalp ve ark., 1992; Orhan ve Okut, 1996; Searle, 1994). Çünkü, varyans unsurlarının negatif tahmin edilmesi bu parametrelerin de negatif tahmin edileceğini ifade etmektedir. Dolayısı ile pozitif olması gereken bir parametrenin negatif olarak tahminlenmesi yorumlamada zorluk çıkarmaktadır. Bu zorunluluktan dolayı, araştırmacılar şimdiye kadar negatif olarak tahminlenen varyans unsurlarını genel olarak varyasyona sebep olmadığını varsayarak, negatif olan değerleri sıfır almışlar ve kalıtım derecesi veya diğer herhangi bir parametreyi tahmin etmede bu değeri kullanmışlardır. Ancak, 1960'lardan sonra geliştirilen ve negatif tahmin vermeyen ML ve REML gibi yöntemler günlük hayatta değer kazanmış ve araştırmacılar tarafından tercih edilmeye başlanmıştır.

Tekerrür sayıları eşit olan örneklerden tahminlenen varyansların güven sınırları ve bu güven sınırları içine düşen varyans tahminleri yüzdelerinin (%) model ve yöntemlere göre dağılımı Çizelge 4.8'de verilmiştir.

Çizelge 4.8. Tekerrür Sayıları Eşit Olan Örneklerden Tahminlenen Varyansların Güven Sınırları ve Bu Güven Sınırları İçine Düşen Varyans Tahminleri Yüzdelerinin (%) Model ve Yöntemlere Göre Dağılımı

		Yöntemler											
		Henderson III			ML			REML			MIVQUE		
Model		AS	ÜS	%	AS	ÜS	%	AS	ÜS	%	AS	ÜS	%
M1	Va	-2.885	2.915	94.10	0	0.866	95.62	0	2.306	94.96	-2.885	2.915	94.11
	Vb	-3.477	3.483	93.90	0	1.147	94.74	0	2.227	95.51	-3.477	3.483	93.90
	Vab	-5.017	4.943	94.83	0	1.447	94.95	0	1.822	94.55	-5.017	4.943	94.82
	Ve	15.470	34.670	95.64	14.957	33.357	95.91	15.137	33.537	95.67	15.470	34.670	95.64
M2	Vb	-3.499	3.501	93.97	0	1.341	95.10	0	2.159	94.95	-3.477	3.483	93.90
	Vab	-5.009	4.951	94.82	0	2.237	98.71	0	2.436	94.38	-5.017	4.943	94.82
	Ve	15.456	34.656	95.70	14.917	32.917	95.75	15.097	33.897	95.90	15.470	34.670	95.64
M3	Va	-2.377	2.383	94.94	0	1.005	95.89	0	2.375	94.91	-2.377	2.383	94.94
	Vb	-2.516	2.484	95.92	0	1.279	94.79	0	2.381	94.57	-2.516	2.484	95.12
	Ve	15.461	34.661	96.01	15.124	33.524	96.02	15.328	33.728	95.75	15.461	34.661	96.01
M4	Vb	-2.516	2.484	95.12	0	1.248	94.94	0	2.377	94.57	-2.516	2.484	95.12
	Ve	15.461	34.661	96.01	15.027	33.027	95.96	15.335	34.135	95.99	15.461	34.661	96.01

AS, ÜS ; sırasıyla alt ve üst güven sınırlarıdır.

Çizelge 4.8'den görüleceği üzere, 10.000 simülasyon örneğinden tahminlenen varyans unsurları genel olarak %95 ihtimalle güven sınırları içindedir. Hata varyanslarında bu oranın daha da yükseldiği görülmektedir. Ana faktör varyanslarında en düşük ihtimali (%93.90) alan değerler M1 ve M2 modellerinde Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemleri ile tahmin edilmiştir. Tahminlenen varyans unsurlarının güven

sınırları içinde, yani parametre alanında olması tahminleyiciler için iyi bir kriterdir. Çünkü, bu alanın dışında tahminlenen varyans unsuru parametrelerinin alttan sapmalı (Lower Biased) veya üstten sapmalı (Upper Biased) tahminler olması nedeniyle istenmemektedir. Bu çalışmada, tahminleyicilerin genel olarak %95 ihtimalle güven sınırları içinde tahminleme yapması yöntemlerin parametre tahmini alanları hakkında bilgi vermekte ve 10.000 örnek varyanslarının %95 ihtimalle kendi parametre değerlerine yaklaşması tahminleyicilerin kararlı olduğunu göstermektedir.

Tekerrür sayıları farklı olan örneklerden tahminlenen varyansların güven sınırları ve bu güven sınırları içine düşen varyans unsuru tahminleri yüzdelerinin (%) model ve yöntemlere göre dağılımı Çizelge 4.9'de verilmiştir.

Çizelge 4.9. Tekerrür Sayıları Farklı Olan Örneklerden Tahminlenen Varyansların Güven Sınırları ve Bu Güven Sınırları İçine Düşen Varyans Tahminleri Yüzdelerinin (%) Model Ve Yöntemlere Göre Dağılımı

Model		Yöntemler											
		Henderson III			ML			REML			MIVQUE(0)		
		AS	ÜS	%	AS	ÜS	%	AS	ÜS	%	AS	ÜS	%
M1	Va	-3.195	3.165	94.23	0	0.839	95.94	0	2.267	95.10	-3.015	2.985	94.46
	Vb	-3.871	3.849	94.16	0	1.295	95.28	0	2.637	94.68	-3.573	3.547	94.20
	Vab	-5.551	5.609	95.13	0	1.576	95.34	0	2.041	94.93	-4.911	4.969	95.27
	Ve	15.160	34.760	95.74	14.897	33.297	95.53	15.072	33.472	95.35	15.170	34.770	95.69
M2	Vb	-5.551	5.609	98.66	0	1.321	95.22	0	2.539	94.90	-3.647	3.631	93.93
	Vab	-3.871	3.849	96.63	0	1.162	96.01	0	2.884	94.68	-5.220	5.260	95.27
	Ve	15.160	34.760	95.74	14.869	32.869	95.31	15.020	33.820	95.52	15.173	34.773	95.70
M3	Va	-2.404	2.396	95.24	0	0.941	95.55	0	2.367	95.12	-2.384	2.376	95.20
	Vb	-2.757	2.763	95.23	0	1.429	95.03	0	2.813	94.83	-2.640	2.641	95.14
	Ve	15.369	34.569	95.69	15.057	33.457	95.54	15.254	33.654	95.39	15.380	34.580	95.56
M4	Vb	-2.759	2.761	95.07	0	1.375	95.01	0	2.813	94.83	-2.640	2.641	95.14
	Ve	15.380	34.580	95.50	14.97	32.97	95.37	15.254	33.654	95.39	15.380	34.580	95.56

AS, ÜS ; sırasıyla alt ve üst güven sınırlarıdır.

Çizelge 4.9'dan görüleceği üzere tahminler genel olarak eşit tekerrürlü verilerde olduğu gibi %95 ihtimalle güven sınırları içinde tahmin edilmiştir. Yine benzer şekilde, hata varyanslarında bu oranın daha da yükseldiği görülmüştür. Ana faktör varyanslarında en düşük ihtimali (%94.23) alan değer, M1 modelinde Henderson III yöntemi ile tahmin edilmiştir. Yukarıda Çizelge 4.8 ile ilgili açıklamalarında olduğu gibi, genel olarak bütün yöntemler parametre alanında tahminleme yapmıştır.

4.2. Modellere ve Yöntemlere Göre Hipotez Kontrolleri ve F Değerleri.

Kareler ortalamalarının oranlarını ifade eden F değerleri ilgili varyasyon kaynakları için varyans unsuru tahmin yöntemlerinin karşılaştırılmasında önemli bir

kriter olmaktadır. Çünkü, bu kaynakların önem düzeyleri F değerleri ile belirlenmektedir. Bu sebeple F değerleriyle ilgili istatistikler hesaplanarak aşağıda özetlenmiştir.

Tekerrür sayıları eşit örneklerden tahminlenen F değerleri ortalamalarının model ve yöntemlere göre dağılımı Çizelge 4.10'da verilmiştir.

Çizelge 4.10. Tekerrür Sayıları Eşit Verilerden Tahminlenen Örneklerin F Değerleri Ortalamaları ve bunların Khi-Kare uyum testi sonuçları (N=10000)

Model	V.K.		Yöntemler				X ²
			Henderson III	ML	REML	MIVQUE(0)	
M1	Va		1.0208	1.2307	1.6219	1.0407	0.4421
	Vb		0.9987	1.2382	1.4775	1.0231	0.2853
	Vab		0.9911	1.0919	1.1237	1.0184	0.0242
M2	Vb		0.9475	1.2701	1.5085	1.0392	0.3358
	Vab		1.0029	1.0950	1.1809	1.0024	0.0418
M3	Va		1.1448	1.1448	1.1634	1.0823	0.0754
	Vb		1.0936	1.0936	1.1744	1.0407	0.0496
M4	Vb		1.0932	1.1667	1.3913	1.0683	0.1943
X _b ² (*)			0.0417	0.2579	1.1316	0.0172	

* Bütün modellerde B faktörü bulunduğu için Khi-Kare uyum analizi modeller bakımından B faktörü için verilmiştir.

Bütün örneklerde gözlem değerlerinin A ve B faktörlerine dağılımı tesadüfi yapıldığından, A ve B faktörlerinin varyanslarının sıfır olması beklenir. Bu sebeple, bu

faktörlere ait F değerlerinin beklenen değeri A faktörü için $\frac{\sigma_e^2 + pr\sigma_a^2}{\sigma_e^2}$ ve B faktörü için

$\frac{\sigma_e^2 + nr\sigma_b^2}{\sigma_e^2}$ beklenen değer formülleri gereğince 1 olmalıdır. Çünkü bu çalışmada,

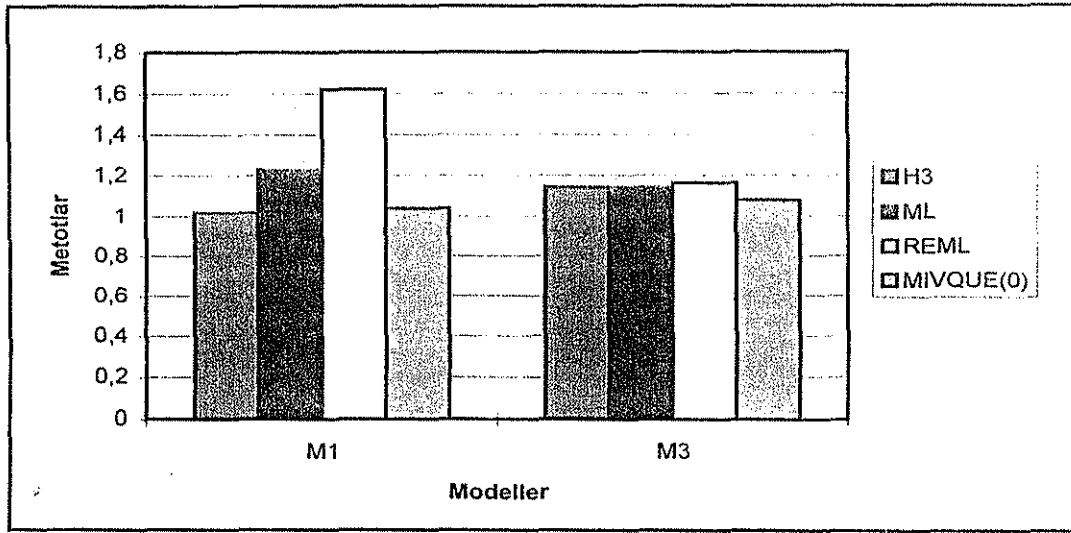
$\sigma_a^2 = \sigma_b^2 = 0$ dır.

Çizelge 4.10'da model ve yöntemlere göre verilen faktörlerin F değerleri de genel olarak beklenen değeri olan 1 etrafında bulunmuştur. Beklenen değerlerinden önemli derecede sapma olup olmadığını kontrol etmek için yapılan X² uyum testi sonucunda hem modeller hem de yöntemler bakımından bulunan X² değerleri X²_(3, 0.05) = 7.81 kritik değerinden küçük olması nedeniyle modeller ve yöntemler arasındaki farklılıklar önemsiz bulunmuştur. Bu sonuçlardan yapılan denemenin beklenen parametre değerlerine uygun sonuçlar verdiği anlamı çıkmaktadır. F değerlerinin faktör varyanslarıyla doğrudan ilişkili olması nedeniyle tahminlenen varyansların kendi beklenen değerlerine uygun tahminler elde edildiği bulgusunu desteklemektedir. Yani

bütün yöntemler, tüm modellerde parametre alanı (parameter space) içinde tahminleme yapmıştır. Gözlenen küçük farklılıklar ise tesadüften ileri gelmektedir. Bu farklılıkların daha açık bir şekilde görülebilmesi için her bir varyasyon kaynağına ait modellere ve yöntemlere göre çizilen grafikler aşağıda verilmiştir.

F değerlerinin 1'den küçük bulunması hataların kendi içinde etkileşim içinde olmasından kaynaklanmıştır. 1'den büyük olması ise ML ve REML'de parametre uzayı dahilinde sürekli pozitif tahminleme sınırlamasından kaynaklanmıştır.

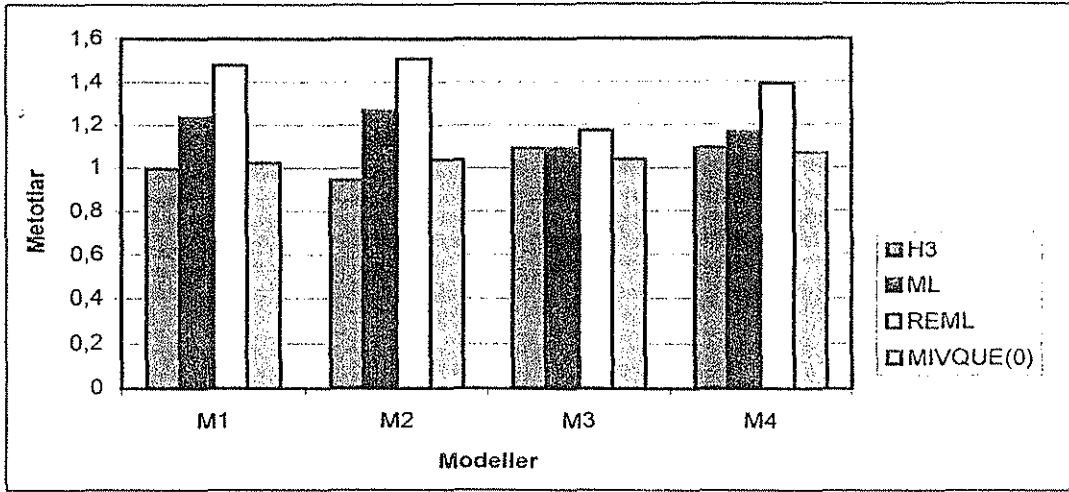
Tekerrür sayıları eşit verilerden tahminlenen A faktörü varyansı için F değerlerinin yöntem ve modellere göre dağılım grafiği Şekil 4.2'de verilmiştir.



Şekil 4.2. Tekerrür Sayıları Eşit Verilerden Tahminlenen A Faktörü Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği

Çizelge 4.10'daki verilere göre çizilen Şekil 4.2 incelendiğinde; Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemleri M1 modelinde her iki yöntem de beklenen değer 1'e oldukça yakın sonuçlar verirken, M3 modelinde bu sapma Henderson III' de daha büyük olmakla birlikte her iki yöntemde de artmıştır. ML Yöntemi M1'de 1.2 olan değeri ile REML'den daha az sapmalı bir tahminleme yaparken M3'de Henderson III ve REML yöntemleri ile aynı sonuçları vermiştir. Modeller arasındaki bu küçük farklılıklar modele dahil edilen faktörlerin etkinliği ile ilişkili olmasından kaynaklanmaktadır.

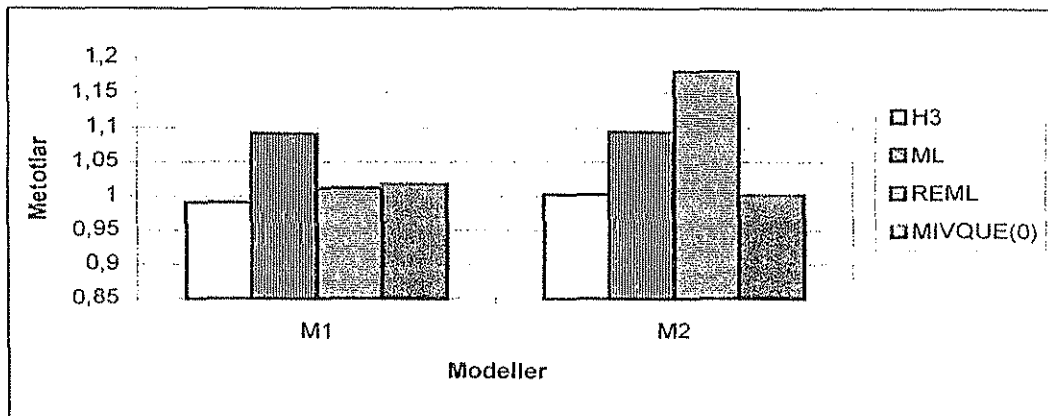
Tekerrür sayıları eşit verilerden tahminlenen B faktörü varyansı için F değerlerinin yöntem ve modellere göre dağılım grafiği Şekil 4.3'de verilmiştir.



Şekil 4.3. Tekerrür Sayıları Eşit Verilerden Tahminlenen B Faktörü Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği

Çizelge 4.10'daki verilere göre çizilen Şekil 4.3 incelendiğinde B faktörünün bulunduğu M1, M2, M3 ve M4 modellerine göre elde edilen B faktörü varyansları Henderson III ve MIVQUE(0) tahminleri M1'de beklenen değeri 1'e oldukça yakın bulunurken, M2, M3 ve M4 modellerinde daha sapmalı sonuçlar vermişlerdir. ML Yöntemi M1 ve M2 'de 1.2'den daha büyük tahmin ortalamaları verirken M3 ve M4'de bu değer altında ve daha az sapmalı tahminleme yapmıştır. REML yöntemi ise bütün modellerde diğer yöntemlerden daha büyük sapmalı sonuçlar vermiştir. Bu ise daha önce açıklandığı gibi REML yönteminin hesaplama algoritmasından kaynaklanmaktadır.

Tekerrür sayıları eşit verilerden tahminlenen AxB interaksyonu varyansı için F değerlerinin yöntem ve modellere göre dağılım grafiği Şekil 4.4'de verilmiştir.



Şekil 4.4. Tekerrür Sayıları Eşit Verilerden Tahminlenen AxB İnteraksyonu Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği

Çizelge 4.10'daki verilere göre çizilen Şekil 4.4 incelendiğinde; AxB interaksyonu M1 modelinde Henderson III tahminleri 1'den küçük olurken, MIVQUE(0) tahminleri 1'den daha büyük bir değer bulmuştur. M2 modelinde ise Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinin her ikisinde de beklenen değeri 1'e oldukça yakın bulunduğu gözlenmektedir. ML yöntemi her iki modelde de 1'den daha yüksek değerler tahmin etmiştir. REML yöntemi ise M1'de 1'e oldukça yakın bir değer tahminlerken M2'de diğer yöntemlere nazaran oldukça yüksek bir tahmin vermiştir.

Tekerrür sayıları farklı örneklerden tahminlenen F değerleri ortalamalarının model ve yöntemlere göre dağılımı Çizelge 4.11'de verilmiştir.

Çizelge 4.11. Tekerrür sayıları farklı verilerden tahminlenen örneklerin F değerleri ortalamaları bunların Khi-Kare uyum testi sonuçları (N=10000)

Model	V.K.	Yöntemler				
		Henderson III	ML	REML	MIVQUE(0)	X ²
M1	Va	1.2947	1.2470	1.6375	1.0156	0.5545
	Vb	1.2377	1.2368	1.5114	1.0149	0.3743
	Vab	1.0991	1.0905	1.1244	1.0256	0.0341
M2	Vb	1.2692	1.2040	1.5523	0.9771	0.4196
	Vab	1.0700	1.0519	1.1973	0.9855	0.0467
M3	Va	1.1367	1.1610	1.5267	1.0987	0.3318
	Vb	1.1071	1.1737	1.4315	1.0747	0.2334
M4	Vb	1.1074	1.1640	1.4315	1.0746	0.2302
X _p ² (*)		0.2722	0.2526	1.6772	0.0227	

* Bütün modellerde B faktörü bulunduğu için Khi-Kare uyum analizinin sadece modeller bakımından B faktörü için verilmiştir.

Eşit tekerrürlü bulgularda açıklandığı gibi, bütün örneklerde gözlem değerlerinin A ve B faktörlerine dağılımı tesadüfi yapıldığından, A ve B faktörlerinin beklenen varyanslarının sıfır olması beklenmektedir. Bu sebeple bu faktörlere ait F değerlerinin

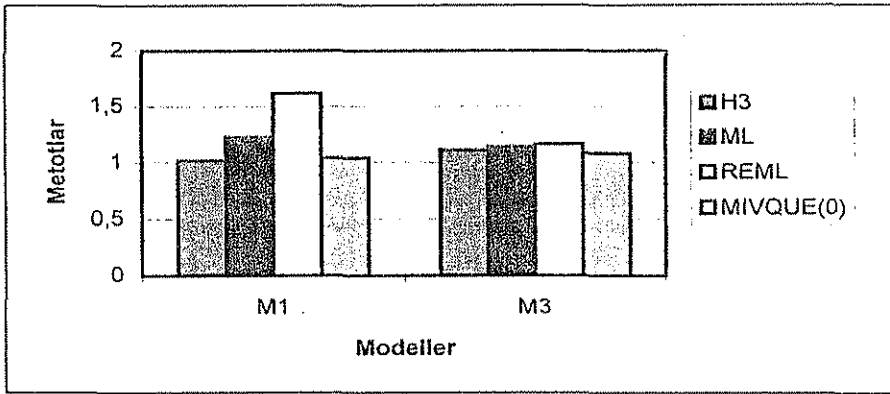
beklenen değeri A faktörü için $\frac{\sigma_e^2 + p\sigma_a^2}{\sigma_e^2}$ ve B faktörü için $\frac{\sigma_e^2 + nr\sigma_b^2}{\sigma_e^2}$ beklenen değer

formülleri gereğince 1 olmalıdır. Çünkü, hipotez gereği A ve B faktörlerinin önemli bir varyasyon kaynağı olmadığı kabul edilerek önem testi yapılır.

Çizelge 4.11'de model ve yöntemlere göre verilen faktörlerin F değerleri de genel olarak 1 etrafında toplanmıştır. Beklenen değerlerinden önemli derecede sapma olup olmadığını kontrol etmek için yapılan X² uyum testi sonucunda hem modeller hem de yöntemler bakımından bulunan X² değerleri X²_(3, 0.05) = 7.81 kritik değerinden küçük olması nedeniyle önemsiz bulunmuştur. Bu sonuçlardan yapılan denemenin beklenen

parametre değerlerine uygun sonuçlar verdiği anlamı çıkarılabilir. F değerlerinin faktör varyanslarıyla doğrudan ilişkili olması nedeniyle tahminlenen varyansların kendi beklenen değerlerine uygun tahminler elde edildiği bulgusunu desteklemektedir. Eşit tekerrürlü verilerden de aynı sonuçların elde edilmesi tekerrür sayılarının eşit veya farklı olmasının tahminlemede önemli bir farklılığa sebep olmadığını ortaya koymaktadır.

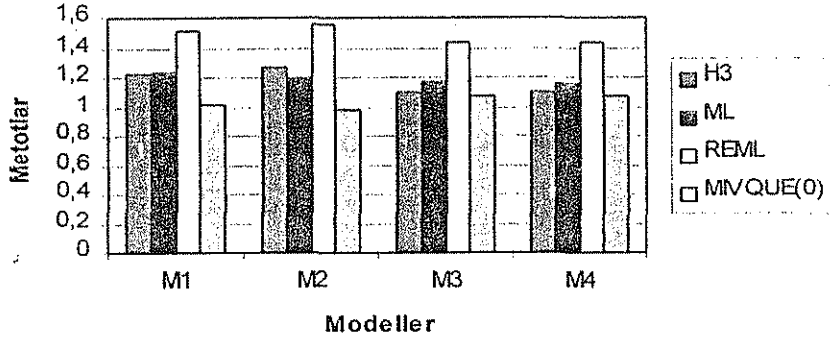
Tekerrür sayıları farklı verilerden tahminlenen A faktörü varyansı için F değerlerinin yöntem ve modellere göre dağılım grafiği Şekil 4.5'de verilmiştir.



Şekil 4.5. Tekerrür Sayıları Farklı Verilerden Tahminlenen A Faktörü Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği

Çizelge 4.11'deki verilere göre çizilen Şekil 4.5 incelendiğinde; A faktörünün bulunduğu M1 ve M3 modellerine göre elde edilen A faktörü varyansları Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinin her ikisinde de beklenen değeri 1'e oldukça yakın bulunduğu gözlenmektedir. REML Yöntemi M1 'de diğer yöntemlere nazaran daha yüksek bir tahmin yapmasına karşılık, M3 'de yöntemler birbirine oldukça yakın sonuçlar vermiştir.

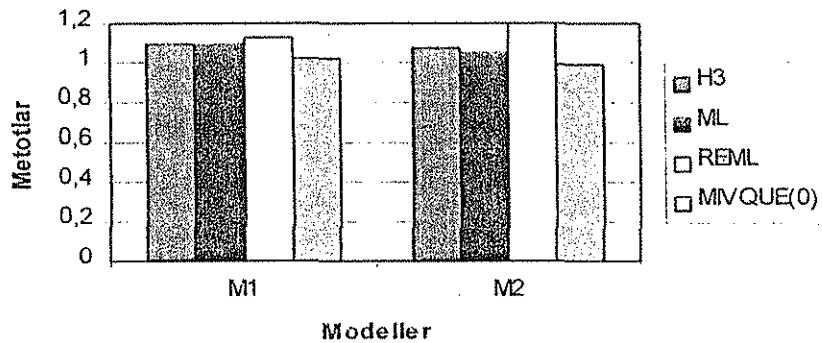
Tekerrür sayıları farklı verilerden tahminlenen B faktörü varyansı için F değerlerinin yöntem ve modellere göre dağılım grafiği Şekil 4.6'de verilmiştir.



Şekil 4.6. Tekerrür Sayıları Farklı Verilerden Tahminlenen B Faktörü Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği

Çizelge 4.11'deki verilere göre çizilen Şekil 4.6 incelendiğinde, Henderson III yöntemi tahminleri genel olarak tüm modellerde beklenen değer 1'den yüksek olmakla birlikte M1 ve M2 modellerinde M3 ve M4 modellerine göre daha büyük değerler elde edilmiştir. MIVQUE(0) yöntemi B faktörü varyansını bütün modellerde beklenen değeri 1'e çok yakın tahmin etmiştir. ML yöntemi tüm modellerde 1'den yüksek tahmin etmekle birlikte, M1 ve M2 modellerinde M3 ve M4 modellerine göre daha yüksek tahmin yapmıştır. REML yöntemi ise genel olarak bütün modellerde diğer yöntemlerden daha yüksek tahminleme yapmakla birlikte, M1 ve M2 modellerinde M3 ve M4 modellerine göre daha büyük değerler elde etmiştir.

Tekerrür sayıları farklı verilerden tahminlenen $A \times B$ faktörü varyansı için F değerlerinin yöntem ve modellere göre dağılım grafiği Şekil 4.7'da verilmiştir.



Şekil 4.7. Tekerrür Sayıları Farklı Verilerden Tahminlenen $A \times B$ İnteraksiyonu Varyansı İçin F değerlerinin Yöntem ve Modellere Göre Dağılım Grafiği

Çizelge 4.11'deki verilere göre çizilen Şekil 4.7 incelendiğinde, genel olarak Henderson III, ML ve MIVQUE(0) yöntemleri her iki modelde de beklenen değer 1'e yakın tahminleme yapıldığı görülmektedir. REML yöntemi ise her iki modelde de diğer yöntemlerden daha yüksek tahminleme yapmıştır.

F oranları için oluşturulan bütün şekillerde (Şekil 4.2'den Şekil 4.7'e kadar) anlaşıldığı gibi olabilirlik esasına dayanan yöntemlerde F oranının birden büyük çıkma eğilimi sözkonusudur. Bu da olabilirlik esasına dayalı yöntemlerde kalıtım derecesi başta olmak üzere varyans unsurlarının birer fonksiyonu olan genetik parametrelerin kendi uzayları içerisinde tahminlenebileceğini göstermektedir.

F oranları incelendiğinde olabilirlik esasına dayanan iki yöntemden REML'in oranının ML'den büyük olduğu sonucuna varılmıştır. Bu iki yöntemin σ_e^2 ve σ_i^2 'yi tahmin etmedeki formüllerinden kaynaklanmaktadır. Zira, $\hat{\sigma}_e^2 (ML) = (Y'Y - \hat{b}'X'Y - \sum_{i=1}^q \hat{u}_i 'Z_i'Y) / N$ iken $\hat{\sigma}_e^2 (REML) = (Y'Y - \hat{b}'X'Y - \sum_{i=1}^q \hat{u}_i 'Z_i'Y) / (N-r(x))$ olmaktadır. Bu farklılık $\hat{\sigma}_i^2$ için de sözkonusudur.

4.3. Modellere ve Yöntemlere Göre Kalıtım Derecesi (h^2) Tahminleri

B faktörü babalar ve tekerrürler ise farklı analardan olan yavrular kabul edilerek, baba bir üvey kardeşler benzerliği esasına göre yapılan kalıtım derecesi tahminleri aşağıda verilmiştir. Tekerrür sayıları eşit ve farklı verilerden tahminlenen faktör varyansları ortalamaları ve B faktörünün baba kabul edilmesi halinde kalıtım derecesi tahminleri Çizelge 4.12'de verilmiştir.

Baba olarak kabul edilen B faktörünün beklenen varyansının sıfır (0) olması dolayısıyla hesaplanacak kalıtım derecesinin de beklenen değeri sıfır olmaktadır. Çünkü, $h^2 = \frac{4\sigma_b^2}{\sigma_T^2}$ dir. Burada, σ_T^2 toplam varyanstır. Eşitlikte σ_b^2 'nin sıfır olması h^2 'nin de sıfır olmasını gerektirir.

Çizelge 4.12. Tekerrür Sayıları Eşit ve Farklı Verilerden Tahminlenen Faktör Varyansları Ortalamaları ve B Faktörünün Baba Kabul Edilmesi Halinde Kalıtım Derecesi Tahminleri

Model	VK	Yöntemler							
		Tekerrür Sayıları Eşit				Tekerrür Sayıları Farklı			
		Henderson III	ML	REML	MIVQUE(0)	Henderson III	ML	REML	MIVQUE(0)
M1	Va	0.0147	0.1058	0.3858	0.0147	-0.0153	0.0988	0.3666	-0.0153
	Vb	0.0028	0.1666	0.4073	0.0028	-0.0105	0.1752	0.4571	-0.0129
	Vab	-0.0368	0.2071	0.2819	-0.0368	0.0288	0.2162	0.3013	0.0290
	Ve	25.0700	24.1570	24.3370	25.0700	24.9600	24.0970	24.2720	24.9700
	h ²	0.0004	0.0270	0.0641	0.0004	-0.0017	0.0285	0.0720	-0.0021
M2	Vb	0.0011	0.2008	0.3793	0.0028	0.0288	0.1808	0.4385	-0.0087
	Vab	-0.0287	0.2168	0.4163	-0.0368	-0.0105	0.1217	0.4838	0.0202
	Ve	25.0560	23.9170	24.4970	25.0700	24.9600	23.8690	24.4200	24.9730
	h ²	0.0002	0.0330	0.0600	0.0004	0.0046	0.0299	0.0692	-0.0014
M3	Va	0.0029	0.1254	0.4149	0.0029	-0.0044	0.1214	0.4065	-0.0044
	Vb	-0.0163	0.1996	0.4612	-0.0163	0.0034	0.2094	0.5334	0.0011
	Ve	25.0610	24.3240	24.5280	25.0610	24.9690	24.2570	24.4540	24.9800
	h ²	0.0005	0.0203	0.0653	0.0005	-0.0007	0.0198	0.0640	-0.0007
M4	Vb	-0.0163	0.1881	0.4574	-0.0163	0.0012	0.1954	0.5334	0.0011
	Ve	25.0610	24.0270	24.7350	25.0610	24.9800	23.9700	24.4540	24.9800
	h ²	-0.0026	0.0311	0.0726	-0.0026	0.0002	0.0323	0.0854	0.0002

Kalıtım derecesi, genotipik varyansın fenotipik varyanstaki payıdır. Başka bir ifadeyle genotipin fenotipi belirleme katsayısı olarak tanımlanmaktadır. Kalıtım derecesi, genel varyansın kalıtsal farklılıktan ileri gelen kısmı olarak ta tarif edilebilir. Path katsayısı vasıtasıyla kalıtım derecesinin hesaplanması $h^2 + e^2 = 1$ formülü ile tanımlanmıştır. Burada, e: çevre şartlarından fenotipe giden path katsayısıdır (Düzgüneş, 1961). Açıklandığı üzere kalıtım derecesi, ilgili path katsayısının karesi olması dolayısı ile negatif olmaması gerekmektedir. Dolayısıyla kalıtım derecesinin negatif tahminlenmesi istenmeyen bir durumdur. Bu sonuç baba varyansının negatif tahminlenmesinden kaynaklanmaktadır. Bu sebeple araştırmacılar tarafından varyans unsurlarını negatif tahmin eden varyans analizi benzeri yöntemlerin kullanılmaması gerektiği bildirilmektedir (Searle, 1994, Kayaalp ve ark., 1992).

Bu çalışmada, genel olarak kalıtım derecesini bütün modellerde beklenen değeri olan sıfıra en yakın tahmin eden Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemleri olmuştur. Bu sonuç, Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemlerinin ML ve REML yöntemlerinden daha sapmasız tahminleme yaptığının bir göstergesidir. Henderson (1953) ve Harvey (1960)'de Henderson yöntemlerinin sapmasız sonuçlar verdiğini ifade etmiştir. Bu sapma, ML ve REML yönlerinin varyans unsurlarını devamlı olarak pozitif tahminleme

kısıtlamasından kaynaklanmaktadır. Ancak, daha önce de ifade edildiği üzere ML ve REML yöntemleri kullanılmayacak kadar sapmalı sonuçlar vermemiştir. Tahminlenen varyans unsurları %95 ihtimalle güven sınırları içinde yani parametre alanında bulunmuştur. Dolayısı ile bu sapmalar önemsiz kabul edilebilir.

Çizelge 4.12'den görüldüğü üzere Henderson III yöntemi eşit tekerrürlü verilerde sadece M4'de negatif tahmin verirken tekerrür sayılarının farklı olduğu durumlarda M1 ve M3'de negatif tahmin vermiştir. MIVQUE(0) yöntemi ise eşit tekerrürlü verilerde sadece M4'de negatif tahmin verirken tekerrür sayılarının farklı olduğu durumlarda M1, M2 ve M3'de negatif tahmin vermiştir. Bu sonuçlardan modelde sabit etki bulunması halinde negatif parametre ihtimalinin yükselebileceği çıkarılabilir. Çünkü, negatif tahminlerin çoğu sabit etkili model olan M2 ve M4'de görülmektedir. ML ve REML yöntemlerinde negatif tahmin görülmemektedir.

Çizelge 4.12'de ML yönteminin REML yönteminden daha yüksek kalıtım derecesi tahminler yaptığı görülmektedir. Varyans unsurlarının tahmin edilmesinde kullanılan yöntemler esas itibarıyla iki amaç için uygulanmaktadır. Bunlar;

- Varyans unsurları ve onların fonksiyonunu alan genetik parametre tahmini için,
- BLUE ve doğrudan eklemeli gen etkisi, anneye ait eklemeli gen etkisi, anneye ait sürekli çevre faktörleri gibi şansa bağlı etkilerin BLUP değerini tahminlemek; Islah stratejisi için herhangi bir yöntemin bu iki amacı en iyi şekilde tahminlemesi istenir. Bu iki amaç için, REML favori görülmekte. Zira, REML çözümünde MME sol yan eşitliği hayvanlar arasındaki ilişkiyi dikkate almadığında,

$$\begin{bmatrix} X'R^{-1}X & X'R^{-1}Z \\ Z'R^{-1}X & Z'R^{-1}Z + G^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta \\ u \end{bmatrix}$$

ilişki dikkate alındığında ise;

$$\begin{bmatrix} X'R^{-1}X & X'R^{-1}Z \\ Z'R^{-1}X & Z'R^{-1}Z + G^{-1}A^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta \\ u \end{bmatrix}$$

Şeklinde olmaktadır. Bu sol yan elemanları için oluşturulan eşitlikler Henderson III ve MIVQUE (0) için geçerli olmamaktadır. Özellikle $Z'R^{-1}Z + G^{-1}$ ve $Z'R^{-1}Z + G^{-1}A^{-1}$ ifadelerindeki G^{-1} ve $G^{-1}A^{-1}$ değerleri yer almamaktadır. Bu iki ifade β ve u 'nun (BLUE ve BLUP) tahminlemesinde ve tahminleme varyansının küçük olmasında çok önemlidir. Bu nedenle herhangi bir analiz amaçlandığında hem varyans unsurları ve

onların fonksiyonu, hem de BLUE ve BLUP tahminleri gerekli ise REML veya ML; sadece varyans unsurlarının tahmini gerekiyorsa, kalıtım derecesinin beklenen değerine daha yakın tahminler vermesi nedeniyle araştırmacılar varyans unsurlarını önce Henderson III veya MIVQUE(0) yöntemiyle tahmin etmelidir. Eğer tahminler içerisinde negatif tahmin yoksa çalışmalarını bu parametreler üzerinde değerlendirebilirler. Negatif tahminleme yapılmış ise öncelikle ML olmak üzere REML tercih edilebilir.

4.4. Modellere Göre Belirleme (R^2) ve Varyasyon Katsayıları

Analiz sonuçların yorumlanmasında belirleme katsayısı ve varyasyon katsayısı araştırmacılar tarafından oldukça fazla kullanılmaktadır. Bu çalışmada, tekerrür sayılarının eşit ve farklı olması halinde henderson III Yöntemi ile elde edilen belirleme katsayısı (R^2) ve varyasyon katsayılarının (VK) modellere göre ortalamaları Çizelge 4.23'de verilmiştir.

Çizelge 4.13. Tekerrür Sayılarının Eşit ve Farklı Olması Halinde Henderson III Yöntemi ile Elde Edilen R^2 ve Varyasyon Katsayılarının (VK) Modellere Göre Ortalamaları

Modeller	Tekerrür Sayıları Eşit		Tekerrür Sayıları Farklı	
	$R^2 \pm S_x$	VK $\pm S_x$	$R^2 \pm S_x$	VK $\pm S_x$
M1, M2	0.08385 \pm 0.00049	9.9714 \pm 0.009682	0.08515 \pm 0.00051	9.9465 \pm 0.00983
M3, M4	0.05042 \pm 0.00039	9.9679 \pm 0.009548	0.05121 \pm 0.00040	9.9502 \pm 0.00965

Belirleme ve varyasyon katsayıları M1 ve M2 modellerinde modele dahil edilen faktör sayısı aynı olduğundan her iki modelde de aynı sonuçlar elde edilmiştir. M2 modelinde A faktörünün sabit olması bu katsayıların hesaplanmasını etkilememektedir.

Çizelge 4.13'de görüldüğü üzere Henderson III yöntemi ile elde edilen belirleme katsayıları %5 ile %8 civarında olması denemenin güvenilir olmadığını göstermez. Çünkü, bu çalışmada A ve B faktör varyanslarının beklenen değerleri sıfır olmuştur. Buna göre Belirleme katsayısının küçük bulunması denemenin tabii yapısından kaynaklanmaktadır. Bunu varyasyon katsayılarının değerleri desteklemektedir. Yapılan çalışmanın sıhhat derecesini tahmin etmek için bazan varyasyon katsayısından faydalanılır. Bu katsayının küçük bulunması denemenin doğruluk derecesinin yüksek olduğuna ve etkin bir planın uygulandığına işaret etmektedir (Yıldız ve Bircan 1994).

Çizelge 4.13'de görüleceği üzere, bu çalışmada uygulamanın varyasyon katsayısının küçük (9.9) olması denemenin doğruluk derecesinin yüksek ve etkin bir planın uygulandığını ifade etmektedir.

Tekerrür sayıları eşit ve farklı olan verilerden tahminlenen örnek varyanslarının analiz başına negatif olanlarının yüzdeleri (%) Çizelge 4.14.'de verilmiştir.

Çizelge 4.14. Tekerrür Sayıları Eşit ve Farklı Olan Verilerden Tahminlenen Örnek Varyanslarının Analiz Başına Negatif Olanlarının Yüzdeleri (%) (N=10000)

Model	Yöntemler			
	Tekerrür Sayıları Eşit		Tekerrür Sayıları Farklı	
	Henderson III (%)	MIVQUE(0) (%)	Henderson III (%)	MIVQUE(0) (%)
M1	63.92	97.21	62.10	93.05
M2	82.30	92.89	62.06	84.37
M3	67.84	78.27	67.75	72.82
M4	63.91	63.29	62.23	62.29

Çizelge 4.14'de görüldüğü üzere analiz başına düşen negatif tahmin oranı hem eşit tekerrürlü, hem de farklı tekerrürlü verilerde bütün modellerde MIVQUE(0) yöntemi Henderson III yönteminden daha yüksek olmuştur. Tahminleyici olarak yöntem seçimi gerektiğinde bu sonuçlara göre öncelikle Henderson III yönteminin tercih edilmesi gerektiği anlaşılmaktadır. Çünkü, negatif tahmin oranının en az olanının tercih edilmesi daha uygundur.

5. ÖZET

Bu çalışmada, varyans unsuru tahmin yöntemlerinden; Varyans Analiz Yöntemi, Henderson I, Henderson II, Henderson III, ML, MIVQUE(0) ve REML yöntemlerinin incelenmesi planlanmış, ancak uygulamada araştırmacılar tarafından çok kullanılması, SAS paket programında bulunması ve Simülasyon örneklerinin oldukça fazla olması sebebiyle uygulama güçlüğü ile karşılaşmıştır. Bu sebeple, sadece Henderson III, ML, MIVQUE(0) ve REML yöntemleri ele alınmıştır.

Verilerin üretilmesinde Monte Carlo Simülasyon Yöntemi kullanılmıştır. Çalışmada, 10.000 örnek simüle edilmiş ve bu örneklerden varyans unsurları dört ayrı modele göre tahmin edilerek karşılaştırılmıştır. Çalışmada, verilerin dengeli (alt grup sayıları eşit) ve dengesiz (alt grup sayıları farklı) olması halleri için ayrı ayrı incelenmiştir. Karşılaştırma kriteri olarak tahminlerin verilen parametre değerlerine yakınlığı esas alınmıştır. Karşılaştırma sonucunda, tekerrür sayılarının eşit olması halinde hata ve ana faktör (B) varyansı bakımından yöntemler ve modeller arasında Bartlett Homojenlik Testi'ne göre önemli bir farklılık gözlenmezken, bu teste göre daha küçük farklılıkları önemli bulan F testi ile ML ve REML yöntemleri arasındaki farklılık çok önemli düzeyde bulunmuştur. Bunun sebebi, karışık modellerde ML yönteminin sabit etkilerden kaynaklanan serbestlik derecesini dikkate almayarak daha küçük tahminler vermesi ve REML yönteminin bu serbestlik derecesini dikkate alarak daha büyük tahmin değerleri vermesidir. Bu sonuç, tekerrür sayılarının farklı olması halinde de değişmemiştir.

Sonuç olarak, Henderson III ve MIVQUE(0) yöntemleri sapmasız, kararlı ve dolayısı ile parametre değerlerine daha yakın tahminleme yapmıştır. Ayrıca, daha hızlı tahminleme yapmasına karşılık negatif tahmin vermesi bu yöntemlerin araştırmacılar tarafından yaygın olarak kullanımını kısıtlamıştır.

ML yöntemi tahminleri şansa bağlı modellerde REML yönteminden daha az sapmalı olması nedeniyle şansa bağlı yöntemlerde tercih edilmelidir. Ancak, karışık modellerde REML yöntemi tahminleri ML yönteminden daha az sapmalı olduğundan ML yöntemine tercih edilmelidir.

6. SUMMARY

In this study, the investigation of variance component estimation methods which are named Henderson I, Henderson II, Henderson III, ML, MIVQUE(0), and REML had been planned. But, in practice, Henderson III, ML, MIVQUE(0), and REML, which have easily been used by researchers, available in SAS package program and simulation samples were a lot and as a result of this, we were faced with application difficulty.

In the simulating of data, Monte Carlo Simulation Method was used. In this work, 10.000 (ten thousands) samples were simulated and from these samples, studied variance component methods were compared according to four different models. The study was investigated for the case of being balanced (i.e. whose subgroups are equal) and being unbalanced (i.e. whose subgroups are different) of data. As comparison criteria, the approaching of estimation to parameter values given were based on. At the end of comparison, in the case of being the repeating equal numbers in view of error and main factor (B) variance, there was no significant difference among the methods and models according to Bartlett Homogeneous test, but according to F test, ML and REML methods were found more significant. As a result; in the mixed models, ML Method had in more smaller estimation without taking into consideration degree of freedom arising from constant effects, and REML methods gave much bigger estimation values considering this degree of freedom. This result, didn't charge even in the case of being different of repetition numbers.

As a result, Henderson III and MIVQUE(0) methods made estimation which were unbiased prediction, consistency and there fore much closer to parameter values. In addition, in spite of making quicker estimation, but these methods gave negative results restricted these methods to be largely used by researchers.

The estimations of ML Method should be preferred in the random models, since ML Method had less biased than REML Method. However, in the mixed models, REML Method should be preferred to ML Method because REML method's estimation was of much less biased than ML Method.

KAYNAKLAR

- AKBAŞ, Y., SETTAR, P. TÜRKMUT, L., 1993. Kanatlılarda Yumurta Özellikleri İçin Dört Farklı Varyans Komponent Tahminleme Yönteminin Karşılaştırılması. Uluslararası Tavukçuluk Kongresi 1993. İstanbul
- ANDERSON, R.D., 1979a. On the History of Variance Component Estimation. To be Presented at: Variance Components and Animal Breeding; a Conferans in Honor of C.R. Henderson, July 16-17, 1979, Cornell University, Ithaca, New York.
- ANDERSON, R.D., 1979b. Estimating Variance Components From Balanced Data: Optimum Properties of REML Solutions and MIVQUE estimators. To be Presented at: Variance Components and Animal Breeding; a Conferans in Honor of C.R. Henderson, July 16-17, 1979, Cornell University, Ithaca, New York.
- ANONYMOUS, 1989. Minitab Refence Manuel. Release 7.
- ANONYMOUS, 1992. SAS USER'S GUIDE: Basic. Sas Institute Inc., Carry, NC USA.
- BEAMONT, C., 1991. Comparison of Henderson's Methods I and Restricted Maximum Likelihood Estimation of Genetic Paremeters of Reproductive Traits. Poultry Science 70:1462-1468.
- CORBEIL, R.R. and SEARLE, S.R., 1976 a. Restricted Maximum Likelihood (REML) Estimation Variance Components In The Mixed Mod Technometrics 18 : 31-38.
- DÜZGÜNEŞ, O., 1961. Populasyon Genetiği ve Hayvan Islahı. Ank. Üniv. Zir. Fak. Yayın No: 183
- FREEMAN, A.E., 1979. Components of Variance: Their History, Use, and Problems in animal breeding. To be Presented at: Variance Components and Animal Breedind; a Conferans in Honor of C.R.Henderson, July 16-17, Cornell University, Ithaca, N.Y.
- GARCIA-CORTES, L.A., MORENO, C., VARONA, L. and ALTARRIBA, J., 1992. Variance Component Estimation by Resampling. J.Anim.Breed. Genet. 109:358-363.
- GEYER, C.J.,1994. On The Convergence of Monte Carlo Maximum Likelihood Calculations. J.R. Statist. Soc. 56:261-274.
- GILL, J., 1978. Design and Analysis of Experiments in the Animal and Medical Sciences. The Iowa State University Press.-Ames, Iowa, U.S.A.
- GRASER, H.U., SMITH, S.P. and TIER, B., 1986. A De(ivative Free Approach For Estimating Variance Components In Animal Models by Restricted Maximum Likelihood. J.Anim. Sci. 1362-1370.
- HALLAÇ,O., 1991. Kantitatif Karar Verme Teknikleri. Evrim Dağıtım. İstanbul.
- HARTLEY, H.O. and RAO, J.N.K., 1967. Maximum Likelihood Estimation For The Mixed Analysis of Variance Model. Biometrika 54:99-108.
- HARVEY, W.R., 1970. Estimation of Variance and Covariance Components In The Mixed Model. Biometrics 26 : 485-502.
- HARVILLE, D.A., 1977. Maximum Likelihood Approaches to Variance Component Estimation and to Related Problems. J. Am. Stat. Assoc. 72:320-340.
- HENDERSON, C.R. 1948. Estimation of General, Spesific and Maternal Combining Abilities in Crosses Among Inbred Lines of Swine. Iowa State College. (Ph Tesiss)
- HENDERSON, C.R., 1953. Estimation of Variance and Covariance Components. Biometrics 9:226-252.
- HENDERSON, C.R., 1978. Variance-Covariance Matrix of Estimators of Variances In Unweighted Means ANOVA Biometrics 34 : 462-468.
- HENDERSON, C.R., 1979. Using Estimates of Variances in Predictions of Breeding Values Under A Selection Model. To be Presented at: Variance Components and Animal Breeding; a Conferans in Honor of C.R. Henderson, July 16-17, 1979, Cornell University, Ithaca, New York.

- HENDERSON, C.R., 1984. Applications of Linear Models In Animal Breeding Page 461.
- HENDERSON, C.R., 1986. Recent Developments In Variance and Covariance Estimation. J.Anim. Sci. 63 : 208-216
- HOESCHELE, I. 1988. A note on Local Maxima in Maximum Likelihood, Restricted Maximum Likelihood, and Bayesian Estimation of Variance Components. J.Stat.Comp.Simul. 33 :149-160.
- KANIK, A. ve GÜRBÜZ, F.,1994. Çok Değişkenli Normal Dağılım Değişkeni Üretme Teknikleri. Ank. Üniv. Fen Bil. Ens. (Seminer)
- KANIK, A., 1993. Bilgisayarda Tesadüf Sayısı Üretme Teknikleri. A.Ü. F.Bil. Ens. (Yüksek Lisans Tezi)
- KARATAŞ, Ş. 1967. Atatürk Üniversitesi Merinos Sürüsünde Bazı Parametreler ve Tahmin Metodları. A.Ü. Zir. Fak. Ziraî Araştırma Enstitüsü Araştırma Bülteni. No: 20, Erzurum.
- KAYAALP, G.T., 1993. Varyans Unsurları Tahmin Yöntemlerinin Karşılaştırmalı Olarak İncelenmesi. Ç.Ü. Fen Bil. Enst. Zootečni Anabilim Dalı. (Doktora Tezi)
- KAYAALP, G.T., Yıldız, N., Bek, Y., 1993. Hayvan İslahında Varyans Unsurlarının İki Farklı Yöntem İle Tahmini. Harran Üniv Zir. Fak. Dergisi 4(1):210-223
- KAYAALP, G. T., BEK, Y., CEBECİ, Z., 1992. Kısıtlanmış Maksimum Olabilirlik (REML) Yöntemi İle Varyans Unsurlarının Tahmini. Devlet İst. Ens. Ankara.
- KAYAALP, G.T., CEBECİ, Z. ve BEK, Y. 1992. Henderson 1, Henderson 2 ve Henderson 3 Yöntemi İle Varyans Unsurlarının Tahmini. Ç. Ü. Zir. Fak. Dergisi, 7, 1:113-128.
- KELLYR, R.J. and MATHEW, T., 1994. Improved Nonnegative Estimation of Variance Components in Some Mixed Models With Unbalanced Data. Techn. 36(6):171-181
- KENNEDY, B. W., 1981. Variance Component Estimation and Prediction of Breeding Values. Can. J. Genet. Cytol. 23: 565-578.
- KENNEDY, B. W., 1991. C.R. Henderson: The Unfinished Legacy. J. Dairy Sci. 74:4067-4081
- LIN, C.Y. and McALLISTER, A.J., 1984. Monte Carlo Comparison of Four Methods for Estimation of Genetic Parameters. J. Dairy Sci. 67:2389-2398.
- MEYER, K., 1987. A Note On The Use of Equivalent Model to Account For Relationship Between Animals In Estimating Variance Components. J. Anim. Bred. Genet. 104:163-168.
- MEYER, K., 1990. Present Status of Knowledge About Statistical Procedures and Algorithms to Estimate Variance and Covariance Components. In Proceedings of The 4th World Congress on Genetics Applied to Livestock Production. Edinburgh, UK.
- OKUT, H. ve AKBAŞ, Y., 1995. Varyans Unsurlarının Tahminlenmesinde Kullanılan Yöntemlerin Quadratik Özellikleri. Araştırma Sempozyumu '95. Dev. İst. Enstitüsü. Ankara.
- OKUT, H., 1995a. DFREML ve GIBBS Örneklemesinin İslah Amaçlı Çalışmalarda Kullanılması. Y.Y.Ü. Zir. Fak. Dergisi: 5(1):121-133.
- OKUT, H., 1995b. Gibbs Örneklemesinin Varyans Unsurları Tahminlemesinde Kullanımı. Araştırma Sempozyumu '95. Dev. İst. Enstitüsü. Ankara.
- OKUT, H., KARA, K., ARSLAN, S., AKBAŞ, Y., 1996. Hayvancılıkta Varyans Unsurlarının Tahminlenmesinde Sparse Matrisinin Kullanımı. E.Ü. Zir. Fak. Hayvancılık 96 kongresi, İzmir.
- ORHAN, H., 1993. Altgrup Sayıları Farklı Denemelerde En Yüksek Olabilirlik (EYO) ve En Küçük Kareler (EKK) yöntemlerinin varyans unsurları bakımından karşılaştırılması, Y.Y.Ü. Fen Bilimleri, (Yüksek Lisans Tezi). Van.
- ORHAN, H., ve OKUT, H., 1996. Altgrup Sayıları Farklı Bir Denemede En Küçük Kareler (EKK) ve En Yüksek Olabilirlik (EYO) yöntemlerinin varyans unsurları bakımından karşılaştırılması. Türk Vet. ve Hay. Der. 20(4):293-297.

- PATTERSON, H.D. and THOMPSON, R., 1974. Maximum Likelihood Estimation of Components of Variance. *Biometrics* 197-207.
- QUASS, R.L. and BOLGIANO, D.C., 1979. Sampling Variances of the MIVQUE and Metod 3 Estimators of the Sire Component of Variance: A Numerical Comparison. To be Presented at: Variance Components and Animal Breeding; a Conferans in Honor of C.R. Henderson, July 16-17, Cornell University, Ithaca, New York.
- RAO, C.R., 1970. Estimation of Heteroscedastic Variances In Linear Models. *JASA* 65: 169-172.
- RAO, C.R., 1971. Estimation of Variance and Covariance Components-MINQUE Theory. *Journal of Multivariate Analysis* 1: 257-275.
- RAO, C.R., 1971. Minimum Variance Quadratic Unbiased Estimation of Variance Components. *Journal of Multivariate Analysis* 1:445-456.
- SCHAEFFER, L.R., 1986. Pseudo Expectation Approach to Variance Component Estimation. *J.Dairy Sci.* 69 : 2884-2889.
- SCHAEFFER, L.R., 1987. Improvement of Rates of Convergence of Iterative Methods of Variance Component Estimation. *J.Dairy Sci.* 70 : 331-336.
- SCHEAFFER, L., 1988. Ders Notları. Univ. of Guelph, Guelph, Ontario - Canada.
- SEARLE, S.R., 1979. Maximum Likelihood and Minumum Variance Estimation of Variance Components. To be Presented at: Variance Components and Animal Breeding; a Conference in Honor of C.R. Henderson, July 16-17, Cornell University, Ithaca, New York.
- SEARLE, S.R., 1991. C. R. Henderson, The Statistician; and His Contributions to Variance Components Estimation. *J. Dairy Sci.* 74:4035-4044.
- SEARLE, S.R., 1993. Applying The EM Algorithm to Calculating ML and REML Estimates of Variance Components. BU-1213-M. Cornell Univ. Ithaca, N.Y.
- SEARLE, S.R., 1994. An Overview of Variance Component Estimation. BU-1231-M. Cornell Univ. Ithaca, N.Y.
- SEZGİN, F., 1976. Simülasyon Tekniği ve İstatistikte Uygulanışı. A.Ü.Zir.Fak.(Ders Notları)
- SOBOL, I.M., 1971. The Monte Carlo Metod. The Univ. of Chicago Press, Chicago and London, pp:25.
- SWALLOW, W.H. and MONAHAN, J.F., 1984. Monte Carlo Comparision of ANOVA, MIVQUE, REML, ML Estimators of Variance Components. *Technom.* 26:47-57.
- SWALLOW, W.H. and SEARLE, S.R., 1978. Min'irnum Variance Quadratic Unbiased Estimation (MINQUE) of Variance Components. *Technometrics* 20 : 265-272.
- SWALLOW, W.H., 1981. Variance of Locally Minimum Variance Quadratic Unbiased Estimates ("MIVQUE's") of Variance Components. *Technom.* 23(3):271-283.
- TOP, A., 1994. Üretim Sistemleri Analiz Ve Planlaması. Marmara Üniv. I.I.B.F. İstnbul.
- VANLI, Y. ve YILDIZ, N. 1977. Alt sınıf Sayıları Farklı Deneme Planlarında En Küçük Kareler Analizi. W.R. Harvey (1960)'dan Tercüme. A.Ü. Ziraat Fakültesi Yayınları. No:494, Erzurum.
- VANLI, Y., 1976. İnteraksiyonlu İki-Yönlü Sınıflamada Varyans Unsurlarının Tahmin Edilmesi. A.Ü. Ziraat Fak. Dergisi. 7(4):151-162. Erzurum.
- YAŞA, F., 1996. Rasgele Değişen Bazı Fiziksel Olayların 3 Boyutlu Monte Carlo Yöntemi İle Modellenmesi. KSÜ Fen Bil. Enstitüsü. (Yüksel Lisans Tezi).
- YILDIZ, N. ve BİRCAN, H., 1992. Uygulamalı İstatistik. A. Ü. Zir. Fak. Yayınları. No:308, Erzurum.
- YILDIZ, N. ve BİRCAN, H., 1994. Araştırma ve Deneme Metotları. Atatürk Üniversitesi Ziraat Fakültesi Yayınları. No:305, Erzurum.

EKLER

EK 1. Minitab paket programında, tekerrür sayıları eşit simülasyon verilerinin üretilmesi için hazırlanan Makro'nun bir kısmı.

```
BATCH
RANDOM 60 C1-C97;
NORMAL 50 5.
SET C98
(1:2)30
END
SET C99
(1:3)10
END
WRITE'C:\V1.DAT' C1-C99
RANDOM 60 C1-C97;
NORMAL 50 5.
SET C98
(1:2)30
END
SET C99
(1:3)10
END
WRITE'C:\V2.DAT' C1-C99
RANDOM 60 C1-C97;
NORMAL 50 5.
SET C98
(1:2)30
END
SET C99
(1:3)10
END
WRITE'C:\V3.DAT' C1-C99
RANDOM 60 C1-C97;
NORMAL 50 5.
SET C98
(1:2)30
END
SET C99
(1:3)10
END
WRITE'C:\V4.DAT' C1-C99
RANDOM 60 C1-C97;
NORMAL 50 5.
SET C98
(1:2)30
END
SET C99
(1:3)10
END
WRITE'C:\V5.DAT' C1-C99
STOP
```

EK 2. Minitab paket programında, tekerrür sayıları farklı simülasyon verilerinin üretilmesi için hazırlanan Makro'nun bir kısmı.

```
BATCH
RANDOM 60 C1-C97;
NORMAL 50 5.
SET C98
(1:2)30
END
SET C99
5(1)
10(2)
15(3)
5(1)
10(2)
15(3)
END
WRITE'C:\V1.DAT' C1-C99
RANDOM 60 C1-C97;
NORMAL 50 5.
SET C98
(1:2)30
END
SET C99
5(1)
10(2)
15(3)
5(1)
10(2)
15(3)
END
WRITE'C:\V2.DAT' C1-C99
RANDOM 60 C1-C97;
NORMAL 50 5.
SET C98
(1:2)30
END
SET C99
5(1)
10(2)
15(3)
5(1)
10(2)
15(3)
END
WRITE'C:\V3.DAT' C1-C99
STOP
```

EK 3. Simüle edilen tekerrür sayıları eşit simülasyon örneklerinden biri ve deskriptif istatistikleri

1	1	51.8602			2	1	50.2279
1	1	43.9828			2	1	57.5010
1	1	61.6584			2	1	51.1274
1	1	49.2475			2	1	49.5128
1	1	46.9244			2	1	53.4668
1	1	59.0904			2	1	48.3881
1	1	51.0328			2	1	58.6956
1	1	49.1546			2	1	44.5663
1	1	46.3126			2	1	52.9749
1	1	55.0155			2	1	52.4464
1	2	45.7439			2	2	46.0658
1	2	50.6710			2	2	47.7435
1	2	56.8341			2	2	62.3526
1	2	43.7461			2	2	52.7586
1	2	53.0835			2	2	47.8816
1	2	46.6816			2	2	41.1362
1	2	53.6375			2	2	47.8344
1	2	51.5736			2	2	49.9575
1	2	47.0917			2	2	60.8390
1	2	52.9892			2	2	45.6379
1	3	53.9086			2	3	46.3989
1	3	51.4516			2	3	45.5688
1	3	44.4064			2	3	49.2364
1	3	41.2411			2	3	51.9997
1	3	49.0718			2	3	46.5855
1	3	54.4274			2	3	48.2001
1	3	37.3254			2	3	55.5943
1	3	47.7220			2	3	48.6760
1	3	45.3074			2	3	50.4378
1	3	51.8354			2	3	43.4193
N	Ortalama	Medyan	Standart sapma	Standart hata	Minimum Değer	Maksimum Deger	
60	50.004	49.380	5.092	0.657	37.325	62.353	

EK 4. Simüle edilen tekerrür sayıları farklı simülasyon örneklerinden biri ve deskriptif istatistikleri.

1	1	45.1605	2	1	52.4234
1	1	47.6211	2	1	49.3342
1	1	51.0695	2	1	50.2245
1	1	47.6322	2	1	57.7460
1	1	56.1948	2	1	40.6249
1	2	52.7202	2	2	48.5122
1	2	51.4409	2	2	54.0890
1	2	48.2028	2	2	41.3288
1	2	47.8326	2	2	44.3680
1	2	53.3890	2	2	54.5506
1	2	39.5628	2	2	42.2280
1	2	49.4428	2	2	52.6555
1	2	56.4673	2	2	48.8075
1	2	52.1489	2	2	49.7666
1	2	49.5597	2	2	52.1694
1	3	52.1800	2	3	48.4312
1	3	57.9470	2	3	45.5710
1	3	45.9335	2	3	58.1267
1	3	53.8536	2	3	53.0163
1	3	50.9146	2	3	47.6225
1	3	47.5538	2	3	55.6614
1	3	50.6492	2	3	51.3639
1	3	43.4110	2	3	52.0939
1	3	44.7613	2	3	39.1561
1	3	61.6753	2	3	51.6929
1	3	38.1122	2	3	55.1091
1	3	46.5593	2	3	57.3831
1	3	51.9413	2	3	54.0656
1	3	52.7901	2	3	53.8637
1	3	45.7407	2	3	45.0789

N	Ortalama	Medyan	Standart sapma	Standart hata	Minimum Değer	Maksimum Deger
60	49.992	50.782	5.089	0.657	38.112	61.675

EK 5. Simüle edilen örnek verilerinin Minitab paket programında deskriptif istatistiklerini almak için hazırlanan Makro'nun bir kısmı.

```
NOEC
OUTFILE'C:\HIKMET\TESTLER\X2HOM.S'
READ 'C:\HIKMET\V1\V1.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V2.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V3.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V4.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V2.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V3.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V4.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V5.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V6.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V7.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V8.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V9.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V10.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V11.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V12.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V13.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V14.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V15.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V16.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V17.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V18.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V19.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V20.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V21.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
READ 'C:\HIKMET\V1\V22.DAT'C1-C99
DESC C1-C97
STOP
```


EK 6. Simüle edilen örneklerden Model 1'e göre kullanılan yöntemlerle varyans unsurlarının tahminlenmesi için hazırlanan Makro'nun bir kısmı.

```

DATA A;
INFILE "C:\HIKMET\V1\V1.DAT";
INPUT D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 #2 D9 D10 D11 D12 D13 D14 D15 D16 #3 D17 D18 D19 D20 D21
D22 D23 D24 #4 D25 D26 D27 D28 D29 D30 D31 D32 #5 D33 D34 D35 D36 D37 D38 D39 D40 #6
D41 D42 D43 D44 D45 D46 D47 D48 #7 D49 D50 D51 D52 D53 D54 D55 D56 #8 D57 D58 D59 D60
D61 D62 D63 D64 #9 D65 D66 D67 D68 D69 D70 D71 D72 #10 D73 D74 D75 D76 D77 D78 D79 D80
#11 D81 D82 D83 D84 D85 D86 D87 D88 #12 D89 D90 D91 D92 D93 D94 D95 D96 #13 D97 A B;
CARDS;
PROC VARCOMP METHOD=TYPE 1;
CLASS A B;
MODEL D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 D9 D10 D11 D12 D13 D14 D15 D16 D17 D18 D19 D20 D21
D22 D23 D24 D25 D26 D27 D28 D29 D30 D31 D32 D33 D34 D35 D36 D37 D38 D39 D40 D41 D42
D43 D44 D45 D46 D47 D48 D49 D50 D51 D52 D53 D54 D55 D56 D57 D58 D59 D60 D61 D62 D63
D64 D65 D66 D67 D68 D69 D70 D71 D72 D73 D74 D75 D76 D77 D78 D79 D80 D81 D82 D83 D84
D85 D86 D87 D88 D89 D90 D91 D92 D93 D94 D95 D96 D97 = A B A*B;
RUN;
DATA A;
INFILE "C:\HIKMET\V1\V2.DAT";
INPUT D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 #2 D9 D10 D11 D12 D13 D14 D15 D16 #3 D17 D18 D19 D20 D21
D22 D23 D24 #4 D25 D26 D27 D28 D29 D30 D31 D32 #5 D33 D34 D35 D36 D37 D38 D39 D40 #6
D41 D42 D43 D44 D45 D46 D47 D48 #7 D49 D50 D51 D52 D53 D54 D55 D56 #8 D57 D58 D59 D60
D61 D62 D63 D64 #9 D65 D66 D67 D68 D69 D70 D71 D72 #10 D73 D74 D75 D76 D77 D78 D79 D80
#11 D81 D82 D83 D84 D85 D86 D87 D88 #12 D89 D90 D91 D92 D93 D94 D95 D96 #13 D97 A B;
CARDS;
PROC VARCOMP METHOD=MIVQUE0;
CLASS A B;
MODEL D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 D9 D10 D11 D12 D13 D14 D15 D16 D17 D18 D19 D20 D21
D22 D23 D24 D25 D26 D27 D28 D29 D30 D31 D32 D33 D34 D35 D36 D37 D38 D39 D40 D41 D42
D43 D44 D45 D46 D47 D48 D49 D50 D51 D52 D53 D54 D55 D56 D57 D58 D59 D60 D61 D62 D63
D64 D65 D66 D67 D68 D69 D70 D71 D72 D73 D74 D75 D76 D77 D78 D79 D80 D81 D82 D83 D84
D85 D86 D87 D88 D89 D90 D91 D92 D93 D94 D95 D96 D97 = A B A*B;
RUN;
DATA A;
INFILE "C:\HIKMET\V1\V3.DAT";
INPUT D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 #2 D9 D10 D11 D12 D13 D14 D15 D16 #3 D17 D18 D19 D20 D21
D22 D23 D24 #4 D25 D26 D27 D28 D29 D30 D31 D32 #5 D33 D34 D35 D36 D37 D38 D39 D40 #6
D41 D42 D43 D44 D45 D46 D47 D48 #7 D49 D50 D51 D52 D53 D54 D55 D56 #8 D57 D58 D59 D60
D61 D62 D63 D64 #9 D65 D66 D67 D68 D69 D70 D71 D72 #10 D73 D74 D75 D76 D77 D78 D79 D80
#11 D81 D82 D83 D84 D85 D86 D87 D88 #12 D89 D90 D91 D92 D93 D94 D95 D96 #13 D97 A B;
CARDS;
PROC VARCOMP METHOD=ML;
CLASS A B;
MODEL D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 D9 D10 D11 D12 D13 D14 D15 D16 D17 D18 D19 D20 D21
D22 D23 D24 D25 D26 D27 D28 D29 D30 D31 D32 D33 D34 D35 D36 D37 D38 D39 D40 D41 D42
D43 D44 D45 D46 D47 D48 D49 D50 D51 D52 D53 D54 D55 D56 D57 D58 D59 D60 D61 D62 D63
D64 D65 D66 D67 D68 D69 D70 D71 D72 D73 D74 D75 D76 D77 D78 D79 D80 D81 D82 D83 D84
D85 D86 D87 D88 D89 D90 D91 D92 D93 D94 D95 D96 D97 = A B A*B;
RUN;

```

```
DATA A;
INFILE "C:\HIKMET\V1\V4.DAT";
INPUT D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 #2 D9 D10 D11 D12 D13 D14 D15 D16 #3 D17 D18 D19 D20 D21
D22 D23 D24 #4 D25 D26 D27 D28 D29 D30 D31 D32 #5 D33 D34 D35 D36 D37 D38 D39 D40 #6
D41 D42 D43 D44 D45 D46 D47 D48 #7 D49 D50 D51 D52 D53 D54 D55 D56 #8 D57 D58 D59 D60
D61 D62 D63 D64 #9 D65 D66 D67 D68 D69 D70 D71 D72 #10 D73 D74 D75 D76 D77 D78 D79 D80
#11 D81 D82 D83 D84 D85 D86 D87 D88 #12 D89 D90 D91 D92 D93 D94 D95 D96 #13 D97 A B;
CARDS;
PROC VARCOMP METHOD=REML;
CLASS A B;
MODEL D1 D2 D3 D4 D5 D6 D7 D8 D9 D10 D11 D12 D13 D14 D15 D16 D17 D18 D19 D20 D21
D22 D23 D24 D25 D26 D27 D28 D29 D30 D31 D32 D33 D34 D35 D36 D37 D38 D39 D40 D41 D42
D43 D44 D45 D46 D47 D48 D49 D50 D51 D52 D53 D54 D55 D56 D57 D58 D59 D60 D61 D62 D63
D64 D65 D66 D67 D68 D69 D70 D71 D72 D73 D74 D75 D76 D77 D78 D79 D80 D81 D82 D83 D84
D85 D86 D87 D88 D89 D90 D91 D92 D93 D94 D95 D96 D97 = A B A*B;
RUN;
```



EK 7. Tekerrür sayıları eşit örneklerden tahminlenen varyansların güven sınırları içine düşen varyans sayılarının belirlenmesi için hazırlanan Makro'nun bir kısmı.

```
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\ET\TYPE1\M1\VA.TXT';
INPUT VA;
IF VA GE -2.8853 AND VA LE 2.91147;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\ET\TYPE1\M1\VB.TXT';
INPUT VB;
IF VB GE -3.4772 AND VB LE 3.4828;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\ET\TYPE1\M1\VAB.TXT';
INPUT VAB;
IF VAB GE -5.0168 AND VAB LE 4.9513;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\ET\TYPE1\M1\VE.TXT';
INPUT VE;
IF VE GE 15.47 AND VE LE 34.67;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\ET\TYPE1\M2\VB.TXT';
INPUT VB;
IF VB GE -3.4989 AND VB LE 3.5011;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\ET\TYPE1\M2\VAB.TXT';
INPUT VAB;
IF VAB GE -5.0087 AND VAB LE 4.9513;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\ET\TYPE1\M2\VE.TXT';
INPUT VE;
IF VE GE 15.456 AND VE LE 34.656;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\ET\TYPE1\M3\VA.TXT';
INPUT VA;
IF VA GE -2.3771 AND VA LE 2.3829;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\ET\TYPE1\M3\VB.TXT';
INPUT VB;
IF VB GE -2.5163 AND VB LE 2.4837;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\ET\TYPE1\M3\VE.TXT';
INPUT VE;
IF VE GE 15.461 AND VE LE 34.661;
```

EK 8. Tekerrür sayıları farklı örneklerden tahminlenen varyansların güven sınırları içine düşen varyans sayılarının belirlenmesi için hazırlanan Makro'nun bir kısmı.

```
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\FT\TYPE1\M1\VA.TXT';
INPUT VA;
IF VA GE -3.1953 AND VA LE 3.1647;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\FT\TYPE1\M1\VB.TXT';
INPUT VB;
IF VB GE -3.8705 AND VB LE 3.8495;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\FT\TYPE1\M1\VAB.TXT';
INPUT VAB;
IF VAB GE -5.5512 AND VAB LE 5.6088;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\FT\TYPE1\M1\VE.TXT';
INPUT VE;
IF VE GE 15.16 AND VE LE 34.76;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\FT\TYPE1\M2\VB.TXT';
INPUT VB;
IF VB GE -5.5512 AND VB LE 5.6088;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\FT\TYPE1\M2\VAB.TXT';
INPUT VAB;
IF VAB GE -3.8705 AND VAB LE 3.8495;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\FT\TYPE1\M2\VE.TXT';
INPUT VE;
IF VE GE 15.16 AND VE LE 34.76;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\FT\TYPE1\M3\VA.TXT';
INPUT VA;
IF VA GE -2.4044 AND VA LE 2.3956;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\FT\TYPE1\M3\VB.TXT';
INPUT VB;
IF VB GE -2.7566 AND VB LE 2.7634;
;
DATA S1;
INFILE'C:\HIKMET\FT\TYPE1\M3\VE.TXT';
INPUT VE;
IF VE GE 15.369 AND VE LE 34.569;
```

ÖZGEÇMİŞ

1964 yılında Adıyaman İli, Besni İlçesi'nde doğdu. İlk-Orta ve Lise öğrenimini aynı ilçede yaptı. 1986 yılında girdiği Atatürk Üniversitesi, Ziraat Fakültesi, Tarım Makinaları Bölümü'nden 1990 yılında Ziraat mühendisi olarak mezun oldu. Eylül 1990-Ocak 1993 yılları arasında Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Biyometri ve Genetik Ana Bilim Dalı'nda Yüksek Lisans öğrenimini tamamladı. Bu arada, Ocak 1991 yılında aynı üniversitenin Ziraat Fakültesi, Zootečni Bölümü, Biyometri ve Genetik Ana Bilim Dalı'nda Araştırma Görevlisi olarak göreve başladı. Şubat 1993' de aynı Enstitü'nün Biyometri ve Genetik Ana Bilim Dalı'nda Doktora programına başladı. Ekim 1993'de Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Zootečni Bölümü'ne geçiş yaptı. Halen bu fakülteadaki görevine devam etmektedir. 1997 Yılı Ağustos ayı itibariyle Doktora tezini sunacaktır.

Evli ve iki çocuk babasıdır.

Araş. Gör. Hikmet ORHAN