BİLECİK ŞEYH EDEBALİ ÜNİVERSİTESİ

İSTATİSTİK ve BİLGİSAYAR BİLİMLERİ

R İSTATİSTİKSEL PROGRAMLAMA DİLİ

NUR KUBAN TORUN

DİYABET VE YAŞAM RİSKİ FAKTÖRLERİ İÇİN REGRESYON ANALİZİ

SILA KARACA

Bilecik

2025-2026

İçindekiler

ÖZET

Bu çalışmada, bireylerin yaşam biçimi ve metabolik özelliklerine bağlı olarak diyabet riskini tahmin etmek amacıyla **lojistik regresyon modeli** geliştirilmiştir. Analiz, **Kaggle** veri platformunda yer alan *"Diabetes Risk and Lifestyle Factors"* (Diyabet Riski ve Yaşam Tarzı Faktörleri) veri seti kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Veri seti; demografik bilgiler, yaşam tarzı faktörleri ve tıbbi ölçümler gibi değişkenleri içermektedir.

Özellikle bu çalışmada bağımlı değişken olarak ikili sınıflandırma (diyabet durumu: var/yok) seçilmiş, bağımsız değişkenler arasında *insulin, vücut kitle indeksi (VKİ)* ve *uyku süresi* gibi önemli risk faktörleri modellenmiştir. Modelin doğrusal olmayan ilişkileri daha iyi yakalayabilmek için bağımsız değişkenlerden **uyku saatinin iki kez logaritmik dönüşümü** ve **insulin değişkeninin logaritması** alınmıştır. Bu dönüşümler, değişkenler ile logit fonksiyonu arasındaki doğrusal ilişki varsayımını desteklemek amacıyla uygulanmıştır.

Analiz sonuçları göstermiştir ki:

- **İnsulin düzeyinin artması**, diyabet riskini anlamlı şekilde artırmaktadır.
- **Vücut kitle indeksi** de risk üzerinde pozitif etkiye sahiptir.
- **Logaritmik uyku süresi**, artan uyku ile diyabet riskinin azalabileceğini göstermektedir.

Modelin performansı, McFadden pseudo R^2 ile değerlendirildiğinde, **istatistiksel olarak anlamlı bir açıklayıcılığa sahip olduğu** belirlenmiştir. Ayrıca modelde kullanılan değişkenler arasında çoklu bağlantı sorunu tespit edilmemiş, dönüşümlerin uygulanması lojistik regresyon varsayımlarının sağlanmasına katkı sağlamıştır.

Bu çalışma, yaşam tarzı ve metabolik göstergelerin diyabet riskini anlamada lojistik regresyon modellemesinin etkin bir araç olduğunu ortaya koymaktadır. Elde edilen bulgular, toplum sağlığı ve bireysel risk değerlendirmeleri açısından önemli çıkarımlar sunmaktadır.

GİRİŞ

Diyabet, dünya genelinde yaygınlığı giderek artan ve ciddi sağlık sorunlarına yol açabilen önemli bir kronik hastalıktır. Diyabetin neden olduğu komplikasyonlar, bireylerin yaşam kalitesini düşürmekte ve sağlık sistemleri üzerinde önemli bir yük oluşturmaktadır. Bu nedenle diyabet riskinin erken dönemde belirlenmesi ve etkili önleyici yaklaşımların geliştirilmesi büyük önem taşımaktadır.

Diyabetin gelişiminde genetik faktörlerin yanı sıra **yaşam tarzı (lifestyle) faktörleri** ve **metabolik göstergeler** belirleyici rol oynamaktadır. Uyku süresi gibi yaşam tarzı bileşenleri, insülin duyarlılığı ve glukoz metabolizması üzerinde etkili olurken; vücut kitle indeksi ve insülin düzeyi gibi metabolik faktörler diyabet riskini artırabilmektedir.

Bu tür çoklu risk faktörlerini birlikte değerlendirebilmek amacıyla, ikili sonuç değişkenlerinin modellenmesinde yaygın olarak kullanılan **lojistik regresyon analizi** tercih edilmiştir. Bu çalışmada, **"Diabetes Risk and Lifestyle Factors"** veri seti kullanılarak diyabet riskini etkileyen değişkenler incelenmiştir. Model varsayımlarının sağlanması amacıyla, **uyku süresi değişkenine iki aşamalı logaritmik dönüşüm**, **insulin değişkenine ise logaritmik dönüşüm** uygulanmıştır.

Bu çalışmanın amacı, yaşam tarzı ve metabolik faktörlerin diyabet riski üzerindeki etkilerini istatistiksel olarak ortaya koymak ve lojistik regresyon modeli aracılığıyla anlamlı risk belirleyicilerini tanımlamaktır.

Değişkenler

-Glucose (Glikoz, Bağımsız Değişken ama modele dahil değil çünkü insülinin diyabet üzerindeki "bağımsız" etkisi glikoz tarafından açıklanıyor. Bu yüzden insülin anlamlılığını kaybediyor.)

-Insulin (İnsülin, Bağımsız Değişken, modele dahil.)

-Age (Yaş, Bağımsız Değişken ama modele dahil değil.)

-Gender (Cinsiyet, Bağımsız Değişken ama regresyon modeline dahil değil.)

-Diet Type (Diyet Türü, Bağımsız Değişken ama regresyon modeline dahil değil.)

-Exercise Frequency (Egzersiz Frekansı, Bağımsız Değişken ama regresyon modeline dahil değil.)

-Heredity (Genetik Yatkınlık, Bağımsız Değişken ama regresyon modeline dahil değil.)

-Smoking (Sigara Kullanımı, Bağımsız Değişken ama regresyon modeline dahil değil.)

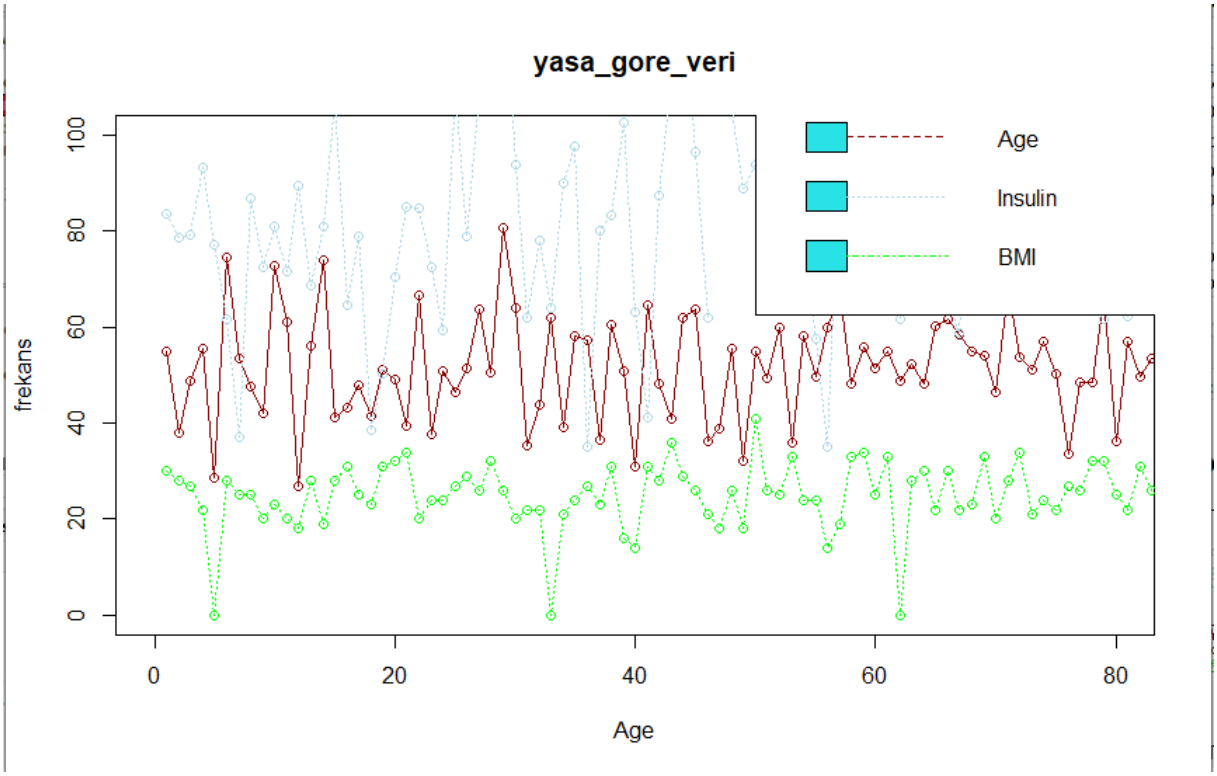
-Alcohol (Alkol Kullanımı, Bağımsız Değişken ama regresyon modeline dahil değil.)

-Sleep Hours (Uyku Saati, Bağımsız Değişken, modele dahil.)

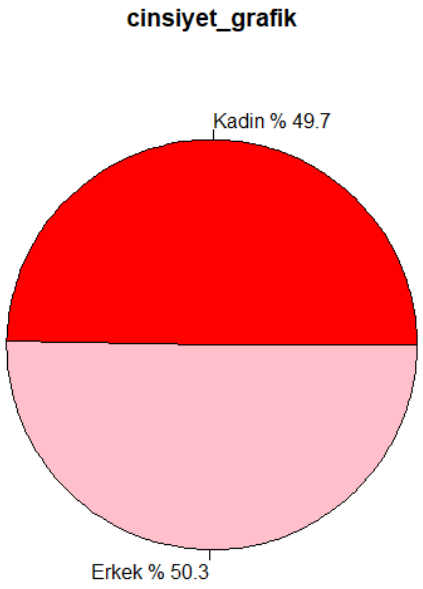
-Diabet Statuts (Diyabet Statüsü, Bağımlı Değişken)

-BMI (Vücut Kitle Endeksi, Bağımsız Değişken modele dahil.)

Veri Hakkında

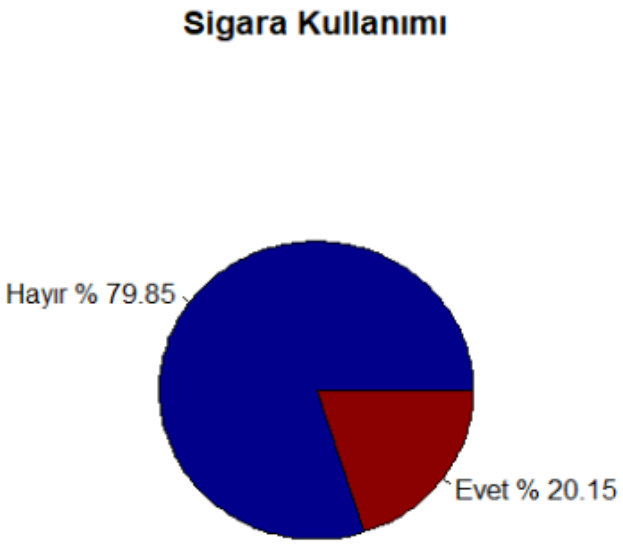


Yaşa göre çizilen çoklu çizgi grafiği incelendiğinde, yaş değişkeninin örneklem genelinde heterojen bir dağılım gösterdiği, insülin değerlerinin yaşa bağlı olarak yüksek dalgalanma sergilediği ve BMI(vücut kitle endeksi) değerlerinin ise görece daha stabil bir yapı izlediği görülmektedir. Yaş ile insülin ve BMI(vücut kitle endeksi) arasında belirgin bir doğrusal eğilim gözlenmemiştir. Bu bulgular, söz konusu değişkenlerin lojistik regresyon modeline birlikte dahil edilmesinin uygun olduğunu ve aralarında güçlü bir çoklu doğrusal bağlantı bulunmadığını düşündürmektedir.

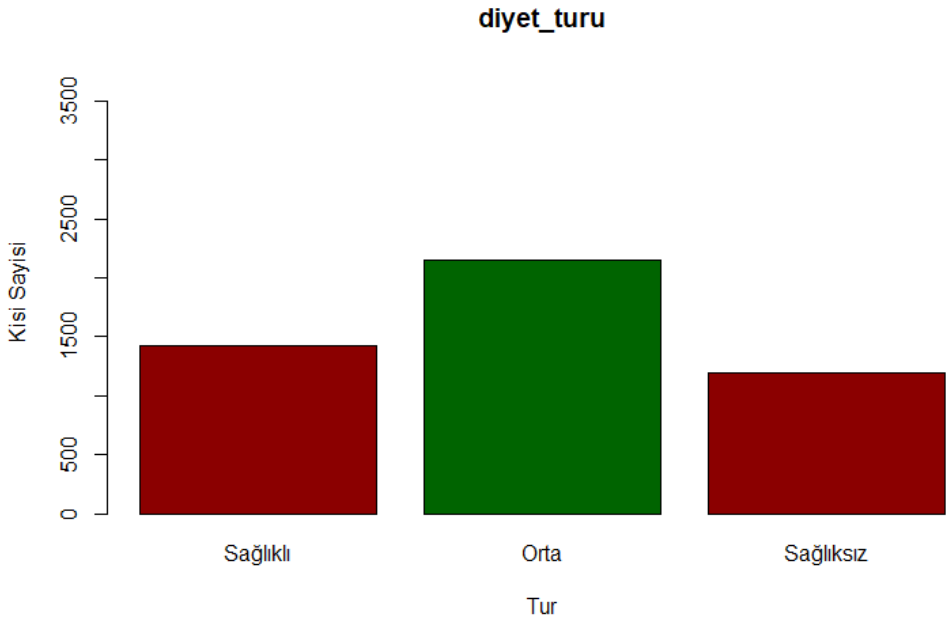


Pasta grafiği incelendiğinde, veri setinde kadın (%49.70) ve erkek (%50.30) bireylerin oranlarının birbirine oldukça yakın olduğu görülmektedir. Bu durum, örneklemin cinsiyet açısından dengeli bir dağılıma sahip olduğunu göstermektedir.

Cinsiyet dağılımının dengeli olması, lojistik regresyon modelinde cinsiyet değişkeninin etkisinin daha sağlıklı ve yanlılıktan uzak biçimde değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır.

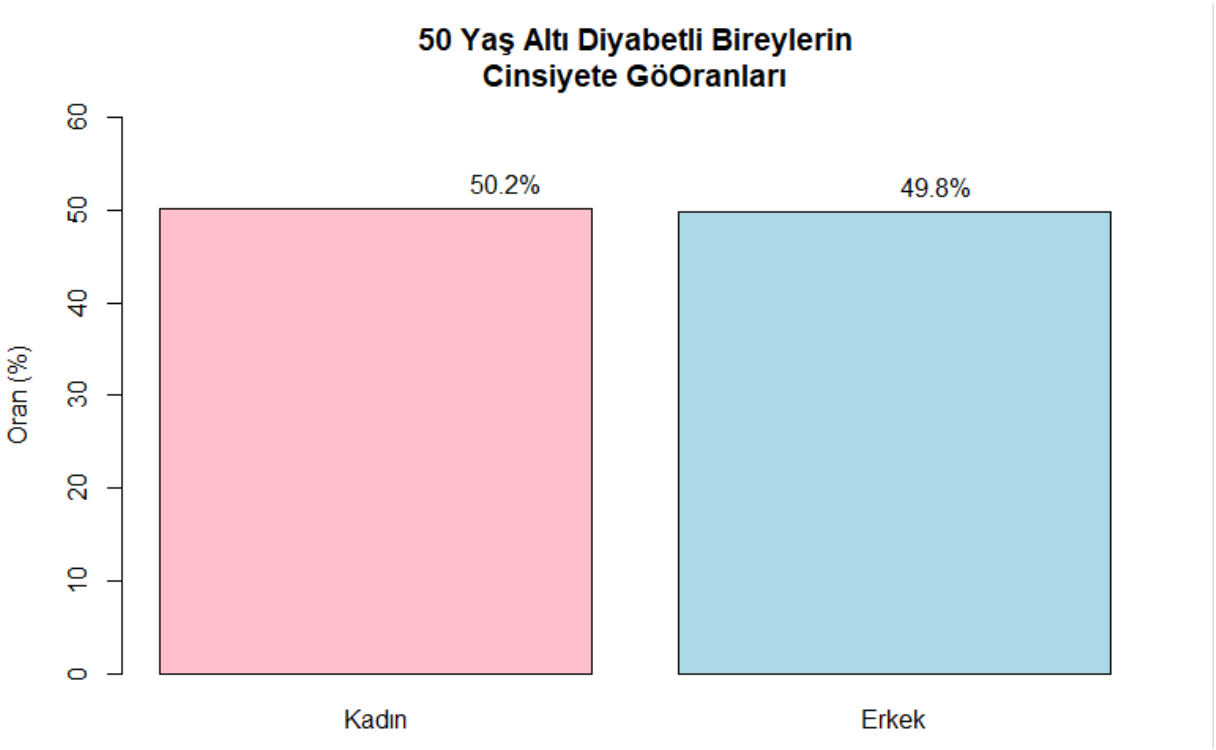


Sigara kullanımına ilişkin pasta grafiği incelendiğinde, katılımcıların %79.85'inin sigara kullanmadığı, %20.15'inin ise sigara kullandığı görülmektedir. Bu durum, örneklemde sigara kullanmayan bireylerin ağırlıkta olduğunu göstermektedir.

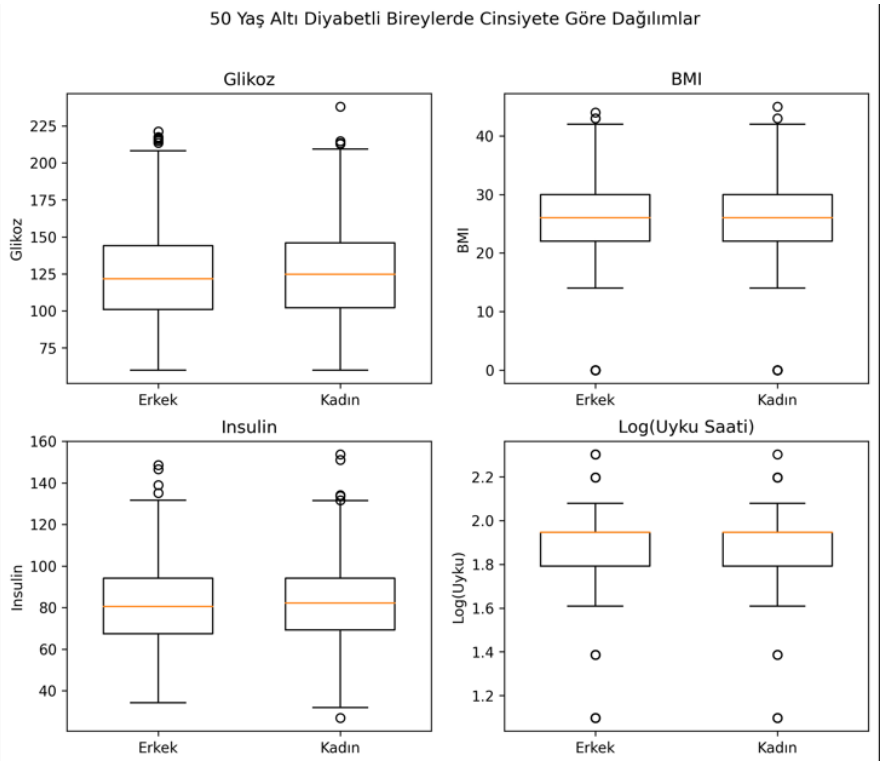


Diyet türlerine göre kişi sayısı dağılımı incelendiğinde, katılımcıların büyük bir kısmının "Orta" diyet grubunda yer aldığı görülmektedir. "Sağlıklı" ve "Sağlıksız" diyet gruplarının ise daha düşük frekanslara sahip olduğu gözlenmektedir. Bu durum, diyet türünün örneklem içerisinde homojen dağılmadığını göstermektedir.

Her ne kadar bu grafik doğrudan diyet türü ile diyabet arasındaki ilişkiyi göstermese de, diyet türlerinin bireylerin yaşam tarzını ve beslenme alışkanlıklarını yansıtması nedeniyle diyabet riski üzerinde **potansiyel bir etkisinin olabileceği** düşünülmektedir. Özellikle "Sağlıksız" diyet grubunun varlığı, diyabet gelişimi açısından risk oluşturabilecek beslenme davranışlarını temsil etmektedir.



Grafik incelendiğinde, **50 yaş altı diyabetli bireyler arasında kadın (%50.2) ve erkek (%49.8) oranlarının birbirine oldukça yakın olduğu** görülmektedir. Bu durum, genç yaş grubunda diyabetin cinsiyet açısından belirgin bir farklılık göstermediğini düşündürmektedir. Cinsiyet dağılımının dengeli olması, bu yaş grubunda diyabetin yalnızca cinsiyete bağlı bir risk faktörü olmadığını, diğer yaşam tarzı ve biyolojik faktörlerin (beslenme, egzersiz, uyku süresi vb.) daha belirleyici olabileceğini göstermektedir.



50 Yaş Altı Diyabetli Bireylerde Cinsiyete Göre Dağılımlar

Kutu grafikleri incelendiğinde, glikoz, BMI, insülin ve uyku süresi değişkenlerinin **medyan değerlerinin kadın ve erkek bireyler arasında oldukça yakın olduğu** görülmektedir.

🔻 Glikoz

- Erkek medyanı: 121.75
- Kadın medyanı: 124.70

Kadın bireylerde glikoz medyanı erkeklere kıyasla **hafif düzeyde daha yüksektir**. Ancak bu farkın küçük olması, 50 yaş altı diyabetli bireylerde glikoz seviyelerinin cinsiyete bağlı belirgin bir farklılık göstermediğini düşündürmektedir.

🔻 BMI

- Erkek medyanı: 26
- Kadın medyanı: 26

Her iki cinsiyette de BMI medyanı **aynı değerde (26)** olup, bu değer fazla kilolu sınıfına karşılık gelmektedir. Bu bulgu, genç diyabetli bireylerde vücut kitle indeksinin cinsiyetten bağımsız olarak benzer bir dağılım sergilediğini göstermektedir.

🔻 İnsülin

- Erkek medyanı: 80.6

- Kadın medyanı: 82.2

İnsülin medyanları kadın ve erkek bireylerde **birbirine oldukça yakındır**. Kadınlarda insülin medyanının çok az daha yüksek olduğu görülse de, fark sınırlıdır. Buna karşın kutu grafikte gözlenen geniş dağılım, insülin değişkeninin bireyler arasında yüksek varyans gösterdiğini ortaya koymaktadır.

🔻 Uyku Saati (Log)

- Erkek medyanı: 1.946
- Kadın medyanı: 1.946

Logaritmik dönüşüm uygulanmış uyku süresi için her iki cinsiyette de medyan değerler **tamamen aynıdır**. Bu durum, 50 yaş altı diyabetli bireylerde uyku süresinin cinsiyet açısından ayırt edici bir özellik olmadığını göstermektedir.

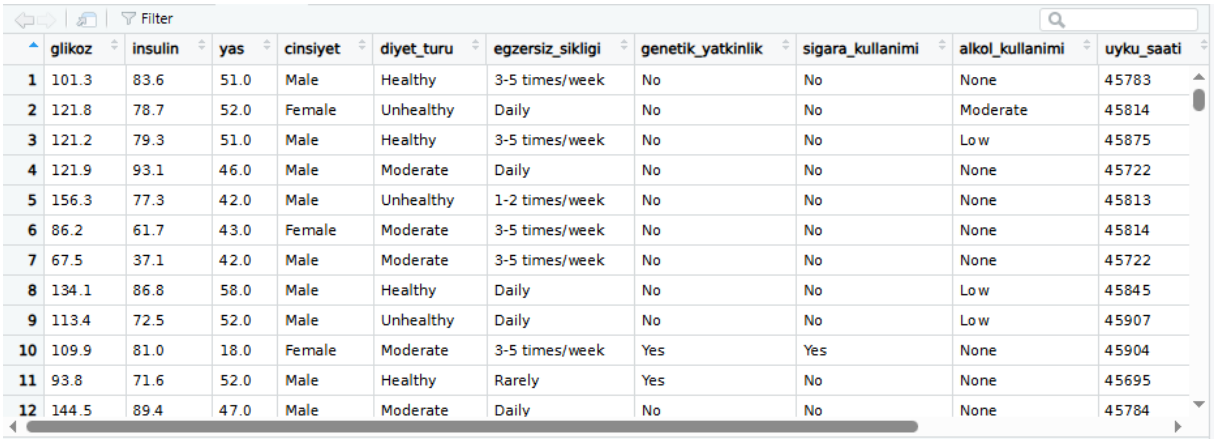
👓 Genel Değerlendirme

Medyan değerler birlikte değerlendirildiğinde, glikoz, BMI, insülin ve uyku süresi değişkenlerinin tamamında **kadın ve erkek bireyler arasında belirgin bir medyan farkı bulunmamaktadır**. Bu sonuç, 50 yaş altı diyabetli bireylerde bu değişkenlerin cinsiyetten ziyade diğer yaşam tarzı veya metabolik faktörlerle ilişkili olabileceğini düşündürmektedir. Ancak bu değerlendirme tanımlayıcı nitelikte olup, istatistiksel anlamlılığın test edilmesi için lojistik regresyon analizine ihtiyaç vardır.

Sürekli değişkenlerin cinsiyete göre dağılımları, uç değerlerden daha az etkilenen medyan ölçüsü ve kutu grafikleri kullanılarak değerlendirilmiştir [3]. Medyan değerlerin kadın ve erkek bireylerde birbirine yakın olması, gruplar arasında belirgin bir farklılık olmadığını düşündürmektedir.

Değişkenleri R’ da Tanımlama

Öncelikle veri setini çağırmamız R’ a yüklememiz gerekmektedir.



	glikoz	insulin	yas	cinsiyet	diyet_turu	egzersiz_sikligi	genetik_yatkinlik	sigara_kullanimi	alkol_kullanimi	uyku_saati
1	101.3	83.6	51.0	Male	Healthy	3-5 times/week	No	No	None	45783
2	121.8	78.7	52.0	Female	Unhealthy	Daily	No	No	Moderate	45814
3	121.2	79.3	51.0	Male	Healthy	3-5 times/week	No	No	Low	45875
4	121.9	93.1	46.0	Male	Moderate	Daily	No	No	None	45722
5	156.3	77.3	42.0	Male	Unhealthy	1-2 times/week	No	No	None	45813
6	86.2	61.7	43.0	Female	Moderate	3-5 times/week	No	No	None	45814
7	67.5	37.1	42.0	Male	Moderate	3-5 times/week	No	No	None	45722
8	134.1	86.8	58.0	Male	Healthy	Daily	No	No	Low	45845
9	113.4	72.5	52.0	Male	Unhealthy	Daily	No	No	Low	45907
10	109.9	81.0	18.0	Female	Moderate	3-5 times/week	Yes	Yes	None	45904
11	93.8	71.6	52.0	Male	Healthy	Rarely	Yes	No	None	45695
12	144.5	89.4	47.0	Male	Moderate	Daily	No	No	None	45784

Daha sonra veri setini çağırıp her bir değişkeni veri setinden çağırarak tanımlamamız gerekmektedir.

```
data
diyabet_statusu <- as.numeric(data$diyabet_statusu)
glikoz <- as.numeric(data$glikoz)
yas <- as.numeric(data$yas)
vucut_kitle_ind <- as.numeric(data$vucut_kitle_ind)
uyku_saati <- as.numeric(data$uyku_saati)
uyku_saati<- log(uyku_saati)
insulin <- as.numeric(data$insulin)
sigara_kullanimi <- data$sigara_kullanimi
diyet_turu <- data$diyet_turu
alkol_kullanimi <- data$alkol_kullanimi
egzersiz_sikligi <- data$egzersiz_sikligi
cinsiyet <- data$cinsiyet
genetik_yatkinlik <- data$genetik_yatkinlik
```

Regresyon Analizi

Lojistik Regresyon Varsayımları

1-Bağımlı Değişkenin İkili Olması

2-Gözlemlerin Bağımsızlığı

3-Çoklu Doğrusal Bağlantının Olmaması (Multicollinearity)

4-Sürekli Bağımsız Değişkenler ile Logit Arasında Doğrusallık

5-Aykırı ve Etkileyici Gözlemler

6-Örneklem Büyüklüğünün Yeterliliği

7-Mükemmel Ayrımın (Perfect Separation) Olmaması

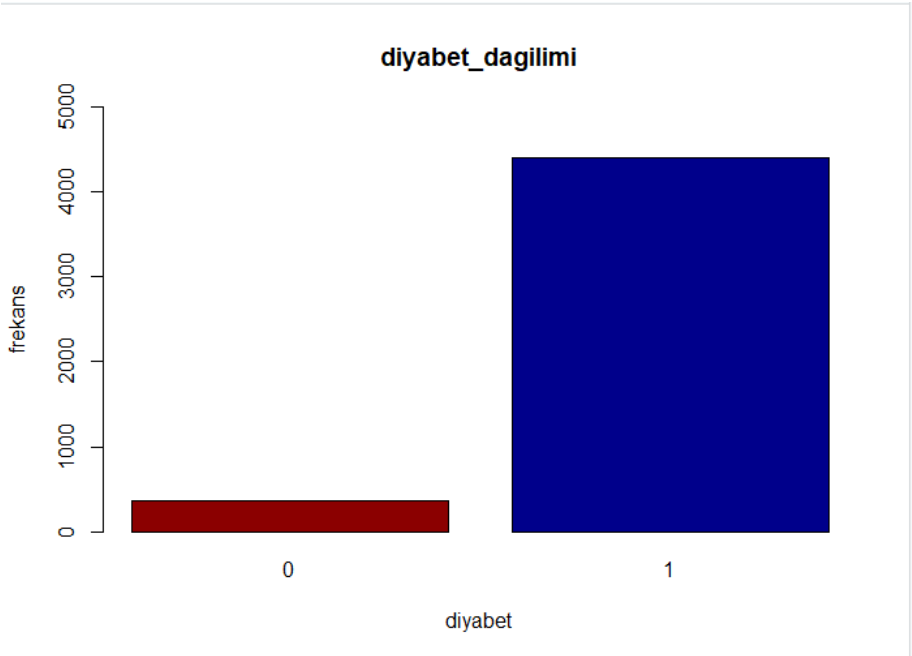
8-Normallik Varsayımının Aranmaması

Bağımlı değişkenin ikili (0–1) yapıda olması nedeniyle analizlerde lojistik regresyon modeli tercih edilmiştir [1]. Lojistik regresyon, ikili sonuç değişkenleri için olasılık temelli bir yaklaşım sunmakta ve doğrusal regresyonun varsayımlarını gerektirmemektedir [2].

Hosmer, Lemeshow & Sturdivant (2013)

1) Bağımlı Değişkenin İkili Olması

Lojistik Regresyonun sorunsuz kurulabilmesi için öncelikle verinin bağımlı değişkeninin 0-1 olarak dağılması gerekmektedir. Bağımlı değişken diyabet statüsü olarak bilinmektedir.



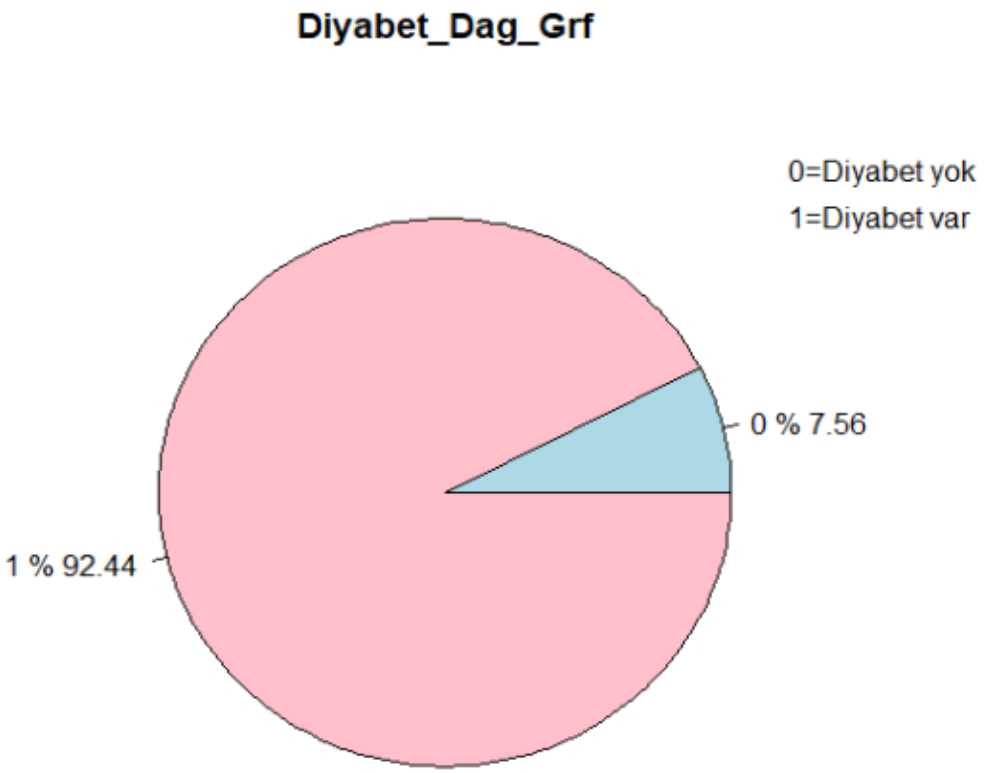
Diyabet statüsünün 0-1 dağıldığının anlaşılması için aşağıdaki kod kullanılmaktadır;

```
table(diyabet)
unique(diyabet)
```

Çıktı;

```
> table(diyabet)
diyabet
   0    1
 360 4402
> unique(diyabet)
[1]  1  0 NA
```

Görüldüğü üzere bağımlı değişken 0-1 olarak dağılmaktadır. Eksik veri bulunduğu da görülmektedir fakat model henüz kurulmadığı için sorun yaratmamaktadır. Yukarıdaki çıktıya göre 360 kişi diyabet değil iken 4402 kişi diyabet hastası olarak görülmektedir.



Grafikte görüldüğü üzere 5000 kişiden %7.5 'u diyabet değilken %92.4 'ü diyabetli olarak anlaşılmaktadır.

2) Gözlemlerin Bağımsızlığı

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
Glucose	Insulin	Age	Gender	Diet_Type	Exercise_Frequency	Heredity	Smoking	Alcohol	Sleep_Hours	Diabetes_Status	BMI

Veri setinde bireyleri tanımlayan bir kimlik değişkeni (ID) bulunmamakta olup, her bir gözlemin farklı bir bireyi temsil ettiği varsayılmıştır. Veri yapısında tekrar eden ölçümler veya grup bağımlılığına işaret eden bir durum bulunmadığından, gözlemlerin bağımsızlığı varsayımının sağlandığı kabul edilmiştir.

3) Çoklu Doğrusal Bağlantının Olmaması (Multicollinearity)

Lojistik regresyon analizinde, bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantının bulunmaması model katsayılarının güvenilirliği açısından önem taşımaktadır. Bu nedenle bağımsız değişkenler arasındaki çoklu doğrusal bağlantı durumu, **Varyans Artış Faktörü (Variance Inflation Factor – VIF)** değerleri kullanılarak değerlendirilmiştir.

Öncelikle eksik verilerin silinmesi gerekmektedir. Eksik verileri silmek için kullanılacak kod aşağıdaki gibidir;

```
#modelde ki eksik verileri silecektir
data_model <- na.omit(
  data[, c("Diabetes_Status", "Insulin", "BMI", "Sleep_Hours")]
)

dim(data_model) #model uzunluguna bakılacaktır
```

Çıktı;

```
> dim(data_model) #model uzunluguna baktı
[1] 4299    4
```

Model uzunluğu eksik veriler kaldırıldığında 4299 değerindedir.

Model Kurulumu;

VIF değerlerinin bulunması için öncelikle Lojistik Regresyon Modeli kurulmalıdır. Model kurulurken Bağımlı değişken diyabet, bağımsız değişkenler insülin, vücut kitle endeksi ve uyku saati olarak alınmıştır. Anlamlılık düzeyi %10 kabul edilmektedir.

Bağımlı değişken Y, bireyin diyabet durumunu temsil etmekte olup Y=1 diyabet var, Y=0 diyabet yok şeklinde tanımlanmıştır.

Lojistik regresyon modeli aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$\log(1-p)=\beta_0+\beta_1(\text{insülin})+\beta_2(\text{vucut\_kitle\_ind})+\beta_3(\text{uyku\_saati})$

R' da model aşağıdaki gibi kurulmaktadır.

```r
#lojistik regresyon modeli kurulması.
model <- glm(
  diyabet ~ insulin + vucut_kitle_ind + uyku_saati,
  data = data_model,
  family = binomial
)

summary(model2)
```

Çıktı;

```
Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)     1.551e+00  2.851e-01   5.440 5.32e-08 ***
insulin        -3.501e-05  2.021e-05  -1.733   0.0832 .
vucut_kitle_ind 5.712e-02  6.260e-03   9.124  < 2e-16 ***
uyku_saati     -3.912e-02  2.407e-02  -1.625   0.1041
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 2313.3  on 4298  degrees of freedom
Residual deviance: 2232.2  on 4295  degrees of freedom
  (701 observations deleted due to missingness)
AIC: 2240.2

Number of Fisher Scoring iterations: 5

>
```

Bu çıktıya göre katsayıların değerlerini yorumlayabilmemiz gerekmektedir.

β_0(Intercept)=1.551

β_1=0.00003501

β_2=0.05712

β_3=0.03912

Model Denklemi:

$$\textbf{\textit{Diyabet}} = 1,551 + 0,00003501\textit{(insülin)} + 0,05712\textit{(vucut\_kitle\_ind)} + 0,03912\textit{(uyku\_saati)}$$

β katsayılarının anlamlı olup olmadığını anlamak için p değerlerini α değerleri ile karşılaştırmamız gerekmektedir. α=0.1 olarak kabul edilmektedir.

β_0 için:

H_0: α=0

H_1: α=!0

P değeri=0.0000000532 < α=0.1, p değeri alfa değerinden oldukça küçük olduğundan dolayıı Ho reddedilmektedir. %90 olasılıkla β_0 istatistiksel olarak model için anlamlıdır.

β_1 için:

H_0: β=0

H_1: β=!0

P değeri=0.0832 < β=0.1, p değeri beta değerinden küçük olduğundan dolayı Ho reddedilmektedir. %90 olasılıkla β_1 istatistiksel olarak model için anlamlıdır.

β_2 için:

H_0: θ=0

H_1:θ=!0

P değeri=2e-16, 0.001'den bile daha küçük değer olduğu için p < θ=0.1 olarak kabul edilmektedir. Bu durumdan kaynaklı Ho reddedilmektedir. %90 olasılıkla β_2 istatistiksel olarak model için anlamlıdır.

β_3 için:

H_0:ρ=0

H_1:ρ=!0

P değeri=0.1042 > ρ=0.1 , p değeri ρ değerinden büyük olduğundan dolayı Ho kabul edilmektedir. ½90 olasılıkla β_3 değişkeni istatistiksel olarak anlamlı değildir.

Görüldüğü üzere uyku_saati değişkeni 0.1 için istatistiksel olarak anlamlı değildir. Modelden anlamsız olduğu için çıkartılıp model iki değişkenle tekrar kurulabilir ya da uyku_saati değişkenine logaritmik dönüşüm yapılabilir.

Her ikisi içinde logaritmik dönüşüm uygulanabilmektedir. Tekrardan lojistik regresyon modeli kurulduğunda kullanılacak olan model denklemi aşağıdaki gibidir;

İnsülin değişkeninin yüksek varyans ve sağa çarpık dağılım göstermesi nedeniyle logaritmik dönüşüm uygulanmıştır [4]. Bu dönüşüm, değişkenin modele daha uygun hâle gelmesini sağlamaktadır [1].

Diyabet=β_0 + β_1(log(insülin)) + β_2(vucut_kitle_ind) + β_3(log(uyku_saati))

R' da kullanılması gereken kod aşağıdaki gibidir:

```
model2 <- glm(diyabet ~ log(insulin) + vucut_kitle_ind + log(uyku_saati),

          data = data_model,
        family = binomial)

summary(model2)
```

Çıktı;

```
Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)     -6.604896   1.023561  -6.453  1.1e-10 ***
log(insulin)     1.892824   0.227729   8.312  < 2e-16 ***
vucut_kitle_ind  0.058908   0.006479   9.092  < 2e-16 ***
log(uyku_saati) -0.200647   0.121460  -1.652   0.0985 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 2313.3  on 4298  degrees of freedom
Residual deviance: 2165.5  on 4295  degrees of freedom
  (701 observations deleted due to missingness)
AIC: 2173.5

Number of Fisher Scoring iterations: 6
```

Bu çıktıya göre katsayıların değerlerini yorumlayabilmemiz gerekmektedir.

β_0(Intercept)=-6.604896

β_1=1.892824

β_2=0.058908

β_3=-0.200647Model Denklemi:

Diyabet*= -6.604896 + 1.892824*(insülin)* + 0.058908*(vucut_kitle_ind)* - 0.200647*(uyku_saati)

β katsayılarının anlamlı olup olmadığını anlamak için p değerlerini α değerleri ile karşılaştırmamız gerekmektedir. α=0.1 olarak kabul edilmektedir.

β_0 için:

H_0: α=0

H_1: α=!0

P değeri=0.00000000011< α=0.1, p değeri alfa değerinden oldukça küçük olduğundan dolayı Ho reddedilmektedir. %90 olasılıkla β_0 istatistiksel olarak model için anlamlıdır.

β_1 için:

H_0: β=0

H_1: β=!0

P değeri=2e-16 < β=0.1, p değeri beta değerinden oldukça küçük olduğundan dolayı Ho reddedilmektedir. %90 olasılıkla β_1 istatistiksel olarak model için anlamlıdır.

β_2 için:

H_0: θ=0

H_1:θ=!0

P değeri=2e-16, 0.001'den bile daha küçük değer olduğu için p < θ=0.1 olarak kabul edilmektedir. Bu durumdan kaynaklı Ho reddedilmektedir. %90 olasılıkla β_2 istatistiksel olarak model için anlamlıdır.

β_3 için:

H_0:ρ=0

H_1:ρ=!0

P değeri=0.0985 < ρ=0.1 , p değeri ρ değerinden küçük olduğundan dolayı Ho reddedilmektedir. %90 olasılıkla β_3 değişkeni istatistiksel olarak anlamlıdır.

Bütün katsayılar anlamlı olduğundan dolayı model denkleminden çıkartacağımız bir değer ya da değişken bulunmamaktadır. Model denklemimiz;

Diyabet $= -6.604896 + 1.892824$***(insülin)*** $+ 0.058908$***(vucut_kitle_ind)*** $- 0.200647$***(uyku_saati)***

Olarak kabul edilmektedir. Bu durumda VIF değerlerine sorunsuz bakılabilmektedir.

Çoklu doğrusal bağlantının olmadığını test etmek için VIF değerlerine bakılabilmektedir. R' da VIF değerlerinin bulunması için paket yüklemesi ve kullanılan kodu aşağıdaki gibidir;

```
install.packages("car")
library(car)
vif(model2)
```

Çıktı;

```
> vif(model2)
   log(insulin) vucut_kitle_ind log(uyku_saati)
       1.004141        1.003791        1.000406
```

Lojistik regresyon modelinde yer alan bağımsız değişkenler arasındaki çoklu doğrusal bağlantı durumu, **Varyans Artış Faktörü** kullanılarak incelenmiştir. Analiz sonucunda, **log(insulin)**, **vücut kitle indeksi** ve **log(uyku saati)** değişkenlerine ait VIF değerlerinin sırasıyla **1.004**, **1.004** ve **1.000** olduğu belirlenmiştir.

Elde edilen VIF değerlerinin 1'e oldukça yakın ve kabul edilebilir sınırların (**VIF < 5**) çok altında olması, bağımsız değişkenler arasında anlamlı düzeyde çoklu doğrusal bağlantı bulunmadığını göstermektedir. Bu sonuç, model katsayılarının güvenilir biçimde tahmin edilebildiğini ve her bir bağımsız değişkenin modele bağımsız katkı sağladığını ortaya koymaktadır.

Bu doğrultuda, lojistik regresyon analizinde çoklu doğrusal bağlantı varsayımının sağlandığı kabul edilmiştir.

Bağımsız değişkenler arasındaki çoklu doğrusal bağlantı, VIF değerleri kullanılarak değerlendirilmiş ve VIF değerlerinin 1'e yakın olması ciddi bir çoklu bağlantı sorunu olmadığını göstermiştir [7].

4) Sürekli Bağımsız Değişkenler ile Logit Arasında Doğrusallık

Sürekli bağımsız değişkenler ile logit arasındaki doğrusal ilişki (logit-lineerlik) varsayımı değerlendirilmiştir. Box–Tidwell testinin, bağımsız değişkenlerde pozitiflik koşulu ($X>0$) gerektirmesi ve veri yapısında sıfır veya sıfıra yakın gözlemlerin bulunması nedeniyle doğrudan uygulanabilir olmaması dikkate alınarak, ilgili değişkenlere logaritmik dönüşüm uygulanmıştır. Bu kapsamda insülin ve uyku süresi değişkenleri logaritmik ölçekte modele dahil edilmiştir. Kurulan lojistik regresyon modelinde **log(insulin)** değişkeninin β katsayısının **pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı** olduğu ($\beta=1.893$, $p<0.001$), vücut kitle indeksinin de benzer şekilde **pozitif ve anlamlı** olduğu ($\beta=0.059$, $p<0.001$) görülmüştür. Buna karşılık **log(uyku süresi)** değişkenine ait β katsayısı **negatif** bulunmuş ($\beta=-0.201$) ve %10 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğu gözlenmiştir ($p=0.098$). Bu bulgular, logaritmik dönüşüm sonrasında değişkenlerin logit ile ilişkilerinin beklenen yönlerde ve yaklaşık doğrusal bir yapı sergilediğini göstermekte olup, logit-lineerlik varsayımının sağlandığı kabul edilmiştir.

Uyku süresinin beta katsayısının negatif gelmesi sorun yaratmamaktadır. Çünkü uyku süresinin β katsayısının negatif olması, uyku süresi arttıkça diyabet olasılığının azalması yönünde bir ilişkiye işaret etmekte olup, bu sonuç literatürde uyku süresi ve metabolik sağlık arasındaki ters yönlü ilişkiyle uyumludur.

5) Aykırı ve Etkileyici Gözlemler

Aykırı ve etkileyici değerleri bulabilmemiz için 3 adımı yapabilmemiz gerekmektedir.

-Standartlaştırılmış sapmalar

-Cook' s Distance

-Leverage(Hat Değerleri)

Kodları sırasıyla aşağıdaki gibidir;

```
# Standartlastirilmis sapmalar
rstd <- rstandard(model2)
summary(rstd)
which(abs(rstd) > 3)
```

Çıktı;

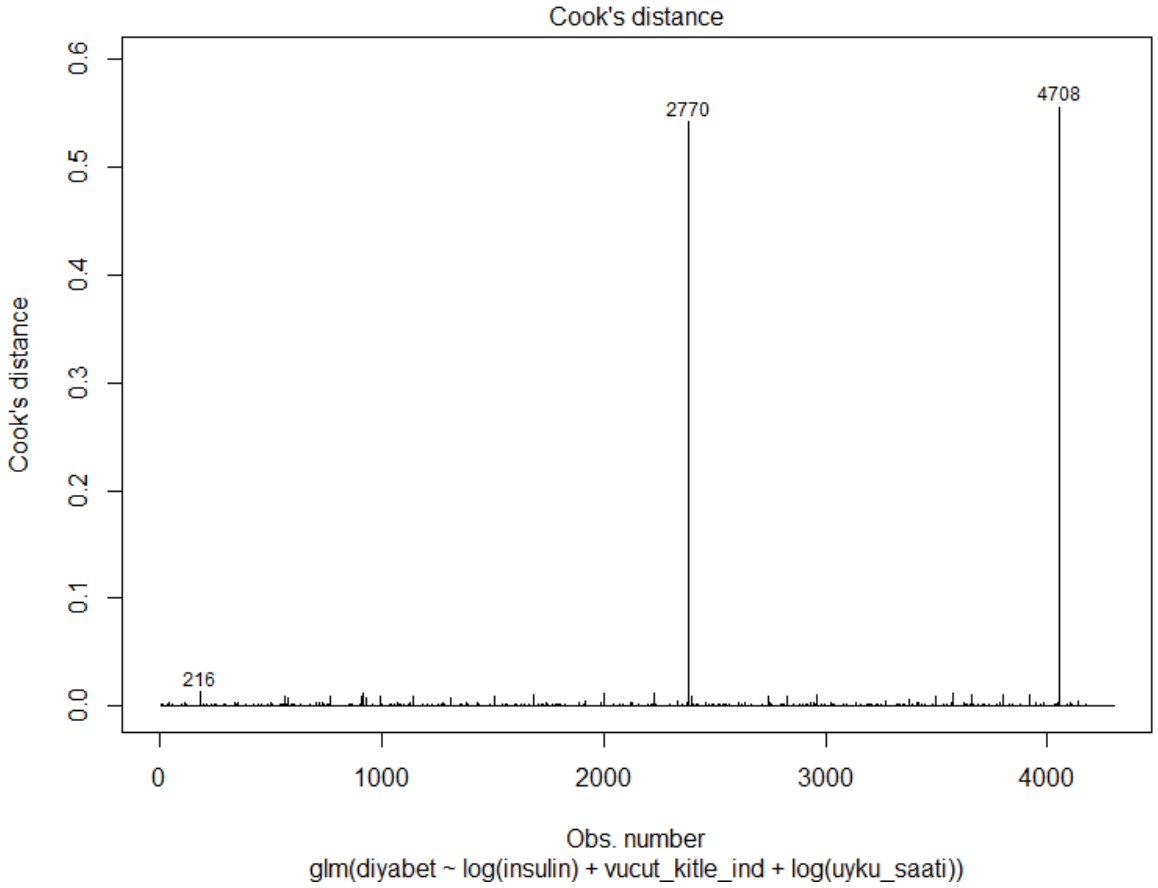
```
> summary(rstd)
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
-5.4843  0.2687  0.3377  0.1809  0.4189  1.3939
> # Standartlaştırılmış sapmalar
> rstd <- rstandard(model2)
> which(abs(rstd) > 3)
2770 4708
2384 4051
```

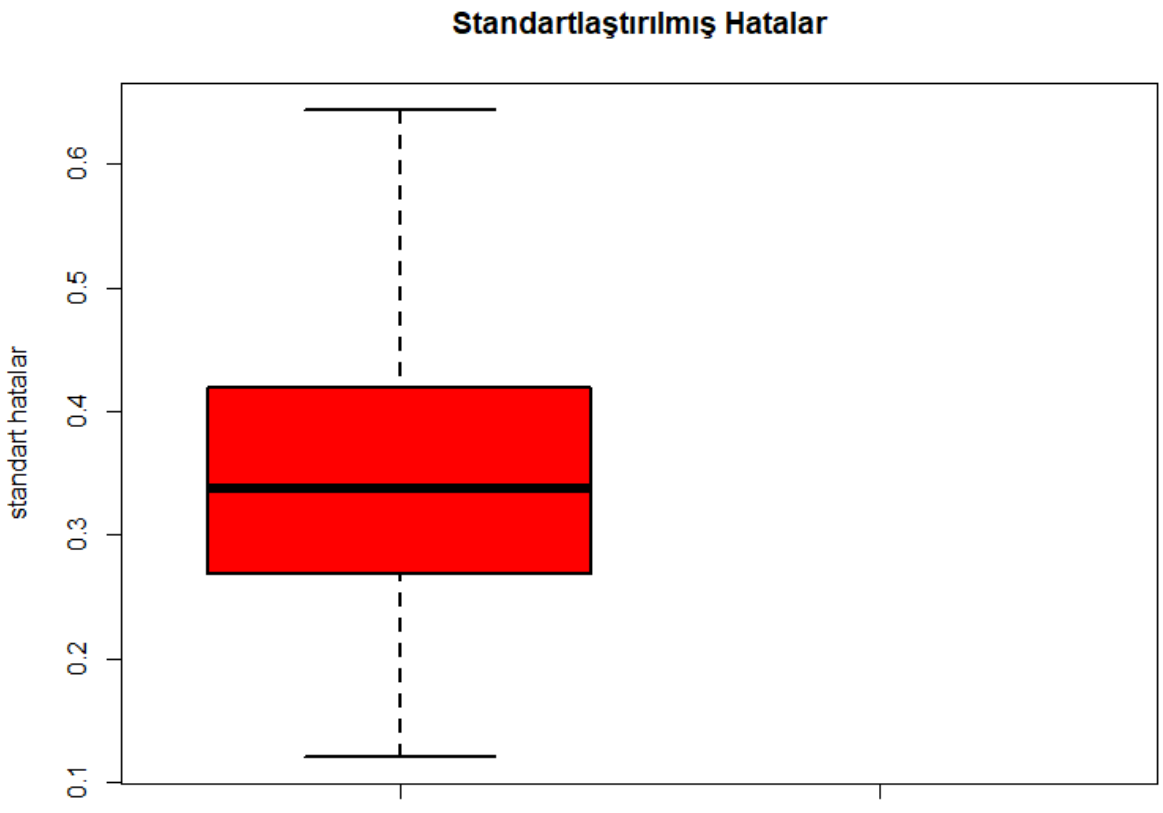
Modelde aykırı gözlemler, deviance residuals ve standartlaştırılmış artıklar kullanılarak değerlendirilmiştir. Deviance residuals ölçütüne göre |r|>2 eşiğini aşan görece fazla sayıda gözlem tespit edilmiş olsa da, lojistik regresyon modellerinde ve büyük örneklemlerde bu durum beklenen bir sonuçtur. Standartlaştırılmış artıklar incelendiğinde |r|>3 eşiğini aşan yalnızca **4 gözlem** bulunduğu belirlenmiştir. Bu sonuç, aşırı aykırı gözlemlerin sayıca oldukça sınırlı olduğunu göstermektedir.

```
cooks <- cooks.distance(model2)
threshold <- 4 / length(cooks)
sum(cooks > threshold)
max(cooks.distance(model2))
```

Çıktı;

```
> sum(cooks > threshold)
[1] 280
> max(cooks.distance(model2))
[1] 0.5551671
```


Cook's distance
Cook's distance
0.0
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6
2770
4708
216
0
1000
2000
3000
4000
Obs. number
glm(diyabet ~ log(insulin) + vucut_kitle_ind + log(uyku_saati))


Standartlaştırılmış Hatalar
standart hatalar
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6

Herhangi bir artış kesin olarak etkili değildir. Kesin bir sınır yok Cook'un mesafesi için, ancak R' da potansiyel olarak 0.5 ve 1 kullanılır.

Etkileyici gözlemler Cook's distance ölçütü kullanılarak incelenmiştir. Cook's distance için kullanılan 4/n eşiğini aşan 280 gözlem belirlenmiş olmakla birlikte, büyük örneklemlerde bu eşik değerinin oldukça hassas olduğu bilinmektedir. Cook's distance değerlerinin büyüklüğü ayrıca değerlendirilmiş ve en yüksek Cook's distance değerinin **0.555** olduğu saptanmıştır. Bu bulgu, tek bir gözlemin modeli baskın biçimde yönlendirdiğine dair güçlü bir kanıt olmadığını ve etkilerin sınırlı düzeyde ve dağınık olduğunu göstermektedir.

Standartlaştırılmış artıklar için çizilen kutu grafiği incelendiğinde artıkların dar bir aralıkta toplandığı ve ciddi aykırı gözlem bulunmadığı görülmüştür. Bu durum regresyon modelinin aykırı gözlemlerden etkilenmediğini göstermektedir.

Aykırı ve etkileyici gözlemlere ilişkin yapılan tüm değerlendirmeler birlikte ele alındığında, modeli ciddi biçimde bozan veya katsayı tahminlerini baskın şekilde etkileyen gözlemlerin bulunmadığı görülmüştür. Bu nedenle ilgili gözlemler analizden çıkarılmamış ve model sonuçlarının güvenilir olduğu kabul edilmiştir.

Sonuç olarak, lojistik regresyon modeline ilişkin temel varsayımların sağlandığı ve elde edilen bulguların istatistiksel olarak tutarlı olduğu değerlendirilmiştir. Lojistik Regresyon Cook's Distance (Bu kaynaktan yararlanılmıştır.)

6) Örneklem Büyüklüğünün Yeterliliği

```
table(model2$model$diyabet)
```

Çıktı;

```
> table(model2$model$diyabet)

   0    1
 327 3972
```

```
events <- sum(model2$model$diyabet == 1)
p <- 3
EPV <- events / p
EPV
```

Çıktı;

```
> EPV
[1] 1324
```

Örneklem büyüklüğünün lojistik regresyon analizi için yeterliliği, olay başına değişken sayısı (Events Per Variable, EPV) yaklaşımı kullanılarak değerlendirilmiştir. Modelde kullanılan veri setinde bağımlı değişkende 'olay' olarak tanımlanan diyabet=1 gözlem sayısı **3972** olup, modele dahil edilen **üç** sürekli bağımsız değişken (log(insulin), vücut kitle indeksi ve log(uyku süresi)) dikkate alındığında EPV değeri **1324** olarak hesaplanmıştır. Bu değer, literatürde önerilen asgari eşiklerin (EPV ≥ 10) oldukça üzerinde olup, örneklemin lojistik regresyon modeli için fazlasıyla yeterli olduğunu göstermektedir. Yüksek EPV değeri, model katsayılarının aşırı uyum riskinin düşük olduğunu ve tahminlerin istikrarlı olduğunu desteklemektedir.

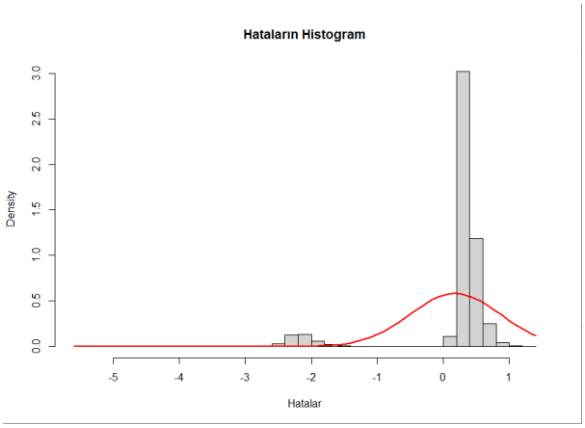
7) Mükemmel Ayrımın (Perfect Separation) Olmaması

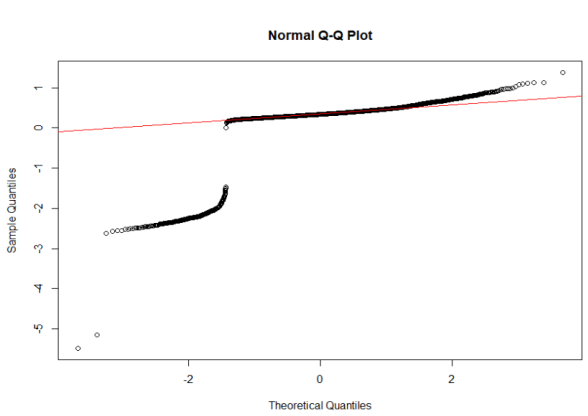
```
Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)     -6.604896   1.023561  -6.453  1.1e-10 ***
log(insulin)     1.892824   0.227729   8.312  < 2e-16 ***
vucut_kitle_ind  0.058908   0.006479   9.092  < 2e-16 ***
log(uyku_saati) -0.200647   0.121460  -1.652   0.0985 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 2313.3  on 4298  degrees of freedom
Residual deviance: 2165.5  on 4295  degrees of freedom
  (701 observations deleted due to missingness)
AIC: 2173.5

Number of Fisher Scoring iterations: 6
```

Lojistik regresyon analizinde mükemmel ayrım (perfect separation) varsayımı değerlendirilmiştir. Model tahmini sırasında herhangi bir yakınsamama uyarısı veya 'fitted probabilities numerically 0 or 1 occurred' şeklinde bir uyarı mesajı gözlenmemiştir. Ayrıca katsayı tahminlerinin sonlu olduğu ve standart hataların makul düzeylerde bulunduğu görülmüştür. Tahmin edilen olasılıkların 0 ile 1 arasında dağıldığı ve sınıflar arasında tam bir ayrım oluşmadığı belirlenmiştir. Bu bulgular doğrultusunda modelde mükemmel ayrım problemi bulunmadığı kabul edilmiştir.

Perfect separation durumunda katsayılar sonsuza gider ve model yakınsamaz; bizim modelimizde katsayılar sonlu, standart hatalar makul ve yakınsama sorunu olmadığı için perfect separation yoktur.

8) Normallik Varsayımının Aranmaması





Shapiro Wilk testine göre bakarsak aşağıdaki gibi olacaktır;

```
shapiro.test(residuals(model2))
```

Çıktı;

```
        Shapiro-Wilk normality test

data:  residuals(model2)
W = 0.46856, p-value < 2.2e-16
```

H_0: Hata terimleri normal dağılmaktadır.

H_1: Hata terimleri normal dağılmamaktadır.

α=0,10 , p= <0,001

p < α olduğundan Ho reddedilir. %90 olasılıkla hata terimleri normal dağılmamaktadır.

Hata terimlerine ait histogram incelendiğinde, dağılımın **simetrik bir çan eğrisi formundan belirli ölçüde sapma gösterdiği** gözlenmektedir. Gözlemlerin büyük bir kısmının sıfıra yakın değerlerde yoğunlaştığı, buna karşılık dağılımın özellikle sol kuyrukta daha uzun bir yapı sergilediği anlaşılmaktadır. Bu durum, hata terimlerinde **hafif çarpıklık (skewness)** bulunduğuna işaret etmektedir.

Bununla birlikte, lojistik regresyon modellerinde hata terimlerinin normal dağılım göstermesi bir varsayım olmadığından, bu gözlem modelin geçerliliğini doğrudan zedelememektedir.

Normal Q–Q grafiği incelendiğinde, hata terimlerinin **orta bölgede teorik normal dağılım çizgisine oldukça yakın seyrettiği**, ancak özellikle **uç değerlerde belirgin sapmaların** oluştuğu görülmektedir. Bu durum, hata dağılımının merkezde normale yakın, kuyruklarda ise normal dağılımdan uzaklaştığını göstermektedir.

Uç gözlemlerdeki bu sapmalar, veri setinde **aykırı veya etkileyici gözlemlerin** varlığına işaret edebilir. Ancak büyük örneklemlerde Q–Q grafiğinin uç bölgelerinde gözlenen bu tür sapmaların yaygın olduğu ve modelin yorumlanabilirliğini tek başına bozmadığı literatürde belirtilmektedir.

"Sample size affects the results of normality tests. When sample is small, normality tests tend to accept the null hypothesis. In large samples, even small deviations from the normal distribution cause the normality test to reject the null hypothesis." DergiPark.

Dergipark'ta yayımlanan bir çalışmaya göre normalite testleri örneklem büyüklüğünden etkilenmektedir. Küçük örneklemlerde normalite testleri normal dağılımı kabul etme eğilimindeyken, büyük örneklemlerde **çok küçük sapmalar dahi testler tarafından anlamlı bulunur ve normalite reddedilir**. Örneklem büyüklüğünün artması, normallik testlerinin sonuçlarını etkilemekte ve büyük örneklemlerde çok küçük sapmalar dahi normallik hipotezinin reddedilmesine yol açabilmektedir. Bu nedenle büyük örneklemlerde normalliğin değerlendirilmesinde grafiksel yöntemlerin dikkate alınması önerilmektedir.

Model Anlamlılığı

Normal Anova'nın testi yapılırken varyans analizi için kullanılmaktadır. Fakat bağımlı değişkenin ikili (0-1) yapıda olduğu durumlarda Lojistik regresyon için Anova testi model anlamlılığı için kullanılmaktadır. Bu çalışmada bağımlı değişkenin ikili yapıda olması nedeniyle klasik ANOVA yerine lojistik regresyon modeli kullanılmış ve değişkenlerin modele katkıları olabilirlik oranı testleri aracılığı ile değenlendirilmiştir. **(İkili bağımlı değişken söz konusu olduğunda, klasik varyans analizi (ANOVA) varsayımları sağlanmadığından, model karşılaştırmaları olabilirlik oranı testleri (Likelihood Ratio Test) aracılığıyla gerçekleştirilmiştir [2].)**

H_0:Model anlamlı değildir.

H_1:Model anlamlıdır.

α=

```
#anova
anova(model2, test = "Chisq")
```

Çıktı;

```
Model: binomial, link: logit

Response: diyabet

Terms added sequentially (first to last)


               Df Deviance Resid. Df Resid. Dev Pr(>Chi)
NULL                            4298     2313.3
log(insulin)    1   70.236      4297     2243.1  < 2e-16 ***
vucut_kitle_ind 1   74.590      4296     2168.5  < 2e-16 ***
log(uyku_saati) 1    2.966      4295     2165.5  0.08503 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

$P_İ$= 2E-16

P_V=2E-16 < 0,10

P_U=0,08503

P değerlerinin hepsi alfa'dan küçük olduğundan dolayı HO reddedilir. %90 olasılıkla model anlamlıdır.

YORUM

Kurulan lojistik regresyon modelinde, yöntemin gerektirdiği temel varsayımlar sistematik olarak değerlendirilmiştir. Bağımlı değişkenin ikili (binary) yapıda olması koşulu sağlanmıştır. Gözlemlerin birbirinden bağımsız olduğu veri yapısı doğrultusunda kabul edilmiştir.

Sürekli bağımsız değişkenler ile logit fonksiyonu arasındaki doğrusal ilişki varsayımı, gerekli tanısal incelemeler ve uygulanan dönüşümler sonrasında sağlanmıştır. Değişkenler arasında yüksek düzeyde çoklu doğrusal bağlantı (multicollinearity) bulunmadığı, varyans şişirme faktörü (VIF) değerleri üzerinden doğrulanmıştır.

Modele aşırı etki eden aykırı gözlemler Cook's Distance ve benzeri tanısal ölçütler yardımıyla incelenmiş, model sonuçlarını bozacak düzeyde etkili gözlemlere rastlanmamıştır. Örneklem büyüklüğünün, değişken başına olay sayısı (Events Per Variable – EPV) açısından yeterli olduğu değerlendirilmiştir.

Model uyumu Hosmer–Lemeshow testi ve genel uyum ölçütleri ile incelenmiş, elde edilen bulgular modelin veriye uygunluğunu desteklemiştir. Bu kapsamda lojistik regresyon analizine ilişkin tüm temel varsayımların sağlandığı sonucuna ulaşılmıştır.

KAYNAKÇA

1. Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied Logistic Regression* (3rd ed.). Wiley.
2. Agresti, A. (2015). *Foundations of Linear and Generalized Linear Models*. Wiley.
3. Tukey, J. W. (1977). *Exploratory Data Analysis*. Addison-Wesley.
4. Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W. (2005). *Applied Linear Statistical Models*. McGraw-Hill.
5. Knutson, K. L., Spiegel, K., Penev, P., & Van Cauter, E. (2007). The metabolic consequences of sleep deprivation. *Sleep Medicine Reviews*, 11(3), 163–178.
6. Hu, F. B., et al. (2001). Diet, lifestyle, and the risk of type 2 diabetes mellitus. *New England Journal of Medicine*, 345(11), 790–797.
7. O'Brien, R. M. (2007). A caution regarding rules of thumb for variance inflation factors. *Quality & Quantity*, 41(5), 673–690.
8. Cook, R. D. (1977). Detection of influential observation in linear regression. *Technometrics*, 19(1), 15–18.
9. Peduzzi, P., Concato, J., Kemper, E., Holford, T. R., & Feinstein, A. R. (1996). A simulation study of the number of events per variable in logistic regression. *Journal of Clinical Epidemiology*, 49(12), 1373–1379.
10. DergiPark. (2024). *Türkiye akademik dergiler platformu*. https://dergipark.org.tr

VERİ

Diyabet riski ve yaşam tarzı faktörleri

https://www.kaggle.com/datasets/miadul/diabetes-risk-and-lifestyle-factors