



**MISIR EKMEĐİNİN HACİM VERİMİNİ ETKİLEYEN FAKTÖRLERİN
BELİRLENMESİNDE YANIT YÜZEY YÖNTEMİNİN KULLANILMASI**

Ufuk YILMAZ

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
İSTATİSTİK ANA BİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

TEMMUZ 2024

ETİK BEYAN

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

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

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

İmza

Ufuk YILMAZ

17/07/2024

MISIR EKMEĞİNİN HACİM VERİMİNİ ETKİLEYEN FAKTÖRLERİN BELİRLENMESİNDE YANIT YÜZEY YÖNTEMİNİN KULLANILMASI

(Yüksek Lisans Tezi)

Ufuk YILMAZ

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Temmuz 2024

ÖZET

Yanıt yüzey yöntemi süreç optimizasyonu için kullanılan popüler bir yöntemdir. Bu yöntem, tarama ve optimizasyon adı verilen iki kısımda gerçekleştirilir. Tarama kısmı süreç için önemli faktörlerin belirlenmesinde rol oynarken optimizasyon kısmı ise süreç optimizasyonu için bu faktörlere ilişkin optimum seviyelerin belirlenmesinde rol oynar. Bu tez çalışmasında tarama kısmı için iki seviyeli faktöriyel tasarıma, kesirli faktöriyel tasarıma, Plackett ve Burman tasarıma ve Simplex tasarıma yer verilmiştir. Optimizasyon kısmı için ise üç seviyeli faktöriyel tasarıma, merkezi bileşik tasarıma, Box ve Behnken tasarıma ve Doehlert tasarıma yer verilmiştir. Çalışmanın amacı, yanıtı yani mısır ekmeğinin hacmini maksimum değere çıkaran faktörlere ilişkin optimum seviyeleri belirlemektir. Bu amaç için kullanılan faktörler; buğday unu, maya miktarı ve fermantasyon süresidir. Çalışma boyunca analizi doğru ve etkili bir şekilde gerçekleştirmek için uygun tasarım seçilmiş, gerekli varsayımlar kontrol edilmiş, önemli faktörler belirlenmiş ve oluşturulan regresyon modeli vasıtasıyla bu faktörlere ilişkin hacmi maksimum değere çıkaran optimum seviyeler saptanmıştır.

Bilim Kodu : 20507

Anahtar Kelimeler : Yanıt yüzey yöntemi, Box ve Behnken tasarımı, merkezi bileşik tasarım, faktöriyel tasarım, mısır ekmeği

Sayfa Adedi : 105

Danışman : Prof. Dr. Hülya BAYRAK

USING THE RESPONSE SURFACE METHOD TO DETERMINE THE FACTORS
AFFECTING THE VOLUME YIELD OF CORN BREAD

(M. Sc. Thesis)

Ufuk YILMAZ

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

July 2024

ABSTRACT

The response surface method is a popular method used for process optimization. This method is performed in two parts called screening and optimization. The screening part plays a role in identifying the important factors for the process, while the optimization part plays a role in determining the optimum levels of these factors for process optimization. In this thesis, two levels factorial design, fractional factorial design, Plackett and Burman design and Simplex design are used for the screening part. For the optimization part, three levels factorial design, central composite design, Box and Behnken design and Doehlert design are used. The aim of the study is to determine the optimum levels of the factors that maximize the response, i.e. the volume of corn bread. The factors used for this purpose are wheat flour, yeast quantity and fermentation time. Throughout the study, in order to perform the analysis accurately and efficiently, the appropriate design was selected, the necessary assumptions were checked, the important factors were identified and, through the regression model, the optimum levels of these factors that maximize the volume were determined.

Science Code : 20507

Key Words : Response surface method, Box and Behnken design, Central Composite design, factorial design, corn bread

Page Number : 105

Supervisor : Prof. Dr. Hülya BAYRAK

TEŞEKKÜR

Her zaman her konuda daima yanımda olan sevgili aileme, tanıştığım günden bu yana benden hiçbir şey esirgemeyen sevgili hocam Prof.Dr. Hülya BAYRAK'a, yardımlarından dolayı Prof.Dr. Berrin ÖZKAYA'ya ve tüm jüri üyelerine teşekkürlerimi sunuyorum.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	x
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. DENEY TASARIMI	5
2.1. Avantajları ve Hatalı Kullanım Nedenleri	7
2.2. Tek Seferde Tek Faktör Yöntemine Karşı Avantajları	8
2.3. Tarihçesi.....	9
2.4. Kullanılan Yazılımlar.....	10
3. YANIT YÜZEY YÖNTEMİ.....	13
3.1. Uygulanma Sırası	14
3.2. Avantajları ve Dezavantajları	15
3.3. Doğrusal Regresyon Modelleri.....	16
3.3.1. Parametre tahmini	18
3.4. Model Yeterliliğinin Kontrolü.....	19
3.4.1. En küçük kareler tahmin edicisinin özellikleri.....	19
3.4.2. Artık analizi.....	20
4. BİRİNCİ DERECE DEN TASARIMLAR.....	23
4.1. Faktöriyel Tasarım	23

	Sayfa
4.1.1. İki seviyeli ve iki faktörlü faktöriyel tasarım	24
4.1.2. İki seviyeli ve üç faktörlü faktöriyel tasarım	29
4.1.3. İki seviyeli tam faktöriyel tasarım	35
4.2. Kesirli Faktöriyel Tasarım.....	37
4.2.1. İki seviyeli ve üç faktörlü kesirli faktöriyel tasarımın yarım kesri	39
4.3. Plackett ve Burman Tasarımı	43
4.4. Simplex Tasarım.....	44
5. İKİNCİ DERECEDEN TASARIMLAR	45
5.1. Üç Seviyeli Tam Faktöriyel Tasarım.....	45
5.2. Merkezi Bileşik Tasarım	45
5.2.1. Dairesel merkezi bileşik tasarım	48
5.2.2. İçine çizilmiş merkezi bileşik tasarım	48
5.2.3. Yüzey merkezli merkezi bileşik tasarım	48
5.3. Box ve Behnken Tasarımı	49
5.4. Merkezi Bileşik Tasarım ile Box ve Behnken Tasarımı Arasındaki Farklar	50
5.5. Doehlert Tasarımı	51
5.6. Tasarımın Döndürülebilirlik Özelliği	52
5.7. Tasarımda Alfa Değerinin ve Merkez Noktanın Önemi	52
5.8. Bloklama.....	55
6. TAGUCHI DAYANIKLI PARAMETRE TASARIMI	57
7. UYGULAMA	59
8. SONUÇ VE ÖNERİLER	95

Sayfa

KAYNAKLAR 97

ÖZGEÇMİŞ 105

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 4.1. İki seviyeli ve iki faktörlü faktöriyel tasarım.....	25
Çizelge 4.2. İki seviyeli ve iki faktörlü faktöriyel tasarım için bağıntı katsayıları.....	25
Çizelge 4.3. İki seviyeli ve üç faktörlü faktöriyel tasarım	29
Çizelge 4.4. İki seviyeli ve üç faktörlü faktöriyel tasarım için bağıntı katsayıları	30
Çizelge 4.5. İki seviyeli tam faktöriyel tasarım için anova tablosu	37
Çizelge 4.6. İki seviyeli ve üç faktörlü kesirli faktöriyel tasarımın yarım kesri	39
Çizelge 7.1. Analiz için kullanılan veri seti	60
Çizelge 7.2. Tasarım tablosu.....	61
Çizelge 7.3. Kodlanmış terimlere ilişkin katsayılar tablosu.....	66
Çizelge 7.4. Model özeti	67
Çizelge 7.5. Anova tablosu	69
Çizelge 7.6. Tüm gözlemlere ilişkin uyum ve teşhis tablosu.....	71
Çizelge 7.7. Kodlanmış terimlere ilişkin katsayılar tablosu.....	78
Çizelge 7.8. Model özeti	79
Çizelge 7.9. Anova tablosu	80
Çizelge 7.10. Tüm gözlemlere ilişkin uyum ve teşhis tablosu.....	82
Çizelge 7.11. Hedef hacim değerine ilişkin sınırlar	92
Çizelge 7.12. Hedef hacim değeri tahmini.....	93

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 5.1. İki faktörlü merkezi bileşik tasarım	47
Şekil 5.2. Merkezi bileşik tasarımın üç biçimi	49
Şekil 5.3. Üç faktörlü box ve behnken tasarımı	50
Şekil 5.4. Her biri iki seviyeye sahip iki faktörlü küresel merkezi bileşik tasarım	53
Şekil 5.5. Her biri iki seviyeye sahip üç faktörlü küresel merkezi bileşik tasarım	54
Şekil 5.6. Üç merkez noktaya sahip box ve behnken tasarımı	55
Şekil 5.7. Altı merkez noktaya sahip box ve behnken tasarımı	55
Şekil 7.1. Artıklar için normal olasılık grafiği	62
Şekil 7.2. Artıklar için test istatistiğine ilişkin olasılık grafiği	63
Şekil 7.3. Artıklar için sabit varyans varsayımına ilişkin grafik	64
Şekil 7.4. Artıklar için birbirlerinden bağımsız varsayımına ilişkin grafik	65
Şekil 7.5. Standartlaştırılmış etkilerin pareto grafiği	72
Şekil 7.6. Standartlaştırılmış etkilerin normal grafiği	73
Şekil 7.7. Standartlaştırılmış etkilerin yarı normal grafiği	74
Şekil 7.8. Artıklar için normal olasılık grafiği	75
Şekil 7.9. Artıklar için test istatistiğine ilişkin olasılık grafiği	76
Şekil 7.10. Artıklar için sabit varyans varsayımına ilişkin grafik	77
Şekil 7.11. Artıklar için birbirlerinden bağımsız varsayımına ilişkin grafik	77
Şekil 7.12. Standartlaştırılmış etkilerin pareto grafiği	83
Şekil 7.13. Standartlaştırılmış etkilerin normal grafiği	84
Şekil 7.14. Standartlaştırılmış etkilerin yarı normal grafiği	85
Şekil 7.15. Yanıt için etkileşim etkileri grafiği	86
Şekil 7.16. Yanıt için ana etkiler grafiği	87

Şekil	Sayfa
Şekil 7.17. Fermantasyon süresi sabit tutulduğunda buğday unu ve maya miktarının seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için yüzey grafiği	88
Şekil 7.18. Fermantasyon süresi sabit tutulduğunda buğday unu ve maya miktarının seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için kontur grafiği.....	88
Şekil 7.19. Maya miktarı sabit tutulduğunda buğday unu ve fermantasyon süresinin seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için yüzey grafiği	89
Şekil 7.20. Maya miktarı sabit tutulduğunda buğday unu ve fermantasyon süresinin seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için kontur grafiği.....	90
Şekil 7.21. Buğday unu sabit tutulduğunda maya miktarı ve fermantasyon süresinin seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için yüzey grafiği	91
Şekil 7.22. Buğday unu sabit tutulduğunda maya miktarı ve fermantasyon süresinin seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için kontur grafiği.....	91
Şekil 7.23. Hedef hacim değerine ilişkin faktörlerin optimum seviyeleri ve bireysel arzu edilebilirlik.....	93

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler

Açıklamalar

α

Önem Düzeyi

β

Regresyon Katsayısı

Kısaltmalar

Açıklamalar

ANOVA

Varyans Analizi

BBD

Box ve Behnken Tasarımı

CCC

Dairesel Merkezi Bileşik Tasarım

CCD

Merkezi Bileşik Tasarım

CCF

Yüzey Merkezli Merkezi Bileşik Tasarım

CCI

İçine Çizilmiş Merkezi Bileşik Tasarım

OFAT

Tek Seferde Tek Faktör

PBD

Plackett ve Burman Tasarımı

PRESS

Tahmin Hatasının Kareler Toplamı

R^2

Çoklu Belirleme Katsayısı

R^2_{adj}

Düzeltilmiş çoklu Belirleme Katsayısı

SS_E

Artık Kareler Toplamı

SS_T

Toplam Kareler Toplamı

1. GİRİŞ

Box ve Wilson tarafından 1951 yılında tanıtılan yanıt yüzey yöntemi süreç optimizasyonu için kullanılan popüler bir yöntemdir. Optimizasyon amacıyla kullanılan modeller iki ya da daha yüksek dereceli olabilir. Bu modellerde yer alan yüksek dereceli terimler yanıtta bir eğrilik meydana getirmektedir. Böyle bir durumda iki seviyeli faktöriyel tasarımlar yanıtta meydana gelen eğriliği tespit etse de bu eğriliği modellemek için yüksek dereceli terimleri tahmin edememektedir. Bu sorunu çözmek için üç seviyeli bir faktöriyel tasarım kullanmak deneme sayısını arttırmak ile birlikte kaynak ve zaman kullanımını da arttırmaktadır. Bu sebeplerden dolayı iki ya da daha yüksek dereceden modellemeye imkân tanıyan ve az sayıda deneme gerektiren tasarımların kullanılması hem süreci doğru ve etkili bir şekilde yürütmek hem de kaynak ve zaman israfının önüne geçmek için gereklidir.

Yanıt yüzey yöntemi gıda, sağlık, biyoloji vb. birçok alanda da yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Aşağıda yanıt yüzey yöntemine ilişkin altı farklı çalışmaya yer verilmiştir. Çalışmaların ortak amacı hedef yanıtı ulaşmak için faktörlere ilişkin optimum seviyelerin bulunmasıdır.

García ve diğerleri (2021) tarafından yapılan çalışmada maksimum toplam fenolik içeriğine, punicalagin içeriğine ve antimikrobiyal aktiviteye sahip bir nar kabuğu ekstraktı elde etmek için yanıt yüzey yöntemine yer verilmiştir. Burada etanol yüzdesi (%10, %50 ve %90) ve işlem sıcaklığı (55 °C, 120 °C ve 185 °C) olmak üzere iki faktör kullanılmıştır. Faktörlere ilişkin optimum seviyeler merkezi bileşik tasarım (CCD) ile etanol yüzdesi için %77 ve işlem sıcaklığı için ise 200 °C olarak bulunmuştur [1].

Ishak, Hussain, Coorey ve Abd Ghani (2021) tarafından yapılan çalışmada maksimum chia tohumu yağının ekstraksiyon verimi için yanıt yüzey yönteme yer verilmiştir. Burada basınç (220 bar, 280 bar ve 340 bar), sıcaklık (40 °C, 60 °C ve 80 °C) ve öğütme süresi (10 saniye, 20 saniye ve 30 saniye) olmak üzere üç faktör kullanılmıştır. Faktörlere ilişkin optimum seviyeler merkezi bileşik tasarım ile basınç için 335 bar, sıcaklık için 45 °C ve öğütme süresi için ise 24 saniye olarak bulunmuştur [2].

Pinto ve diğerleri (2020) tarafından yapılan çalışmada *castanea sativa* kabuklarının ekstraktlarının antioksidan aktivitesini maksimum seviyeye çıkarmak için yanıt yüzey yöntemine yer verilmiştir. Burada sıcaklık (40 °C, 50 °C ve 60 °C), basınç (150 bar, 250 bar ve 350 bar) ve yardımcı çözücü (%7, %11 ve %15) olmak üzere üç faktör kullanılmıştır. Faktörlere ilişkin optimum seviyeler merkezi bileşik tasarım ile sıcaklık için 60 °C, basınç için 350 bar ve yardımcı çözücü için ise %15 olarak bulunmuştur [3].

AL-Saeedi ve Luti (2018) tarafından yapılan çalışmada bakteriyosin üretimini maksimum seviyeye çıkarmak için yanıt yüzey yöntemine yer verilmiştir. Burada maya özütü (10 g/l, 20 g/l ve 30 g/l), CaCO_3 (1 g/l, 1,5 g/l ve 2 g/l), pH (6,7 ve 8) ve inkübasyon süresi (20 saat, 25 saat ve 30 saat) olmak üzere dört faktör kullanılmıştır. Faktörlere ilişkin optimum seviyeler merkezi bileşik tasarım ile maya özütü için 13 g/l, CaCO_3 için 1,4 g/l, pH için 7 ve inkübasyon süresi için ise 24 saat olarak bulunmuştur [4].

Yonis, Luti ve Aziz (2019) tarafından yapılan çalışmada kitin deasetilaz enzim aktivitesini (U/g media) maksimum seviyeye çıkarmak için yanıt yüzey yöntemine yer verilmiştir. Burada pH (6, 7 ve 8), nem seviyesi (1 w:v, 1,5 w:v ve 2 w:v) ve inokulum boyutu (1 ml/10g, 2 ml/10g ve 3 ml/10g) olmak üzere üç faktör kullanılmıştır. Faktörlere ilişkin optimum seviyeler merkezi bileşik tasarım ile pH için 8, nem seviyesi için 1:1 w:v ve inokulum boyutu için ise 3 ml/10g olarak bulunmuştur [5].

Mohammed, Kadhum ve waleed Hameed (2018) tarafından yapılan çalışmada ise prodigiosin üretimini (mg/L) maksimum seviyeye çıkarmak için yanıt yüzey yöntemine yer verilmiştir. Burada $\text{CaCl}_2 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$ (8 g/L, 9 g/L ve 10 g/L), $\text{FeSO}_4 \cdot 4\text{H}_2\text{O}$ (0 g/L, 0,3 g/L ve 0,6 g/L), $\text{MgSO}_4 \cdot 7\text{H}_2\text{O}$ (0 g/L, 0,6 g/L ve 1,2 g/L) ve $\text{MnSO}_4 \cdot 4\text{H}_2\text{O}$ (1 g/L, 2 g/L ve 3 g/L) olmak üzere dört faktör kullanılmıştır. Faktörlere ilişkin optimum seviyeler Box ve Behnken tasarımı (BBD) ile $\text{CaCl}_2 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$ için 9,22 g/L, $\text{FeSO}_4 \cdot 4\text{H}_2\text{O}$ için 0,32 g/L, $\text{MgSO}_4 \cdot 7\text{H}_2\text{O}$ için 0,67 g/L ve $\text{MnSO}_4 \cdot 4\text{H}_2\text{O}$ için ise 2,48 g/L olarak bulunmuştur [6].

Bu tez çalışmasında ilk olarak deney tasarımının tanımı, önemi ve kısa tarihi üzerinde durulmuştur. Ardından tarama ve optimizasyon kısımları için kullanılan popüler tasarımlara yer verilmiştir. Tarama kısmında 2^2 , 2^3 , 2^k faktöriyel tasarımlar, 2^{k-p} kesirli faktöriyel tasarım, Plackett-Burman (PBD) tasarım ve Simplex tasarım hakkında açıklayıcı

bilgiler sunulmuştur. Optimizasyon kısmında ise 3^k faktöriyel tasarım, merkezi bileşik tasarım, Box ve Behnken tasarımı ve Doehlert tasarım hakkında açıklayıcı bilgiler sunulmuştur. Uygulamada ise gerçek bir gıda verisi üzerinde yanıt yüzey yönteminin en çok tercih edilen tasarımlarından biri olan Box ve Behnken tasarımı kullanılmıştır. Analiz boyunca tüm adımlarda öne çıkan noktalara açıklayıcı bir dil ile değinilmiştir. Uygulamanın sonunda ise hedef yanıt değeri ile bu değeri elde eden faktörlerin optimum seviyeleri bulunmuştur.

2. DENEY TASARIMI

Deney tasarımı temel olarak istatistiksel bir süreçtir. Bu süreçte yer alan değişkenler süreç değişkeni olarak adlandırılır. Süreç değişkeni, faktörleri ve faktörlere ait değerlerin yani seviyelerin bir sonucu olarak meydana gelen yanıtları ifade eder. Bu bağlamda deney tasarımı, faktörler ve yanıtlar arasındaki ilişkinin belirlenmesi amacıyla kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Ayrıca uygulamalı istatistiğin bir dalıdır [7-9].

Deney tasarımı merkezinde rastgeleleştirme, tekrarlama ve bloklama adı verilen temel kavramları barındırır. Rastgeleleştirme, deneyleri rastgele olacak şekilde gerçekleştirerek yanlılığın azalmasını ve sonuca etkisi olabileceği düşünülen gürültü faktörlerinin ortadan kaldırılmasını sağlar. Ayrıca faktörlerin değişimi sonucu yanıtta meydana gelen değişikliklerin belirlenmesinde rol oynar. Tekrarlama, deneyde faktörlerin yanıtlar üzerindeki etkisini tekrar tekrar ortaya koyarak rastgele hatanın dağılımını ve büyüklüğünü tahmin eder. Ayrıca standart sapmanın azaltılmasıyla doğru ve tutarlı sonuçların elde edilmesinde rol oynar. Bloklama, deneyde mevcut olan gürültü faktörlerinin etkilerini azaltır. Böylelikle tasarımın bu faktörlere karşı doğruluğunu ve dayanıklılığını arttırmada rol oynar. Bloklamada deney, blok adı verilen homojen sütunlar halinde gerçekleştirilir. Gürültü faktörleri, deneycinin kontrolünde bulunmayan ve sonucu etkileyebilen bir süreç değişkenidir [10].

Deney tasarımında faktörler ve seviyelerinin seçimi oldukça önemlidir. Bu seçim, maliyet ve kısıtlamalar göz önünde bulundurularak deneyin planlanma aşamasında yapılmalıdır. Seviyeler nicel ya da nitel olabilir. Ayrıca seviyeler arası uzaklık, etkinin gözlemlenmesini ve istatistiksel tahmini engellemeyecek şekilde belirlenmelidir [11].

Faktörler ve seviyelerinin seçimine ek olarak dikkat edilmesi gereken bir diğer önemli husus uygun tasarımın seçimidir. Günümüzde araştırmacılar tasarım seçiminde faktörlerin önemini ve deneme sayını temel alırlar. Amaç, süreç hakkında derinlemesine bir tanım ortaya koymak ise karmaşık süreçlerin doğasını bilmemek tasarım seçiminde yanlış kararlara ve sonuçlara neden olabilir. Bu bağlamda süreç ile tasarım hakkında bilgi sahibi olmak yöntemi doğru ve etkili bir şekilde kullanmak için gereklidir. Ayrıca uygun

tasarımın seçimi deneyciye süreç üzerinde doğru, kaliteli ve yüksek miktarda bilgi sağlar [12].

Tasarımının seçiminde dikkat edilmesi gereken hususlar başlıca [13]:

- Çalışmanın hedefi,
- Çalışmadaki faktör sayısı,
- İncelenecek etkileşimlerin sayısı,
- Tasarımın istatistiksel sağlamlığı ve verimliliğidir.

Ek olarak oluşturulan bir tasarımın etkili olabilmesi için sahip olması gereken karakteristik özellikler [14]:

- Uygulamalar arası yanıt farkının tahmininde yanlılığın olmaması adına sistematik hatalardan kaçınması,
- Yanıttaki rastgele hataya, deneme sayısına, kullanılan tasarımın türüne ve hatanın doğru tahminine bağlı olacak şekilde küçük bir rastgele hatanın elde edilmesi sonucu hassas tahmine sahip olmasıdır.

Deney tasarımında dikkat edilmesi gereken en önemli husus ise sürecin nasıl yürütülmesi gerektiğinin bilinmesidir. Yanlış bir sırada yürütülen süreç istenmeyen sonuçlar ile birlikte kaynak ve zaman israfına da neden olur. Bir süreci doğru ve etkili bir şekilde yürütmek için uygulanması gereken adımlar sırasıyla [15]:

- Bilimsel literatürlerden ve teknik deneyimlerden yararlanılarak sağlam hedeflerin belirlenmesi,
- Deneyin hedefine, tasarımın kapsamına ve yürütülmesine uygun olacak şekilde faktörlerin, faktör seviyelerinin ve yanıtların seçilmesi,
- Rastgeleleştirme, tekrarlama ve bloklama gibi temel kavramlar dikkate alınarak deneyin hedefine, karakteristiğine ve süreç optimizasyonuna uygun olacak şekilde tasarımın seçilmesi,
- Tasarıma dahil olmayan parametrelerin belirlenmesini ve sabit tutulmasını sağlayacak şekilde tasarım matrisinin yürütülmesi,

- İstatistiksel varsayımlarla birlikte verideki tutarlılığın kontrol edilmesi,
- Varyans analizi (ANOVA) ve grafiksel araçlardan yararlanılarak önemli faktörlerin ana ve etkileşim etkilerinin belirlenmesi. Ek olarak diğer sonuçların analiz edilmesi,
- Elde edilen sonuçların yorumlanması. Mümkünse alınabilecek farklı kararlara ilişkin yeniden kullanımıdır.

2.1. Avantajları ve Hatalı Kullanım Nedenleri

Deney tasarımı doğru ve etkili bir şekilde kullanıldığında deneyciye birtakım avantajlar sağlamaktadır. Bu avantajlar başlıca şunlardır [14,16,17]:

- Eldeki kaynaklara ilişkin en iyi bilgi veren tasarımın belirlenmesini sağlar.
- Tasarımdaki karmaşıklığı azaltır.
- Faktörler ile yanıtlar arasındaki ilişkiyi belirler.
- Deneyciye faktörler üzerinde kontrol yetkisi verir.
- Gürültü faktörlerinin kontrolü diğer yöntemlere kıyasla daha kolaydır.
- Kısıtlamalar ve kontrol nedeniyle deneyci deneyi tekrar tekrar yürütebilir ve elde edilen sonuçları karşılaştırabilir. Benzer sonuçların elde edilmesi sürece tutarlılık kazandırır.

Deney tasarımının sağladığı avantajlar her ne kadar fazla olsa da kullanımında yaşanan sorunlar kişileri ya da şirketleri deney tasarımını yeniden kullanmak için çekimser hale getirebilir. Bu sorunlar iki gruba ayrılır.

İlki teknik sorunlardır:

- Faktörleri ya da yanıtları hatalı bir şekilde ölçmek,
- Tasarımda istenmeyen denemelere yer vermek,
- Tasarım boyutunun seçiminde yanlış karar almak,
- Deneyi hatalı bir sırada yürütmek,
- Varsayımlar konusunda bilgi sahibi olmamak

Şeklindedir. İkincisi ise teknik olmayan sorunlardır:

- Deney için uygun faktörleri ve seviyeleri seçmemek,
- Deneyin planlanmasında ve yürütülmesinde istatistiksel olmayan unsurları ihmal etmek,
- Planlama yapmamak,
- Deneyi mümkünse tekrar tekrar yapmak yerine tek seferde gerçekleştirmek

Şeklindedir [18].

Deney tasarımının sağladığı avantajlardan yararlanmak ve kullanımında meydana gelebilecek sorunlardan kaçınmak için süreci kendi alanında uzmanlaşmış kişiler ile bir ekip olarak yürütmek ve kaynakları en iyi bilgi getiren yerlerden elde etmek gerekir [16,19].

2.2. Tek Seferde Tek Faktör Yöntemine Karşı Avantajları

Tek seferde tek faktör (OFAT), deney tasarımı gelişmesine rağmen eski ve popüler bir yöntemdir. Adından da anlaşılacağı üzere bir faktör etkisinin belirlenmesi için diğer tüm faktörlerin sabit tutulması gerekir. Faktör sayısının az olduğu basit süreçlerin optimizasyonunda kullanılması ortaya ilginç sonuçlar koysa bile yapılan bu tek değişkenli analiz genellikle yetersizdir [20].

OFAT yönteminin dezavantajları başlıca şunlardır [17,21-23]:

- Faktörler eş zamanlı olarak değiştirilemediğinden dolayı etkileşim etkisi belirlenemez.
- Süreçteki deneme sayısı diğer yöntemlere kıyasla daha fazladır.
- Faktör sayısı arttıkça deneme sayısında da artış meydana gelir. Bunun nedeni bu yöntemin diğer yöntemlere kıyasla aynı istatistiksel güce sahip olmak için tekrarlamalar gerektirmesidir.
- Diğer yöntemlere kıyasla zaman alıcı ve maliyetlidir.

Deney tasarımının OFAT yöntemine karşı avantajları başlıca şunlardır [13-15]:

- Doğru bilgi en etkili yol ile edinilir.

- Minimum kaynak ile maksimum bilgi sağlanır.
- Süreç gidişatının kestirilmesine imkân tanır.
- Birden fazla yanıtın optimizasyonunu mümkün kılar.
- Süreç için önemli faktörleri belirler.
- Faktörler arası etkileşimi belirler.
- Süreci dış faktörlere karşı daha dayanıklı yapar.
- Süreci aykırı değerlere karşı korur.

2.3. Tarihçesi

Fisher modern istatistiğin temeline büyük katkı sağlayan bir dâhidir. 1920’lerde yaptığı çalışmalar deney tasarımının doğuşu olarak bilinmektedir. Bu durum yaygın ve popüler bir kullanıma sahip olan deney tasarımının aslında yeni bir yöntem olmadığını ve köklerinin eskiye dayandığını göstermektedir [15]. Fisher deney tasarımını kendisinin ileri sürdüğü; rastgeleleştirme, tekrarlama, bloklama, faktöriyel tasarım ve ANOVA olarak bilinen kavramlar üzerine kurmuştur [24].

1843 yılında organik ve inorganik gübrelerin mahsul verimi üzerindeki etkilerinin incelenmesi amacıyla bir çalışma başlatılmıştır. Çalışmada kullanılacak olan arazi şeritlere ayrılarak her şerite her yıl aynı gübreleme çalışması yapılmıştır. 1919 yılına kadar yapılan çalışmada rastgeleleştirme, tekrarlama ve bloklama gibi kavramlar kullanılmayarak sadece elde edilen verim ve yağış miktarı toplanmıştır. 1919 yılına gelindiğinde yaklaşık seksen yıllık olan veriden bir sonuç çıkarılamamıştır. Bunun nedeni ise arazide ve yağış miktarında görülen değişiklikler olmuştur. Sonrasında Fisher devreye girerek kendi geliştirdiği kavramlar ile hava koşulları ve gübreleme çalışmaları etkilerinin karıştığını böylelikle bu etkileri tamamen ayırt etmenin mümkün olmadığını göstermiştir [25]. Tarım alanında yapılan deneyleri gerçekleştirmek amacıyla oluşturulan deney tasarımı varoluş nedenini de bu sebeple tarıma borçludur [20,26].

Fisher çalışmalarıyla deney tasarımının kullanımını yaygınlaştırmıştır. Deney tasarımının farklı alanlara uyarlanmaya çalışılması yeni tasarımları ve yöntemleri de beraberinde getirmiştir. Fisher dışında deney tasarımına katkıda bulunan bazı önemli isimler şunlardır:

- Robin L. Plackett ve J.P. Burman: Plackett-Burman tasarımı.
- Box ve Wilson: Yanıt yüzey yöntemi.
- Genichi Taguchi: Taguchi dayanıklı parametre tasarımı.

Deney tasarımı geçmişten günümüze üretim, geliştirme ve iyileştirme sürecinin önemli bir parçası olarak mühendislik, gıda, hastane, ilaç, yönetim ve malzeme gibi çoğu sektörde yer edinmiştir [9,27].

2.4. Kullanılan Yazılımlar

Deney tasarımının geçmişten günümüze kadar yaygın bir şekilde kullanılması, popülaritesini arttırmakla birlikte ticari ve ticari olmayan pek çok yazılımda da yer almasını sağlamıştır. Bu yazılımlardan bazıları deney tasarımına da yer verirken bazıları ise sadece deney tasarımı için üretilmiştir. Deney tasarımı için kullanılan önemli yazılımlardan başlıcaları; Design-Expert, Minitab, Jmp, Spss ve Sas olmaktadır. Veri bilimi ya da istatistiksel programlama dilleri olarak da bilinen R ve Python ise deney tasarımı için etkili kütüphanelere sahiptir. Yazılımların varlığı deneyciye zaman kazandırmak dışında büyük kolaylıklar da sağlamıştır. Bu kolaylıklar temel olarak deneycinin süreç boyunca sağlam adımlar atması üzerinedir. Böylelikle deneyci yazılımlar sayesinde gözden kaçan hataların, analizin devamını engelleyen durumların, açıklamada eksik kaldığı noktaların vs. üstesinden gelebilir ve bu yolda yazılımları bir rehber olarak görebilir [28,29].

Yazılımların süreç boyunca sağladığı avantajlar genel olarak şunlardır:

- Ön analiz: Eldeki veri üzerinden bir ön analizin gerçekleştirilmesidir. Bu aşamada sunulan istatistiksel tablolar ve grafiksel şekiller; deney için uygun tasarım, tasarım parametreleri, model türü vs. gibi analizin doğru ve etkili bir şekilde gerçekleştirilmesinde büyük öneme sahip yapıların belirlenmesinde rol oynar. Bu sayede deneyci analiz öncesi tasarım ve model üzerine doğru tercihler yapabilir.
- Tasarım özeti ve tasarım matrisi: Analizde kullanılmak amacıyla eldeki verilere ilişkin seçilen tasarıma ait bilgilerin ve tasarım matrisinin sunulmasıdır. Bu aşamada sunulanlar tasarım özetini ve tasarım matrisini kapsar. Bu sayede deneyci analiz öncesi

veri girişinde ya da tasarım seçiminde yaptığı yahut gözden kaçırdığı hataları kolayca fark edebilir.

- Analizi gerçekleştirme: Veri için uygun olduğu düşünülen tasarım üzerinden analizin gerçekleştirilmesidir. Bu aşamada eldeki veriye, deneye ve deneyin amacına göre seçilen analiz için mevcut olan yöntemler, yöntemlere ait araçlar ve tüm bunlara ilişkin parametreler deneyciye sunulur. Bu sayede deneyci tasarım için hangi yöntemleri kullanabileceğine ve bu yöntemlere ilişkin parametrelere ne çeşit ayarlamalar yapabileceğine karar verir.
- Analizi sonuçlandırma ve yorumlama: Analiz sonrası elde edilen sonuçlar ve sonuçlar vasıtasıyla ortaya konan fikirlerdir. Bu aşamada istatistiksel tablolar ve grafiksel şekiller deneyciye sunulur. Deneyci bu sayede süreç hakkında bir sonuca varabilir ve süreç üzerinde iyileştirme çalışmaları yapabilir.

3. YANIT YÜZEY YÖNTEMİ

Bir süreci oluşturmak, iyileştirmek ve geliştirmek amacıyla yapılan araştırmalar; çalışmalar için büyük öneme sahiptir. Bu sebeple endüstriyel arge süreçlerinde deney tasarımının kullanımı hızla standart bir hale gelmiştir. Sürecin başında faktör seviyelerinin bir kombinasyonu olarak adlandırılan, denemeler ile birlikte tarama tasarımları kullanılır. Bu sayede olası tüm etkiler üzerinde bilgi sahibi olunur [30].

1951 yılında Box ve Wilson tarafından tanıtılan yanıt yüzeyi yöntemi, yanıtı daha iyi anlamak ve optimize etmek amacıyla yanıt üzerinde etkisi olduğu düşünülen faktörleri ve etkileşimleri belirlemek için bir dizi gelişmiş deney tasarımı tekniğini barındıran yöntemler bütünüdür. Faktörler ile yanıtlar arasındaki nedensel ilişkiyi belirlemek için matematiksel bir model ortaya koyar. Ardından bu modeli optimize ederek amaç fonksiyonu için optimum faktör seviyelerini belirler. Deneycinin yanıt yüzey yöntemini doğru ve etkili bir şekilde kullanması için denemeler ile faktör seviyeleri üzerinde tamamen kontrol sahibi olması gerekir [31-33].

Yanıt yüzey yöntemi, ana etkiler ile etkileşim etkileri dışında iki ya da daha yüksek dereceli etkilerinde tahmin edilmesini sağlar [34]. Yüksek dereceli etkiler yanıtta anlamlı bir eğrilik meydana getirebilir. Dolayısıyla yanıtta meydana gelen eğrilik modelleyebilmesi yanıt yüzey yönteminin en önemli özelliğidir [35]. Yanıtta eğrilik meydana gelmediğinde başka bir deyişle merkezde bulunan yanıt değerinin, faktöriyel denemelerdeki tüm yanıtların ortalamasına eşit olduğu durumda sadece ana ve etkileşim etkileriyle kurulan bir model yanıt yüzeyinin şeklini tanımlamak için yeterlidir [34].

Süreçte kullanılacak olan faktörler ve seviyeler göz önüne alındığında dikkat edilmesi gereken iki husus vardır. İlki seviyeler arası uzaklıktır ve modelin doğruluğu üzerinde etkilidir. İkincisi ise faktörlerin sahip olduğu birimlerdir. Kodlama olarak adlandırılan bu işlem, faktörlerin sahip oldukları birimlerden bağımsız bir şekilde yanıt üzerinde eşit olmalarını sağlar [36,37].

3.1. Uygulanma Sırası

Yanıt yüzey yönteminin ilk adımı süreçte yer alacak faktörlerin belirlenmesidir. Bu durumda iki yaklaşım mevcuttur. En klasik yöntem, çok sayıda faktörü incelemek için az sayıda deneme gerektiren tasarımların kullanıldığı keşif deneylerinin gerçekleştirilmesidir. Bunun için kesirli ya da Taguchi tasarımlar tercih edilir. Diğer yöntem ise faktörlerin bilgi ve deneyimlerden yararlanılarak seçilmesidir. İkinci adımda süreçte yer alan faktörlerin önemi incelenir. ANOVA, süreç üzerinde etkisi olduğu düşünülen önemli faktörlerin belirlenmesinde kullanılan yaygın bir istatistiksel tekniktir. Faktörlerin tanımlanmasının ve istatistiksel olarak öneminin belirlenmesinin ardından üçüncü adıma geçilir. Bu adımda veri seti deney tasarımına göre planlanır. Bu amaç için CCD ya da BBD kullanılır. Dördüncü adımda faktörlerin seviyelerine bağlı olarak yanıt değişkenlerinin ölçümü yapılır. Beşinci adım eğrilik açısından önemli bir karar verme noktasıdır. Eğer eğrilik önemli ise analiz, tasarıma ekselel noktaların eklenerek yeni deneylerin yapılması şeklinde yedinci adıma geçerek devam eder eğer ki eğrilik önemli değil ise faktör seviyelerinin yeniden belirlenmesi ve tasarımın başka bir yöne ilerletilmesi gerekir. Sekizinci adımda, eğriliğin olduğu bölgeden elde edilen veriler, faktörlerin bir fonksiyonu olarak, süreci uygun bir şekilde temsil edecek matematiksel modelleri uydurmak için kullanılır. Bu amaç doğrultusunda genel olarak sıradan en küçük kareler yöntemi, Taylor serilerinde genişletilmiş ikinci dereceden bir model elde etmek için kullanılır. Bu model Eş. 3.1’de belirtilmiştir [38]:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i X_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} X_i^2 + \sum_{j=1}^k \beta_{ij} X_i X_j + \varepsilon \quad (3.1)$$

y : Modellenen fonksiyon

β_0 : Modelin sabit terimi

β_i : Doğrusal terimlerin katsayıları

β_{ii} : İkinci dereceden terimlerin katsayıları

β_{ij} : Etkileşim terimlerinin katsayıları

ε : Artık

Sürecin davranışı ikinci dereceden bir modele uygunluk gösterdiğinde üç faktörlü bir yanıt yüzey modeli Eş. 3.2’de belirtilmiştir:

$$y=\beta_0+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\beta_3x_3+\beta_{12}x_1x_2+\beta_{13}x_1x_3+\beta_{23}x_2x_3+\beta_{11}x_1^2+\beta_{22}x_2^2+\beta_{33}x_3^2+\varepsilon \quad (3.2)$$

Ek olarak sürecin davranışı üç ya da daha yüksek dereceli bir modele de uygunluk gösterebilir fakat yüksek dereceli modellere ya da bir modeldeki tüm terimlere duyulan ihtiyaç çalışmalarda nadir görülmektedir [34].

Yanıt yüzey yönteminin dokuzuncu ve son adımı ise süreci geliştirmek ya da iyileştirmek için sekizinci adımda elde edilen modele optimizasyon yöntemi uygulanmak ve böylelikle optimum faktör seviyelerini bulmaktır [38].

3.2. Avantajları ve Dezavantajları

Yanıt yüzey yöntemi doğru ve etkili bir şekilde kullanıldığında deneyciye birtakım avantajlar sağlamaktadır. Bu avantajlar başlıca:

- Maliyet açısından az sayıda deneme ile büyük miktarda bilgi sağlayabilir.
- İki ya da daha yüksek dereceli etkileşim etkilerini belirlemek amacıyla kullanılabilir.
- Taguchi ve tek faktörlü yöntemlere kıyasla yanıtları tahmin etmek için matematiksel modellemede daha umut verici görünmektedir.
- Model denklemi, süreci etkileyen faktörlerin ve seviyelerin farklı kombinasyonlarını göstermek için kullanılabilir.
- Hem deneysel hem de sayısal yanıtlar tahmin edilebilir.
- Maliyet, zaman ve diğer kısıtlamalar açısından yüksek sürdürülebilir verimlilik sağlayabilir.

Şeklinde. Yanıt yüzey yönteminin dezavantajları ise başlıca:

- Bir etkileşimin neden oluştuğunu açıklamak için kullanılamaz.
- Faktörler için uygun seviye aralıklarının seçilmesini gerektirir.
- Optimizasyon sonucu belirli ölçeklerle sınırlıdır.
- Çalışılabilirlik bölgesinin dışına çıkıldığında iyi tahmin veremez.
- Modeldeki yanıt miktarı arttıkça optimizasyon kalitesi düşer.
- Büyük modellerle çalışamaz.

Şeklindedir [39].

Yanıt yüzey yönteminin kullanım amaçları genel olarak [40]:

- Sürecin kararlılığı için optimum koşulları bulmak,
- Çalıştırılmamış denemeler için bile bölge üzerinde tahminde bulunmak,
- Test edilen bölge üzerindeki sistem davranışının nicel olarak anlaşılmasını sağlamak,
- Belirli bir yanıtın, belirtilen faktörlerin seviyesindeki değişikliklerden nasıl etkilendiğini belirlemek,
- İstenen yanıtı veren faktörlerin optimum kombinasyonunu belirlemek, optimuma yakın yanıtı tanımlamak,
- İstenen bir dizi özelliği aynı anda karşılayacak faktör seviyelerini belirlemektir.

Yanıt yüzey yöntemi için arzu edilen özellikler başlıca [34]:

- Döndürülebilirlik yani deneysel bölge üzerindeki bilgi dağılımının tatmin edici seviyede olması,
- Tahminin hatasını minimum seviyeye indirmek yani uydurulan değerler ile gözlenen değerler arasındaki farkın sıfıra yakın olması,
- İyi bir uyum eksikliği tespiti,
- Sabit varyans varsayımının kontrolü,
- Bloklama için uygunluk,
- Deneme sayının minimum seviyede olmasıdır.

3.3. Doğrusal Regresyon Modelleri

Gerçek yanıt yüzeyi genel olarak bazı bilinmeyen fiziksel mekanizmalar tarafından yürütülmektedir. Yanıt yüzey yönteminin uygulanabilmesi için gerçek yanıt yüzeyine yaklaşan bir modele gereksinim duyulur. Bu model, süreçten gözlemlenen verilere dayanan deneysel bir modeldir. Çoklu doğrusal regresyon yöntemi, yanıt yüzey yönteminde gerekli modelleri oluşturmak için kullanılan istatistiksel teknikler bütünüdür.

İki bağımsız değişkene sahip birinci dereceden çoklu doğrusal regresyon yani yanıt yüzeyi modeli Eş. 3.3'te belirtilmiştir:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \varepsilon \quad (3.3)$$

Eş. 3.3'te; y yanıt değişkeni; β_0 , β_1 ve β_2 regresyon katsayıları; x_1 ve x_2 ise tahmin edici değişkenler olarak adlandırılır. Eş. 3.3, iki bağımsız değişkenin sadece ana etkilerini içerdiğinden dolayı ana etkiler modeli biçimini alır. Eş. 3.3'e etkileşim terimi eklendiğinde:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \varepsilon \quad (3.4)$$

Olmaktadır. Etkileşim teriminin modele dahil olması yanıt fonksiyonunda eğrilik meydana getirir. Birinci dereceden modelin, gerçek yanıt fonksiyonunda çok az eğriliğin olduğu ya da bağımsız değişken uzayının küçük bir bölgesinde gerçek yanıt yüzeyine yaklaşmak amacıyla olduğu durumlarda kullanılması uygundur.

Genellikle gerçek yanıt yüzeyindeki eğrilik, etkileşim terimi dahil olsa bile birinci dereceden bir modelin yetersiz kalmasına neden olacak kadar güçlüdür. Bu durumda ikinci dereceden bir model gerekir. Etkileşim terimi eklendiğinde iki bağımsız değişkene sahip ikinci dereceden çoklu doğrusal regresyon yani yanıt yüzeyi modeli Eş. 3.5'te belirtilmiştir:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{11} x_1^2 + \beta_{22} x_2^2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \varepsilon \quad (3.5)$$

Eş. 3.5, küçük bir bölgede gerçek yanıt yüzeyine yaklaşmak için faydalıdır.

Yanıt yüzeyi yönteminde ikinci dereceden modelin yaygın olarak kullanılmasının nedenleri başlıca şunlardır:

- İkinci dereceden model çok esnektir ve farklı biçimler alabilir. Bu nedenle gerçek yanıt yüzeyine yaklaşmak için etkilidir.

- En küçük kareler yöntemi ikinci dereceden modelde parametre tahminini kolay bir hale getirmektedir.
- Çalışmalarda ikinci dereceden modelin yanıt yüzeyi problemlerini çözmede iyi olduğunu gösteren deneyimler mevcuttur.

Bazı nadir durumlarda gerçek yanıt yüzeyine yaklaşmak için kullanılan modelin derecesi üç ya da daha büyük olabilir.

Genel olarak parametrelerde (β 'lar) doğrusal olan bir regresyon modeli, yanıt yüzeyinin şekli önemsenmeksizin doğrusal bir regresyon modelidir.

3.3.1. Parametre tahmini

Çoklu doğrusal regresyon modelinde regresyon katsayılarını tahmin etmek için genel olarak en küçük kareler yöntemi kullanılır. Gözlem sayısı, n ; bağımsız değişken sayısı, k olmak üzere model, matris gösteriminde yazılırsa:

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (3.6)$$

y : $n \times 1$ boyutlu gözlemlerin bir vektörü

X : $n \times k$ boyutlu bağımsız değişkenlere ilişkin seviyelerin bir matrisi

β : $k \times 1$ boyutlu regresyon katsayılarının bir vektörü

ε : $n \times 1$ boyutlu rastgele hataların bir vektörü

Şeklindedir.

Eş 3.7'de β 'yi minimum yapan en küçük kareler tahmin edicileri vektörü (L) bulunur:

$$L = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \varepsilon' \varepsilon = (y - X\beta)'(y - X\beta) \quad (3.7)$$

Eş. 3.7'deki sadeleştirmelerin ardından β için en küçük kareler tahmin edicisi (b):

$$b = (X'X)^{-1}X'y \quad (3.8)$$

Olmaktadır. Eş 3.8’de; $X'X$, $k \times k$ boyutlu simetrik bir matristir ve $X'y$ ise $k \times 1$ sütun vektörüdür. Uydurulan regresyon modeli:

$$\hat{y} = Xb \quad (3.9)$$

Olmaktadır. Gözlenen değer (y) ile uydurulan değer ($\hat{y}$) arasındaki fark, artık olarak adlandırılır ve $n \times 1$ boyutlu artıkların vektörü (e) Eş. 3.10’da belirtilmiştir:

$$e = y - \hat{y} \quad (3.10)$$

3.4. Model Yeterliliğinin Kontrolü

Model yeterlilik kontrolünün, uydurulan modelin gerçek yanıt yüzeyine yeterli bir yaklaşım sağladığından emin olmak ve en küçük kareler varsayımlarının sağlandığından emin olmak için incelenmesi gerekir.

3.4.1. En küçük kareler tahmin edicisinin özellikleri

En küçük kareler yöntemi, çoklu doğrusal regresyonda regresyon katsayıları (β) için yansız tahmin ediciler oluşturur. Burada, artık kareler toplamı (SS_E) önemli bir parametredir:

$$SS_E = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 = e'e \quad (3.11)$$

$X'Xb = X'y$ olduğundan dolayı Eş.3.11’deki SS_E için türetilen formül Eş. 3.12’de belirtilmiştir:

$$SS_E = y'y - b'X'y \quad (3.12)$$

Eş. 3.12’den σ^2 ’nin yansız bir tahmin edicisi:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{SS_E}{n - p} \quad (3.13)$$

n : Gözlem sayısı

p : Regresyon katsayılarının sayısı

Şeklinde. Toplam kareler toplamı (SS_T) Eş. 3.14'te belirtilmiştir:

$$SS_T = y'y - \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)^2}{n} = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)^2}{n} \quad (3.14)$$

Eş. 3.12 ve Eş. 3.14'ten yola çıkılarak çoklu belirleme katsayısı (R^2):

$$R^2 = 1 - \frac{SS_E}{SS_T} \quad (3.15)$$

Olmaktadır. R^2 İstatistiği, model tarafından açıklanan yanıtta, değişimin bir ölçüsüdür. Değer aralığı $0 \leq R^2 \leq 1$ şeklindedir. İstatistiksel olarak anlamlılığı önemsenmeksizin modele eklenen her değişken, R^2 değerini daima arttıracığından dolayı bu değer yüksek ya da bire yakın olması modelin uygunluğu ya da iyiliği hakkında bilgi vermez. Bu nedenle Eş. 3.16'da verilen düzeltilmiş R^2 (R_{adj}^2) istatistiğinin kullanılması uygundur:

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{SS_E/(n-p)}{SS_T/(n-1)} = 1 - \frac{n-1}{n-p} (1 - R^2) \quad (3.16)$$

R_{adj}^2 , R^2 istatistiğinin aksine modele anlamsız değişkenlerin eklenmesi sonucu sahip olduğu değerde bir düşüş yaşar.

3.4.2. Artık analizi

En küçük kareler düzenlemesinden elde edilen artıklar (Eş. 3.10), model yeterliliğinin kontrol edilmesinde önemli bir rol oynar.

Yanıt yüzey yönteminde genel olarak daha çok bilgi sağladıklarından dolayı en küçük kareler artıkları yerine ölçeklendirilmiş artıklar tercih edilir. Standartlaştırma işleminde artıklar, ortalama standart sapmalarına bölünerek ölçeklendirilir. Bazı veri setlerinde artıkların standart sapmaları büyük farklılıklar gösterebilir. Bu durumda başka ölçeklendirme yöntemi mevcuttur.

Gözlemlenen y_i değerlerine karşılık gelen $\hat{y}_i$ uydurulmuş değerler vektörü:

$$\hat{y} = Xb = X(X'X)^{-1}X'y = Hy \quad (3.17)$$

Şeklinde. $H = X(X'X)^{-1}X'$, $n \times n$ boyutlu şapka matrisi olarak adlandırılır ve gözlemlenmiş değerler vektörünü, uydurulmuş değerler vektörüne eşler. Şapka matrisi ve sahip olduğu özellikler regresyon analizinde kilit rol oynar.

Eş. 3.10'dan dolayı artıklar vektörünü ifade etmenin başka kullanışlı yolları da vardır:

$$e = y - Xb = y - Hy = (I - H)y \quad (3.18)$$

Tahmin hatasının kareler toplamı (PRESS), faydalı bir artık ölçeklendirme sağlar:

$$PRESS = \sum_{i=1}^n \left(\frac{e_i}{1 - h_{ii}} \right)^2 \quad (3.19)$$

PRESS artıklarının sadece şapka matrisinin köşegen elemanlarına göre ağırlıklandırılmış sıradan artıklar olduğunu görmek kolaydır. PRESS değerinin küçük olması arzu edilir [41]. Yanıt yüzey yönteminde en çok kullanılan modeller, birinci ve ikinci dereceden modellerdir [42].

4. BİRİNCİ DERECEDEDEN TASARIMLAR

Yanıt yüzey yönteminde birinci dereceden modellere uydurulan tasarımlar, birinci dereceden tasarımlar olarak adlandırılır ve tarama kısmı için kullanılır. Bu tasarımlardan bazıları şunlardır [42]:

- 2^k Faktöriyel tasarım
- Kesirli faktöriyel tasarım
- Plackett ve Burman tasarımı
- Simplex tasarım

4.1. Faktöriyel Tasarım

Fisher, 1935 yılında deney tasarımı üzerine yaptığı çalışmasının ilk baskısında faktöriyel tasarımları: “Geniş bir vaka sınıflandırılmasında deneysel bir araştırma, aynı zamanda daha kapsamlı hale getirildiği gibi aynı sayıda gözlemle daha çok bilginin ve yüksek derece doğruluğun elde edileceğini kastediyorsak daha etkili hale gelebilir.” şeklinde ifade etmiştir [43].

Yanıt yüzey yöntemi ile süreçten elde edilen modeller ANOVA yardımıyla değerlendirilebilir. Deneyci tek yönlü ANOVA ile çeşitli gözlem gruplarını karşılaştırabilir. Diğer taraftan iki yönlü ANOVA, faktörlerin ana etkileri dışında etkileşim etkilerinin de belirlenmesine olanak tanır. Etkileşim etkisi, her bir faktörün ana etkisiyle açıklanamayan ortak etkidir [44].

Ortogonalite, tarama tasarımları için arzu edilen bir özelliktir. Ortogonalite ile tasarımdaki tüm ana etkiler ve etkileşim etkileri bağımsız bir şekilde tahmin edilir [45].

Basit bir faktöriyel tasarım, 2^k olarak ifade edilir. Burada; k, faktör sayısını ve iki (2) ise faktörlere ilişkin seviye sayısını göstermektedir.

Faktöriyel tasarımda faktörlerin sahip olduğu değerler, seviye olarak adlandırılır. Seviyeler genel olarak düşük/yüksek ya da -1/1 şeklinde kodlanır [46]. Seviyelerin kodlanarak sürece

dahil olması dikkat edilmesi gereken önemli bir husustur. Kodlama işlemi, deneycinin, model katsayılarını boyutsuz yapmasında ya da farklı birimlerde elde edilmiş (zaman, sıcaklık vb.) faktörler arasında doğrudan karşılaştırma yapabilmesini sağlayarak faktör etkilerinin göreceli büyüklüğünü anlamasında çok etkili olmaktadır [47].

Faktöriyel tasarım, faktörler arası seviyelerin tüm kombinasyonlarından meydana gelen gözlemlerden oluşmaktadır. Bu gözlemlerin her biri deneme olarak adlandırılır. Faktör sayısı ile deneme sayısı doğru orantılıdır ve sürece dahil edilen faktör sayısı arttıkça deneme sayısı da üstel bir artış gösterir. Bu sebeple faktöriyel tasarım yardımıyla süreç için önemli olan faktörlerin tutulması ve önemsiz faktörlerin ihmal edilmesi deneme sayısında da düşüş meydana getirir [43,48].

Faktöriyel tasarım, faktörlerin yanıtlar üzerindeki etkisini belirlemek ile birlikte faktör seviyelerinin eş zamanlı olarak değiştirilmesi sonucu ana ve etkileşim etkilerinin de belirlenmesini sağlar. Bu durum faktöriyel tasarımı diğer tasarımlara kıyasla güçlü bir araç haline getirir [12,49,50].

Faktöriyel tasarımda tasarım noktaları, faktöriyel nokta olarak adlandırılır. Faktöriyel noktalar, her bir faktörün en küçük ve en büyük seviyeleriyle tanımlanan n boyutlu tasarım uzayında bir hiperküpün köşelerini oluşturur [51].

4.1.1. İki seviyeli ve iki faktörlü faktöriyel tasarım

En basit 2^k faktöriyel tasarım, her bir faktörün iki seviyeye sahip olduğu iki faktörlü, 2^2 faktöriyel tasarımıdır. Her biri düşük ve yüksek olmak üzere iki seviyeye sahip A ve B faktörleri için tek tekrarın yapıldığı 2^2 faktöriyel tasarımda toplam dört deneme bulunur:

$$A_{\text{düşük}} B_{\text{düşük}}, A_{\text{yüksek}} B_{\text{düşük}}, A_{\text{düşük}} B_{\text{yüksek}}, A_{\text{yüksek}} B_{\text{yüksek}}$$

Tasarımdaki tekrar sayısı n olduğunda toplam deneme sayısı (N):

$$N = 2^2 n = 4n \quad (4.1)$$

Şeklinde. Bu bağlamda oluşturulan tasarım tablosuna Çizelge 4.1’de yer verilmiştir.

Çizelge 4.1. İki seviyeli ve iki faktörlü faktöriyel tasarım

Faktör Seviye Kombinasyonları		Kodlanmış Seviyeler		Tekrarlar				n Tekrarın Toplamı
				1	2	...	n	
$A_{\text{düşük}}$	$B_{\text{düşük}}$	-1	-1	xxx	xxx	...	xxx	(1)
$A_{\text{yüksek}}$	$B_{\text{düşük}}$	+1	-1	xxx	xxx	...	xxx	a
$A_{\text{düşük}}$	$B_{\text{yüksek}}$	-1	+1	xxx	xxx	...	xxx	b
$A_{\text{yüksek}}$	$B_{\text{yüksek}}$	+1	+1	xxx	xxx	...	xxx	ab

Faktöriyel tasarımda faktör etkilerini kolay bir şekilde tahmin edebilmek için bağıntı katsayıları tablosu kullanılır. 2^2 Faktöriyel tasarım için bağıntı katsayıları tablosuna Çizelge 4.2’de yer verilmiştir.

Çizelge 4.2. İki seviyeli ve iki faktörlü faktöriyel tasarım için bağıntı katsayıları

Etkiler	Denemeler			
	(1)	a	b	ab
A	-	+	-	+
B	-	-	+	+
AB	+	-	-	+

Çizelge 4.2’de hücre içi değerleri belirlemek basittir. Ana etkiler satırı, etkilerin yüksek seviyede bulunduğu denemelere artı (+) ve etkilerin düşük seviyede bulunduğu denemelere ise eksi (-) değeri verilerek elde edilir. Etkileşim etkisi yani AB, A ve B ana etki satırlarının çarpımının bir sonucudur.

Herhangi iki satırın çarpımı tabloda farklı bir satırı vermektedir:

$$A \times B = AB$$

$$A \times AB = A^2B = B$$

A, B ve AB etkilerinin tahmini için kullanılacak olan bağıntılar, Çizelge 4.2'deki ilgili etki satırı ile denemelerin çarpımıyla oluşturulur:

$$\text{Bağıntı}_A = -(1) + a - b + ab = ab + a - b - (1) \quad (4.2)$$

$$\text{Bağıntı}_B = -(1) - a + b + ab = ab - a + b - (1) \quad (4.3)$$

$$\text{Bağıntı}_{AB} = (1) - a - b + ab = ab - a - b + (1) \quad (4.4)$$

Bağıntılardan yola çıkılarak bağıntı katsayı vektörleri oluşturulur. Herhangi iki vektörün nokta çarpımı sıfır olduğundan dolayı bu vektörler ortogonal bağıntılardır:

$$A = [+1 \ +1 \ -1 \ -1]$$

$$B = [+1 \ -1 \ +1 \ -1]$$

$$AB = [+1 \ -1 \ -1 \ +1]$$

A ve B ana etkisi ile AB etkileşim etkisi bağıntılar cinsinden:

$$A = \frac{1}{2n} [ab + a - b - (1)] = \frac{\text{Bağıntı}_A}{2n} \quad (4.5)$$

$$B = \frac{1}{2n} [ab - a + b - (1)] = \frac{\text{Bağıntı}_B}{2n} \quad (4.6)$$

$$AB = \frac{1}{2n} [ab - a - b + (1)] = \frac{\text{Bağıntı}_{AB}}{2n} \quad (4.7)$$

Olarak ifade edilir [52,53]

Hipotez testi

Hipotez testinde tüm faktörlere ilişkin etkilerin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı test edilir. Tüm etkiler için hipotezler sırasıyla şunlardır:

H_{01} : A ana etkisi anlamlı değildir

H_{02} : B ana etkisi anlamlı değildir

H_{03} : AB etkileşim etkisi anlamlı değildir

Bu hipotezler, genel kareler toplamının bileşenlerine ayrılmasıyla elde edilen test istatistikleri kullanılarak sınanır [54].

Kareler toplamı

Faktörlerin etkilerinde olduğu gibi faktörlere ilişkin kareler toplamı da bağıntılar cinsinden ifade edilebilir. Böylelikle tüm faktörler için kareler toplamı:

$$SS_A = \frac{[ab + a - b - (1)]^2}{4n} = \frac{[Bağıntı_A]^2}{4n} \quad (4.8)$$

$$SS_B = \frac{[ab - a + b - (1)]^2}{4n} = \frac{[Bağıntı_B]^2}{4n} \quad (4.9)$$

$$SS_{AB} = \frac{[ab - a - b + (1)]^2}{4n} = \frac{[Bağıntı_{AB}]^2}{4n} \quad (4.10)$$

Olarak ifade edilir.

Her iki faktör de iki seviyeye sahip olduğundan dolayı kareler toplamına ilişkin serbestlik dereceleri bir (1) olmaktadır. Böylelikle:

$$MS_A = SS_A$$

$$MS_B = SS_B$$

$$MS_{AB} = SS_{AB}$$

Şeklindedir.

Tasarımdaki tekrar sayısı n olduğundan hata serbestlik derecesi 4(n-1) ve toplam serbestlik derecesi ise 4n-1 olmaktadır. Böylelikle:

$$MS_{Hata} = \frac{SS_{Hata}}{4(n-1)} \quad (4.11)$$

Şeklindedir.

Hipotezleri sınamak için kullanılacak olan F istatistikleri şunlardır [52,53]:

$$F_A = \frac{MS_A}{MS_{Hata}} \quad (4.12)$$

$$F_B = \frac{MS_B}{MS_{Hata}} \quad (4.13)$$

$$F_{AB} = \frac{MS_{AB}}{MS_{Hata}} \quad (4.14)$$

Regresyon modeli

2^2 Faktöriyel tasarımda her iki faktöre ilişkin seviyeler nicel ise birinci dereceden regresyon modeli uydurabilir. Bu model, Eş. 3.3'te verildiği üzere:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \varepsilon$$

Şeklinde. Diğer taraftan etkileşimlerinde hesaba katıldığı bir regresyon modeli Eş. 3.4'te verildiği üzere:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \varepsilon$$

Şeklinde.

En küçük kareler tahmin edicisi, sabit etkiler analizden tahmin edilen A, B ve AB etkileriyle direkt olarak bağlantılıdır. Bu durumda:

$$b_0 = \frac{ab + a + b + (1)}{4n} = \bar{y} \quad (4.15)$$

$$b_1 = \frac{ab + a - b - (1)}{4n} = \frac{\text{Bağıntı}_A}{4n} = \frac{A}{2} \quad (4.16)$$

$$b_2 = \frac{ab - a + b - (1)}{4n} = \frac{\text{Bağıntı}_B}{4n} = \frac{B}{2} \quad (4.17)$$

$$b_{12} = \frac{ab - a - b + (1)}{4n} = \frac{\text{Bağıntı}_{AB}}{4n} = \frac{AB}{2} \quad (4.18)$$

Olarak ifade edilir [52].

4.1.2. İki seviyeli ve üç faktörlü faktöriyel tasarım

2^3 Faktöriyel tasarım, üç faktör ve her faktörün iki seviyeye sahip olduğu bir tasarımdır. Her biri düşük ve yüksek olmak üzere iki seviyeye sahip A, B ve C faktörleri için tek tekrarın yapıldığı 2^3 faktöriyel tasarımda toplam sekiz deneme bulunur:

$A_{\text{düşük}}B_{\text{düşük}}C_{\text{düşük}}, A_{\text{yüksek}}B_{\text{düşük}}C_{\text{düşük}}, A_{\text{düşük}}B_{\text{yüksek}}C_{\text{düşük}}, A_{\text{yüksek}}B_{\text{yüksek}}C_{\text{düşük}}$
 $A_{\text{düşük}}B_{\text{düşük}}C_{\text{yüksek}}, A_{\text{yüksek}}B_{\text{düşük}}C_{\text{yüksek}}, A_{\text{düşük}}B_{\text{yüksek}}C_{\text{yüksek}}, A_{\text{yüksek}}B_{\text{yüksek}}C_{\text{yüksek}}$

Tasarımdaki tekrar sayısı n olduğunda toplam deneme sayısı (N):

$$N = 2^3 n = 8n \quad (4.19)$$

Şeklinde. Bu bağlamda oluşturulan tasarım tablosuna Çizelge 4.3'te yer verilmiştir.

Çizelge 4.3. İki seviyeli ve üç faktörlü faktöriyel tasarım

Faktör Seviye Kombinasyonları			Kodlanmış Seviyeler			Tekrarlar				n Tekrarın Toplamı
						1	2	...	n	
$A_{\text{düşük}}$	$B_{\text{düşük}}$	$C_{\text{düşük}}$	-1	-1	-1	xxx	xxx	...	xxx	(1)
$A_{\text{yüksek}}$	$B_{\text{düşük}}$	$C_{\text{düşük}}$	+1	-1	-1	xxx	xxx	...	xxx	a
$A_{\text{düşük}}$	$B_{\text{yüksek}}$	$C_{\text{düşük}}$	-1	+1	-1	xxx	xxx	...	xxx	b
$A_{\text{yüksek}}$	$B_{\text{yüksek}}$	$C_{\text{düşük}}$	+1	+1	-1	xxx	xxx	...	xxx	ab
$A_{\text{düşük}}$	$B_{\text{düşük}}$	$C_{\text{yüksek}}$	-1	-1	+1	xxx	xxx	...	xxx	c
$A_{\text{yüksek}}$	$B_{\text{düşük}}$	$C_{\text{yüksek}}$	+1	-1	+1	xxx	xxx	...	xxx	ac
$A_{\text{düşük}}$	$B_{\text{yüksek}}$	$C_{\text{yüksek}}$	-1	+1	+1	xxx	xxx	...	xxx	bc
$A_{\text{yüksek}}$	$B_{\text{yüksek}}$	$C_{\text{yüksek}}$	+1	+1	+1	xxx	xxx	...	xxx	abc

Faktöriyel tasarımda faktör etkilerini kolay bir şekilde tahmin edebilmek için bağıntı katsayıları tablosu kullanılır. 2^3 Faktöriyel tasarım için bağıntı katsayıları tablosuna Çizelge 4.4'te yer verilmiştir.

Çizelge 4.4. İki seviyeli ve üç faktörlü faktöriyel tasarım için bağıntı katsayıları

Etkiler	Denemeler							
	(1)	a	b	ab	c	ac	bc	abc
I	+	+	+	+	+	+	+	+
A	-	+	-	+	-	+	-	+
B	-	-	+	+	-	-	+	+
AB	+	-	-	+	+	-	-	+
C	-	-	-	-	+	+	+	+
AC	+	-	+	-	-	+	-	+
BC	+	+	-	-	-	-	+	+
ABC	-	+	+	-	+	-	-	+

Çizelge 4.4'te hücre içi değerleri belirlemek basittir. Ana etkiler satırı, etkilerin yüksek seviyede bulunduğu denemelere artı (+) ve etkilerin düşük seviyede bulunduğu denemelere ise eksi (-) değeri verilerek elde edilir. İkili etkileşim etkisi, ana etki satırlarının çarpımıyla elde edilir. Üç etkileşim etkisi ise ya ana etki satırlarının çarpımıyla ya da ana etki ile etkileşim etkisi satırının çarpımıyla elde edilir.

I olarak belirtilen ilk satır, özdeşlik olarak adlandırılır. Bunun nedeni diğer satırların ilk satır ile çarpımında değişmeden kalabilmesidir:

$$I \times A = A$$

$$I \times B = B$$

Her satırın kendisiyle çarpımı I satırını vermektedir:

$$A \times A = I$$

$$B \times B = I$$

Herhangi iki satırın çarpımı tabloda farklı bir satırı vermektedir:

$$A \times B = AB$$

$$A \times AB = A^2B = B$$

$$A \times B \times C = ABC$$

$$ABC \times BC = AB^2C^2 = A$$

Tüm etkilerin tahmini için kullanılacak bağıntılar, Çizelge 4.4'te ki ilgili etki satırı ile denemelerin çarpımıyla oluşturulur:

$$\text{Bağıntı}_A = -(1)+a+b+ab-c+ac-bc+abc = abc + ab + ac - bc + a - b - c - (1) \quad (4.20)$$

$$\text{Bağıntı}_B = -(1)-a+b+ab-c-ac+bc+abc = abc + ab - ac + bc - a + b - c - (1) \quad (4.21)$$

$$\text{Bağıntı}_{AB} = (1)-a-b+ab+c-ac-bc+abc = abc + ab - ac - bc - a - b + c + (1) \quad (4.22)$$

$$\text{Bağıntı}_C = -(1)-a-b-ab+c+ac+bc+abc = abc - ab + ac + bc - a - b + c - (1) \quad (4.23)$$

$$\text{Bağıntı}_{AC} = (1)-a+b-ab-c+ac-bc+abc = abc - ab + ac - bc - a + b - c + (1) \quad (4.24)$$

$$\text{Bağıntı}_{BC} = (1)+a-b-ab-c-ac+bc+abc = abc - ab - ac + bc + a - b - c + (1) \quad (4.25)$$

$$\text{Bağıntı}_{ABC} = -(1)+a+b-ab+c-ac-bc+abc = abc - ab - ac - bc + a + b + c - (1) \quad (4.26)$$

Bağıntılardan yola çıkılarak bağıntı katsayı vektörleri oluşturulur. Herhangi iki vektörün nokta çarpımı sıfır olduğundan dolayı bu vektörler ortogonal bağıntılardır:

$$A = [+1 +1 +1 -1 +1 -1 -1 -1]$$

$$B = [+1 +1 -1 +1 -1 +1 -1 -1]$$

$$AB = [+1 +1 -1 -1 -1 -1 +1 +1]$$

$$C = [+1 -1 +1 +1 -1 -1 +1 -1]$$

$$AC = [+1 -1 +1 -1 -1 +1 -1 +1]$$

$$BC = [+1 -1 -1 +1 +1 -1 -1 +1]$$

$$ABC = [+1 -1 -1 -1 +1 +1 +1 -1]$$

Tüm etkiler bağıntılar cinsinden:

$$A = \frac{1}{4n} [abc + ab + ac - bc + a - b - c - (1)] = \frac{\text{Bağıntı}_A}{4n} \quad (4.27)$$

$$B = \frac{1}{4n} [abc + ab - ac + bc - a + b - c - (1)] = \frac{\text{Bağıntı}_B}{4n} \quad (4.28)$$

$$AB = \frac{1}{4n} [abc + ab - ac - bc - a - b + c + (1)] = \frac{\text{Bağıntı}_{AB}}{4n} \quad (4.29)$$

$$C = \frac{1}{4n} [abc - ab + ac + bc - a - b + c - (1)] = \frac{\text{Bağıntı}_C}{4n} \quad (4.30)$$

$$AC = \frac{1}{4n} [abc - ab + ac - bc - a + b - c + (1)] = \frac{\text{Bağıntı}_{AC}}{4n} \quad (4.31)$$

$$BC = \frac{1}{4n} [abc - ab - ac + bc + a - b - c + (1)] = \frac{\text{Bağıntı}_{BC}}{4n} \quad (4.32)$$

$$ABC = \frac{1}{4n} [abc - ab - ac - bc + a + b + c - (1)] = \frac{\text{Bağıntı}_{ABC}}{4n} \quad (4.33)$$

Olarak ifade edilir [52,53].

Hipotez testi

Hipotez testinde tüm faktörlere ilişkin etkilerin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı test edilir. Tüm etkiler için hipotezler sırasıyla şunlardır:

H₀₁: A ana etkisi anlamlı değildir

H₀₂: B ana etkisi anlamlı değildir

H₀₃: C ana etkisi anlamlı değildir

H₀₄: AB etkileşim etkisi anlamlı değildir

H₀₅: AC etkileşim etkisi anlamlı değildir

H₀₆: BC etkileşim etkisi anlamlı değildir

H₀₇: ABC etkileşim etkisi anlamlı değildir

Bu hipotezler, genel kareler toplamının bileşenlerine ayrılmasıyla elde edilen test istatistikleri kullanılarak sınanır [54].

Kareler toplamı

Faktörlerin etkilerinde olduğu gibi faktörlere ilişkin kareler toplamı da bağıntılar cinsinden ifade edilebilir. Böylelikle tüm faktörler için kareler toplamı:

$$SS_A = \frac{[abc + ab + ac - bc + a - b - c - (1)]^2}{8n} = \frac{[\text{Bağıntı}_A]^2}{8n} \quad (4.34)$$

$$SS_B = \frac{[abc + ab - ac + bc - a + b - c - (1)]^2}{8n} = \frac{[\text{Bağıntı}_B]^2}{8n} \quad (4.35)$$

$$SS_{AB} = \frac{[abc + ab - ac - bc - a - b + c + (1)]^2}{8n} = \frac{[\text{Bağıntı}_{AB}]^2}{8n} \quad (4.36)$$

$$SS_C = \frac{[abc - ab + ac + bc - a - b + c - (1)]^2}{8n} = \frac{[Bağıntı_C]^2}{8n} \quad (4.37)$$

$$SS_{AC} = \frac{[abc - ab + ac - bc - a + b - c + (1)]^2}{8n} = \frac{[Bağıntı_{AC}]^2}{8n} \quad (4.38)$$

$$SS_{BC} = \frac{[abc - ab - ac + bc + a - b - c + (1)]^2}{8n} = \frac{[Bağıntı_{BC}]^2}{8n} \quad (4.39)$$

$$SS_{ABC} = \frac{[abc - ab - ac - bc + a + b + c - (1)]^2}{8n} = \frac{[Bağıntı_{ABC}]^2}{8n} \quad (4.40)$$

Olarak ifade edilir.

Faktörlerin her biri iki seviyeye sahip olduğundan dolayı kareler toplamına ilişkin serbestlik dereceleri bir (1) olmaktadır. Böylelikle:

$$MS_A = SS_A$$

$$MS_B = SS_B$$

$$MS_{AB} = SS_{AB}$$

$$MS_C = SS_C$$

$$MS_{AC} = SS_{AC}$$

$$MS_{BC} = SS_{BC}$$

$$MS_{ABC} = SS_{ABC}$$

Şeklindedir.

Tasarımdaki tekrar sayısı n olduğundan hata serbestlik derecesi 8(n-1) ve toplam serbestlik derecesi ise 8n-1 olmaktadır. Böylelikle:

$$MS_{Hata} = \frac{SS_{Hata}}{8(n-1)} \quad (4.41)$$

Şeklindedir.

Hipotezleri sınamak için kullanılacak olan F istatistikleri:

$$F_A = \frac{MS_A}{MS_{Hata}} \quad (4.42)$$

$$F_B = \frac{MS_B}{MS_{Hata}} \quad (4.43)$$

$$F_{AB} = \frac{MS_{AB}}{MS_{Hata}} \quad (4.44)$$

$$F_C = \frac{MS_C}{MS_{Hata}} \quad (4.45)$$

$$F_{AC} = \frac{MS_{AC}}{MS_{Hata}} \quad (4.46)$$

$$F_{BC} = \frac{MS_{BC}}{MS_{Hata}} \quad (4.47)$$

$$F_{ABC} = \frac{MS_{ABC}}{MS_{Hata}} \quad (4.48)$$

Şeklinde dir.

Regresyon modeli

2^3 Faktöriyel tasarımda tüm faktörlere ilişkin seviyeler nicel ise birinci dereceden regresyon modeli uydurulabilir. Bu model Eş. 4.49’da belirtilmiştir:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \varepsilon \quad (4.49)$$

Diğer taraftan etkileşimlerinde hesaba katıldığı bir regresyon modeli eşitlik 4.50’de belirtilmiştir:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_{12} x_1 x_2 + \beta_{13} x_1 x_3 + \beta_{23} x_2 x_3 + \beta_{123} x_1 x_2 x_3 + \varepsilon \quad (4.50)$$

En küçük kareler tahmin edicisi, sabit etkiler analizden tahmin edilen A, B, C, AB, AC, BC ve ABC etkileriyle direkt olarak bağlantılıdır. Bu durumda:

$$b_0 = \frac{abc + ab + ac + bc + a + b + c + (1)}{8n} = \bar{y} \quad (4.51)$$

$$b_1 = \frac{abc + ab + ac - bc + a - b - c - (1)}{8n} = \frac{\text{Bağıntı}_A}{8n} = \frac{A}{2} \quad (4.52)$$

$$b_2 = \frac{abc + ab - ac + bc - a + b - c - (1)}{8n} = \frac{\text{Bağıntı}_B}{8n} = \frac{B}{2} \quad (4.53)$$

$$b_3 = \frac{abc - ab + ac + bc - a - b + c - (1)}{8n} = \frac{\text{Bağıntı}_C}{8n} = \frac{C}{2} \quad (4.54)$$

$$b_{12} = \frac{abc + ab - ac - bc - a - b + c + (1)}{8n} = \frac{\text{Bağıntı}_{AB}}{8n} = \frac{AB}{2} \quad (4.55)$$

$$b_{13} = \frac{abc - ab + ac - bc - a + b - c + (1)}{8n} = \frac{\text{Bağıntı}_{AC}}{8n} = \frac{AC}{2} \quad (4.56)$$

$$b_{23} = \frac{abc - ab - ac + bc + a - b - c + (1)}{8n} = \frac{\text{Bağıntı}_{BC}}{8n} = \frac{BC}{2} \quad (4.57)$$

$$b_{123} = \frac{abc - ab - ac - bc + a + b + c - (1)}{8n} = \frac{\text{Bağıntı}_{ABC}}{8n} = \frac{ABC}{2} \quad (4.58)$$

Olarak ifade edilir [52].

4.1.3. İki seviyeli tam faktöriyel tasarım

2^k Faktöriyel tasarım, her bir faktörün iki seviyeye sahip olduğu k tane faktörün ana ve etkileşim etkilerinin incelendiği genel bir tasarımdır. 2^k Faktöriyel tasarımda:

- A, B, C ... Ana etkiler olmak üzere tasarımdaki toplam ana etkilerin sayısı $\binom{k}{1}$,
- AB, AC, BC ... İki faktörlü etkileşim etkileri olmak üzere tasarımdaki toplam iki faktörlü etkileşim etkilerinin sayısı $\binom{k}{2}$,
- ABC, ABD, ABE ... Üç faktörlü etkileşim etkileri olmak üzere tasarımdaki toplam üç faktörlü etkileşim etkilerinin sayısı $\binom{k}{3}$

Olarak hesaplanır. Kalan tüm etkileşim etkilerinin sayısı aynı şekilde türetilerek bulunabilir.

Tasarımdaki tekrar sayısı n olduğunda toplam deneme sayısı (N):

$$N = 2^k n \quad (4.59)$$

Şeklindedir. Ana ve etkileşim etkilerine ait bağıntılar, tablo oluşturulmaksızın Eş. 4.60 ile de elde edilebilir:

$$\text{Bağıntı}_x = (a + 1)(b + 1)(c + 1) \cdots (x - 1) \quad (4.60)$$

Ana ve etkileşim etkileri:

$$\text{Etki}_x = \frac{1}{2^{k-1}n} \text{Bağıntı}_x \quad (4.61)$$

Şeklindedir. Etkiler için kareler toplamı:

$$SS_x = \frac{1}{2^k n} [\text{Bağıntı}_x]^2 \quad (4.62)$$

Şeklindedir. Ayrıca hata kareler toplamı (SS_{Hata}):

$$SS_{\text{Hata}} = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \cdots \sum_{k=1}^2 \sum_{l=1}^n \left(y_{ij\dots kl} - \bar{y}_{ij\dots k} \right)^2 \quad (4.63)$$

Şeklindedir. Eş. 4.63 vasıtasıyla:

$$MS_{\text{Hata}} = \frac{SS_{\text{Hata}}}{2^k(n-1)} \quad (4.64)$$

Şeklindedir. Hata serbestlik derecesi $2^k(n-1)$ ve toplam serbestlik derecesi ise $2^k n - 1$ olarak hesaplanır.

Faktörlerin her biri iki seviyeye sahip olduğundan dolayı kareler toplamına ilişkin serbestlik dereceleri bir (1) olmaktadır. Böylelikle:

$$MS_x = SS_x$$

Şeklindedir. En sonunda ise hipotezleri sınamak için kullanılacak olan F istatistiği:

$$F_x = \frac{MS_x}{MS_{\text{Hata}}} \quad (4.65)$$

Şeklindedir [53]. Bu başlıktaki bilgiler doğrultusunda Çizelge 4.5'te iki seviyeli tam faktöriyel tasarıma ilişkin ANOVA tablosu verilmiştir.

Çizelge 4.5. İki seviyeli tam faktöriyel tasarım için anova tablosu

Kaynak	Df	SS	MS	F
A	1	SS_A	MS_A	F_A
B	1	SS_B	MS_B	F_B
C	1	SS_C	MS_C	F_C
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
AB	1	SS_{AB}	MS_{AB}	F_{AB}
AC	1	SS_{AC}	MS_{AC}	F_{AC}
BC	1	SS_{BC}	MS_{BC}	F_{BC}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
ABC	1	SS_{ABC}	MS_{ABC}	F_{ABC}
ABD	1	SS_{ABD}	MS_{ABD}	F_{ABD}
ABE	1	SS_{ABE}	MS_{ABE}	F_{ABE}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
ABC...Z	1	$SS_{ABC...Z}$	$MS_{ABC...Z}$	$F_{ABC...Z}$
HATA	$2^k(n-1)$	SS_{Hata}	MS_{Hata}	
TOPLAM	$2^k n - 1$	SS_{Toplam}		

4.2. Kesirli Faktöriyel Tasarım

Araştırma ve geliştirme süreçlerinde, sürecin başlangıç aşamasında denemelerin sayısını azaltmak amacıyla kullanılan popüler bir yöntem kesirli faktöriyel tasarımlardır. Faktöriyel tasarımlar, kesirli faktöriyel tasarımlara kıyasla faktör sayısında yaşanan artış nedeniyle deneme sayısında görülen üstel artış sonucu kaynak ve zaman kullanımında da bir artış meydana getirmektedir. Kesirli faktöriyel tasarım sayesinde tasarımdaki deneme sayısı kısıtlanarak kaynak ve zaman kullanımı minimuma indirgenir. Ayrıca elde edilen model faktöriyel tasarıma kıyasla daha basit olmaktadır [55].

Faktöriyel tasarımda etkilerin tahmini için kullanılacak olan kaynakların yeterli sayıda olması durumunda ve bu kaynakların deneyde kullanılmak amacıyla korunması göz önüne alındığında kaynak israfı meydana gelebilir. Bunun nedeni kaynakların büyük bir kısmının

yüksek dereceli etkileşim etkilerinin tahmininde kullanılmasıdır. Sekiz faktör ve her faktör iki seviyeye sahip olmak üzere sadece tek tekrarın yapıldığı bir faktöriyel tasarım:

$$N = 2^k n = 2^8 1 = 256$$

Denemeden meydana gelmektedir. Tasarımda bulunan tüm faktör etkilerini tahmin etmek amacıyla gereken toplam kaynak sayısı:

$$2^k n - 1 = 2^8 1 - 1 = 255$$

Şeklindedir. Burada:

- Ana etkilerin sayısı $\binom{8}{1} = 8$,
- İki faktörlü etkileşim etkilerinin sayısı $\binom{8}{2} = 28$,
- Üç faktörlü etkileşim etkilerinin sayısı $\binom{8}{3} = 56$

Şeklindedir.

Geri kalan 163 tanesi, mevcut olmayan ya da ihmal edilebilir olmak üzere dört ya da daha fazla faktörlü etkileşim etkilerini ifade eder ve deneyde kullanılacak olan kaynakların:

$$\frac{163}{255} = 0.64 = \%64$$

Ünü oluşturur.

Deneylerin çoğunda tüm faktörlere ilişkin ana ve etkileşim etkilerinin incelenmesi arzu edilebilir bir durum değildir. Hassasiyetin yüksek değişkenliğin düşük olduğu birçok endüstriyel çalışmada faktör seviyeleri arasındaki fark, istatistiksel olarak anlamlı olmasına rağmen yanıt üzerinde ihmal edilebilir bir küçüklükte olabilir. Böylelikle istatistiksel olarak anlamlı olsa bile çalışma üzerinde bir önemi yoktur [43].

4.2.1. İki seviyeli ve üç faktörlü kesirli faktöriyel tasarımın yarım kesri

Üç faktör ve her faktör iki seviyeye sahip olmak üzere sadece tek tekrarın yapıldığı bir 2^3 faktöriyel tasarımda toplam sekiz deneme bulunur. Kaynaklar ve zaman göz önünde bulundurulduğunda bu tasarımın sadece yarım ($1/2$) kesri yürütülmek istenebilir. Böylelikle tasarım, toplamda dört denemeye sahip olmakla birlikte 2^{3-1} şeklinde ifade edilir.

2^k Faktöriyel tasarımın $1/2^x$ kesri yürütülürse tasarımın sahip olduğu toplam deneme sayısı 2^{k-x} olarak hesaplanır.

2^3 Faktöriyel tasarımın yarım kesri yürütülmek istendiğinde belirlenmesi gereken ilk durum toplam sekiz denemeden hangi dördünün deney için seçilmesi gerektiğidir. Deneyci ilk olarak ihmal edebileceği bir faktör etkileşimi seçmelidir ve bu seçim genel olarak yorumlanması diğerlerine nazaran daha zor olan yüksek dereceli etkileşimler olmalıdır. Bu durumda ABC üç faktörlü etkileşim etkisi göz önünde bulundurulduğunda oluşturulan tasarım tablosu Çizelge 4.6’da verilmiştir.

Çizelge 4.6. İki seviyeli ve üç faktörlü kesirli faktöriyel tasarımın yarım kesri

Etkiler	Denemeler								
	a	b	c	abc	:	ab	ac	bc	(1)
I	+	+	+	+	:	+	+	+	+
A	+	-	-	+	:	+	+	-	-
B	-	+	-	+	:	+	-	+	-
C	-	-	+	+	:	-	+	+	-
AB	-	-	+	+	:	+	-	-	+
AC	-	+	-	+	:	-	+	-	+
BC	+	-	-	+	:	-	-	+	+
ABC	+	+	+	+	:	-	-	-	-

Çizelge 4.6’dan yola çıkılarak ABC üç faktörlü etkileşim etkisinin artı (+) kısmı; a, b, c ve abc denemelerini barındıran 2^{3-1} kesirli faktöriyel tasarımın bir kesrini oluştururken eksi (-)

kısmı ise ab, ac, bc ve (1) denemelerini barındıran 2^{3-1} kesirli faktöriyel tasarımın diğer bir kesrini oluşturmaktadır.

Tasarımın yarım kesrini oluşturmak amacıyla kullanılan ABC üç faktörlü etkileşim etkisi, üreteç olarak adlandırılır.

Kesirli faktöriyel tasarım için tanımlama ilişkisi, özdeşlik satırına eşit olan tüm satırların kümesidir. Özdeşlik satırı daima tüm artı (+) işaretleri içerir. Böylelikle kesirli faktöriyel tasarım için tanımlama ilişkisi:

$$I = ABC$$

Şeklindedir.

2^{3-1} Kesirli faktöriyel tasarımda ana etkileri tahmin etmek amacıyla kullanılacak olan serbestlik derecesi miktarı üçtür.

Çizelge 4.6’da ABC üç faktörlü etkileşim etkisinin artı (+) işarete sahip olduğu yarım kesir göz önüne alındığında A, B, C, AB, AC ve BC etkilerinin tahmini için kullanılan bağıntılar şunlardır:

$$A = \frac{1}{2} [a - b - c + abc] \quad (4.66)$$

$$B = \frac{1}{2} [-a + b - c + abc] \quad (4.67)$$

$$C = \frac{1}{2} [-a - b + c + abc] \quad (4.68)$$

$$AB = \frac{1}{2} [-a - b + c + abc] \quad (4.69)$$

$$AC = \frac{1}{2} [-a + b - c + abc] \quad (4.70)$$

$$BC = \frac{1}{2} [a - b - c + abc] \quad (4.71)$$

Bağıntılar incelendiğinde A ile BC tahmininin, B ile AC tahmininin ve C ile AB tahmininin aynı olduğu görülmektedir. Böylelikle:

$$A = BC$$

$$B = AC$$

$$C = AB$$

Şeklindedir. Ayrıca $A = BC$, $B = AC$ ve $C = AB$ durumları tahmin edilen iki etki arasında bir ayırım yapmanın mümkün olmadığını göstermektedir. $A = BC$ durumu göz önüne alındığında A ana etkisinin mi yoksa BC iki faktörlü etkileşim etkisinin mi tahmin edildiğini ayırmanın mümkün olmadığını ifade eder. İki ya da daha fazla etkinin böyle bir özelliğe sahip olması eşdeş olarak adlandırılır. Böylelikle A ile BC , B ile AC ve son olarak da C ile AB eşdeştir.

Daha önceden de gösterildiği üzere bu etkiler faktöriyel tasarımda da ortaya konabilir. Buradaki en önemli husus “faktöriyel tasarım ile kesirli faktöriyel tasarımda tahmin edilen etkilerin birbirleriyle olan ilişkisi nasıldır?” sorusudur ve cevaben 2^{3-1} kesirli faktöriyel tasarımda A , B ve C ana etkileri tahmin edildiğinde 2^3 faktöriyel tasarımda sırasıyla $A+BC$, $B+AC$ ve $C+AB$ etkileri tahmin edilmiş olur.

2^3 Faktöriyel tasarımda Eş. 4.20 ile Eş. 4.25’te verilen A ve BC bağıntıları:

$$A = \frac{1}{4} [abc + ab + ac - bc + a - b - c - (1)]$$

$$BC = \frac{1}{4} [abc - ab - ac + bc + a - b - c + (1)]$$

Şeklindedir. Böylelikle:

$$A + BC = \frac{1}{2} [a - b - c + abc] \quad (4.72)$$

Olarak ifade edilir. Benzer olarak Eş. 4.21 ile Eş. 4.24’te verilen B ve AC bağıntıları:

$$B = \frac{1}{4} [abc + ab - ac + bc - a + b - c - (1)]$$

$$AC = \frac{1}{4} [abc - ab + ac - bc - a + b - c + (1)]$$

Şeklindedir. Böylelikle:

$$B + AC = \frac{1}{2}[-a + b - c + abc] \quad (4.73)$$

Olarak ifade edilir. Son olarak Eş. 4.23 ile Eş. 4.22’de verilen C ve AB bağıntıları:

$$C = \frac{1}{4}[abc - ab + ac + bc - a - b + c - (1)]$$

$$AB = \frac{1}{4}[abc + ab - ac - bc - a - b + c + (1)]$$

Şeklindedir. Böylelikle:

$$C + AB = \frac{1}{2}[-a - b + c + abc] \quad (4.74)$$

Olarak ifade edilir yani tanımlama ilişkisinin $I = ABC$ olduğu 2^{3-1} kesirli faktöriyel tasarımda A ile BC, B ile AC ve C ile AB aynıdır.

Eşdeş yapısı tanımlama ilişkisi kullanılarak belirlenir. Tanımlama ilişkisi ile herhangi bir satırın çarpımı o satır için eşdeşleri verir. Tanımlama ilişkisi $I = ABC$ olarak belirlendiğinden dolayı eşdeşler aşağıda belirtilmiştir:

$$A \times I = A \times ABC = A^2BC = BC$$

$$B \times I = B \times ABC = AB^2C = AC$$

$$C \times I = C \times ABC = ABC^2 = AB$$

Kesirli faktöriyel tasarımda tasarımın çözünürlüğü dikkat edilmesi gereken önemli bir husustur. Çözünürlük ölçütü, istatistiksel çıkarımların kalitesi açısından kesirli faktöriyel tasarımları karşılaştırmak için kullanılır. Yüksek çözünürlüğe sahip bir kesirli faktöriyel tasarım, düşük çözünürlüğe sahip bir kesirli faktöriyel tasarımdan daha iyidir. Buradan yola çıkılarak tasarımdaki faktör ve deneme sayısına ilişkin en yüksek çözünürlüklü tasarımı seçmekte bir hayli önem taşımaktadır.

Bir tasarımın çözünürlüğü roma rakamları kullanılarak gösterilir. 2^{3-1} Kesirli faktöriyel tasarım için çözünürlükler şunlardır [56,57]:

- $I = AB$ Tanımlayıcı ilişkisine sahip 2^{3-1} kesirli faktöriyel tasarım II numaralı çözünürlüktür ve 2_{II}^{3-1} şeklinde ifade edilir. Bu durum bazı ana etkilerin eşdeş olduğu anlamına gelmektedir.
- $I = ABC$ Tanımlayıcı ilişkisine sahip 2^{3-1} kesirli faktöriyel tasarım III numaralı çözünürlüktür ve 2_{III}^{3-1} şeklinde ifade edilir. Bu durum ana etkilerin eşdeş olmadığı fakat bazı ana etkilerin iki faktörlü etkileşimlerle eşdeş olduğu anlamına gelir. Etkileşim etkisinin olmadığı durumlarda bu tasarım tüm ana etkileri tahmin edebilir.
- $I = ABCD$ Tanımlayıcı ilişkisine sahip 2^{3-1} kesirli faktöriyel tasarım IV numaralı çözünürlüktür ve 2_{IV}^{3-1} şeklinde ifade edilir. Bu durum ana etkilerin diğer ana ve iki faktörlü etkileşim etkileriyle eşdeş olmadığı fakat bazı ana etkilerin üç faktörlü etkileşimlerle eşdeş olduğu anlamına gelir. İki faktörlü etkileşim etkileri mevcut olsa bile bu tasarımlar tüm ana etkileri yansız bir şekilde tahmin etmektedir.
- $I = ABCDE$ Tanımlayıcı ilişkisine sahip 2^{3-1} kesirli faktöriyel tasarım V numaralı çözünürlüktür ve 2_V^{3-1} şeklinde ifade edilir. Beşten az dereceleri tüm etkileşim etkilerinin yokluğunda ana etkileri yansız bir şekilde tahmin edebilen bu tasarım, iki faktörlü etkileşim etkilerini de daha yüksek dereceli etkileşim etkileri mevcut olmadığında tahmin edebilir. Bu yüzden çözünürlük beş (V) tasarımları ikinci dereceden modelin tam bir tahminini sağlar.

4.3. Plackett ve Burman Tasarımı

Bir süreçte yer alan faktör sayısı fazla olduğunda süreç için anlamlı olanları ayırt etmek için kullanılan tarama tasarımlarından bir diğer önemli olanı Plackett-Burman tasarımıdır [58]. 1946 yılında R.L. Plackett ve J.P. Burman tarafından kalite kontrol sürecini iyileştirmek amacıyla tasarlanmıştır. Plackett ve Burman tarafından geliştirilen ortogonal diziler, en az deneme kullanılarak, çalışılan tüm faktörlerin ana etkilerini yansız ve etkili bir şekilde ortaya koymaktadır. Anlamlı faktörlerin belirlenmesi, önemli etkileşim terimlerinin belirlenmesinde ve tahmininde büyük bir rol oynamaktadır [59,60].

K tane faktör göz önüne alındığında toplam deneme sayısının ikinin kuvveti (2^k) olduğu faktöriyel tasarıma kıyasla PBD'de ise dördün katları ($4k$) şeklinde olduğudur. Ek olarak incelenebilir faktör sayısı en fazla ($4k-1$) olmaktadır [61,62]. Öte yandan deneme sayısı,

$4k \leq 100$ ve $4k \neq 92$ olacak şekilde bazı kısıtlamalara sahiptir. Ayrıca $2^k = 4k$ durumunda kesirli faktöriyel tasarıma dönüşmektedir [63].

Dört faktörü incelemek için yapılan 2^{4-2} kesirli faktöriyel tasarımda dört deneme yetersiz olduğundan dolayı sekiz denemenin yapıldığı ve buna bağlı olarak yedi faktörün olduğu bir PBD’de son üç faktör yapay değişken olarak adlandırılır. Yapay değişkenler rastgele ölçüm hatalarını tahmin etmek için kullanılır. Yapay değişken sayısındaki artış bu tür hataların tahmininde de bir kesinlik artışı sağlamaktadır. Bu sebeple deneyicilerin daha büyük PBD kullanması ana faktörler için elde edilen bilginin kalitesi açısından nadir bir durum değildir [61].

Bu tasarımın temel avantajı faktörlerin etkilerini tahmin etmek için minimum sayıda denemeye ihtiyaç duymasıdır. İncelenecek faktör sayısı yedi olduğunda kesirli faktöriyel tasarım gibi toplamda sekiz deneme gerektirir fakat faktör sayısı on bir olacak şekilde arttırıldığında kesirli faktöriyel tasarım toplamda on altı ve PBD ise toplamda sadece on iki deneme gerektirir. Böylelikle tasarımdaki toplam deneme sayısı, faktör sayısının fazla olduğu bir süreçte kesirli faktöriyel tasarımlara kıyasla daha azdır.

Bu tasarımın dezavantajı ise eşdeşlik yapısıdır. Eşdeşlik yapısı çok karmaşık olmak ile birlikte ana etkilerin tamamı o etkiyi içermeyen tüm iki faktörlü etkileşim etkileri ile eşdeştir. Ayrıca uyum eksikliğini değerlendirmek diğer tasarımlara kıyasla zordur ve birinci dereceden etkiler, etkileşim etkileriyle karışabilir. Öte yandan etkileşim etkilerini tahmin edemez [59].

4.4. Simplex Tasarım

Doymuş tasarım olarak da adlandırılan Simplex tasarım, k tane faktör göz önüne alındığında $(k+1)$ tane faktöriyel noktaya sahiptir. Bu noktalar, her iki noktanın $\cos = -1/k$ olan tasarım merkezli bir açı oluşturmaları özelliği ile tanımlanan k boyutlu düzgün kenarlı bir şeklin köşelerindedir. Simplex tasarım; iki faktör için $(0,0)$ merkezli bir eşkenar üçgenin köşelerinden, üç faktör için $(0,0,0)$ merkezli bir dörtyüzlünün köşelerinden oluşur [42].

5. İKİNCİ DERECEDEN TASARIMLAR

Yanıt yüzey yönteminde ikinci dereceden modellere uydurulan tasarımlar, ikinci dereceden tasarımlar olarak adlandırılır ve optimizasyon kısmı için kullanılır. Bu tasarımlardan bazıları şunlardır [42]:

- 3^k Faktöriyel tasarım
- Merkezi bileşik tasarım
- Box ve Behnken tasarımı
- Doehlert tasarımı

5.1. Üç Seviyeli Tam Faktöriyel Tasarım

Her biri üç seviyeye sahip k tane faktörün tüm seviye kombinasyonlarını içeren denemelerden meydana gelen tasarım 3^k faktöriyel tasarım olarak adlandırılır.

Tasarımdaki tekrar sayısı n olduğunda toplam deneme sayısı:

$$N = 3^k n \quad (5.1)$$

Şeklindedir.

3^k Faktöriyel tasarımın başlıca dezavantajı faktör sayısına bağlı olarak tasarımda bulunan deneme sayısıdır. Bu nedenle az sayıda faktör gerektiren çalışmalarda kullanılması uygun olabilir. Ayrıca bu tasarımın diğer bir dezavantajı ise yanıt yüzey yöntemi için arzu edilen bir özellik olan döndürülebilirliğe sahip olmamasıdır.

5.2. Merkezi Bileşik Tasarım

Box ve Wilson tarafından önerilen merkezi bileşik tasarım, yanıt yüzey yönteminde kullanılan popüler bir tasarımdır. İçerisinde faktöriyel ve kesirli faktöriyel tasarım barındırır [65]. En az iki faktöre gereksinim duyar. Ek olarak üç çeşit deneysel nokta içerir. Deneysel noktalardan birincisi, iki örneklemli t hipotez testleri için veri oluşturulmasına

imkân tanıyan faktöriyel noktalardır. Bu noktalar, faktörlere ilişkin seviyelerin kombinasyonlarından meydana gelir. İkincisi, ilgilenilen bölgedeki eğriliğin değerlendirilmesine imkân tanıyan merkez noktalardır. Sonuncusu ise belirlenmiş bölgede gözlemlenen ikinci dereceden etkileri, tahmin edebilen eksenel noktalardır [38].

CCD sıralı bir şekilde yürütülebilir. Böylelikle yürütülme işlemi iki kısım olarak ele alınır. İlk kısım ile ana ve etkileşim etkileri tahmin edilirken ikinci kısım ile de ikinci derece etkiler tahmin edilir. Eğriliğin görülmediği durumda ise ikinci kısmın yürütülmesine gerek duyulmaz [66]. Ek olarak tasarım merkezine yakın yerlerde daha kaliteli tahmin yeteneğine sahiptir [67].

Üç seviyeli faktörler ile oluşturulan bir CCD sadece ikinci dereceden modellemeye imkân tanırken seviye sayısının beşe çıkması durumunda daha yüksek dereceden modellemeye imkân tanır [68]. Böylelikle aynı sayıda denemeden daha fazla bilgi kazanmak için eksenel noktalar sistematik bir şekilde tasarlanabilir [69].

Tasarım uzayının merkezinden bir faktöriyel noktaya olan uzaklık her bir faktör için ± 1 birim ise tasarım uzayının merkezinden bir eksenel noktaya olan uzaklık (alfa), $|\alpha| > 1$ kadardır. Gerçek alfa (α) değeri, tasarım için istenilen belirli özelliklere ve tasarımda yer alan faktör sayısına bağlıdır. Benzer şekilde tasarımın içereceği merkez nokta sayısı da tasarım için istenilen belirli özelliklere bağlıdır [70].

Faktör sayısı k olmak üzere merkezi bileşik tasarımdaki toplam deneme sayısı (N):

$$N = 2^k + 2k + c_p \quad (5.2)$$

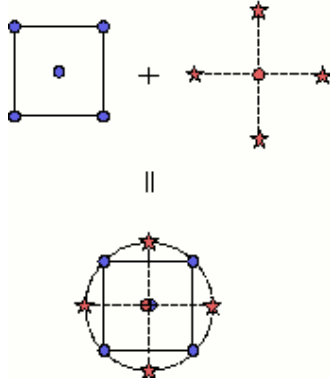
2^k : Faktöriyel nokta sayısı

$2k$: Eksenel nokta sayısı

c_p : Merkez nokta sayısı

Şeklinde [71].

Şekil 5.1 iki faktörlü CCD için faktöriyel (mavi yuvarlak), aksenel (kırmızı yıldız) ve merkez noktalar ile birlikte tasarımın oluşturulma şemasını göstermektedir [34]:



Şekil 5.1. İki faktörlü merkezi bileşik tasarım [34]

CCD; dairesel merkezi bileşik tasarım (CCC), içine çizilmiş merkezi bileşik tasarım (CCI) ve yüzey merkezli merkezi bileşik tasarım (CCF) olmak üzere üç temel biçime sahiptir [72]. Uygun tasarımın seçimi, çalışılabilir bölge ve ilgilenilen bölge göz önüne alınarak yapılmalıdır [73]. İlgilenilen bölge, deneycinin ilgi duyduğu denemeleri içeren geometrik bir bölgedir. Çalışılabilir bölge ise tercihen kabul edilebilir bir güvenilirlikle elde edilen ve deneycinin test edilebilir bir ürün ortaya koyabilmesini sağlayan denemeleri içeren geometrik bir bölgedir [30].

Tasarımlar, ilgilenilen bölgenin modellenmesini mümkün kılacak şekilde veri toplanmasına imkân verir. İlgilenilen bölge genellikle önemli bir eğrilik bölgesini tanımlar. Bu nedenle çalışılabilir bölge içindeki eğrilik bölgesinin kesin olarak tanımlanması gerekir.

En dik tırmanış yöntemi, eğrilik bölgesini aramak amacıyla kullanılan en yaygın optimizasyon yöntemlerinin başında gelir. Bu yöntem sayesinde durağan noktanın yönü doğrulanabilir ve böylelikle eğrilik bölgesinin konumu da doğru bir şekilde sağlanabilir [38].

5.2.1. Dairesel merkezi bileşik tasarım

Dairesel merkezi bileşik tasarım, merkezi bileşik tasarımın asıl biçimidir. Eksenel noktalar, tüm faktörlerin düşük ve yüksek seviyeleri için yeni uç noktalar oluşturur. Bu tasarım her faktör için beş seviyeye gereksinim duyar [34,72]. Sahip olduğu geometrik şekil; iki faktör için daire, üç faktör için küre, dört ve üzeri faktör için ise bir hiperküredir [30]. Mevcut faktöriyel ya da çözünürlük V kesirli faktöriyel tasarımın eksenel noktalar ile güçlendirilmesi bu tasarımı meydana getirebilir. Döndürülebilirlik özelliğine sahiptir. Kaliteli tahminler verir [74].

5.2.2. İçine çizilmiş merkezi bileşik tasarım

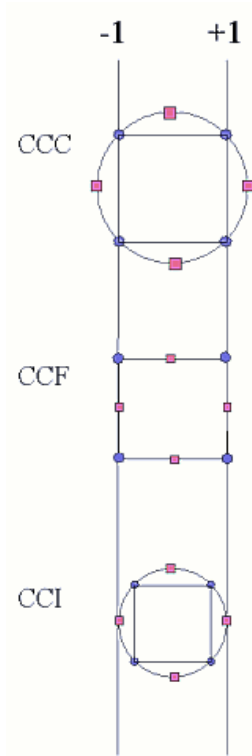
Faktör seviyeleri için belirtilen sınırların aşılmaması gerektiğinde içine çizilmiş merkezi bileşik tasarım, eksenel noktalar olarak faktör seviyelerini kullanır. CCI, CCC'deki her bir faktör seviyesinin, alfa (α) değerine bölünmesi sonucu meydana gelen indirgenmiş bir CCC'dir. Bu tasarım her faktör için beş seviyeye gereksinim duyar [34,72]. Sahip olduğu geometrik şekil; iki faktör için daire, üç faktör için küre, dört ve üzeri faktör için ise bir hiperküredir [30]. CCC gibi döndürülebilirlik özelliğine sahiptir. CCC kadar kaliteli tahminler vermez [34]. Bir ya da daha fazla uç noktada bulunan ve yürütülmesine izin verilmeyen denemelerin hariç tutulduğu durumda faktörlerin tüm seviyelerinin çalışılmasına olanak tanıyan döndürülebilir bir CCC oluşturmak için uygun bir seçimdir [30].

5.2.3. Yüzey merkezli merkezi bileşik tasarım

Merkezi bileşik tasarımın bir diğer biçimi olan yüzey merkezli merkezi bileşik tasarım, tasarım uzayının her bir yüzünün merkezinde eksenel noktaların konumlandırıldığı bir tasarımdır. Böylelikle $\alpha = \pm 1$ 'dir [75]. Bu tasarım her faktör için üç seviyeye gereksinim duyar [76,77]. Sahip olduğu geometrik şekil; iki faktör için kare, üç faktör için küp, dört ve üzeri faktör için ise bir hiperküptür [74]. Mevcut faktöriyel veya çözünürlük V kesirli faktöriyel tasarımın eksenel noktalar ile güçlendirilmesi bu tasarımı oluşturabilir. CCC ve CCI'ya kıyasla döndürülebilirlik özelliğine sahip değildir [34]. Tasarımın başarılı bir şekilde yürütülmesi için çalışılabilir bölgenin ilgilenilen bölgeyi kapsaması gerekmektedir

[30]. Kaliteli tahminler vermesine rağmen bireysel ikinci derece terimler söz konusu olduğunda tahmin kalitesi düşüktür.

Şekil 5.2 Her biri iki seviyeye sahip ve seviyelerin düşük (-1) ile yüksek (+1) olarak kodlandığı iki faktörlü tasarım uzayında CCC, CCI ve CCF'ye ilişkin faktöriyel noktalar ile eksenel noktaların yerleşimini göstermektedir [34].



Şekil 5.2. Merkezi bileşik tasarımın üç biçimi [34]

5.3. Box ve Behnken Tasarımı

Box ve Behnken tarafından 1960 yılında geliştirilen Box ve Behnken tasarımı, merkezi bileşik tasarımların aksine içerisinde faktöriyel ya da kesirli faktöriyel tasarım barındırmadığından dolayı bağımsız bir ikinci dereceden tasarım olarak tanımlanır [70]. Temel tasarım olarak 2^2 faktöriyel tasarım kullanır. Faktörlerin düşük ve yüksek seviyeleri arasına sistematik bir şekilde orta seviye eklenmesi ile ortogonal bloklar oluşturur. Böylelikle yanıt yüzeyini uydurmak amacıyla ikinci dereceden modelin kurulabileceği bir üç seviyeli faktöriyel tasarım haline gelir [68]. Denemeler tasarım uzayında, yüzeylerde ya da köşelerde değil kenarların orta noktalarında ve merkezde bulunur. Her faktör için üç

seviyeye gereksinim duyar. Neredeyse döndürülebilirlik özelliğine sahip bir tasarımıdır [36].

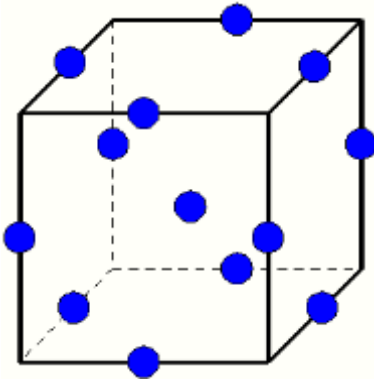
Faktör sayısı k olmak üzere Box ve Behnken tasarımındaki toplam deneme sayısı (N):

$$N = 2k(k-1) + c_p \quad (5.3)$$

c_p : Merkez nokta sayısı

Şeklindedir [78].

Şekil 5.3 üç faktöre ilişkin BBD’de denemelerin yerleşimini göstermektedir [34].



Şekil 5.3. Üç faktörlü box ve behnken tasarımı [34]

5.4. Merkezi Bileşik Tasarım ile Box ve Behnken Tasarımı Arasındaki Farklar

Box ve Behnken tasarımının merkezi bileşik tasarımlara göre sahip olduğu bazı avantajlar ve dezavantajlar şunlardır [44,68,79-82]:

- Ortogonal bloklama göz önüne alındığında daha sınırlı bir kapasiteye sahiptir.
- Daha az sayıda deneme gerektirir. Faktör sayısında görülen artış bu avantajın giderek kaybolmasına neden olur.
- Köşe noktaları içermez.

- Köşe noktalarındaki incelemelerin önemsiz ya da ihmal edilebilir bir seviyede olduğu durumlar söz konusu olduğunda daha kullanışlıdır.
- Köşe noktalarda yapılan tahminlerde yetersizdir.
- En az üç faktöre gereksinim duyar.
- Birinci ve ikinci dereceden modellerde etkili tahminler yapmak ile birlikte CCI ve CCC gibi tasarımlara kıyasla sadece üç seviyeli faktörlerde çalışmasından dolayı ikinci dereceden modellerle sınırlıdır.
- Polinomiyal modellerde daha küçük belirleme katsayısı değerine sahiptir.

5.5. Doehlert Tasarımı

Doehlert tarafından 1970 yılında geliştirilen Doehlert tasarımı, tekdüze kabuk şeklinde de ifade edilir. Faktörler arasındaki seviye sayısının heterojen olduğu durumlarda uygulanır. Böylelikle süreç için önemli olduğu düşünülen faktörlere daha fazla seviye eklenebilir [73]. Faktörlere ilişkin seviyeler arasındaki uzaklık tekdüze dağılım gösterir. Faktör sayısının çok olmasına karşın az sayıda deneme gerektirmesinden dolayı ekonomik bir tasarımıdır. Bunun nedeni Doehlert matrisinin tamamen sıralı olması ve k sayıda faktöre sahip bir matrisin sadece birkaç deneysel nokta eklenmesiyle kolayca (k+1) sayıda faktöre sahip bir matrise yükseltilebilmesidir [83,84].

Faktör sayısı k olmak üzere bir Doehlert tasarımındaki toplam deneme sayısı (N):

$$N = k^2 + k + c_p \quad (5.4)$$

c_p : Merkez nokta sayısı

Şeklindedir [85].

Tasarımın sahip olduğu geometrik şekil, iki faktör için düzgün bir altıgende altı nokta ile çevrili merkezi bir nokta ile temsil edilir. Üç faktör için ise küpöktahedron adı verilen geometrik bir katı ile temsil edilir ve bu katının düzlemde nasıl yansıtıldığına bağlı olarak bazı farklı deneysel matrisler oluşturulabilir [65]. CCC, CCI ve BBD'ye kıyasla döndürülebilirlik özelliğine sahip değildir [86].

Yanıt yüzey yönteminde CCD, BBD ve Doehlert tasarımı dışında farklı ikinci dereceden tasarımlar da mevcuttur. Bu tasarımlardan bazıları şunlardır [42]:

- Hoke tasarım,
- Box-Draper Doymuş tasarım,
- Hybrid tasarım

5.6. Tasarımın Döndürülebilirlik Özelliği

Deneycinin çalışma başlamadan önce optimum yanıtı içeren bölge hakkındaki bilgisi az olabilir ya da hiç olmayabilir. Böyle bir durumda ortaya konan tasarım matrisi çalışmayı etkileyebilecek herhangi bir yöne eğilim göstermemelidir [34].

Bir tasarımda döndürülebilirlik arzu edilen bir özelliktir. Döndürülebilirlik özelliğine sahip bir tasarımda tahminin varyansı, bir noktanın tasarım merkezine olan uzaklığının bir fonksiyonu olmak ile birlikte yine aynı noktanın merkezden uzandığı yönün bir fonksiyonu olmamaktadır [87]. Bu nedenle tasarım merkezinden eşit uzaklıkta olan tüm noktalar, eşit büyüklükte tahminin varyansına ve tahminin hatasına sahip olur. Ek olarak tasarım uzayından uzaklaştıkça tahminin varyansı ile tahminin hatasında yaşanan büyüklük geometrik bir şekilde artış gösterir [30].

Döndürülebilirlik özelliğine sahip bir tasarımda tahminin varyansı ile ilişkilendirilen konturlar eş merkezli daireler şeklindedir [87].

5.7. Tasarımda Alfa Değerinin ve Merkez Noktanın Önemi

Bir tasarımın sahip olduğu alfa değeri ile merkez nokta sayısı, tasarımın döndürülebilirlik ve ortogonal bloklama özelliği belirler. Önceden de belirtildiği üzere alfa değeri, tüm eksenel noktaların tasarım merkezine olan uzaklığını ifade etmektedir [35]. Bir tasarımın döndürülebilirlik özelliğine sahip olması amacı ile alfa değerinin belirlenmesi, tasarımdaki faktöriyel kısmın deneme sayısı ile bağlantılıdır. Böylelikle alfa değeri:

$$\alpha = [\text{Deneme sayısı}]^{1/4} \quad (5.5)$$

Şeklindedir. Eş. 5.5, her biri iki seviyeye sahip k tane faktörü bulunan CCD için:

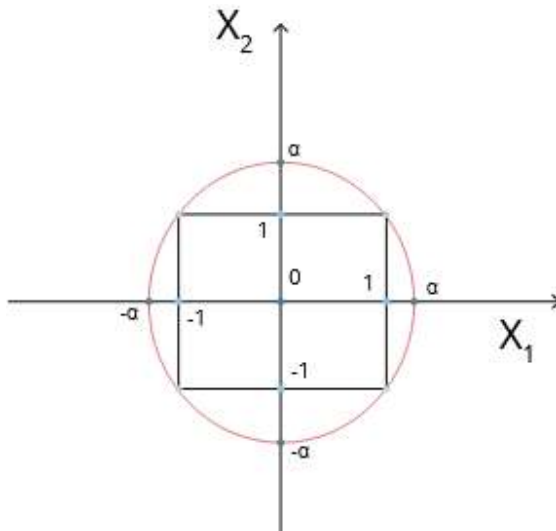
$$\alpha = [2^k]^{1/4} \quad (5.6)$$

Olarak ifade edilir [36]. Diğer taraftan alfa değerinin:

$$\alpha = \sqrt{k} \quad (5.7)$$

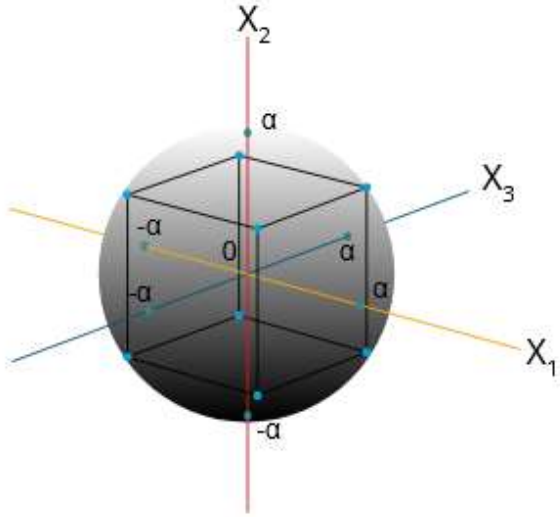
Olarak ifade edilmesi, CCD'yi döndürülebilir tasarımdan küresel tasarıma dönüştürür. Döndürülebilirlik özelliğine sahip CCD'de genel olarak faktöriyel ve eksenel noktalar farklı eş merkezli geometrik küreler üzerinde yer alır. Bu durum noktaların farklı büyüklükte tahmin hatasına sahip olmasına neden olur. Küresel yapıdaki CCD'de ise tüm tasarım noktaları aynı geometrik küre üzerinde yer alır. Böylelikle tasarım tam olarak döndürülebilirlik özelliğine sahip olmasa da neredeyse döndürülebilirlik özelliğine sahip olur [30].

Şekil 5.4 Her biri iki seviyeye sahip ve seviyelerin düşük (-1) ile yüksek (+1) olarak kodlandığı iki faktörlü küresel CCD'yi göstermektedir [88].



Şekil 5.4. Her biri iki seviyeye sahip iki faktörlü küresel merkezi bileşik tasarım [88]

Şekil 5.5 Her biri iki seviyeye sahip ve seviyelerin düşük (-1) ile yüksek (+1) olarak kodlandığı üç faktörlü CCD'yi göstermektedir [88].

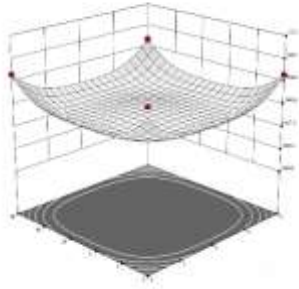


Şekil 5.5. Her biri iki seviyeye sahip üç faktörlü küresel merkezi bileşik tasarım [88]

Öte yandan diğer bir önemli husus sürecin kararlılığı ve eğriliğin kontrolü için tasarıma merkez noktaların eklenmesidir. Tasarım matrisi üzerinde bu noktaların dağılımı eşit bir şekilde gerçekleştirilmelidir. Kararsız bir sürecin tespiti için merkez nokta sayısının rastgele olmaması gerekir. Tasarıma eklenecek olan merkez nokta sayısının belirlenmesi de bu kararsızlığın boyutuna bağlıdır [34].

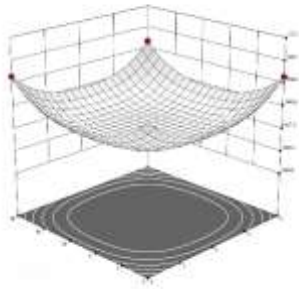
Yanıt yüzeyi uydurulurken optimum değerin bulunduğu tasarım uzayında yanıt fonksiyonunun tahmin edilmesi ve optimum değerin deney bölgesinin merkezinde ya da merkeze yakın yerlerde olması istenir. Tahminin varyansının bölgenin merkezi ile bölgenin kenarında da yaklaşık olarak aynı olmasını sağlamak için merkez nokta sayısının belirlenmesi önemlidir. Az sayıda merkez noktanın seçimi, bölgenin merkezindeki hassasiyeti kenarlara göre azaltabilir ya da çok sayıda merkez noktanın seçimi, kenardaki hassasiyeti merkeze göre azaltabilir. Ayrıca kodlanmış birimlerde bir birimlik mesafenin ötesine geçmek tahminin varyansını artırır ve daha az tahmin hassasiyetine sebep olur. Amaç, deney bölgesinin merkezi ile kenarındaki hassasiyeti dengelemektir [30].

Şekil 5.6 Her biri üç seviyeye sahip üç faktörlü ve üç merkez noktalı BBD'yi göstermektedir.



Şekil 5.6. Üç merkez noktaya sahip box ve behnken tasarımı

Şekil 5.7 Her biri üç seviyeye sahip üç faktörlü ve altı merkez noktalı BBD'yi göstermektedir.



Şekil 5.7. Altı merkez noktaya sahip box ve behnken tasarımı

Bloklanmamış bir yanıt yüzey tasarımında merkez noktaların sayısı, tasarımın ortogonal ya da tekdüze hassasiyet gibi özelliklerini kontrol eder. Tekdüze hassasiyet, tahminin varyansının tasarım uzayının merkezinde, merkezden bir birim uzaklıkta olduğu gibi aynı olmasını sağlar. Bir tasarımın tekdüze hassasiyete sahip olmasının ortogonal özelliğe sahip olmasına göre avantajı, regresyon katsayılarının yanlılığına karşı daha fazla koruma sağlamasıdır [34].

5.8. Bloklama

Tasarımdaki deneme sayısının, sürecin kararlı bir şekilde yürütülmesine engel olacak kadar fazla miktarda olması deneyde hatalara sebebiyet verebilir. Bir deneyde ana ve etkileşim terimleri blok etkilerinden bağımsız bir şekilde tahmin edilebiliyor ise deneyin bloklama

kullanılarak gerçekleştirilmesi daha iyi bir seçenektir [35]. Ortogonal bloklama olarak adlandırılan özellik, blokların yanıt yüzeyinin şekli üzerinde hiçbir etkisinin olmadığını ifade eder [34]. Ek olarak regresyon katsayılarındaki değişimi en aza indirir.

CCD için ortogonal blokların sayısı; faktörlerin sayısına, denemelerin sayısına, seçilen tasarım kesrine bağlıdır. CCC bu özelliğe sahip olabilirken CCF’de ise bu özellik yoktur. BBD ise sınırlı bir kapasiteye sahiptir [35].

CCD üzerinde bloklama gerçekleştirilirken genel olarak faktöriyel noktalar ve eksenel noktalar olmak üzere iki blok gerekir. Ek olarak üçüncü bir blokta faktöriyel blok iki bloğa ayrılır ve eksenel blok olduğu gibi kalır. Faktöriyel tasarım noktaları üzerinde bloklama, bloklar ile ana etkiler arasında ve bloklar ile ikili etkileşim etkileri arasında diklik meydana getirilecek şekilde yapılmalıdır [34].

6. TAGUCHI DAYANIKLI PARAMETRE TASARIMI

Genichi Taguchi tarafından geliştirilen bu tasarım, süreçte yer alan ve kontrol edilemeyen faktörlere karşı ürünün kalitesini yükseltmeyi amaçlayan istatistiksel bir yöntemdir [89]. Taguchi bir süreçteki faktörleri iki çeşit olarak belirtmiştir. Bu faktörlerin ilki kontrol faktörleridir ve kontrol edilmesi kolaydır. İkincisi ise gürültü faktörleridir ve kontrol edilmesi zordur. Üretim sürecinde görülen değişkenlikler gürültü faktörleri için bir var olma nedenidir. Tasarımın temel amacı yanıtı etkileyebilecek gürültü faktörlerine karşı kontrol faktörlerinin seviyesini belirlemektir. Bunun için Taguchi kontrol faktörlerinden oluşan ortogonal bir dizi ile gürültü faktörlerinden oluşan ortogonal bir diziyi çaprazlayarak çapraz dizilerin kullanımını desteklemiştir ve üç hedef ortaya koymuştur:

- En küçük en iyidir: Yanıtı minimize etmek.
- En büyük en iyidir: Yanıtı maksimize etmek.
- Hedef en iyidir: Hedef yanıt değerine ulaşmak.

Taguchi hedeflerin her biri için hem süreç ortalamasını hem de varyansı dikkate alan sinyal-gürültü oranları olarak da bilinen performans kriterleri tanımlamıştır. Kontrol faktörlerinin her bir seviye kümesi dış dizideki gürültü faktörlerinde n sayıda deneme içermektedir. Böylelikle üç farklı hedef için tanımlanan sinyal-gürültü oranları:

- En küçük en iyidir: $-10 \log \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2 \right]$.
- En büyük en iyidir: $-10 \log \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2} \right]$.
- Hedef en iyidir: $-10 \log \left(\frac{s^2}{\bar{y}^2} \right)$:
 - $\bar{y}$: Örnek ortalaması
 - s^2 : Örnek varyansı

Şeklinde. Belirtilen tüm oranlar maksimize edilmiştir. Taguchi dayanıklı parametre tasarımı her ne kadar kalite iyileştirmesi için önemli olsa da eleştirilere maruz kalmıştır. Bu eleştirilerden bazıları şunlardır [42]:

- Çok sayıda deneme gereklidir.

- Kontrol faktörleri arasındaki etkileşimler tahmin edilememiştir.
- Süreç ortalamasını etkileyen girdiler ile varyansı etkileyen girdiler arasındaki ayrım oranlar ile sağlanamamıştır.

7. UYGULAMA

Tasarımda buğday unu (%0, %15, %30), maya miktarı (%2, %4, %6) ve fermantasyon süresi (60 dakika, 90 dakika, 120 dakika) olmak üzere her biri üç seviyeye sahip üç faktöre ve hacim olmak üzere tek yanıtı yer verilmiştir. Faktörler arası seviyelerin tüm kombinasyonlarında hacim değeri ölçülmüştür. Çalışmanın amacı, mısır ekmeğinin hacmi üzerinde etkisi olan faktörleri ve bu faktörlere ilişkin hacmi maksimum değere çıkaran optimum seviyeleri belirlemektir. Bu süreci en iyi şekilde temsil ettiğinden dolayı BBD kullanılmıştır. BBD üzerinde gerçekleştirilen analiz için Minitab yazılımının 21. Sürümü tercih edilmiştir. Buğday unu, maya miktarı ve fermantasyon süresine ilişkin seviyeler ve bu seviyelerde ölçülen hacim değeri Çizelge 7.1’de verilmiştir.

Çizelge 7.1. Analiz için kullanılan veri seti

Hacim	Buğday unu (%)	Maya miktarı (%)	Fermantasyon süresi (dakika)
160	0	2	60
161,9	0	2	90
163,2	0	2	120
162,9	0	4	60
164	0	4	90
165,7	0	4	120
165,1	0	6	60
165,5	0	6	90
167,6	0	6	120
210	15	2	60
213,2	15	2	90
214,9	15	2	120
214,1	15	4	60
216,1	15	4	90
219,7	15	4	120
216,7	15	6	60
220,8	15	6	90
225,1	15	6	120
254,7	30	2	60
259,1	30	2	90
262,7	30	2	120
259,2	30	4	60
264	30	4	90
268,3	30	4	120
266,7	30	6	60
271,6	30	6	90
277,5	30	6	120

Analiz için kullanılan BBD tasarımında; faktör sayısı 3, temel deneme sayısı 18, temel blok sayısı 1, tekrar sayısı 1, toplam deneme sayısı 18, toplam blok sayısı 1 ve merkez

nokta sayısı ise 6 olmaktadır. Bu ayarlamalar, tasarım oluşturma aşamasında süreci en iyi şekilde yürütmek amacıyla deneyci tarafından belirlenir.

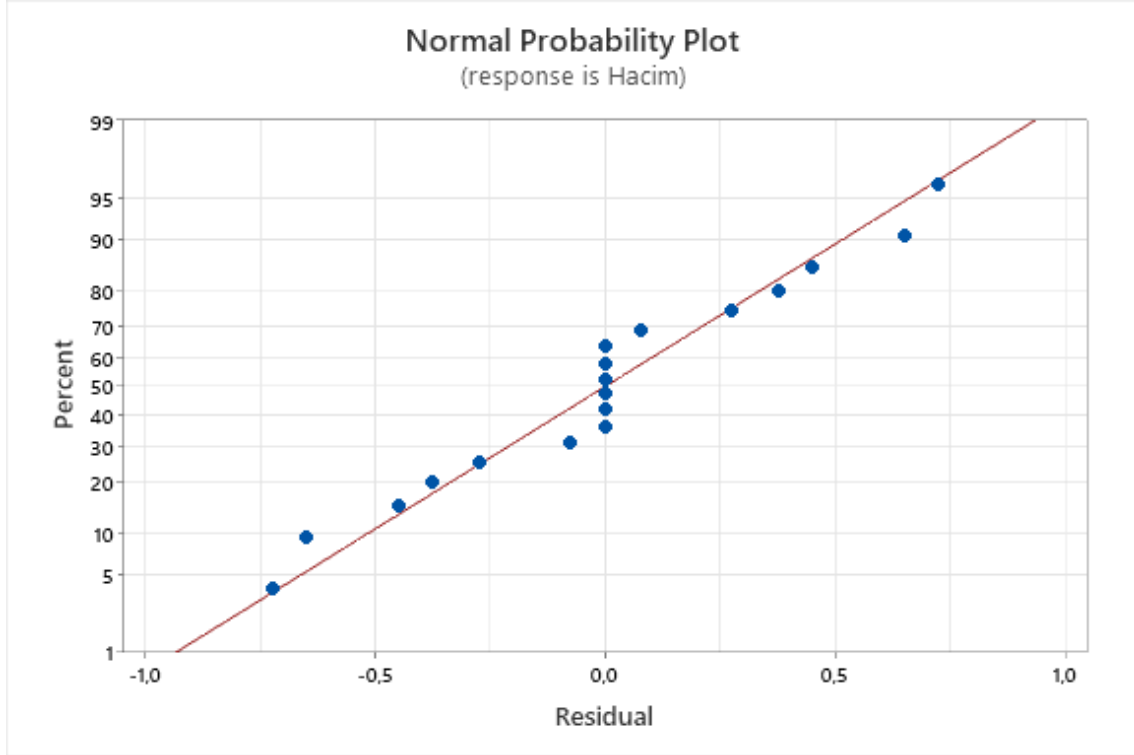
Çizelge 7.2, Çizelge 7.1'deki veri setine ilişkin tasarım tablosunu göstermektedir. BBD tasarımı seçildiğinden dolayı burada köşe noktalar bulunmaz. Ek olarak tüm denemeler tek bir blokta bulunmaktadır.

Çizelge 7.2. Tasarım tablosu

Run	Blk	A	B	C
1	1	1	0	-1
2	1	-1	0	-1
3	1	0	1	1
4	1	0	0	0
5	1	0	0	0
6	1	1	-1	0
7	1	0	1	-1
8	1	0	-1	1
9	1	0	0	0
10	1	-1	-1	0
11	1	0	0	0
12	1	0	0	0
13	1	1	0	1
14	1	-1	0	1
15	1	0	0	0
16	1	-1	1	0
17	1	0	-1	-1
18	1	1	1	0

Analizin doğru ve etkili bir şekilde gerçekleştirilmesi için varsayımların sağlandığından emin olmak gerekmektedir. Şekil 7.1, Şekil 7.2, Şekil 7.3 ve Şekil 7.4 artıklara ilişkin varsayımların kontrolünü göstermektedir.

Şekil 7.1 artıklar için normallik varsayımı kontrolüne ilişkin görsel bir yol ile ön kontrol sağlamaktadır. Bu varsayım, p değerlerinin ve güven aralıklarının hesaplanmasında meydana gelebilecek yanlış sonuçların önüne geçmek için gereklidir. Artıklar çizgiye yakın bir şekilde bulunduğundan dolayı artıklar için normallik varsayımının sağlandığı görülür fakat kesin bir şekilde emin olmak için test istatistiği kullanılmalıdır.



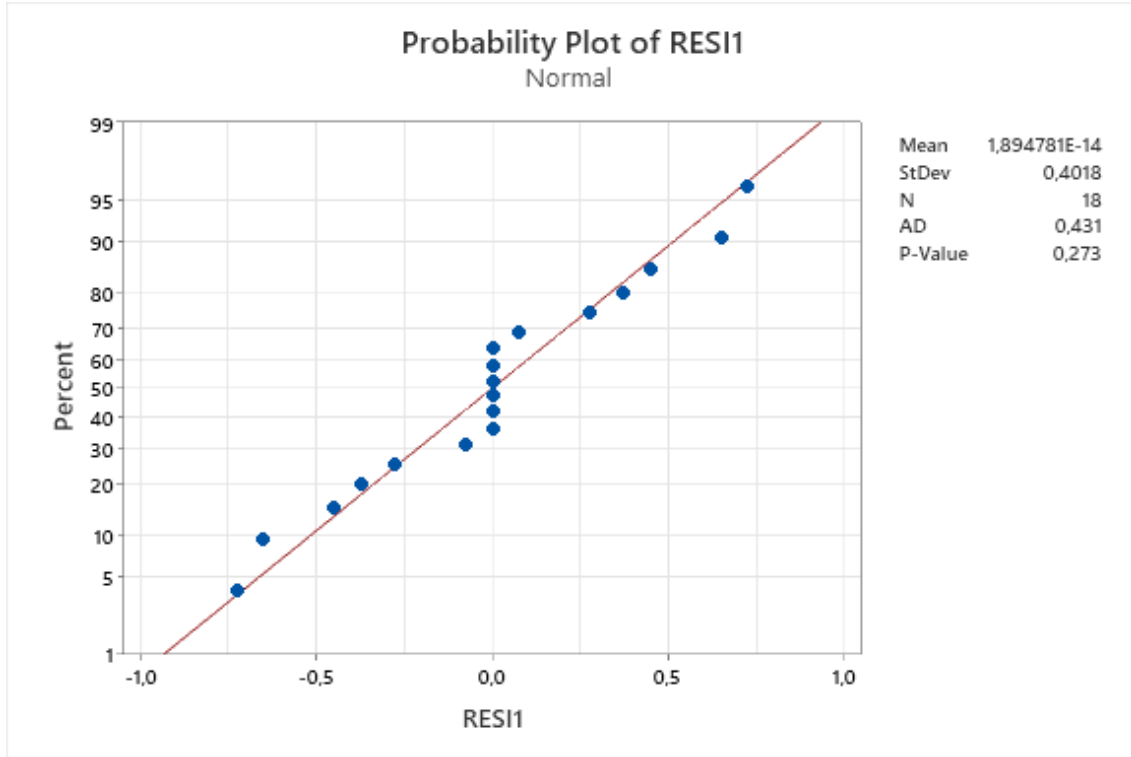
Şekil 7.1. Artıklar için normal olasılık grafiği

Şekil 7.2 artıklar için normallik varsayımı kontrolüne ilişkin kullanılan test istatistiğini ve elde edilen değerleri göstermektedir. Anderson-Darling bu amaç için kullanılan bir test istatistiğidir ve kurulan hipotezler sırasıyla şunlardır:

H_0 : Artıklar normal dağılıma uygundur

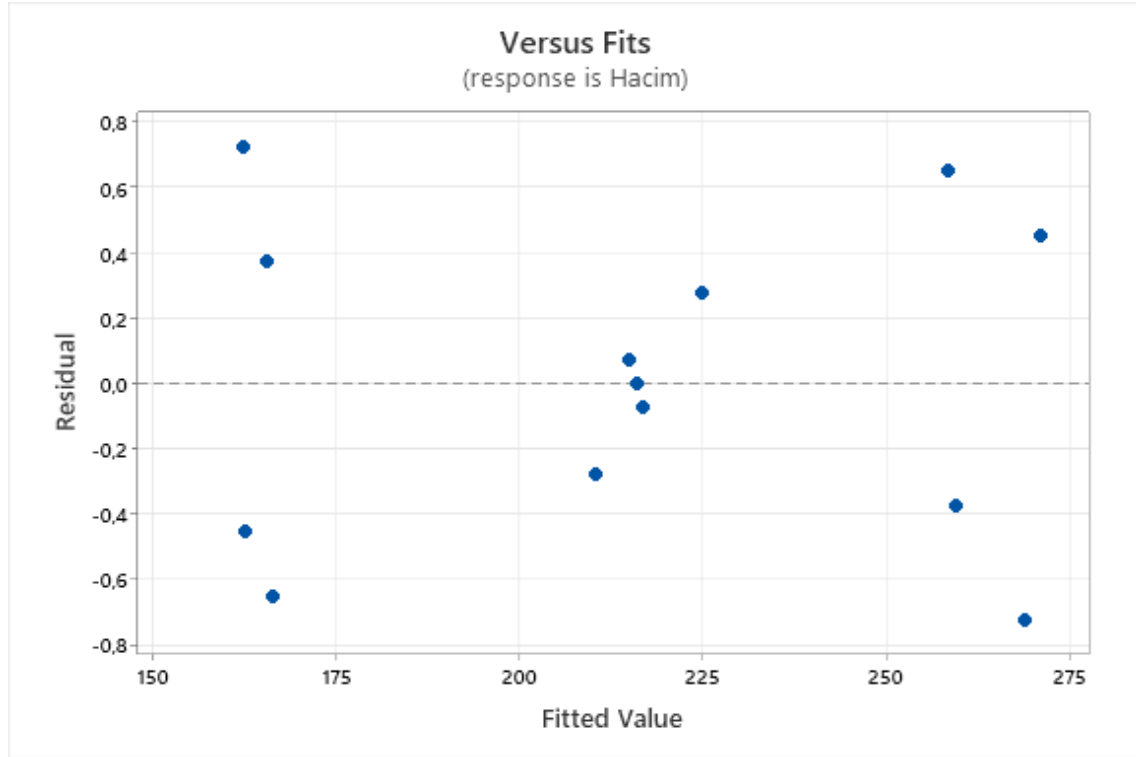
H_1 : Artıklar normal dağılıma uygun değildir

Anderson-Darling test istatistiğine ilişkin p değeri (0,273), alfa değerinden (0,05) küçük ya da alfa değerine (0,05) eşit olmadığı için H_0 hipotezi reddedilemez. Böylelikle artıklar için normallik varsayımının sağlandığı kesin bir şekilde görülür.



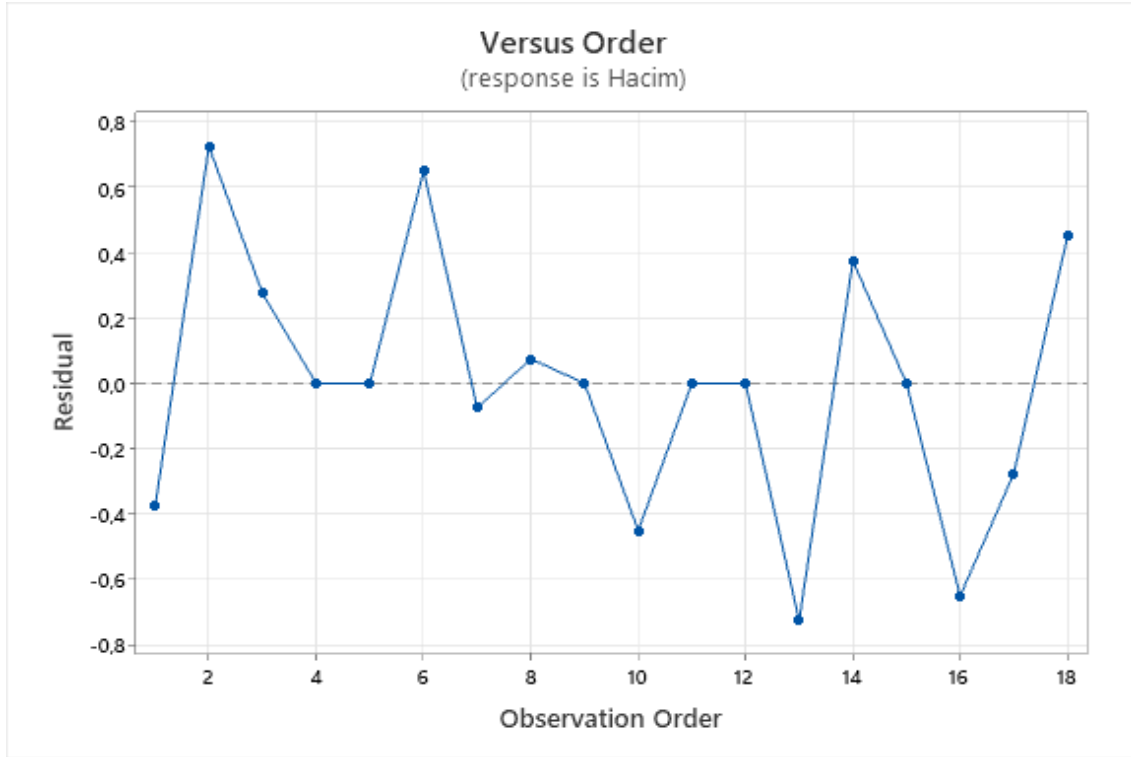
Şekil 7.2. Artıklar için test istatistiğine ilişkin olasılık grafiği

Şekil 7.3 artıklar için sabit varyans varsayımı kontrolüne ilişkin bir versus fits grafiği sunmaktadır. Artıklar, sıfır (0) etrafında rastgele bir şekilde dağılmak ile birlikte belirli bir desen ortaya koymamaktadır. Böylelikle artıklar için sabit varyans varsayımının sağlandığı görülür.



Şekil 7.3. Artıklar için sabit varyans varsayımına ilişkin grafik

Şekil 7.4 artıklar için birbirlerinden bağımsız varsayımı kontrolüne ilişkin bir versus order grafiği sunmaktadır. Artıklar, sıfır (0) etrafında rastgele bir şekilde dağılmak ile birlikte belirli bir desen ortaya koymamaktadır. Böylelikle artıklar için birbirlerinden bağımsız varsayımının sağlandığı görülür.



Şekil 7.4. Artıklar için birbirlerinden bağımsız varsayımına ilişkin grafik

Çizelge 7.3 terimlerin (kodlanmış) tablosunu ve terimlere ilişkin tanımlamaları göstermektedir. Dikkat edilmesi gerekenler şunlardır:

- Coef: Kalan tüm terimler sabit tutulduğunda ilgili terimde görülen bir (1) kodlanmış birimlik artışın ortalama yanıtta meydana getirdiği değişim boyutunu ve yönünü göstermektedir. Buğday*Buğday terimi hariç kalan her bir terimin hacim ile arasındaki ilişki yönü pozitifdir. Ek olarak her bir terimin hacim ile arasındaki ilişki boyutu büyükten küçüğe olacak şekilde sıralandığında; Buğday (50,275), Maya (4,125), Fermantasyon (3,150), Buğday*Maya (2,225), Buğday*Buğday (-2,112), Buğday*Fermantasyon (1,575), Maya*Fermantasyon (0,875), Maya*Maya (0,538) ve Fermantasyon*Fermantasyon (0,037) şeklindedir.
- SE Coef: Her bir terime ilişkin katsayı tahmininin hassaslığını göstermektedir. Bu hassaslıklar büyükten küçüğe olacak şekilde sıralandığında; Buğday (0,207), Maya (0,207), Fermantasyon (0,207), Buğday*Buğday (0,280), Maya*Maya (0,280), Fermantasyon*Fermantasyon (0,280), Buğday*Maya (0,293), Buğday*Fermantasyon (0,293) ve Maya*Fermantasyon (0,293) şeklindedir. Burada ana etkiler, etkileşim etkileri ve ikinci dereceden etkiler birbirleri arasında eşittir. Ayrıca her bir terim için

katsayı tahminin hassaslık değeri küçük olduğundan dolayı bu terimlerin katsayıları yüksek hassaslıkta tahmin edilir.

- P-Value: Her bir terim ile yanıt arasındaki ilişkinin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığına ilişkin hipotezleri test etmek amacıyla kullanılan olasılıkları göstermektedir. Kurulan hipotezler sırasıyla şunlardır:

- H_0 : Katsayı sıfıra eşittir
- H_1 : Katsayı sıfırdan farklıdır

Maya*Maya (0,092) ve Fermantasyon*Fermantasyon (0,897) terimlerine ilişkin p değerleri, alfa değerinden (0,05) küçük ya da alfa değerine (0,05) eşit olmadıkları için H_0 hipotezi reddedilemez. Böylelikle bu terimlerin her biri ile hacim arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamsızdır.

- VIF: Terimler arasındaki korelasyonlar nedeniyle terim varyansının ne kadar şişirildiğini göstermektedir. VIF değerinin bire (1) eşit ya da yakın olması istatistiksel anlamlılığın belirlenmesini kolaylaştırmak için gereklidir. Böylelikle her bir terime ilişkin VIF değeri model için uygundur.

Çizelge 7.3. Kodlanmış terimlere ilişkin katsayılar tablosu

Term	Coef	SE Coef	95% CI	T-Value	P-Value	VIF
Constant	216,100	0,239	(215,549; 216,651)	903,66	0,000	
Buğday	50,275	0,207	(49,797; 50,753)	242,76	0,000	1,00
Maya	4,125	0,207	(3,647; 4,603)	19,92	0,000	1,00
Fermantasyon	3,150	0,207	(2,672; 3,628)	15,21	0,000	1,00
Buğday*Buğday	-2,112	0,280	(-2,759; -1,466)	-7,53	0,000	1,02
Maya*Maya	0,538	0,280	(-0,109; 1,184)	1,92	0,092	1,02
Fermantasyon*Fermantasyon	0,037	0,280	(-0,609; 0,684)	0,13	0,897	1,02
Buğday*Maya	2,225	0,293	(1,550; 2,900)	7,60	0,000	1,00
Buğday*Fermantasyon	1,575	0,293	(0,900; 2,250)	5,38	0,001	1,00
Maya*Fermantasyon	0,875	0,293	(0,200; 1,550)	2,99	0,017	1,00

Çizelge 7.4 model özetini ve buna ilişkin tanımlamaları göstermektedir. Dikkat edilmesi gerekenler şunlardır:

- S: Modelin, yanıtı ne kadar iyi tanımladığını göstermektedir. S değerinin (0,585769) küçük olması, hacim için gözlemlenen değerler ile uydurulan değerler arasındaki mesafenin standart sapmasının da küçük olduğu anlamına geldiğinden dolayı model, hacmi iyi bir şekilde tanımlamaktadır. Burada dikkat edilmesi gereken husus, düşük S değerinin kendi başına model varsayımları için bir kontrol işlevi görmemesidir. Bu

nedenle Şekil 7.1, Şekil 7.2, Şekil 7.3 ve Şekil 7.4'te belirtilen artık grafiklerinin de kontrol edilmesi gerekir.

- R-sq: Yanıtta görülen değişkenliğin, model tarafından açıklanan yüzdesini göstermektedir. R-sq değeri (%99,99) yüksek olduğundan dolayı model, verilere iyi bir şekilde uymaktadır. Burada dikkat edilmesi gereken husus, bir terim, istatistiksel olarak anlamlı olup olmamasına bakılmaksızın modele dahil edildiğinde R-sq değerinde her zaman bir artış meydana getirir. Bu nedenle sadece R-sq değerine bakmak yerine değeri terim sayısından etkilenmeyen R-sq(adj) değerine de bakmak gerekir.
- R-sq(adj): Yanıtta görülen değişkenliğin, model tarafından açıklanan yüzdesini göstermektedir. R-sq(adj) değeri (%99,97) yüksek olduğundan dolayı model, verilere iyi bir şekilde uymaktadır.
- PRESS: Yanıt için gözlemlenen değerler ile uydurulan değerler arasındaki sapmanın bir ölçüsünü göstermektedir. PRESS değeri (43,92) düşük olduğundan dolayı modelin hacim üzerinde tahmin yeteneği iyidir.
- R-sq(pred): Modelin yeni eklenen gözlemler için yanıtı ne kadar iyi tahmin ettiğini göstermektedir. R-sq(pred) değeri (%99,79) yüksek olduğundan dolayı model yeni gözlemlere ilişkin hacim değerini iyi bir şekilde tahmin eder.

Çizelge 7.4. Model özeti

S	R-sq	R-sq(adj)	PRESS	R-sq(pred)	AICc	BIC
0,585769	99,99%	99,97%	43,92	99,79%	83,23	49,03

Çizelge 7.5 ANOVA tablosunu göstermektedir. Dikkat edilmesi gerekenler şunlardır:

- Contribution: Yanıttaki toplam değişkenliğe ilişkin her bir terimin yüzdelik katkısını göstermektedir. Böylelikle hacimdeki değişkenliği en fazla Buğday (98,68) terimi açıklamıştır.
- P-Value: Modelin yanıttaki değişkenliği açıklamada istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığına ilişkin hipotezleri test etmek amacıyla kullanılan olasılıkları göstermektedir. Kurulan hipotezler sırasıyla şunlardır:
 - H_0 : Model yanıttaki değişkenliği açıklamaz
 - H_1 : Model yanıttaki değişkenliği açıklar

Modele ilişkin p değeri (0,000), alfa değerinden (0,05) küçük olduğu için H_0 hipotezi reddedilir. Model terimi istatistiksel olarak anlamlı olduğundan dolayı buradan çıkarılan sonuç Linear, Square ve 2-Way Interaction terimlerine bağlıdır:

- Linear terimine ilişkin p değeri (0,000), alfa değerinden (0,05) küçük olduğu için H_0 hipotezi reddedilir. Böylelikle faktörlerden en az birinin ana etkisi ile hacim arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlıdır. Ana etkilerden hangisinin modelde bulunması gerektiğine ilişkin test hipotezleri Çizelge 7.3'te P-Value kısmında belirtildiği üzere Buğday (0,000), Maya (0,000) ve Fermantasyon (0,000) şeklindedir.
- Square terimine ilişkin p değeri (0,000), alfa değerinden (0,05) küçük olduğu için H_0 hipotezi reddedilir. Böylelikle faktörlerden en az birinin ikinci dereceden etkisi ile hacim arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlıdır ve yanıt yüzeyinde eğrilik mevcuttur. İkinci derece etkilerde hangisinin modelde bulunması gerektiğine ilişkin test hipotezleri Çizelge 7.3'te P-Value kısmında belirtildiği üzere Buğday*Buğday (0,000) şeklindedir.
- 2-Way Interaction terimine ilişkin p değeri (0,000), alfa değerinden (0,05) küçük olduğu için H_0 hipotezi reddedilir. Böylelikle iki faktörlü etkileşim etkilerinden en az biri ile hacim arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlıdır ve faktör ile hacim arasındaki ilişki terimdeki diğer faktöre bağlıdır. İki faktörlü etkileşim etkilerinden hangisinin modelde bulunması gerektiğine ilişkin test hipotezleri Çizelge 7.3'te P-Value kısmında belirtildiği üzere Buğday*Maya (0,000), Buğday*Fermantasyon (0,001) ve Maya*Fermantasyon (0,017) şeklindedir.

Çizelge 7.5. Anova tablosu

Source	DF	Seq SS	Contribution	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	9	20489,0	99,99%	20489,0	2276,6	6634,76	0,000
Linear	3	20436,1	99,73%	20436,1	6812,0	19852,93	0,000
Buğday	1	20220,6	98,68%	20220,6	20220,6	58930,72	0,000
Maya	1	136,1	0,66%	136,1	136,1	396,72	0,000
Fermantasyon	1	79,4	0,39%	79,4	79,4	231,34	0,000
Square	3	20,1	0,10%	20,1	6,7	19,49	0,000
Buğday*Büğday	1	18,8	0,09%	19,5	19,5	56,75	0,000
Maya*Maya	1	1,3	0,01%	1,3	1,3	3,67	0,092
Fermantasyon*Fermantasyon	1	0,0	0,00%	0,0	0,0	0,02	0,897
2-Way Interaction	3	32,8	0,16%	32,8	10,9	31,85	0,000
Buğday*Maya	1	19,8	0,10%	19,8	19,8	57,71	0,000
Buğday*Fermantasyon	1	9,9	0,05%	9,9	9,9	28,92	0,001
Maya*Fermantasyon	1	3,1	0,01%	3,1	3,1	8,93	0,017
Error	8	2,7	0,01%	2,7	0,3		
Lack-of-Fit	3	2,7	0,01%	2,7	0,9		
Pure Error	5	0,0	0,00%	0,0	0,0		
Total	17	20491,7	100,00%				

Eş. 7.1 terimlerin (kodlanmamış) regresyon denklemini göstermektedir. Kalan tüm terimler sabit tutulduğunda ilgili terimde görülen bir (1) doğal birimlik artışın ortalama yanıtta meydana getirdiği değişim boyutunu ve yönünü göstermektedir. Maya, Fermantasyon ve Buğday*Büğday terimleri hariç kalan her bir terimin hacim ile arasındaki ilişki yönü pozitifdir. Ek olarak her bir terimin hacim ile arasındaki ilişki boyutu büyükten küçüğe olacak şekilde sıralandığında; Buğday (3,0217), Maya (-1,438), Maya*Maya (0,1344), Buğday*Maya (0,07417), Maya*Fermantasyon (0,01458), Fermantasyon (-0,0133), Buğday*Büğday (-0,00939), Buğday*Fermantasyon (0,003500) ve Fermantasyon*Fermantasyon (0,000042) şeklindedir.

$$\begin{aligned}
 \text{Hacim} = & 162,92 + 3,0217 \text{ Buğday} - 1,438 \text{ Maya} - 0,0133 \text{ Fermantasyon} - \\
 & 0,00939 \text{ Buğday*Büğday} \\
 & + 0,1344 \text{ Maya*Maya} + 0,000042 \text{ Fermantasyon*Fermantasyon} \\
 & + 0,07417 \text{ Buğday*Maya} \\
 & + 0,003500 \text{ Buğday*Fermantasyon} + 0,01458 \text{ Maya*Fermantasyon}
 \end{aligned} \quad (7.1)$$

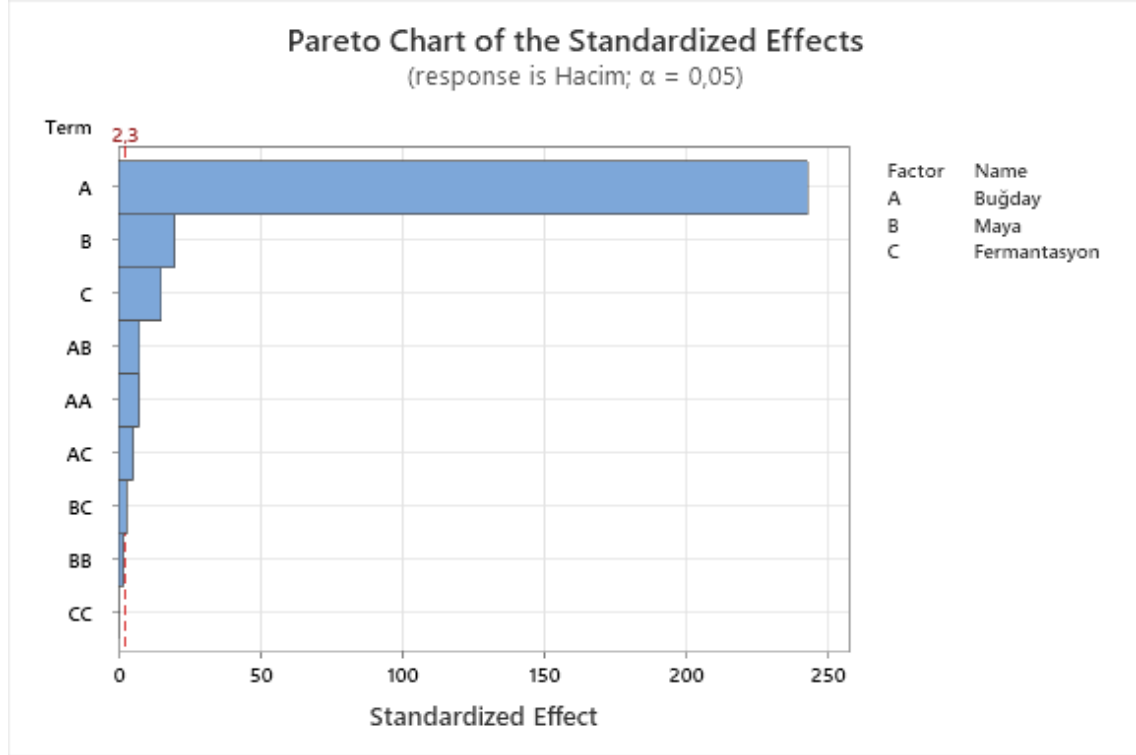
Çizelge 7.6 tüm gözlemlere ilişkin uyum ve teşhis için tanımlamaları göstermektedir. Dikkat edilmesi gerekenler şunlardır:

- SE Fit: Faktör seviyelerine ilişkin tahmini ortalama yanıtta ki değişkenliklerin tahminini göstermektedir. Her bir gözleme ilişkin SE Fit değeri küçük olduğundan dolayı ortalama hacim tahmininin hassaslığı yüksektir.
- Std Resid: Aykırı değerlerin tespitine ilişkin değerleri göstermektedir. Bu değerlerden herhangi biri $(-2,2)$ aralığının dışında ise o değere karşılık gelen gözlem aykırı değer olarak adlandırılır. Böylelikle 2. (2,48), 6.(2,22), 13. (-2,48) ve 16. (-2,22) gözlemler aykırı değerdir.
- Del Resid: Aykırı değerlerin tespitine ilişkin değerleri göstermektedir. Bu değerlerden herhangi biri $(-2,2)$ aralığının dışında ise o değere karşılık gelen gözlem aykırı değer olarak adlandırılır. Böylelikle 2. (4,79), 6. (3,35), 13. (-4,79) ve 16. (-3,35) gözlemler aykırı değerdir.

Çizelge 7.6. Tüm gözlemlere ilişkin uyum ve teşhis tablosu

Obs	Hacim	Fit	SE Fit	95% CI	Resid	Std Resid	Del Resid	HI
1	259,200	259,575	0,507	(258,405; 260,745)	-0,375	-1,28	-1,34	0,750000
2	162,900	162,175	0,507	(161,005; 163,345)	0,725	2,48	4,79	0,750000
3	225,100	224,825	0,507	(223,655; 225,995)	0,275	0,94	0,93	0,750000
4	216,100	216,100	0,239	(215,549; 216,651)	0,000	0,00	0,00	0,166667
5	216,100	216,100	0,239	(215,549; 216,651)	0,000	0,00	0,00	0,166667
6	259,100	258,450	0,507	(257,280; 259,620)	0,650	2,22	3,35	0,750000
7	216,700	216,775	0,507	(215,605; 217,945)	-0,075	-0,26	-0,24	0,750000
8	214,900	214,825	0,507	(213,655; 215,995)	0,075	0,26	0,24	0,750000
9	216,100	216,100	0,239	(215,549; 216,651)	0,000	0,00	0,00	0,166667
10	161,900	162,350	0,507	(161,180; 163,520)	-0,450	-1,54	-1,71	0,750000
11	216,100	216,100	0,239	(215,549; 216,651)	0,000	0,00	0,00	0,166667
12	216,100	216,100	0,239	(215,549; 216,651)	0,000	0,00	0,00	0,166667
13	268,300	269,025	0,507	(267,855; 270,195)	-0,725	-2,48	-4,79	0,750000
14	165,700	165,325	0,507	(164,155; 166,495)	0,375	1,28	1,34	0,750000
15	216,100	216,100	0,239	(215,549; 216,651)	0,000	0,00	0,00	0,166667
16	165,500	166,150	0,507	(164,980; 167,320)	-0,650	-2,22	-3,35	0,750000
17	210,000	210,275	0,507	(209,105; 211,445)	-0,275	-0,94	-0,93	0,750000
18	271,600	271,150	0,507	(269,980; 272,320)	0,450	1,54	1,71	0,750000
Obs	Cook's D		DFITS					
1	0,49		-2,32645					
2	1,84		8,28974 R					
3	0,26		1,61271					
4	0,00		0,00000					
5	0,00		0,00000					
6	1,48		5,79998 R					
7	0,02		-0,41660					
8	0,02		0,41660					
9	0,00		0,00000					
10	0,71		-2,96491					
11	0,00		0,00000					
12	0,00		0,00000					
13	1,84		-8,28974 R					
14	0,49		2,32645					
15	0,00		0,00000					
16	1,48		-5,79998 R					
17	0,26		-1,61271					
18	0,71		2,96491					

Şekil 7.5 standartlaştırılmış etkilerin Pareto grafiğini göstermektedir. Bu grafik, her bir etkinin mutlak değerce büyüklüğünü (büyükten küçüğe doğru) ve istatistiksel olarak anlamlılığını (alfa değerine bağlı olarak oluşturulan referans çizgisinin ötesine geçen) ortaya koyar. Belirtilen alfa değeri (0,05) doğrultusunda istatistiksel olarak anlamlı etkiler ile bu etkilerin büyüklüğü; Buğday, Maya, Fermantasyon, Buğday*Maya, Buğday*Buğday, Buğday*Fermantasyon ve Maya*Fermantasyon şeklindedir.



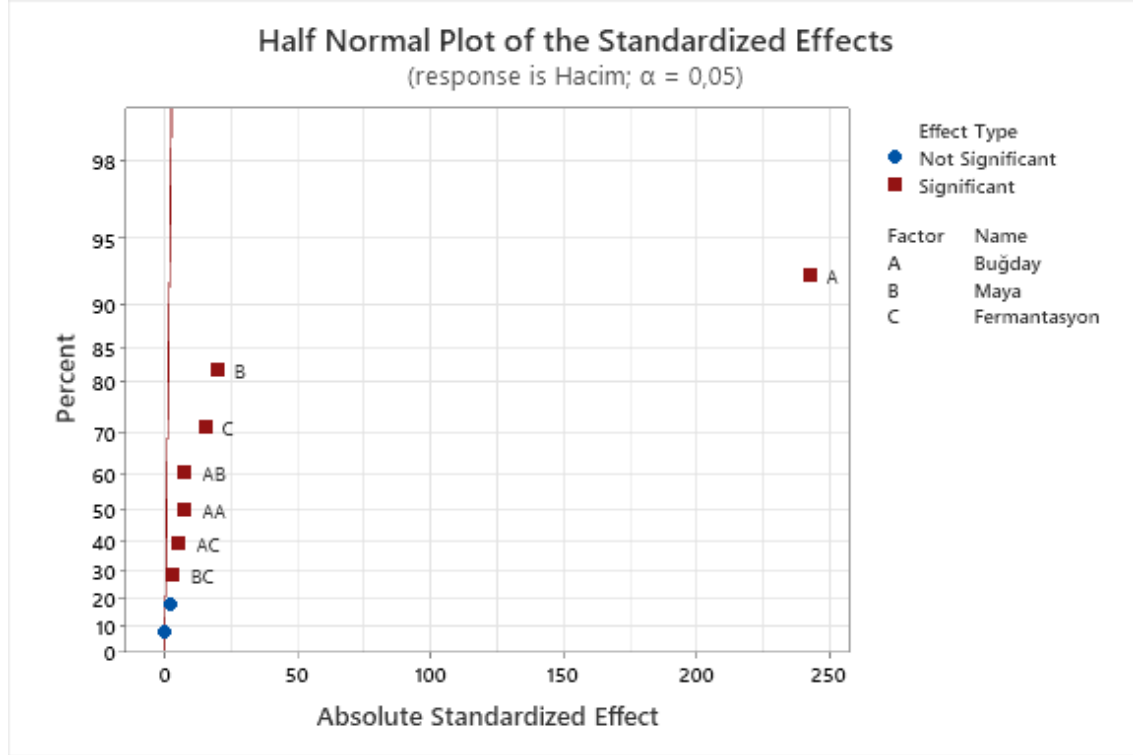
Şekil 7.5. Standartlaştırılmış etkilerin pareto grafiği

Şekil 7.6 standartlaştırılmış etkilerin normal grafiğini göstermektedir. Bu grafik, her bir etkinin yönünü (sıfır çizgisinin solunda ya da sağında) ve istatistiksel olarak anlamlılığını (alfa değerine göre sıfıra olan uzaklık ve isim etiketiyle birlikte kırmızı renkte kare şekil) ortaya koyar. Belirtilen alfa değeri (0,05) doğrultusunda istatistiksel olarak anlamlı etkiler arasında pozitif etkiye sahip olanlar; Buğday, Maya, Fermantasyon, Buğday*Maya, Buğday*Fermantasyon ve Maya*Fermantasyon negatif etkiye sahip olan ise Buğday*Buğday şeklindedir. Pozitif etkilerde faktörler düşük seviyeden yüksek seviyeye doğru geçiş yaptığında yanıtta bir artış, negatif etkilerde ise faktörler düşük seviyeden yüksek seviyeye doğru geçiş yaptığında yanıtta bir azalış meydana getirir.



Şekil 7.6. Standartlaştırılmış etkilerin normal grafiği

Şekil 7.7 standartlaştırılmış etkilerin yarı normal grafiğini göstermektedir. Bu grafik, her bir etkinin mutlak değerce büyüklüğünü (sıfırdan ne kadar uzak ise o kadar büyük) ve istatistiksel olarak anlamlılığını (alfa değerine göre sıfıra olan uzaklık ve isim etiketiyle birlikte kırmızı renkte kare şekil) ortaya koyar. Belirtilen alfa değeri (0,05) doğrultusunda istatistiksel olarak anlamlı etkiler ve bu etkilerin büyüklüğü; Buğday, Maya, Fermantasyon, Buğday*Maya, Buğday*Buğday, Buğday*Fermantasyon ve Maya*Fermantasyon şeklindedir.

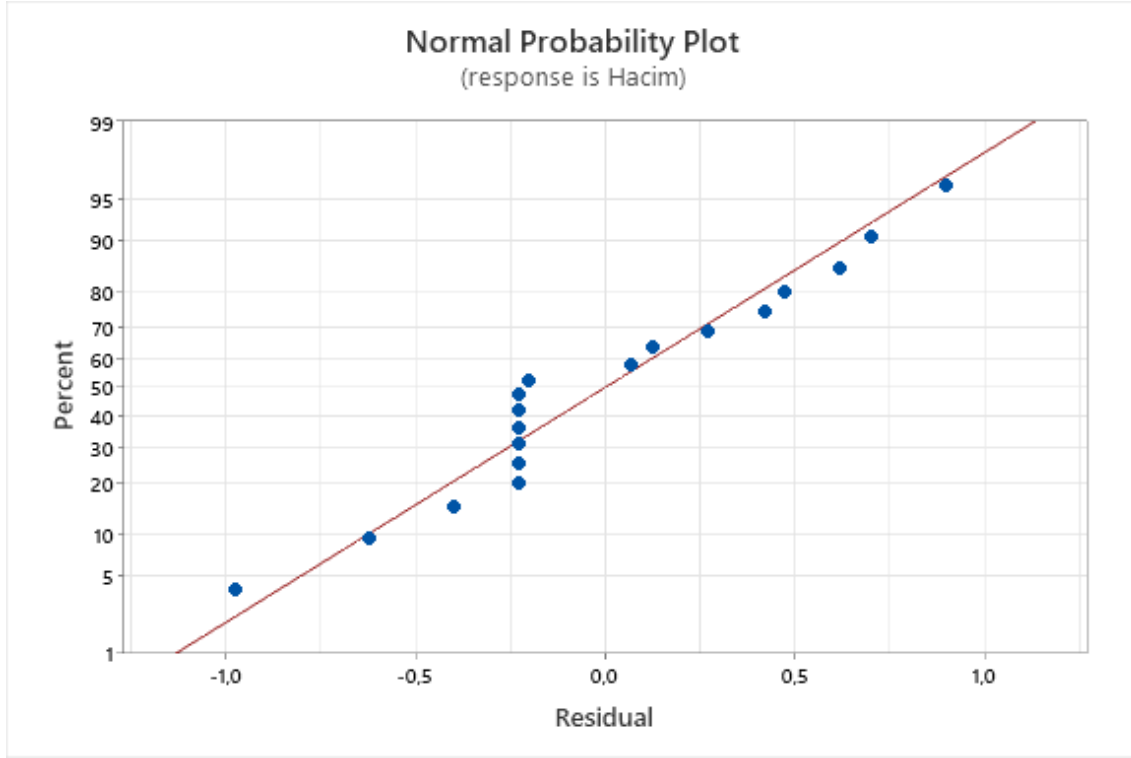


Şekil 7.7. Standartlaştırılmış etkilerin yarı normal grafiği

Yanıt yüzey yöntemi önceden de belirtildiği gibi istatistiksel bir süreçtir. Bu süreç tarama ve optimizasyon olmak üzere iki kısımda yürütülür. Şu ana kadar gerçekleştirilen analiz, tarama olarak görev yapmıştır. Tarama ile süreç için önemli faktörler hem grafiksel hem de istatistiksel olarak belirlenmiştir. Ayrıca süreci doğru ve etkili bir şekilde yürütmek için analiz boyunca gerekli varsayımların geçerliliği sağlanmıştır. Buradan itibaren süreç, taramadan optimizasyona doğru geçiş yapar. Optimizasyon, önemli faktörler üzerinden sürecin hedefini gerçekleştirmek amacıyla yapılan kısımdır. Bu sürecin hedefi, mısır ekmeğinin hacmi üzerinde etkisi önemli faktörlere ilişkin hacmi maksimum değere çıkaran optimum seviyeleri belirlemektir. Optimizasyon için gerçekleştirilen analiz, bir önceki analizde verilen tanımlamalar sebebiyle daha özet bilgiler içermektedir.

Sadece önemli faktörler üzerinden gerçekleştirilen analizin doğru ve etkili olması için bir önceki analizde belirtilen varsayımların yeniden sağlandığına emin olmak gerekmektedir. Şekil 7.8, Şekil 7.9, Şekil 7.10 ve Şekil 7.11 artıklara ilişkin varsayımların kontrolünü göstermektedir.

Şekil 7.8’de artıklar çizgiye yakın bir şekilde bulunduğundan dolayı artıklar için normallik varsayımının sağlandığı görülür fakat kesin bir şekilde emin olmak için test istatistiği kullanılmalıdır.



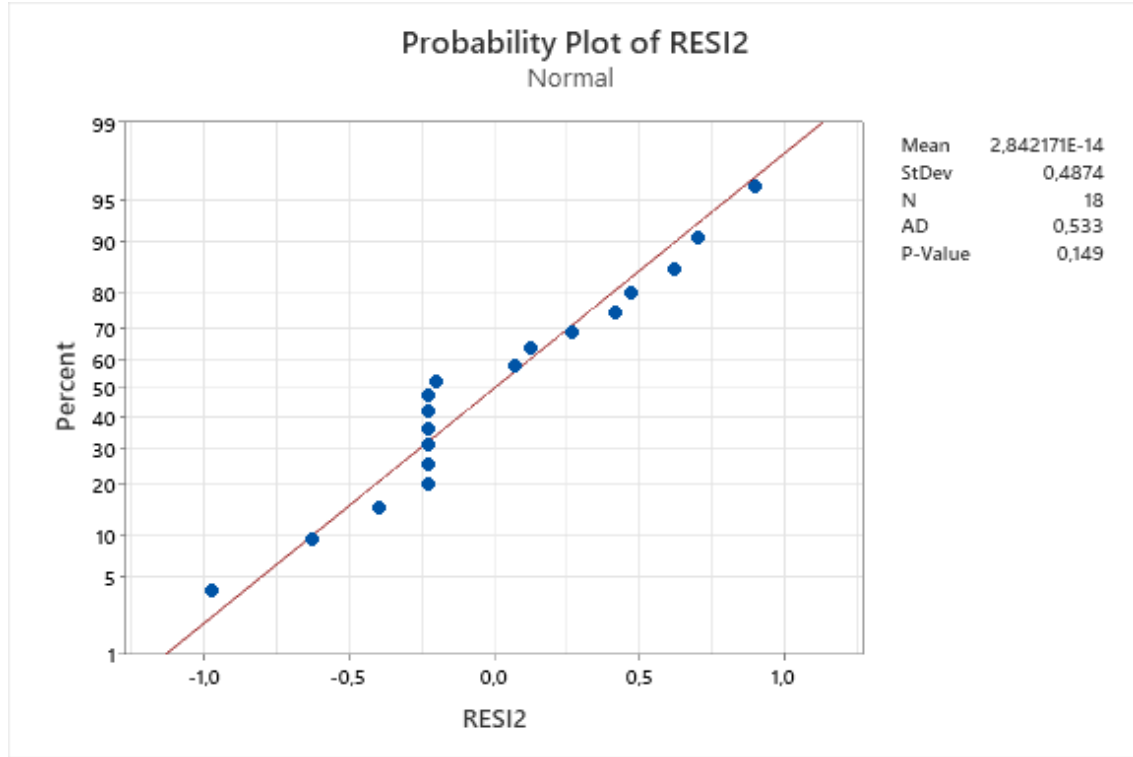
Şekil 7.8. Artıklar için normal olasılık grafiği

Şekil 7.9’da:

H_0 : Artıklar normal dağılıma uygundur

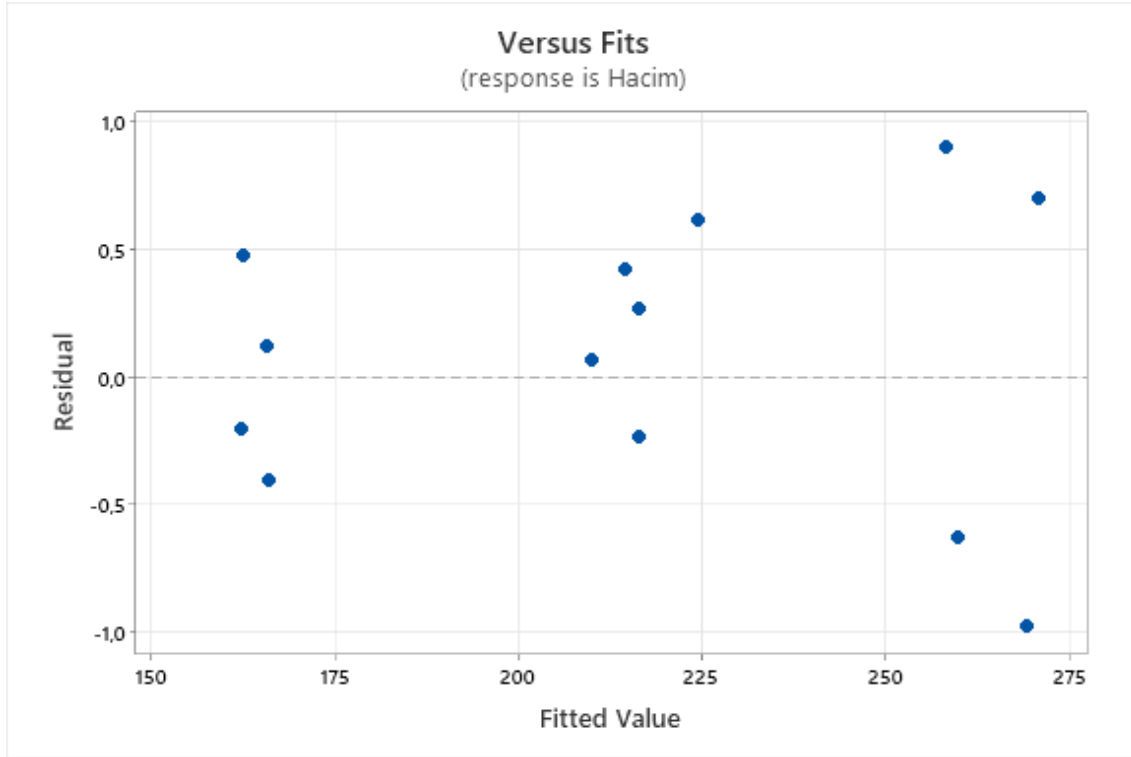
H_1 : Artıklar normal dağılıma uygun değildir

Şeklinde kurulan hipotezlerde Anderson-Darling test istatistiğine ilişkin p değeri (0,149), alfa değerinden (0,05) küçük ya da alfa değerine (0,05) eşit olmadığı için H_0 hipotezi reddedilemez. Böylelikle artıklar için normallik varsayımının sağlandığı kesin bir şekilde görülür.



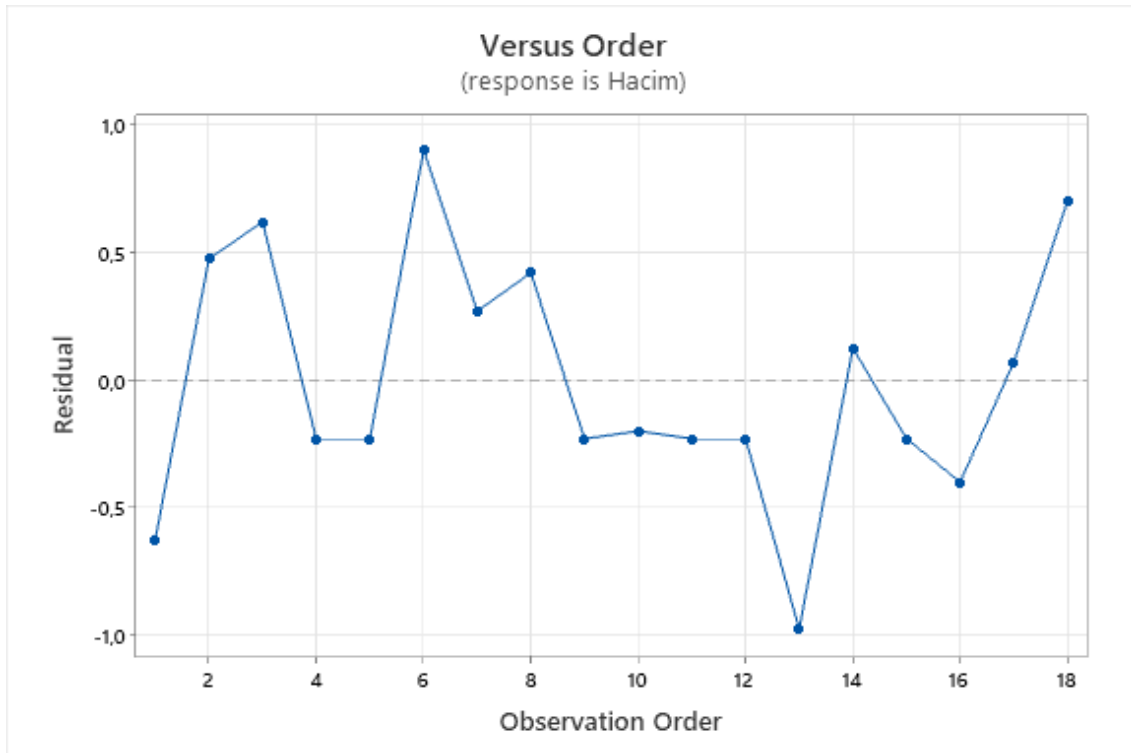
Şekil 7.9. Artıklar için test istatistiğine ilişkin olasılık grafiği

Şekil 7.10'da artıklar, sıfır (0) etrafında rastgele bir şekilde dağılmak ile birlikte belirli bir desen ortaya koymamaktadır. Böylelikle artıklar için sabit varyans varsayımının sağlandığı görülür.



Şekil 7.10. Artıklar için sabit varyans varsayımına ilişkin grafik

Şekil 7.11’de artıklar, sıfır (0) etrafında rastgele bir şekilde dağılmak ile birlikte belirli bir desen ortaya koymamaktadır. Böylelikle artıklar için birbirlerinden bağımsız varsayımının sağlandığı görülür.



Şekil 7.11. Artıklar için birbirlerinden bağımsız varsayımına ilişkin grafik

Çizelge 7.7 terimlerin (kodlanmış) tablosunu ve terimlere ilişkin tanımlamaları göstermektedir. Burada:

- Coef: Buğday*Buğday terimi hariç kalan her bir terimin hacim ile arasındaki ilişki yönü pozitifdir. Ek olarak her bir terimin hacim ile arasındaki ilişki boyutu büyükten küçüğe olacak şekilde sıralandığında; Buğday (50,275), Maya (4,125), Fermantasyon (3,150), Buğday*Maya (2,225), Buğday*Buğday (-2,055), Buğday*Fermantasyon (1,575) ve Maya*Fermantasyon (0,875) şeklindedir.
- SE Coef: Her bir terime ilişkin katsayı tahmininin hassaslığı büyükten küçüğe olacak şekilde sıralandığında; Buğday (0,225), Maya (0,225), Fermantasyon (0,225), Buğday*Buğday (0,301), Buğday*Maya (0,318), Buğday*Fermantasyon (0,318) ve Maya*Fermantasyon (0,318) şeklindedir. Burada ana etkiler ve etkileşim etkileri birbirleri arasında eşittir. Ayrıca her bir terim için katsayı tahmininin hassaslık değeri küçük olduğundan dolayı bu terimlerin katsayıları yüksek hassaslıkta tahmin edilir.
- P-Value:
 - H_0 : Katsayı sıfıra eşittir
 - H_1 : Katsayı sıfırdan farklıdır

Şeklinde kurulan hipotezlerde her bir terime ilişkin p değeri, alfa değerinden (0,05) küçük olduğu için H_0 hipotezi reddedilir. Böylelikle tüm terimlerin hacim ile arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlıdır.
- VIF: Her bir terime ilişkin VIF değeri model için uygundur.

Çizelge 7.7. Kodlanmış terimlere ilişkin katsayılar tablosu

Term	Coef	SE Coef	95% CI	T-Value	P-Value	VIF
Constant	216,330	0,201	(215,882; 216,778)	1076,48	0,000	
Buğday	50,275	0,225	(49,774; 50,776)	223,76	0,000	1,00
Maya	4,125	0,225	(3,624; 4,626)	18,36	0,000	1,00
Fermantasyon	3,150	0,225	(2,649; 3,651)	14,02	0,000	1,00
Buğday*Buğday	-2,055	0,301	(-2,727; -1,383)	-6,82	0,000	1,00
Buğday*Maya	2,225	0,318	(1,517; 2,933)	7,00	0,000	1,00
Buğday*Fermantasyon	1,575	0,318	(0,867; 2,283)	4,96	0,001	1,00
Maya*Fermantasyon	0,875	0,318	(0,167; 1,583)	2,75	0,020	1,00

Çizelge 7.8 model özetini ve buna ilişkin tanımlamaları göstermektedir. Burada:

- S değeri (0,635492) küçük olduğundan dolayı model, hacmi iyi bir şekilde tanımlamaktadır.
- R-sq değeri (%99,98) yüksek olduğundan dolayı model, verilere iyi bir şekilde uymaktadır.
- R-sq(adj) değeri (%99,97) yüksek olduğundan dolayı model, verilere iyi bir şekilde uymaktadır.
- PRESS değeri (26,3031) düşük olduğundan dolayı modelin hacim üzerinde tahmin yeteneği iyidir.
- R-sq(pred) değeri (%99,87) yüksek olduğundan dolayı model yeni gözlemlere ilişkin hacim değerlerini iyi bir şekilde tahmin eder.

Çizelge 7.8. Model özeti

S	R-sq	R-sq(adj)	PRESS	R-sq(pred)	AICc	BIC
0,635492	99,98%	99,97%	26,3031	99,87%	64,68	50,19

Çizelge 7.9 ANOVA tablosunu göstermektedir. Burada:

- Contribution: Hacimdeki değişkenliği en fazla Buğday (98,68) terimi açıklamıştır.
- P-Value:

- H_0 : Model yanıtındaki değişkenliği açıklamaz

- H_1 : Model yanıtındaki değişkenliği açıklar

Şeklinde kurulan hipotezlerde modele ilişkin p değeri (0,000), alfa değerinden (0,05) küçük olduğu için H_0 hipotezi reddedilir. Model terimi istatistiksel olarak anlamlı olduğundan dolayı buradan çıkarılan sonuç Linear, Square ve 2-Way Interaction terimlerine bağlıdır.

- Linear terimine ilişkin p değeri (0,000), alfa değerinden (0,05) küçük olduğu için H_0 hipotezi reddedilir. Böylelikle faktörlerden en az birinin ana etkisi ile hacim arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlıdır. Ana etkilerden hangisinin modelde bulunması gerektiğine ilişkin test hipotezleri Şekil 7.7’de P-Value kısmında belirtildiği üzere Buğday (0,000), Maya (0,000) ve Fermantasyon (0,000) şeklindedir.

- Square terimine ilişkin p değeri (0,000), alfa değerinden (0,05) küçük olduğu için H_0 hipotezi reddedilir. Böylelikle faktörlerden en az birinin ikinci dereceden etkisi ile hacim arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlıdır ve yanıt yüzeyinde eğrilik mevcuttur. İkinci derece etkilerde hangisinin modelde bulunması gerektiğine ilişkin test hipotezleri Şekil 7.7’de P-Value kısmında belirtildiği üzere Buğday*Buğday (0,000) şeklindedir.
- 2-Way Interaction terimine ilişkin p değeri (0,000), alfa değerinden (0,05) küçük olduğu için H_0 hipotezi reddedilir. Böylelikle iki faktörlü etkileşim etkilerinden en az biri ile hacim arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlıdır ve faktör ile hacim arasındaki ilişki terimdeki diğer faktöre bağlıdır. İki faktörlü etkileşim etkilerinden hangisinin modelde bulunması gerektiğine ilişkin test hipotezleri Şekil 7.7’de P-Value kısmında belirtildiği üzere Buğday*Maya (0,000), Buğday*Fermantasyon (0,001), Maya*Fermantasyon (0,020) şeklindedir.

Çizelge 7.9. Anova tablosu

Source	DF	Seq SS	Contribution	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	7	20487,7	99,98%	20487,7	2926,8	7247,27	0,000
Linear	3	20436,1	99,73%	20436,1	6812,0	16867,74	0,000
Buğday	1	20220,6	98,68%	20220,6	20220,6	50069,59	0,000
Maya	1	136,1	0,66%	136,1	136,1	337,07	0,000
Fermantasyon	1	79,4	0,39%	79,4	79,4	196,56	0,000
Square	1	18,8	0,09%	18,8	18,8	46,48	0,000
Buğday*Buğday	1	18,8	0,09%	18,8	18,8	46,48	0,000
2-Way Interaction	3	32,8	0,16%	32,8	10,9	27,06	0,000
Buğday*Maya	1	19,8	0,10%	19,8	19,8	49,03	0,000
Buğday*Fermantasyon	1	9,9	0,05%	9,9	9,9	24,57	0,001
Maya*Fermantasyon	1	3,1	0,01%	3,1	3,1	7,58	0,020
Error	10	4,0	0,02%	4,0	0,4		
Lack-of-Fit	5	4,0	0,02%	4,0	0,8		
Pure Error	5	0,0	0,00%	0,0	0,0		
Total	17	20491,7	100,00%				

Eş. 7.2 terimlerin (kodlanmamış) regresyon denklemini göstermektedir. Maya, Fermantasyon ve Buğday*Buğday terimleri hariç kalan her bir terimin hacim ile arasındaki ilişki yönü pozitifdir. Ek olarak her bir terimin hacim ile arasındaki ilişki boyutu büyükten küçüğe olacak şekilde sıralandığında; Buğday (3,0140), Maya (-0,363), Buğday*Maya (0,0742), Maya*Fermantasyon (0,01458), Buğday*Buğday (-0,00913), Fermantasyon (-0,0058) ve Buğday*Fermantasyon (0,003500) şeklindedir.

$$\begin{aligned}
\text{Hacim} = & 160,72 + 3,0140 \text{ Buğday} - 0,363 \text{ Maya} - 0,0058 \text{ Fermantasyon} - \\
& 0,00913 \text{ Buğday} * \text{Buğday} \\
& + 0,0742 \text{ Buğday} * \text{Maya} + 0,003500 \text{ Buğday} * \text{Fermantasyon} \\
& + 0,01458 \text{ Maya} * \text{Fermantasyon}
\end{aligned} \tag{7.2}$$

Eş. 7.1'deki regresyon modeline kıyasla sadece istatistiksel olarak anlamlı terimler ile kurulmuş (indirgenmiş) Eş. 7.2'deki regresyon modeli, hacmi maksimum değere çıkarmak ve bu değeri elde eden faktörlere ilişkin optimum seviyeleri belirlemek amacıyla kullanılması en uygun regresyon modelidir.

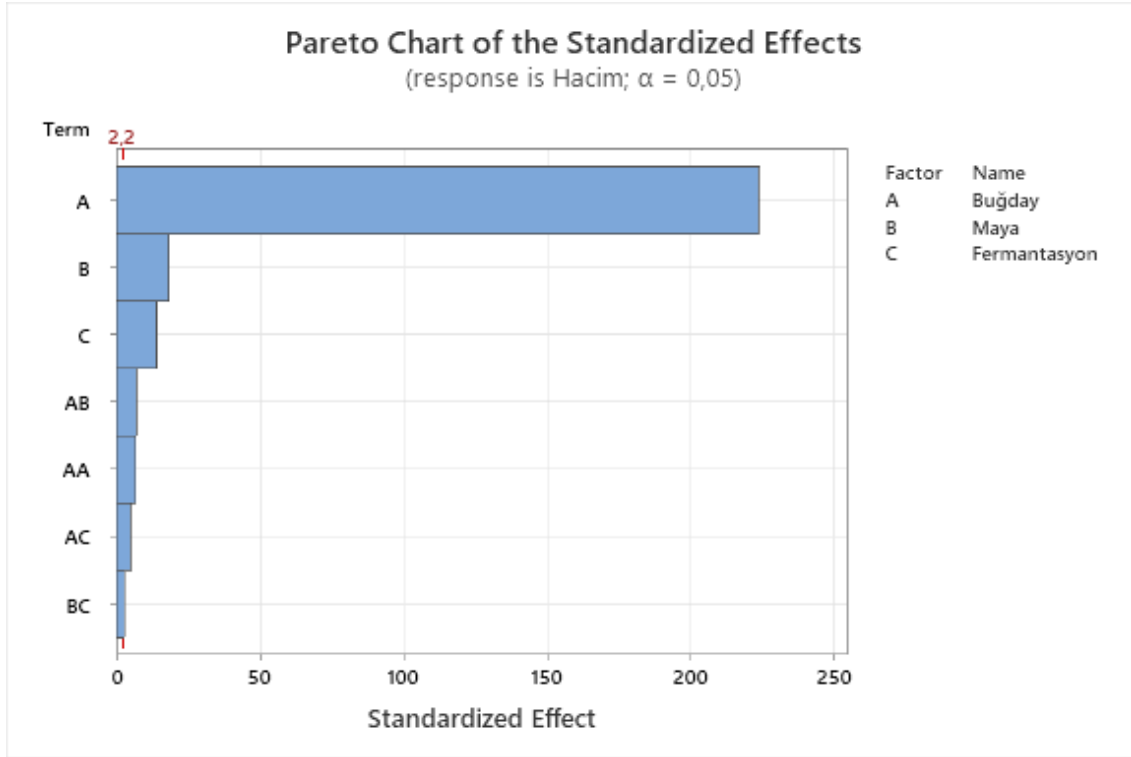
Çizelge 7.10 tüm gözlemlere ilişkin uyum ve teşhis için tanımlamaları göstermektedir. Burada:

- SE Fit: Her bir gözleme ilişkin SE Fit değeri küçük olduğundan dolayı ortalama hacim tahmininin hassaslığı yüksektir.
- Std Resid: 6. (2,31) ve 13. (-2,51) gözlemler aykırı değerdir.
- Del Resid: 6. (3,22) ve 13. (-3,90) gözlemler aykırı değerdir.

Çizelge 7.10. Tüm gözlemlere ilişkin uyum ve teşhis tablosu

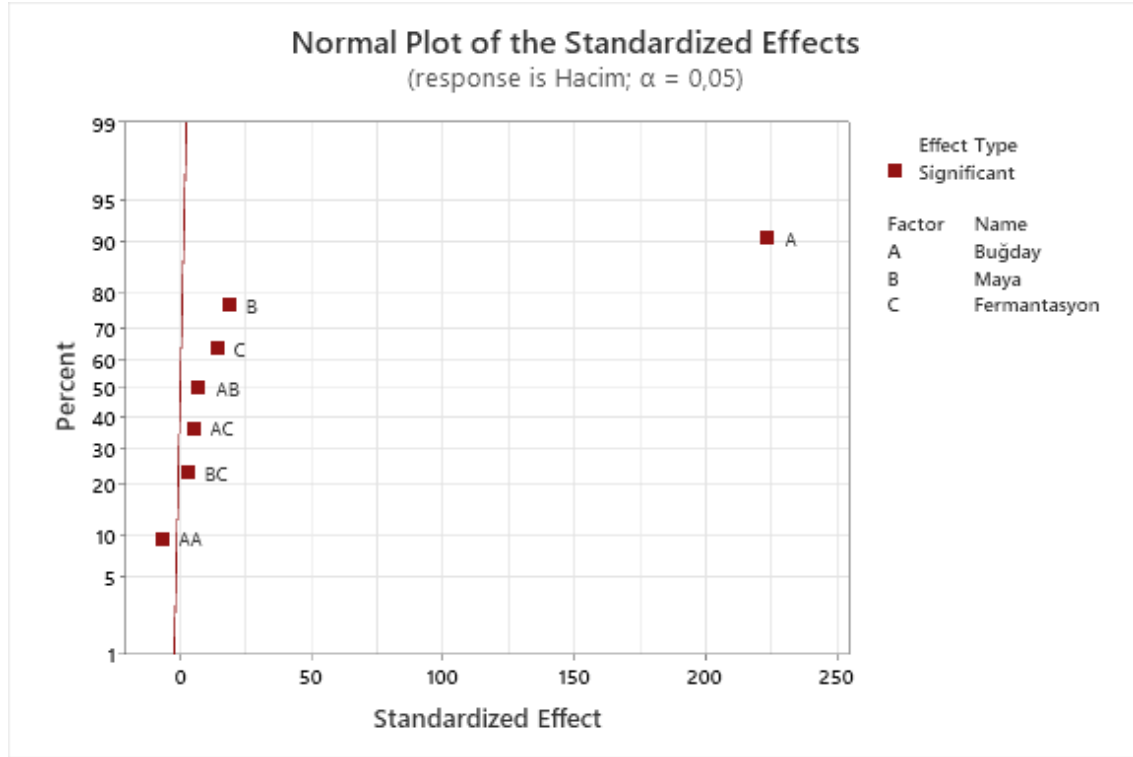
Obs	Hacim	Fit	SE Fit	95% CI	Resid	Std Resid	Del Resid	HI
1	259,200	259,825	0,502	(258,706; 260,944)	-0,625	-1,61	-1,77	0,625
2	162,900	162,425	0,502	(161,306; 163,544)	0,475	1,22	1,26	0,625
3	225,100	224,480	0,492	(223,383; 225,577)	0,620	1,54	1,68	0,600
4	216,100	216,330	0,201	(215,882; 216,778)	-0,230	-0,38	-0,36	0,100
5	216,100	216,330	0,201	(215,882; 216,778)	-0,230	-0,38	-0,36	0,100
6	259,100	258,200	0,502	(257,081; 259,319)	0,900	2,31	3,22	0,625
7	216,700	216,430	0,492	(215,333; 217,527)	0,270	0,67	0,65	0,600
8	214,900	214,480	0,492	(213,383; 215,577)	0,420	1,04	1,05	0,600
9	216,100	216,330	0,201	(215,882; 216,778)	-0,230	-0,38	-0,36	0,100
10	161,900	162,100	0,502	(160,981; 163,219)	-0,200	-0,51	-0,49	0,625
11	216,100	216,330	0,201	(215,882; 216,778)	-0,230	-0,38	-0,36	0,100
12	216,100	216,330	0,201	(215,882; 216,778)	-0,230	-0,38	-0,36	0,100
13	268,300	269,275	0,502	(268,156; 270,394)	-0,975	-2,51	-3,90	0,625
14	165,700	165,575	0,502	(164,456; 166,694)	0,125	0,32	0,31	0,625
15	216,100	216,330	0,201	(215,882; 216,778)	-0,230	-0,38	-0,36	0,100
16	165,500	165,900	0,502	(164,781; 167,019)	-0,400	-1,03	-1,03	0,625
17	210,000	209,930	0,492	(208,833; 211,027)	0,070	0,17	0,17	0,600
18	271,600	270,900	0,502	(269,781; 272,019)	0,700	1,80	2,07	0,625
Obs	Cook's D	DFITS						
1	0,54	-2,28338						
2	0,31	1,62048						
3	0,45	2,05319						
4	0,00	-0,12153						
5	0,00	-0,12153						
6	1,11	4,15305 R						
7	0,08	0,79876						
8	0,20	1,28643						
9	0,00	-0,12153						
10	0,06	-0,63791						
11	0,00	-0,12153						
12	0,00	-0,12153						
13	1,31	-5,02901 R						
14	0,02	0,39544						
15	0,00	-0,12153						
16	0,22	-1,33115						
17	0,01	0,20267						
18	0,67	2,67856						

Şekil 7.12 standartlaştırılmış etkilerin Pareto grafiğini göstermektedir. Belirtilen alfa değeri (0,05) doğrultusunda tüm etkiler istatistiksel olarak anlamlıdır. Etkilerin büyüklüğü; Buğday, Maya, Fermantasyon, Buğday*Maya, Buğday*Buğday, Buğday*Fermantasyon ve Maya*Fermantasyon şeklindedir.



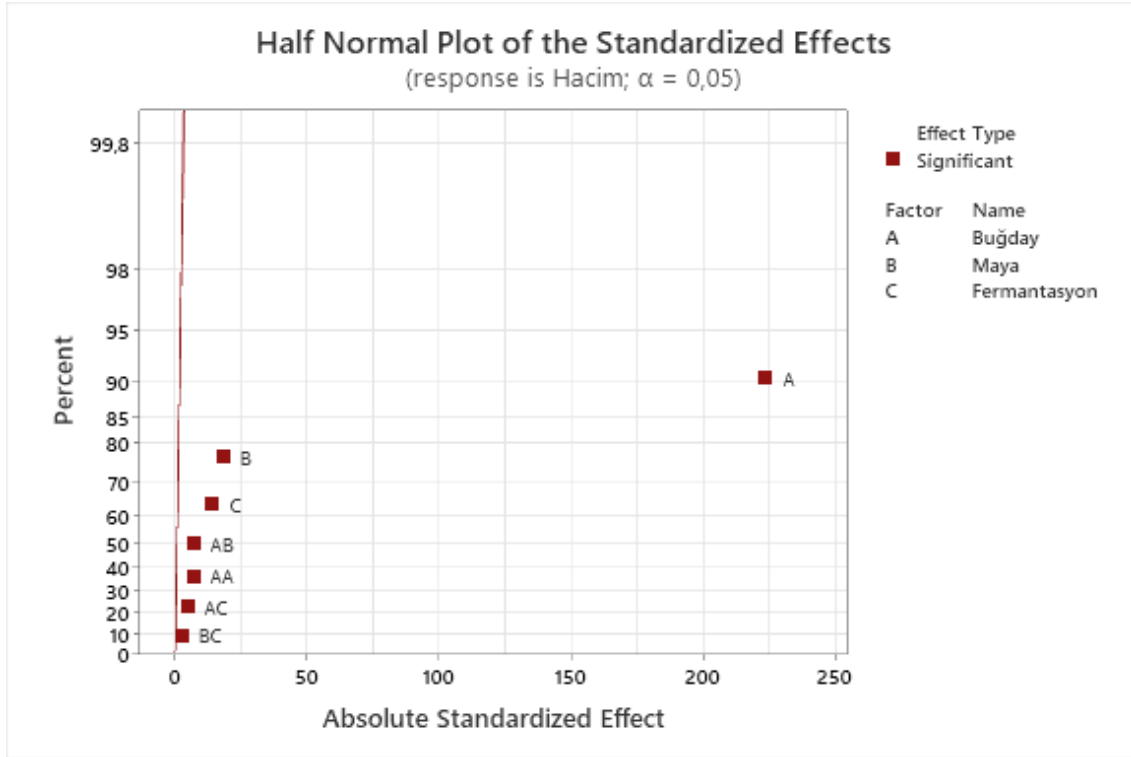
Şekil 7.12. Standartlaştırılmış etkilerin pareto grafiği

Şekil 7.13 standartlaştırılmış etkilerin normal grafiğini göstermektedir. Belirtilen alfa değeri (0,05) doğrultusunda tüm etkiler istatistiksel olarak anlamlıdır. Etkiler arasında pozitif etkiye sahip olanlar; Buğday, Maya, Fermantasyon, Buğday*Maya, Buğday*Fermantasyon ve Maya*Fermantasyon negatif etkiye sahip olan ise Buğday*Buğday şeklindedir.



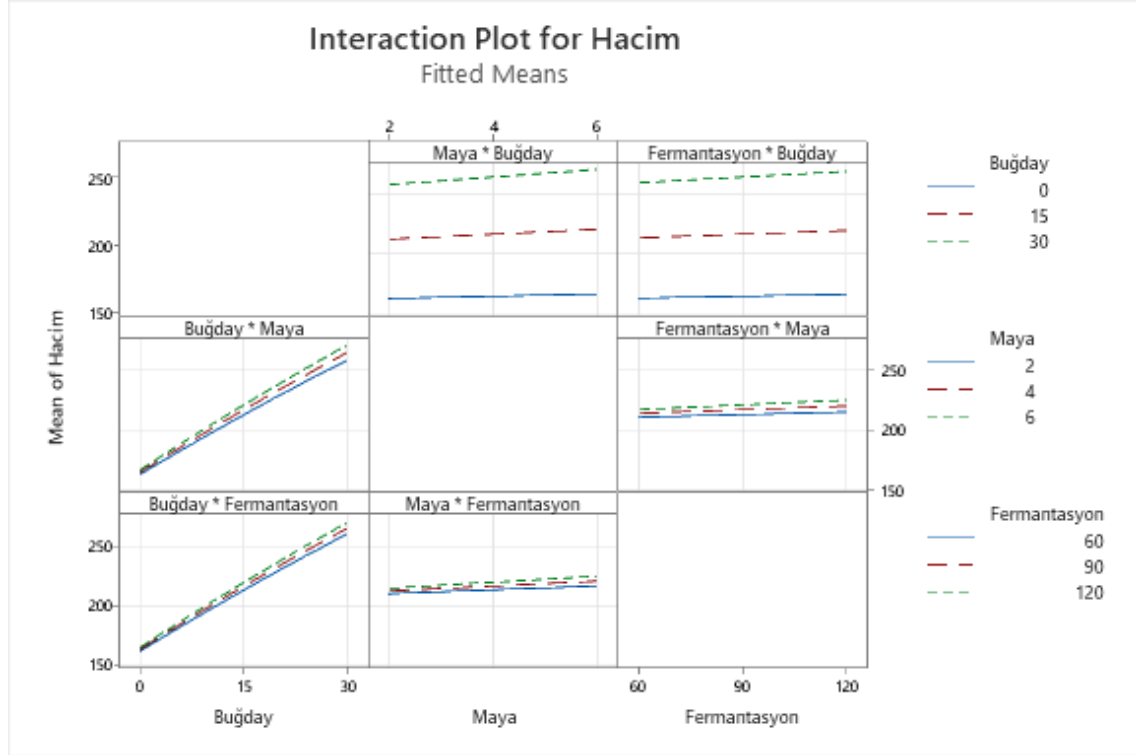
Şekil 7.13. Standartlaştırılmış etkilerin normal grafiği

Şekil 7.14 standartlaştırılmış etkilerin yarı normal grafiğini göstermektedir. Belirtilen alfa değeri (0,05) doğrultusunda tüm etkiler istatistiksel olarak anlamlıdır. Etkilerin büyüklüğü; Buğday, Maya, Fermantasyon, Buğday*Maya, Buğday*Buğday, Buğday*Fermantasyon ve Maya*Fermantasyon şeklindedir.



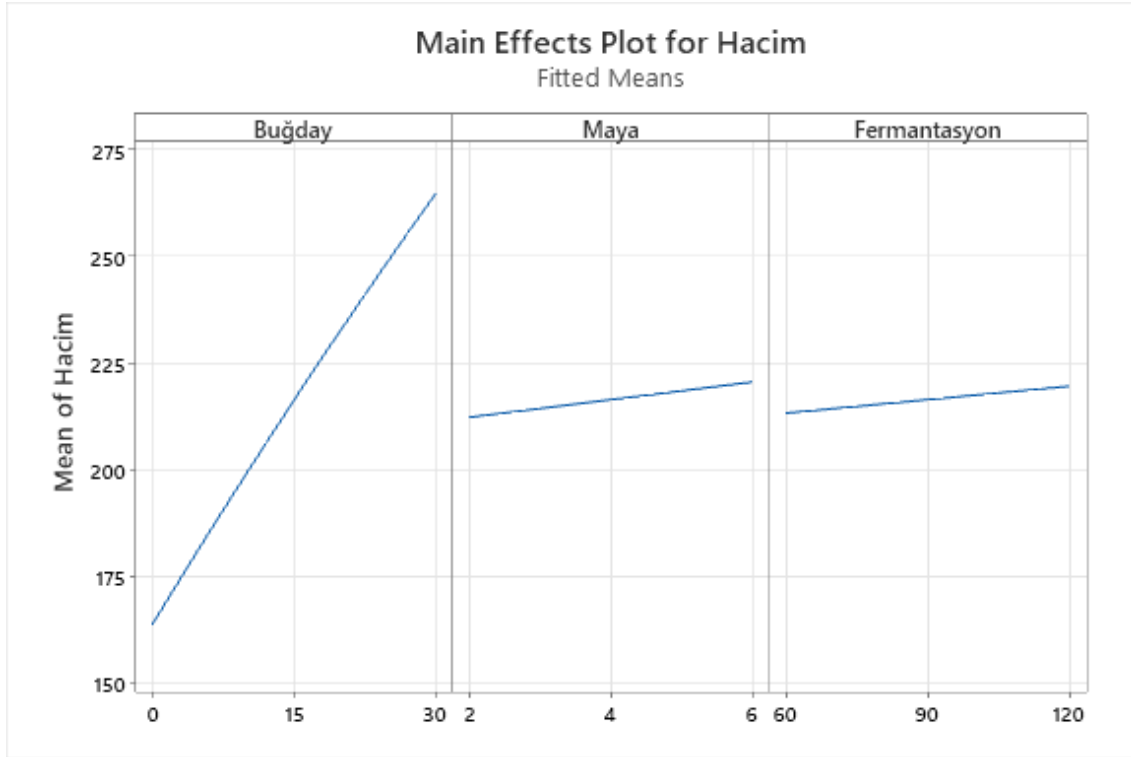
Şekil 7.14. Standartlaştırılmış etkilerin yarı normal grafiği

Şekil 7.15 her bir faktörün yanıt üzerindeki etkileşim etkisinin kontrolüne ilişkin görsel bir yol ile ön kontrol sağlamaktadır. Her bir etkileşimde yer alan çizgilerin birbirlerine karşı paralellik göstermemesi bu etkinin varlığına dair bir işarettir. Böylelikle Buğday*Maya ve Buğday*Fermantasyon etkileşimlerinde bu etki, Buğday'ın düşük seviyesine kıyasla yüksek seviyesinde daha çok belli olmaktadır. Maya*Fermantasyon etkileşiminde ise bu etki neredeyse yok denecek kadar az miktardadır fakat kesin bir şekilde emin olmak için Çizelge 7.9'daki ANOVA tablosu kullanılmalıdır.



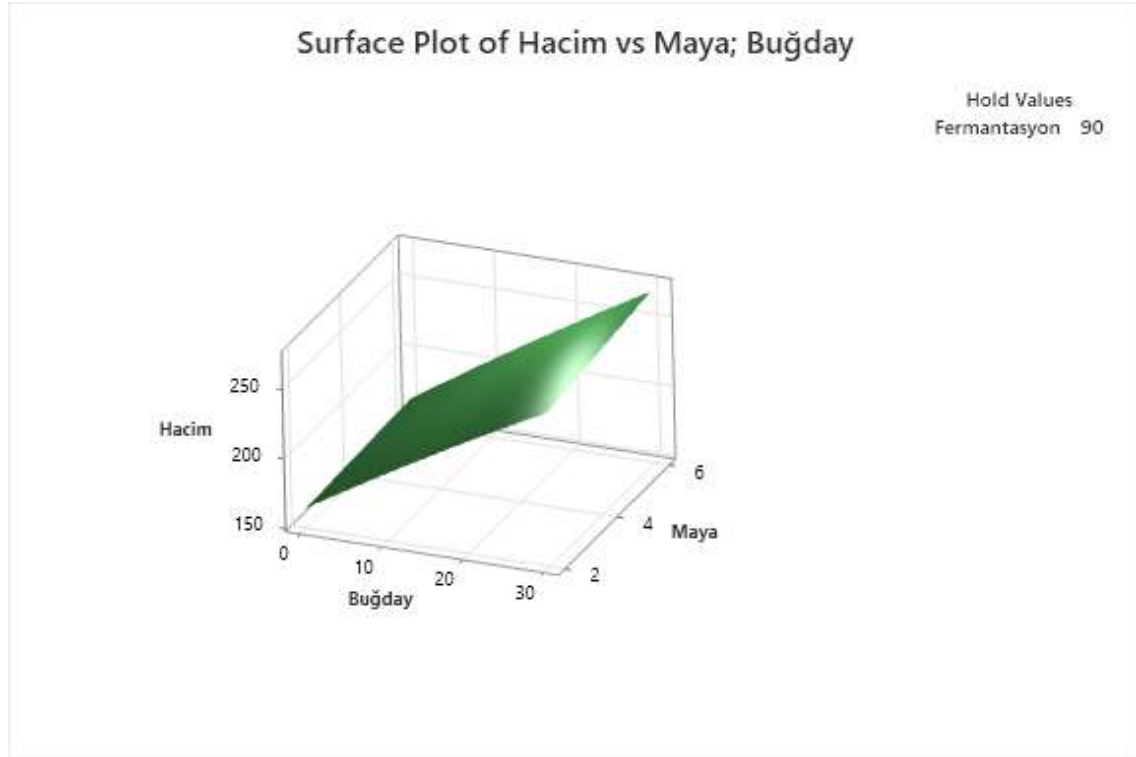
Şekil 7.15. Yanıt için etkileşim etkileri grafiği

Şekil 7.16 her bir faktörün yanıt üzerindeki ana etkisinin kontrolüne ilişkin görsel bir yol ile ön kontrol sağlamaktadır. Her bir ana etkide yer alan çizginin, x eksenine karşı paralellik göstermemesi bu etkinin varlığına dair bir işarettir. Paralellik ne kadar az ise bu etki o kadar fazladır. Böylelikle Buğday faktöründe bu etki daha çok belli olmaktadır. Buğday'ın düşük seviyeden yüksek seviyeye geçmesi hacim de büyük bir artış meydana getirir. Maya ve Fermantasyon ana etkilerinin hacim üzerindeki artış yönü Buğday ile aynı olsa da hacim üzerindeki artış miktarı göz önüne alındığında Buğday kadar etkili olmamaktadırlar. Etkileşim etkisinde olduğu gibi ana etkinin varlığından da kesin bir şekilde emin olmak için Çizelge 7.9'daki ANOVA tablosu kullanılmalıdır.

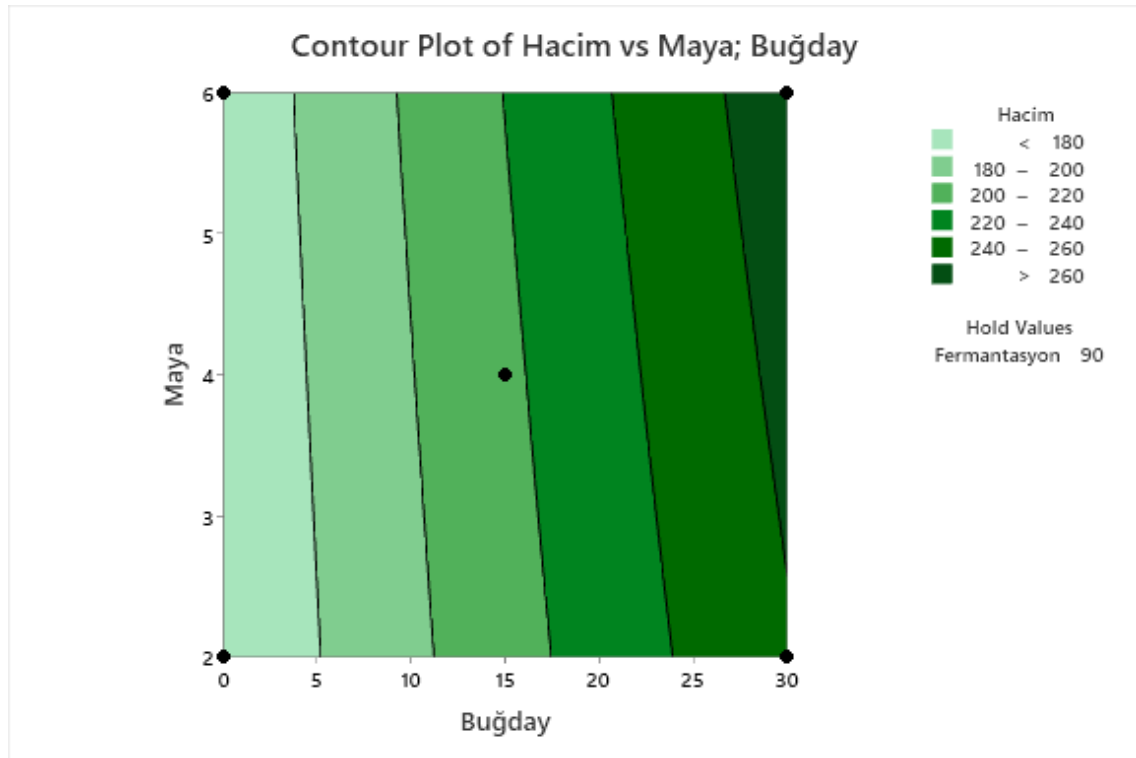


Şekil 7.16. Yanıt için ana etkiler grafiği

Şekil 7.17 ve Şekil 7.18 sırasıyla, Fermantasyon faktörünün seviyesi (90 dakika) sabit tutulduğunda Buğday ile Maya faktörlerine ilişkin seviyelerin elde ettiği yanıt değerlerini gösteren yanıt yüzeyi ve kontur grafikleridir. Hacmi maksimum değere çıkaran (>260) faktörlere ilişkin optimum seviyeler sırasıyla; Buğday için %28 ile %30 arası, Maya için %3 ile %6 arası ve Fermantasyon süresi için ise 90 dakika şeklindedir.

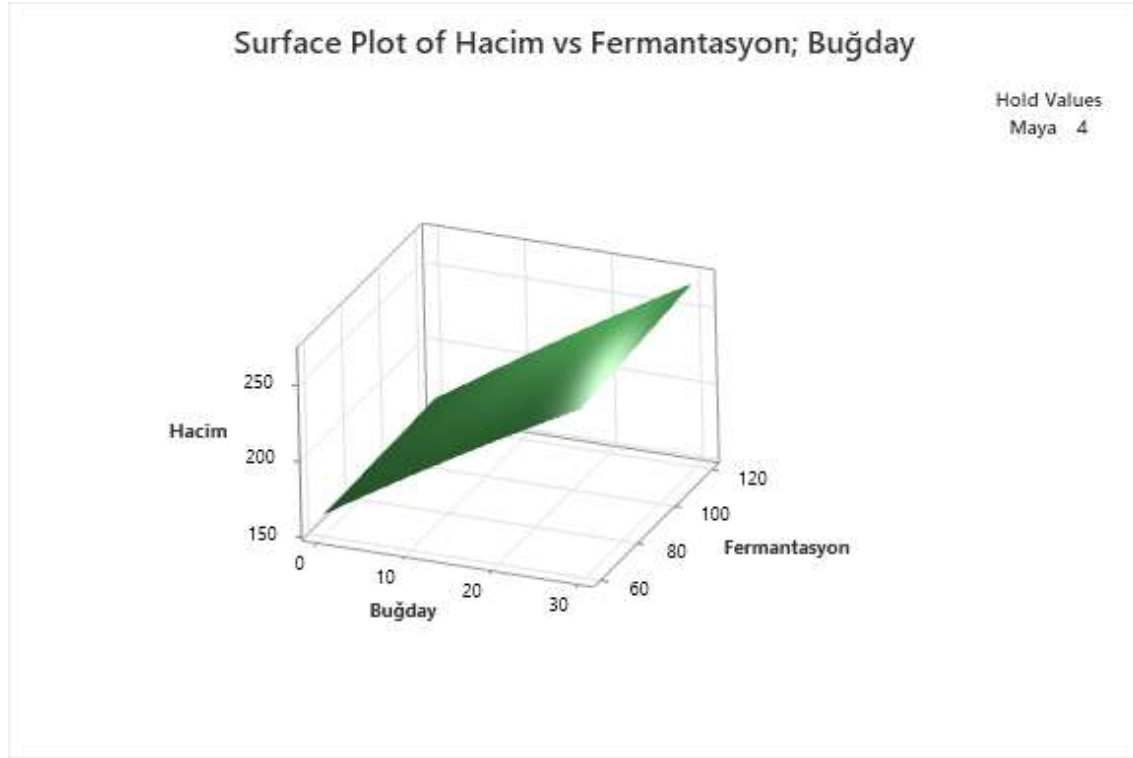


Şekil 7.17. Fermantasyon süresi sabit tutulduğunda buğday unu ve maya miktarının seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için yüzey grafiği

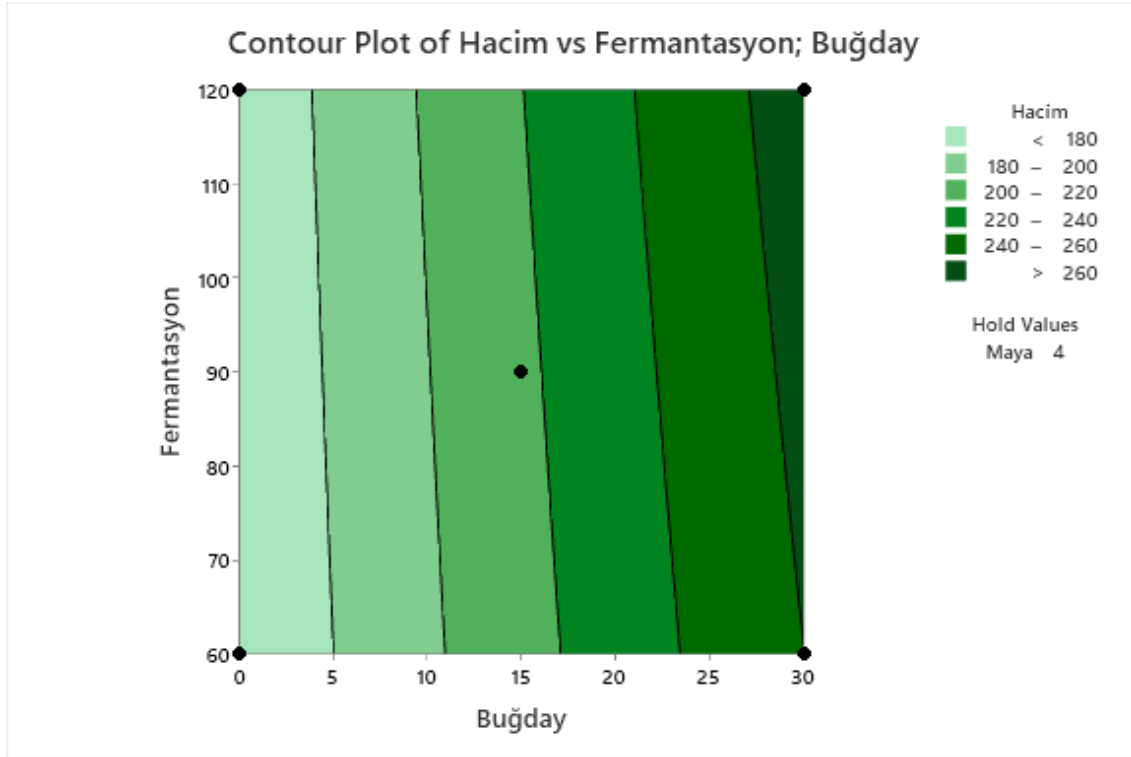


Şekil 7.18. Fermantasyon süresi sabit tutulduğunda buğday unu ve maya miktarının seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için kontur grafiği

Şekil 7.19 ve Şekil 7.20 sırasıyla, Maya faktörünün seviyesi (%4) sabit tutulduğunda Buğday ile Fermantasyon faktörlerine ilişkin seviyelerin elde ettiği yanıt değerlerini gösteren yanıt yüzeyi ve kontur grafikleridir. Hacmi maksimum değere çıkaran (>260) faktörlere ilişkin optimum seviyeler sırasıyla; Buğday için %28 ile %30 arası, Maya için %4 ve Fermantasyon süresi için ise 60 dakika ile 120 dakika arası şeklindedir.

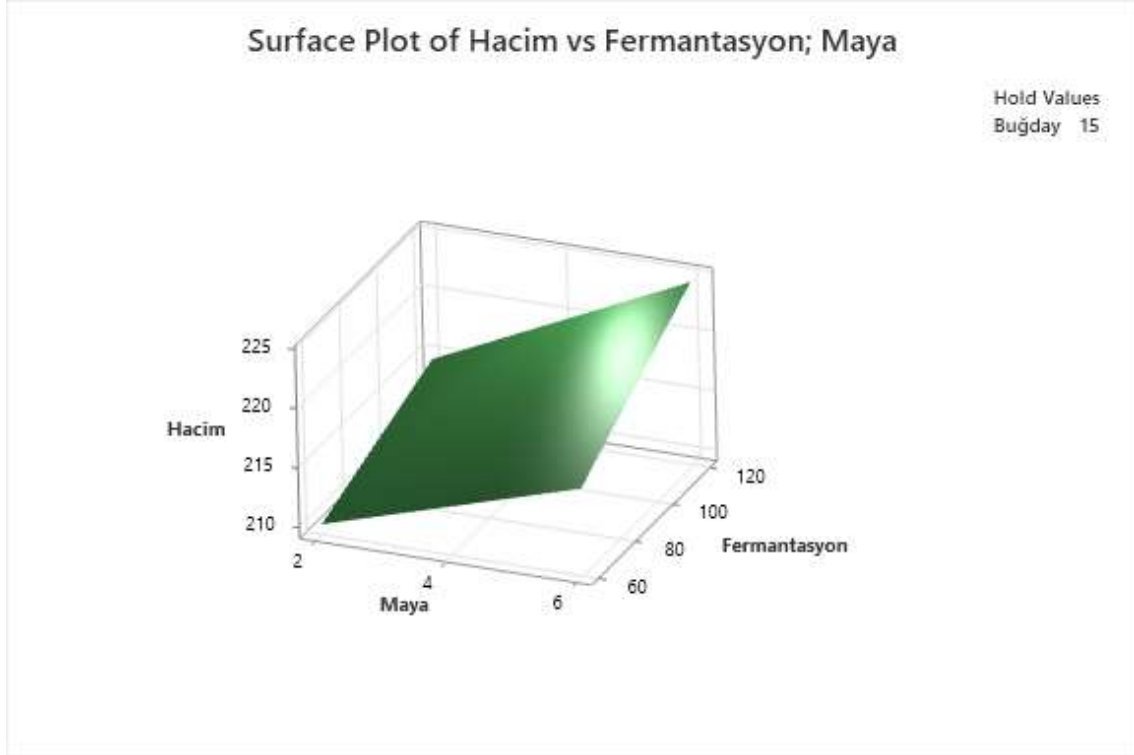


Şekil 7.19. Maya miktarı sabit tutulduğunda buğday unu ve fermantasyon süresinin seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için yüzey grafiği

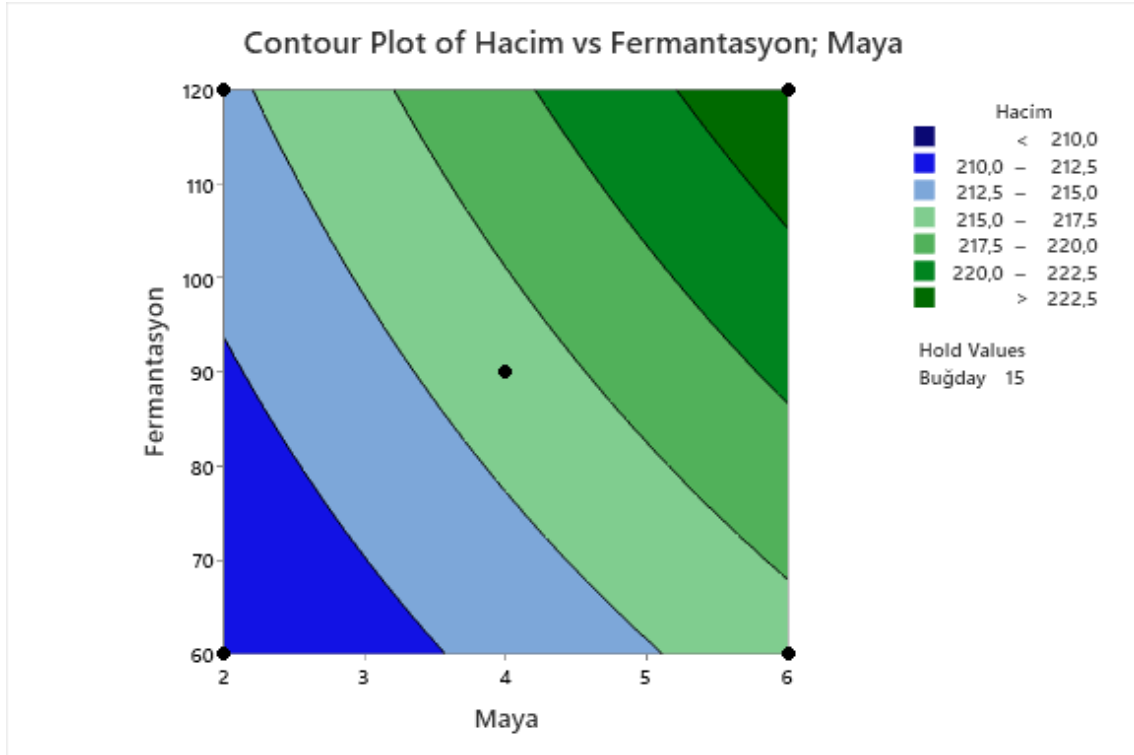


Şekil 7.20. Maya miktarı sabit tutulduğunda buğday unu ve fermantasyon süresinin seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için kontur grafiği

Şekil 7.21 ve Şekil 7.22 sırasıyla, Buğday faktörünün seviyesi (%15) sabit tutulduğunda Maya ile Fermantasyon faktörlerine ilişkin seviyelerin elde ettiği yanıt değerlerini gösteren yanıt yüzeyi ve kontur grafikleridir. Hacmi maksimum değere çıkaran (222,5) faktörlere ilişkin optimum seviyeler sırasıyla; Buğday için %15, Maya için %6 ve Fermantasyon süresi için ise 110 dakika ile 120 dakika arası şeklindedir.



Şekil 7.21. Buğday unu sabit tutulduğunda maya miktarı ve fermantasyon süresinin seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için yüzey grafiği



Şekil 7.22. Buğday unu sabit tutulduğunda maya miktarı ve fermantasyon süresinin seviyelerine ilişkin maksimum hacim değeri için kontur grafiği

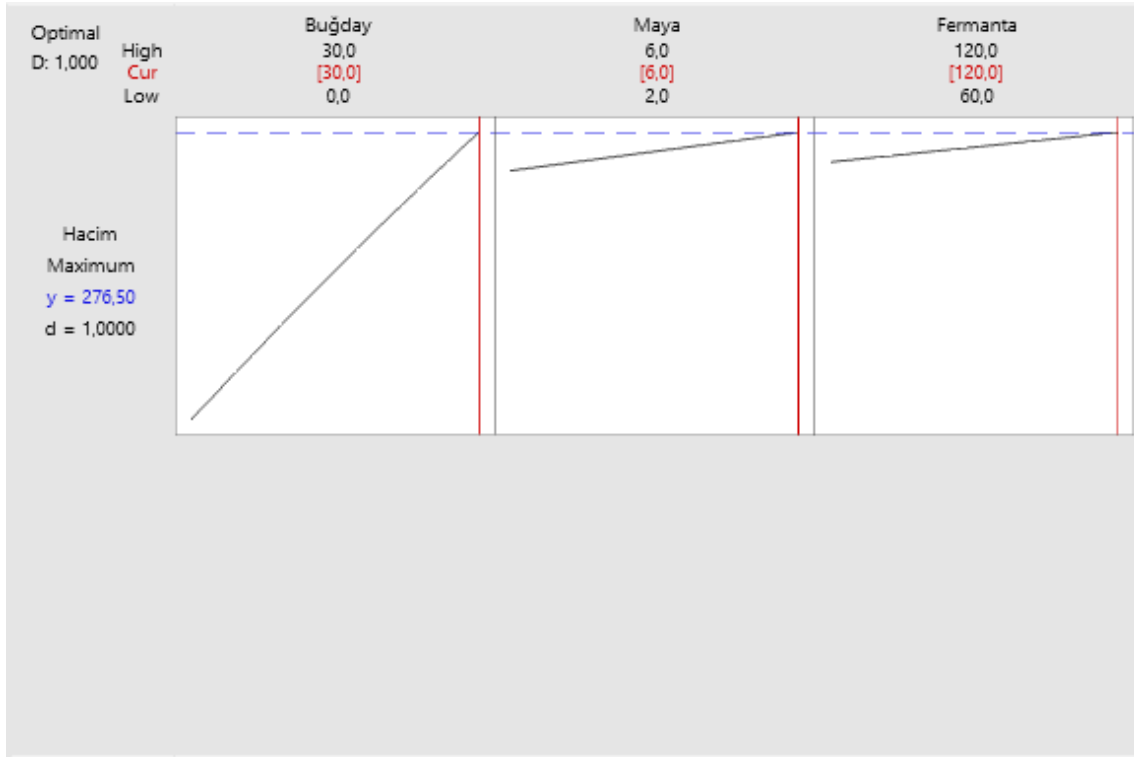
Çizelge 7.11 Hedef hacim değerine ilişkin tanımlamaları göstermektedir. Burada:

- Goal: Yanıt için tanımlanan hedefi göstermektedir. Sürecin amacının hacmi maksimum yapmak olduğu görülür.
- Lower: Yanıt hedefi için kabul edilemez değeri göstermektedir. Böylelikle 161,9 ve altı değerler hedef hacim değeri için kabul edilemez.
- Target: Yanıt hedefi için mükemmel değeri göstermektedir. Böylelikle 271,6 değeri hedef hacim değeri için mükemmeldir.

Çizelge 7.11. Hedef hacim değerine ilişkin sınırlar

Response	Goal	Lower	Target	Upper	Weight	Importance
Hacim	Maximum	161,9	271,6		10	10

Şekil 7.23 Faktörlere ilişkin seviyelerin tahmin edilen yanıtı nasıl etkilediğini göstermektedir. Burada dikkat edilmesi gereken en önemli hususlardan ilki, hacmi maksimum değere çıkaran (276,50) faktörlere ilişkin optimum seviyelerin; Buğday unu için %30, Maya miktarı için %6 ve Fermantasyon süresi için ise 120 dakika olarak elde edilmesidir. İkinci husus ise tasarımda tek yanıt kullanıldığı için bireysel arzu edilebilirlik (d) değeridir. Bu değer (0,1) aralığındadır. Analiz de bireysel arzu edilebilirlik değeri bir (1) olduğundan dolayı faktörlere ilişkin optimum seviyeler, hedef hacim için elde edilen değeri iyi bir şekilde karşılamıştır.



Şekil 7.23. Hedef hacim değerine ilişkin faktörlerin optimum seviyeleri ve bireysel arzu edilebilirlik

Çizelge 7.12 analizin amaçlanan şekilde gerçekleştirildiğini doğrulamak için kullanılan tanımlamaları göstermektedir. Burada:

- Fit: Belirtilen faktörlere ilişkin seviyeler için ortalama yanıtın nokta tahminini göstermektedir. Böylelikle Buğday unu için %30, Maya miktarı için %6 ve Fermantasyon süresi için ise 120 dakika olmak üzere ortalama hacmin nokta tahmini 276,500 olarak bulunur.
- SE Fit: Belirtilen faktörlere ilişkin seviyeler için ortalama yanıt tahmininin hassaslığını göstermektedir. Bu değer (0,711) küçük olduğu için ortalama hacim tahmininin hassaslığı yüksektir.

Çizelge 7.12. Hedef hacim değeri tahmini

Variable	Setting			
Buğday	30			
Maya	6			
Fermantasyon	120			
Response	Fit	SE Fit	95% CI	95% PI
Hacim	276,500	0,711	(274,917; 278,083)	(274,376; 278,624)

8. SONUÇ VE ÖNERİLER

Ekmek hacminin yüksek olması yani kabarması önemli bir kalite kriteridir. Mayalı ekmek yapımında kaliteli bir ekmek için hamurun fermantasyonu sırasında yeterli miktarda CO₂ gazının oluşması önemli olmakla birlikte bu gazın aynı zamanda hamur tarafından tutulması gerekmektedir. Hamurda CO₂ gazının tutulmasında en önemli faktör ise unun glüten miktarı ve kalitesidir.

Glüten buğdaya has bir özelliktir ve yoğurma sırasında gliadin ile glütenin birleşmesi sonucu meydana gelir. Glüten, fermantasyon sırasında mayanın oluşturduğu CO₂ gazını tutarak ekmeğin kabarmasını sağlar. Mısırdaki ise glüten proteini bulunmamaktadır. Bu nedenle mısır ekmeği kabarmaz ve hacmi düşük olur. Mısır ekmeğinin kabarmasını sağlamak için buğday unu ilave edilebilir. Mısır ununa, buğday unu ilavesi arttıkça undan gelen glüten miktarı da artacağı için mısır ekmeğinin hacminde de bir artış meydana gelecektir.

Bu tez çalışmasında buğday unu (%0, %15 ve %30), maya miktarı (%2, %4 ve %6) ve fermantasyon süresi (60 dakika, 90 dakika ve 120 dakika) olmak üzere her biri üç seviyeye sahip üç faktör ve hacim olmak üzere tek yanıt ele alınarak Box ve Behnken tasarımı üzerinden ard arda iki analiz yürütülmüştür. İlk analizde hacim üzerinde önemli olan faktörler belirlenmiştir. Ardından yapılan ikinci analizde ise bu faktörlere ilişkin hacmi maksimum değere çıkaran optimum seviyeler bulunmuştur. Böylelikle hacmi 276.500 yapmak için buğday unu %30, Maya miktarı %6 ve Fermantasyon süresi ise 120 dakika şeklindedir.

Bu tez çalışması:

- Elde edilen sonuçtan dolayı hacim açısından kaliteli mısır ekmeği elde etmek isteyen üreticilere,
- Analizin önemli her adımında yapılan açıklamalardan dolayı yanıt yüzeyi yöntemi kullanmak isteyen araştırmacılara

Katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

1. García, P., Fredes, C., Cea, I., Lozano-Sánchez, J., Leyva-Jiménez, F. J., Robert, P., Vergara, C., and Jimenez, P. (2021). Recovery of bioactive compounds from pomegranate (*Punica granatum* L.) peel using pressurized liquid extraction. *Foods*, 10(2), 203.
2. Ishak, I., Hussain, N., Coorey, R., and Abd Ghani, M. (2021). Optimization and characterization of chia seed (*Salvia hispanica* L.) oil extraction using supercritical carbon dioxide. *Journal of CO2 Utilization*, 45, 101430.
3. Pinto, D., de la Luz Cadiz-Gurrea, M., Sut, S., Ferreira, A. S., Leyva-Jimenez, F. J., Dall'Acqua, S., Segura-Carretero, A., Delerue-Matos, C., and Rodrigues, F. (2020). Valorisation of underexploited *Castanea sativa* shells bioactive compounds recovered by supercritical fluid extraction with CO₂: A response surface methodology approach. *Journal of CO2 Utilization*, 40, 101194.
4. AL-Saeedi, B. S. M., and Luti, K. J. K. (2018). Bacteriocin from *Streptococcus salivarius* optimized statistically by response surface methodology active against different clinical oral pathogenic *Streptococci*. *Iraqi Journal of Science*, 59(1C), 463-475.
5. Yonis, R. W., Luti, K. J. K., and Aziz, G. M. (2019). An Application of Response Surface Methodology for Optimizing the Production of Chitin Deacetylase Enzyme by *Aspergillus Flavus*. *Iraqi Journal of Science*, 60(6), 1206-1220.
6. Mohammed, S. J., Kadhum, K. J., and waleed Hameed, K. (2018). Classical and statistical optimization of medium composition for promoting prodigiosin produced by local isolate of *Serratia marcescens*. *Al-Khwarizmi Engineering Journal*, 14(4), 92-102.
7. Archbold, T., and Carson, J. K. (2023). Optimisation of a grass cutting blade using design of experiments with qualitative and quantitative performance metrics. *Biosystems Engineering*, 234, 66-80.
8. Antony, J., Viles, E., Torres, A. F., Paula, T. I. D., Fernandes, M. M., and Cudney, E. A. (2020). Design of experiments in the service industry: a critical literature review and future research directions. *The TQM Journal*, 32(6), 1159-1175.
9. Durakovic, B. (2017). Design of experiments application, concepts, examples: State of the art. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, 5(3), 421-439.
10. Jamshidnezhad, M. (2015). *Experimental design in petroleum reservoir studies*. Oxford: Gulf Professional Publishing.
11. Luiz, M. T., Viegas, J. S. R., Abriata, J. P., Viegas, F., de Carvalho Vicentini, F. T. M., Bentley, M. V. L. B., Chorilli, M., Marchetti, J. M., and Tapia-Blacido, D. R. (2021). Design of experiments (DoE) to develop and to optimize nanoparticles as drug delivery systems. *European Journal of Pharmaceutics and Biopharmaceutics*, 165, 127-148.

12. Jankovic, A., Chaudhary, G., and Goia, F. (2021). Designing the design of experiments (DOE)—An investigation on the influence of different factorial designs on the characterization of complex systems. *Energy and Buildings*, 250, 111298.
13. Fukuda, I. M., Pinto, C. F. F., Moreira, C. D. S., Saviano, A. M., and Lourenço, F. R. (2018). Design of experiments (DoE) applied to pharmaceutical and analytical quality by design (QbD). *Brazilian journal of pharmaceutical sciences*, 54.
14. Ranga, S., Jaimini, M., Sharma, S. K., Chauhan, B. S., and Kumar, A. (2014). A review on Design of Experiments (DOE). *International Journal of Pharmaceutical Chemical Sciences*, 3(1), 216-24.
15. Politis, N. Colombo, S., Colombo, P., and Rekkas, M. (2017). Design of experiments (DoE) in pharmaceutical development. *Drug development and industrial pharmacy*, 43(6), 889-901.
16. Lee, R. (2019). Statistical design of experiments for screening and optimization. *Chemie ingenieur technik*, 91(3), 191-200.
17. Silva, H., Santos, A. S., Varela, L. R., Trojanowska, J., and Berladir, K. (2023, September). Design of Experiments: An Overview and Future Paths. In *International Conference on Intelligent Systems in Production Engineering and Maintenance* (pp. 328-341). Cham: Springer Nature Switzerland.
18. Tanco, M., Viles, E., Ilzarbe, L., and Jesus Alvarez, M. (2009). Barriers faced by engineers when applying design of experiments. *The TQM Journal*, 21(6), 565-575.
19. Ilzarbe, L., Álvarez, M. J., Viles, E., and Tanco, M. (2008). Practical applications of design of experiments in the field of engineering: a bibliographical review. *Quality and Reliability Engineering International*, 24(4), 417-428.
20. Jacyna, J., Kordalewska, M., and Markuszewski, M. J. (2019). Design of Experiments in metabolomics-related studies: An overview. *Journal of pharmaceutical and biomedical analysis*, 164, 598-606.
21. Yondo, R., Andrés, E., and Valero, E. (2018). A review on design of experiments and surrogate models in aircraft real-time and many-query aerodynamic analyses. *Progress in aerospace sciences*, 96, 23-61.
22. Paulo, F., and Santos, L. (2017). Design of experiments for microencapsulation applications: A review. *Materials Science and Engineering: C*, 77, 1327-1340.
23. Sakkas, V. A., Islam, M. A., Stalikas, C., and Albanis, T. A. (2010). Photocatalytic degradation using design of experiments: a review and example of the Congo red degradation. *Journal of hazardous materials*, 175(1-3), 33-44.
24. Román-Ramírez, L. A., and Marco, J. (2022). Design of experiments applied to lithium-ion batteries: A literature review. *Applied Energy*, 320, 119305.

25. Niedz, R. P., and Evens, T. J. (2016). Design of experiments (DOE)—history, concepts, and relevance to in vitro culture. *In Vitro Cellular and Developmental Biology-Plant*, 52, 547-562.
26. Arboretti, R., Ceccato, R., Pegoraro, L., and Salmaso, L. (2022). Design of Experiments and machine learning for product innovation: A systematic literature review. *Quality and Reliability Engineering International*, 38(2), 1131-1156.
27. Al-Kharusi, G., Dunne, N. J., Little, S., and Levingstone, T. J. (2022). The role of machine learning and design of experiments in the advancement of biomaterial and tissue engineering research. *Bioengineering*, 9(10), 561.
28. Chakrabarty, A., Buzzard, G. T., and Rundell, A. E. (2013). Model-based design of experiments for cellular processes. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Systems Biology and Medicine*, 5(2), 181-203.
29. Gilman, J., Walls, L., Bandiera, L., and Menolascina, F. (2021). Statistical design of experiments for synthetic biology. *ACS synthetic biology*, 10(1), 1-18.
30. İnternet: Quality Digest. Web: <https://www.qualitydigest.com/static/magazine/june01/html/doe.html>, Son Erişim Tarihi: 30.05.2024.
31. Baş, D., and Boyacı, İ. H. (2007). Modeling and optimization I: Usability of response surface methodology. *Journal of food engineering*, 78(3), 836-845.
32. Lamidi, S., Olaleye, N., Bankole, Y., Obalola, A., Aribike, E., and Adigun, I. (2022). *Applications of response surface methodology (RSM) in product design, development, and process optimization*. London: IntechOpen.
33. Hadiyat, M. A., Sopha, B. M., and Wibowo, B. S. (2022). Response surface methodology using observational data: A systematic literature review. *Applied Sciences*, 12(20), 10663.
34. İnternet: Nist. Web: <https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/pri/section3/pri336.htm>, Son Erişim Tarihi: 30.05.2024.
35. İnternet: Minitab. Web: <https://support.minitab.com/en-us/minitab/>, Son Erişim Tarihi: 30.05.2024.
36. Breig, S. J. M., and Luti, K. J. K. (2021). Response surface methodology: A review on its applications and challenges in microbial cultures. *Materials Today: Proceedings*, 42, 2277-2284.
37. Zaid, H., Al-sharify, Z., Hamzah, M. H., and Rushdi, S. (2022). Optimization of different chemical processes using response surface methodology-a review: response surface methodology. *Journal of Engineering and Sustainable Development*, 26(6), 1-12.

38. De Oliveira, L. G., de Paiva, A. P., Balestrassi, P. P., Ferreira, J. R., da Costa, S. C., and da Silva Campos, P. H. (2019). Response surface methodology for advanced manufacturing technology optimization: theoretical fundamentals, practical guidelines, and survey literature review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 104, 1785-1837.
39. Reji, M., and Kumar, R. (2022). Response surface methodology (RSM): An overview to analyze multivariate data. *Indian Journal of Microbiology Research*, 9(4), 241-248.
40. Ranganath, M. S., and Vipin, H. (2014). Optimization of process parameters in turning operation using response surface methodology: a review. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 4(10), 351-360.
41. Carley, K. M., Kamneva, N. Y., and Reminga, J. (2004). *Response surface methodology*. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, School of Computer Science, Institute for Software Research International, 1-26
42. Khuri, A. I., and Mukhopadhyay, S. (2010). Response surface methodology. *Wiley interdisciplinary reviews: Computational statistics*, 2(2), 128-149.
43. Gunst, R. F., and Mason, R. L. (2009). Fractional factorial design. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 1(2), 234-244.
44. Hanrahan, G., and Lu, K. (2006). Application of factorial and response surface methodology in modern experimental design and optimization. *Critical Reviews in Analytical Chemistry*, 36(3-4), 141-151.
45. Mousavi, L., Tamiji, Z., and Khoshayand, M. R. (2018). Applications and opportunities of experimental design for the dispersive liquid–liquid microextraction method—A review. *Talanta*, 190, 335-356.
46. Ücker, C. L., Goetzke, V., Riemke, F. C., Oliveira, M. E., Carreno, N. L. V., Morisso, F. D. P., Teodoro, M. D., Mastelaro, V. R., Moreira, M. L., Raubach C. W., and da Silva Cava, S. (2023). The photocatalytic performance of Fe inserted in Nb₂O₅ obtained by microwave-assisted hydrothermal synthesis: Factorial design of experiments. *Journal of Photochemistry and Photobiology A: Chemistry*, 435, 114294.
47. Wang, J., and Wan, W. (2009). Experimental design methods for fermentative hydrogen production: a review. *International journal of hydrogen energy*, 34(1), 235-244.
48. Sukmana, H., Ballai, G., Gyulavári, T., Illés, E., Kozma, G., Kónya, Z., and Hodúr, C. (2023). Hungarian and Indonesian rice husk as bioadsorbents for binary biosorption of cationic dyes from aqueous solutions: A factorial design analysis. *Heliyon*, 9(6), 1-19.
49. Colette, D. A., Martial, A. K. D., Joseph, A. Y., Benjamin, Y. K., and Patrick, D. A. (2023). Optimization of the compressive strength of used tire/cement phase composite concretes using a full factorial design. *Construction and Building Materials*, 404, 133252.

50. Alotaibi, N., Aldahlawi, A., Zaher, K., Basingab, F., and Alrahimi, J. (2023). Optimizing the generation of mature bone marrow-derived dendritic cells in vitro: a factorial study design. *Journal of Genetic Engineering and Biotechnology*, 21(1), 144.
51. Sahoo, P., and Barman, T. K. (2012). ANN modelling of fractal dimension in machining. In *Mechatronics and manufacturing engineering*. Oxford: Woodhead Publishing, 159-226.
52. İnternet: Math Montana. Web: <https://www.math.montana.edu/job/st578/sec4a.pdf>, Son Erişim Tarihi:30.05.2024.
53. İnternet: IIT Kanpur. Web: <http://home.iitk.ac.in/~shalab/anova/chapter8-anova-factorial-experiment.pdf>, Son Erişim Tarihi:30.05.2024.
54. Şenoğlu, B., and Acıtaş, Ş. (2011). *İstatistiksel deney tasarımı: sabit etkili modeller*. Ankara: Nobel yayınevi.
55. Shanmugam, B. K., Vardhan, H., Raj, M. G., Kaza, M., Sah, R., and Hanumanthappa, H. (2022). Application of fractional factorial design for evaluating the separation performance of the screening machine. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*, 42(11), 3369-3379.
56. İnternet: Math Montana. Web: <https://www.math.montana.edu/job/st578/sec5a.pdf>, Son Erişim Tarihi:30.05.2024.
57. İnternet: IIT Kanpur. Web: <http://home.iitk.ac.in/~shalab/anova/chapter11-anova-fractional-replications.pdf>, Son Erişim Tarihi:30.05.2024.
58. Abourriche, A., Hannache, H., and Oumam, M. (2018). Elaboration of novel adsorbent from Moroccan oil shale using Plackett–Burman design. *Chemistry International*, 4(1), 7-14.
59. Vanaja, K., and Shobha Rani, R. H. (2007). Design of experiments: concept and applications of Plackett Burman design. *Clinical research and regulatory affairs*, 24(1), 1-23.
60. Fang, M., Yu, Z., Zhang, W., Cao, J., and Liu, W. (2022). Friction coefficient calibration of corn stalk particle mixtures using Plackett-Burman design and response surface methodology. *Powder Technology*, 396, 731-742.
61. No, A. M. C. T. B., and Analytical Methods Committee. (2013). Experimental design and optimisation (4): Plackett–Burman designs. *Analytical Methods*, 5(8), 1901-1903.
62. Phulpoto, A. H., Pirzada, T., and Kanhar, N. A. (2023). Exploring community dynamics: Cultivable and uncultivable for the microbial-mediated bioremediation of oil-based paints polluted soil from aqueous media by Plackett-Burman statistically designed conditions. *Science of The Total Environment*, 891, 164505.
63. Jin, Y. (2016). *Factor screening in a 12 Run Plackett-Burman design assuming four active factors* Master's thesis, Norwegian University of Science and Technology.

64. Benkaddour, S., El Ouahabi, I., Hiyane, H., Essoufy, M., Driouich, A., El Antri, S., El Hajjaji, S., Slimani, R., and Lazar, S. (2020). Removal of Basic Yellow 28 by biosorption onto watermelon seeds, part I: The principal factors influencing by Plackett-Burman screening design. *Surfaces and Interfaces*, 21, 100732.
65. Bezerra, M. A., Santelli, R. E., Oliveira, E. P., Villar, L. S., and Escaleira, L. A. (2008). Response surface methodology (RSM) as a tool for optimization in analytical chemistry. *Talanta*, 76(5), 965-977.
66. Ahmad, A. L., Ismail, S., and Bhatia, S. (2005). Optimization of coagulation–flocculation process for palm oil mill effluent using response surface methodology. *Environmental science and technology*, 39(8), 2828-2834.
67. İnternet: StatEase. Web: <https://www.statease.com/blog/choosing-best-design-process-optimization/>, Son Erişim Tarihi:30.05.2024.
68. İnternet: The Open Educator. Web: <https://www.theopeneducator.com/doe/Response-Surface-Methodology>, Son Erişim Tarihi:30.05.2024.
69. Pereira, L. M. S., Milan, T. M., and Tapia-Blácido, D. R. (2021). Using Response Surface Methodology (RSM) to optimize 2G bioethanol production: A review. *Biomass and Bioenergy*, 151, 106166.
70. Cano-Lamadrid, M., Martínez-Zamora, L., Mozafari, L., Bueso, M. C., Kessler, M., and Artés-Hernández, F. (2023). Response Surface Methodology to Optimize the Extraction of Carotenoids from Horticultural By-Products—A Systematic Review. *Foods*, 12(24), 4456.
71. Yolmeh, M., and Jafari, S. M. (2017). Applications of response surface methodology in the food industry processes. *Food and bioprocess technology*, 10(3), 413-433.
72. Veza, I., Spraggon, M., Fattah, I. R., and Idris, M. (2023). Response surface methodology (RSM) for optimizing engine performance and emissions fueled with biofuel: Review of RSM for sustainability energy transition. *Results in Engineering*, 19, 101213.
73. Witek-Krowiak, A., Chojnacka, K., Podstawczyk, D., Dawiec, A., and Bubala, K. (2014). Application of response surface methodology and artificial neural network methods in modelling and optimization of biosorption process. *Bioresource technology*, 160, 150-160.
74. Conde-Hernández, L. A., Botello-Ojeda, A. G., Alonso-Calderón, A. A., Osorio-Lama, M. A., Bernabé-Loranca, M. B., and Chavez-Bravo, E. (2021). Optimization of extraction of essential oils using response surface methodology: A review. *Journal of Essential Oil Bearing Plants*, 24(5), 937-982.
75. Usman, A., Sutanto, M. H., Napiah, M. B., and Yaro, N. S. A. (2021). *Response surface methodology optimization in asphalt mixtures: A review*. London: IntechOpen.

76. Leardi, R. (2009). Experimental design in chemistry: A tutorial. *Analytica chimica acta*, 652(1-2), 161-172.
77. Mtarfi, N. H., Rais, Z., Taleb, M., and Kada, K. M. (2017). Effect of fly ash and grading agent on the properties of mortar using response surface methodology. *Journal of Building Engineering*, 9, 109-116.
78. Carabajal, M., Teglia, C. M., Cerutti, S., Culzoni, M. J., and Goicoechea, H. C. (2020). Applications of liquid-phase microextraction procedures to complex samples assisted by response surface methodology for optimization. *Microchemical Journal*, 152, 104436.
79. Elkelawy, M., El Shenawy, E. A., Bastawissi, H. A. E., Shams, M. M., and Panchal, H. (2022). A comprehensive review on the effects of diesel/biofuel blends with nanofluid additives on compression ignition engine by response surface methodology. *Energy Conversion and Management: X*, 14, 100177.
80. Anfar, Z., Ait Ahsaine, H., Zbair, M., Amedlous, A., Ait El Fakir, A., Jada, A., and El Alem, N. (2020). Recent trends on numerical investigations of response surface methodology for pollutants adsorption onto activated carbon materials: A review. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, 50(10), 1043-1084.
81. Weremfo, A., Abassah-Oppong, S., Adulley, F., Dabie, K., and Seidu-Larry, S. (2023). Response surface methodology as a tool to optimize the extraction of bioactive compounds from plant sources. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 103(1), 26-36.
82. Asaad, S. M., Inayat, A., Ghenai, C., and Shanableh, A. (2023). Response Surface Methodology in Biodiesel Production and Engine Performance Assessment. *International Journal of Thermofluids*, 21, 100551.
83. Karimifard, S., and Moghaddam, M. R. A. (2018). Application of response surface methodology in physicochemical removal of dyes from wastewater: a critical review. *Science of the Total Environment*, 640, 772-797.
84. Klein, E. J., and Rivera, S. L. (2000). A review of criteria functions and response surface methodology for the optimization of analytical scale HPLC separations, 23(14), 2097-2021.
85. Khataee, A. R., Kasiri, M. B., and Alidokht, L. (2011). Application of response surface methodology in the optimization of photocatalytic removal of environmental pollutants using nanocatalysts. *Environmental technology*, 32(15), 1669-1684.
86. Hibbert, D. B. (2012). Experimental design in chromatography: a tutorial review. *Journal of chromatography B*, 910, 2-13.
87. Araujo Hernandez, PW., and Brereton, RG. (1996). Experimental design 2. Optimisation. *Trends in Analytical Chemistry*, 15, 63 - 70.

88. İnternet: PennState. Web: <https://online.stat.psu.edu/stat503/lesson/11/11.2>, Son Erişim Tarihi: 30.05.2024.
89. Chen, W. H., Uribe, M. C., Kwon, E. E., Lin, K. Y. A., Park, Y. K., Ding, L., and Saw, L. H. (2022). A comprehensive review of thermoelectric generation optimization by statistical approach: Taguchi method, analysis of variance (ANOVA), and response surface methodology (RSM). *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 169, 112917.



Gazili olmak ayrıcalıktır