



Yol Analizi



Model Veri Uyumu

Dr. Kubra Atalay Kabasakal
Bahar 2023



Bir Araştırma Senaryosu: Hastalık Faktörleri

- Veri setini okuma

```
library(readr)
veri <- read_table("illness.dat", col_names = FALSE)
colnames(veri) <- c("form", "stres", "hastalik", "egzersiz", "dayaniklilik")
```

- Yol modelini kurma

```
library(lavaan)
yol_model <- 'stres ~ egzersiz + dayaniklilik
               hastalik ~ egzersiz + dayaniklilik + form + stres
               form    ~ egzersiz + dayaniklilik
egzersiz ~~ dayaniklilik'
yol_fit <- sem(yol_model, veri)
```

Model-Veri Uyumunun Değerlendirilmesi

- Kestirilen parametre sayılarından daha fazla sayıda gözleme sahip olan **aşırı tanımlanan** (overidentified) modeller **genellikle veriye mükemmel uyum sağlamaz**. Bu durumda böyle modellerin veriyle ne derece uyumlu olduğunu ölçmeye ihtiyaç vardır.
- YEM literatüründe tanımlanan **çok sayıda model uyum indeksi vardır** ve sürekli olarak yeni indeksler geliştirilmektedir.

Model-Veri Uyumunun Değerlendirilmesi

- Çok sayıda farklı uyum indeksinin olması bazı problemleri de beraberinde getirir:
 - Farklı makalelerde farklı uyum indeksleri rapor edilir.
 - Aynı makale için farklı hakemler kendi bildikleri veya tercih ettikleri farklı indekslerin rapor edilmesini isteyebilirler.
 - Uyum indekslerinin değerlerini rapor ederken seçici davranış olasılığı vardır (örneğin, sadece iyi uyum öneren uyum indekslerinin rapor edilmesi gibi).

Model-Veri Uyumunun Değerlendirilmesi

- YEM uygulamalarına ve simülasyon çalışmalarına göre YEM analizinin sonuçlarını rapor ederken sunulacak ve yorumlanacak uyum indeksleri aşağıdaki gibidir:
- Model **Ki-Kare** Değeri
- Steiger-Lind Root Mean Square Error of Approximation **RMSEA** (Steiger, 1990) (%90 güven aralığı ile birlikte)
- Bentler Comparative Fit Index **CFI** (Bentler, 1990)
- Standardized Root Mean Square Residual **SRMR**
 - Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107, 238-246.
 - Steiger, J. H. (1990). Structural model evaluation and modification: An interval estimation approach. *Multivariate Behavioral Research*, 25, 173-80.

Model-Veri Uyumunun Değerlendirilmesi

- Uyum indekslerinin değerleri bir modelin sadece ortalama veya genel uyumunu belirtir. Bu nedenle **belli bir indeksin değeri uygun bile görünse, modelin belli kısımları veriye zayıf uyum sağlayabilir.**
- Uyum indeksleri sonuçların **kuramsal olarak anlamlı olup olmadığını belirtmezler.**
- Örneğin, bazı yol katsayılarının işaretleri beklenenin aksi yönde olabilir. Uyum indekslerinin değerleri uygun bile görünse **beklenmeyen sonuçlar açıklama gerektirir.**

Model-Veri Uyumunun Değerlendirilmesi

- Yeterli uyumu öneren uyum indekslerinin değerleri **yordayıcıların yordama güçlerinin de yüksek olduğunu belirtmezler.**
- Örneğin, **veriye mükemmel uyum sağlayan modellerin bozukluklarının varyansı halen yüksek olabilir.**

Model-Veri Uyumunun Değerlendirilmesi

- **Tek bir indeks** modelin sadece belli bir yönünü yansittığından, modelin iyi uyum sağladığını belirtmek için **tek başına yeterli olmaz**. Bu nedenle, model uyumu birden fazla indeksin değerine dayanarak değerlendirilir.
- Uyum hem modelin belli kısımlarında bölgesel olarak hem de genel model ve veri uyuşmasının ne kadar iyi olduğu yönünde global olarak değerlendirilmelidir.
- Genel olarak YEM analizinde model uyumu değerlendirilirken, odak tek bir istatistiksel anlamlılık testinde değildir. **Çeşitli indeksleri incelerken bütüncül bir yaklaşım kullanılmalıdır.**
- **Çoklu indekslerin kullanılması** bir modelin uyumu ile ilgili **en doğru yaklaşımı verecektir.**

Ki-Kare Testi (Chi-Square Test)

Ki-kare testi gözlenen kovaryans matrisinin tanımlanan modelle tutarlı olup olmadığını değerlendirir.

$$\begin{array}{ll} H_0 : \sum = \hat{\sum} & H_0 : \sum_{RES} = 0 \\ H_1 : \sum \neq \hat{\sum} & H_1 : \sum_{RES} \neq 0 \end{array}$$

- MLE yöntemi için sıfır hipotezini değerlendirmek üzere T-istatistiği (model chi-square, likelihood ratio chi-square veya generalized likelihood ratio olarak da adlandırılır) hesaplanır: $T = (n - 1)F_{ML}$
- Burada F_{ML} ML kestiriminde uyum fonksiyonun en azaiindirgendiği değerdir.
- Burada n örneklem büyüklüğüdür.
- n büyük ise ve ölçülen değişkenler evrende çok değişkenli normal dağılımlara sahipse ve doğru model tanımlanmışsa; T-istatistiği yaklaşık olarak tanımlanan modelin serbestlik derecesi ile ki-kare dağılımı gösterir.

Ki-Kare Testi (Chi-Square Test)

- **Ancak tanımlanan** (just identified) bir model için ki-kare değeri genellikle sıfıra eşittir ve serbestlik derecesi yoktur $sd = 0$. Eğer model ki-kare değeri sıfıra eşitse model **veriye mükemmel bir şekilde** uyar (kestirilen korelasyon ve kovaryans değerleri gözlenenlere eşittir).
- Model ki-kare değeri arttıkça, **aşırı tanımlanan (overidentified)** bir modelin **uyumu giderek kötüleşir**.
- Örneğin, $sd = 1$ ile 12.30'a eşit model ki-kare değeri.

Ki-Kare Testi (Chi-Square Test)

- Model **ki-kare değeri** arttıkça, modelin veriye uyumu kötüleştiği için model ki-kare aslında bir **kötülük uyum** indeksidir.
- Geleneksel hipotez testinin aksine, ki-kare testinin sıfır hipotezinin **reddedilmemesi** tercih edilir.
- **Sıfır hipotezinin reddedilmemesi** modelin veriye uyduğunu önerir.
- Diğer yandan sıfır hipotezinin reddedilmesi **model-veri uyumunun iyi olmadığını** önerir.

Ki-Kare Testi (Chi-Square Test)

```
fitmeasures(yol_fit, fit.measures = c("chisq" , "df" , "pvalue"))
```

```
##   chisq      df pvalue
## 12.307  1.000  0.000
```

- $sd = 1$ için ki-karenin 0.05 alfa düzeyindeki kritik değeri 3.84'tür. 12.3 değeri 3.84 değerinden büyük olduğundan gözlenen kikare değeri (12,302)
- 0,05 alfa düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.
- 12.3 değerini elde etme olasılığını da verir. Örnekte bu olasılık 0.0005'tir. Bu değer 0.05 alfa düzeyinden küçüktür.]

Ki-Kare Testi ve Örneklem Büyüklüğü

- Ki-kare testi **örneklem büyüklüğünden doğrudan etkilenir.**
- Eğer ***n** büyükse ki bu durum YEM için genellikle istenen bir durumdur, ki-kare testine dayanarak modeli zayıf uyumlu gerekçesiyle reddetmek daha olasıdır (gözlenen ve kestirilen kovaryans değerleri arasındaki fark çok minimal düzeyde olsa bile).
- Eğer ki-kare testine dayalı sıfır hipotezi reddedilirse, modelin yeterliğini incelemek için **diğer indeksler** düşünülmelidir.
- Eğer **n** küçükse ve güç eksikliğinden dolayı sıfır hipotezi reddedilmediyse, diğer uyum indeksleri modelin desteklenip desteklenmemesinde yardımcı olacaktır.

Ki-Kare Testi ve Örneklem Büyüklüğü

- **Ki-kare testi örneklem büyüklüğüne** bağlılığından dolayı iyilik uyumunun değerlendirilmesi için **çok ideal değildir**. Ancak geleneksel olarak rapor edilir ve diğer uyum indeksleriyle desteklenir.
- Model ki-kare değerinin örneklem büyüklüğüne hassasiyetini azaltmak için bazı araştırmacılar bu değeri ilgili serbestlik derecesine bölerler. Elde edilen değer normed chi-square (NC) değeri olarak adlandırılır.
- Ancak bu değerin yorumlanması için minimum kabul edilebilirlik düzeyini temsil edecek net bir kesim değeri yoktur.
 - **NC <= 2 ve ya 3 ve ya 5 (Kabul edilir.)**
 - Ayrıca **NC örneklem büyüklüğünün etkisini tamamen düzeltmez**.

RMSEA

- Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) **serbestlik derecesinin bir fonksiyonu olarak uyumu değerlendiren bir indektir:**

$$RMSEA = \sqrt{\frac{\hat{\delta}}{df(n-1)}}$$

$\hat{\delta}$ parametresi araştırmacının modelinin hatalı tanımlama derecesini yansıtır. Burada $\hat{\delta} = \max(\chi^2 - df, 0)$ parantez içindeki iki ifadeden birinin maksimum değerini kapsar.

- RMSEA indeksi de **kötülük uyum** indeksidir.
- RMSEA indeksinin **daha yüksek değerleri daha kötü uyumu belirtir.**
- RMSEA = 0 değeri **en iyi uyumu belirtir**. Ancak RMSEA = 0 değeri **mükemmel bir uyumu ifade etmez.**

RMSEA

- RMSEA uyumu doğrudan serbestlik derecesinin bir fonksiyonu olarak ele alır; modelin tutumunu hesaba katar (ölçülen değişkenlerin sayısına karşılık kestirilen model parametrelerinin sayısı).
- RMSEA için önerilen kesme noktaları (Hu & Bentler, 1999):
 - $\text{RMSEA} \leq 0.05$ iyi uyumu belirtir.
 - $0.05 < \text{RMSEA} < 0.08$ kabul edilebilir uyumu belirtir.
 - $\text{RMSEA} \geq 0.08$ zayıf uyumu belirtir.

RMSEA

- RMSEA tarafından kestirilen evren parametresi ϵ için %90 güven aralığı genellikle YEM yazılımlarının çıktısında verilir.
- ϵ için güven aralığı kestirilen merkezi olmayan δ parametresine dayanır ve RMSEA örneklem değeri etrafında simetrik olmayıabilir.
- Bu güven aralığı nokta kestirimini olarak RMSEA değeri ile ilişkili belirsizlik derecesini yansıtır.
- Eğer ϵ için %90 güven aralığının alt sınırının değeri 0,05'ten küçükse, modelinin evrende tahmini yaklaşık uyuma sahip olduğu hipotezi $H_0 : \epsilon_0 \leq 0.05$ reddedilmeyecektir.

RMSEA

- Çıktıda kestirilen RMSEA değeri ve ilgili %90 güven aralığı (90% C. I.) verilir.

```
# summary(yol_fit, fit.measures = TRUE)
fitMeasures(yol_fit, c("rmsea","rmsea.ci.lower","rmsea.ci.upper","rmsea.pvalue"))
```

```
##          rmsea rmsea.ci.lower rmsea.ci.upper    rmsea.pvalue
##          0.168        0.093       0.258        0.006
```

- Kestirilen RMSEA değeri 0.168'dir. 0.168 değeri 0.08 değerinden büyük olduğundan RMSEA indeksi model için zayıf uyum belirtir.
- %90 güven aralığının alt sınırı 0.05 değerinden büyük olduğundan araştırmacının modelinin evrende tahmini yaklaşık uyuma sahip olduğu hipotezi reddedilir.

RMR

Root Mean Square Residual (RMR) Bu indeksi hesaplamak için her bir artık ögenin karesi alınır, karelerin toplanmasıyla elde edilen toplam artık sayısına bölünür ve bu ortalama kare artıkların kare kökü alınır.

- Sıfır değeri mükemmel bir uyum belirtir ancak sıfırdan büyük değerlerin yorumlanması zordur.

SRMR

Standardized Root Mean Square Residual (SRMR) Bu indeks RMR indeksinin hesaplandığı şekilde hesaplanır ancak standartlaştırılmış artıklar kullanılır.

- 0.08'den küçük değerler uygun olarak düşünülür (Hu & Bentler, 1999).

```
fitMeasures(yol_fit, "srmr")
```

```
##    srmr  
## 0.043
```

- Kestirilen SRMR değeri 0.043'dir. 0.043 değeri 0.08 değerinden küçük olduğundan SRMR indeksi model için kabul edilebilir uyum belirtir.

Karşılaştırmalı Uyum İndeksleri

(Comparative Fit Indices)

- Bir çok indeks araştırmacının modelinin veriye nasıl uyduğunu, modelin uyumunu daha sınırlandırılmış bir modelle karşılaştırarak değerlendirir.
 - Araştırmacının modeli ile karşılaştırılan model taban modeli (baseline model) olarak adlandırılır. Bu model tipik olarak bağımsız modeldir (independence model) ve **sıfır modeli** (null model) olarak da adlandırılır.
- Sıfır yol modeli gözlenen değişkenler arasındaki evren kovaryanslarının (dişsal gözlenen değişkenler arasındaki kovaryanslar ve bütün gözlenen değişkenlerin varyansları hariç) sıfır olduğunu varsayar.

Karşılaştırmalı Uyum İndeksleri

(Comparative Fit Indices)

- Sıfır modeli değişkenlerin ilişkili olmadığını varsayıduğundan genellikle araştırmacının modelinden daha yüksek ki-kare değerine sahiptir.
- Bu nedenle karşılaştırmalı uyum indeksleri **artımlı uyum indeksleri** (incremental fit indices) olarak da bilinir: daha sınırlandırılmış model (örneğin, sıfır modeli) uyumundan daha esnek model (örneğin, araştırmacının modeli) uyumuna artırım.
- Karşılaştırmalı uyum indekslerinden YEM analizlerinde sık kullanılan iki tanesi CFI ve NNFI (TLI) indeksleridir. Ancak iki indeks de örneklem dayanaklı indekslerdir.

Karşılaştırmalı Uyum İndeksleri

(Comparative Fit Indices)

- CFI indeksi Bentler (1990) tarafından geliştirilmiştir ve aşağıdaki şekilde hesaplanır: $CFI = \frac{\delta_{null} - \hat{\delta}_{researcher}}{\delta_{null}}$
- Araştırmacının modeli sıfır modelinden daha iyi uyum sağlarsa, araştırmacının modelinin ki-kare değeri sıfır modelinin ki-kare değerinden daha küçük olacaktır.
- İki model arasındaki fark arttıkça, CFI değeri 1'e daha çok yaklaşacaktır.
 - CFI = 0 değeri araştırmacının modelinin sıfır modeline göre gelişmediğini belirtir.
 - CFI değerinin 0.90 veya 0.95'ten daha büyük olması kabul edilebilir uyum için önerilir (Hu & Bentler, 1999).
 - CFI = 1 değeri **mükemmel uyumu belirtmez**.

Karşılaştırmalı Uyum İndeksleri

(Comparative Fit Indices)

- Non-Normed Fit Index (NNFI veya Tucker-Lewis Index, TLI) sıfır modeli ve araştırmacının modelinin serbestlik derecesini hesaba katarak negatif yanılığı düzeltmeye çalışır:

$$NNFI = \frac{\frac{T_{null}}{df_{null}} - \frac{T_{researcher}}{df_{researcher}}}{\frac{T_{null}}{df_{null}} - 1}$$

- NNFI değerleri 0 ile 1 aralığında değer alır ancak bu aralığın dışında bir değer de alabilir.
 - NNFI değerinin 0,90 veya 0,95'ten daha büyük olması kabul edilebilir uyum için önerilir (Hu & Bentler, 1999).
- NNFI örneklemelerin aynı evrenden alındığı **küçük ve orta büyülükteki verilerin kullanıldığı çalışmalarında kararlı değildir.**

Karşılaştırmalı Uyum İndeksleri

(Comparative Fit Indices)

- sıfır modeli için ki-kare testine ait değerleri ve CFI ve TLI değerlerini verir:

```
fitmeasures(yol_fit, fit.measures = c("cfi", "tli"))
```

```
##    cfi    tli
## 0.948 0.485
```

- Kestirilen CFI değeri 0.949'dur. 0.949 değeri 0.90 değerinden büyük olduğundan CFI indeksi model için iyi uyum belirtir.
- Kestirilen TLI değeri 0.539'dur. 0.539 değeri 0.90 değerinden küçük olduğundan TLI indeksi model için zayıf uyum belirtir

Uyum İndekslerini Raporlarken Öneriler

- Tek bir indeks model uyumunun sadece belli bir yönünü yansıtır. Araştırmacılar aşağıdakilerin rapor edilmesini önerir:
- Model ki-kare değeri: anlamlı olmayan sonuç

Uyum indeksi	İyi uyum	Kabul Edilebilir Uyum
χ^2	p	
χ^2/df	$0 \leq \chi^2/df \leq 2$	$2 < \chi^2/df < 8$
SRMR	$0 \leq SRMR \leq .05$	$.05 < SRMR < .10$
RMSEA	$0 \leq RMSEA \leq .05$	$.05 < RMSEA < .08$
CFI	$.95 \leq GFI \leq 1$	$.90 < GFI < .95$

Not: Bu kesme değerlerin kullanılmasıyla ilgili çok sayıda tartışma vardır.

Uyum İndekslerini Raporlarken Öneriler

- Önerilen uyum indeksleri göz önüne alınınca model-veri uyumu ile ilgili ne söylenebilir?

```
fitmeasures(yol_fit, fit.measures = c("chisq" , "df" , "pvalue", "cfi", "tli",
                                         "rmsea",      "rmsea.ci.lower",    "rmsea.ci.upper"
                                         , "srmr"))
```

##	chisq	df	pvalue	cfi	tli	rmsea
##	12.307	1.000	0.000	0.948	0.485	0.168
##	rmsea.ci.lower	rmsea.ci.upper		srmr		
##	0.093	0.258		0.043		

Bireysel İstatistiksel testler:

t-değeri

- Bireysel istatistiksel test belli parametre kestirimlerine dayalı hesaplanır. Hatalı tanımlamanın değerlendirilmesinde kullanışlıdır.

t-değeri = parametre kestirimi / standart hata

- Normal olarak dağılır.
- z-istatistiği gibi kullanılır.
- Parametrelerin beklenen yönde olup olmadığını ve istatistiksel olarak sıfırdan farklı olup olmadığını değerlendirir.
 - Anlamlı olmayan parametreler o'a sabitlenebilir ancak test **n** ile ilişkilidir.
 - Ancak bir parametrenin sabitlenmesi diğer bütün kestirimleri değiştirecektir. Bu da hatalı tanımlamadan dolayı hatalara sebep olabilir

Bireysel Artık ve

Standartlaştırılmış Artık

- İdeal olarak **artık değerleri küçük ve tek biçimli olmalıdır.**
- Artık kovaryans matrisini yorumlamak standartlaştırılmış artık kovaryans matrisinden daha zordur.
- Standartlaştırılmış artık:
 - z-puanları gibidir.
 - Hangi değerin büyük olduğunu belirlemek kolaydır (0.05 alfa düzeyinde 1.96 istatistiksel anlamlılık)
 - Köşegen dışındaki standartlaştırılmış artıkların mutlak değerlerinin ortalaması tipik bir artığı temsil eden bir indeks sağlar.

Bireysel Artık ve

Standartlaştırılmış Artık

```
# lavResiduals(yol_fit)
# resid(yol_fit)
resid(yol_fit, type='normalized')
```

```
## $type
## [1] "normalized"
##
## $cov
##             stres hastlk  form egzrsz dynkll
## stres      0.002
## hastalik   0.718  0.392
## form       -2.950 -1.031  0.006
## egzersiz   -0.021 -0.011  0.010  0.000
## dayaniklilik -0.005 -0.005  0.025  0.067  0.000
```

- Standartlaştırılmış hata kovaryans matrisinde yer alan diyagonal dışındaki her bir değerin mutlak değerinin 1.96'dan küçük olması beklenir.

Modifikasyon İndeksleri

- **modindices** fonksiyonu ile modifikasyon indeksleri istenebilir.
- **mi** sütunu yapılacak modifikasyon sonucunda ki-karededeki düşüşü göstermektedir.

```
modindices(yol_fit, sort = TRUE)
```

```
##      lhs op      rhs      mi      epc sepc.lv sepc.all sepc.nox
## 15 stres ~ hastalik 12.115  0.799   0.799    0.693    0.693
## 16 stres ~      form 12.115 -0.326  -0.326   -0.180   -0.180
## 17  form ~      stres 12.115 -0.093  -0.093   -0.168   -0.168
## 18  form ~ hastalik 12.115 -0.296  -0.296   -0.464   -0.464
```

```
## modindices(yol_fit, sort = TRUE, maximum.number = 5)
```

Modifikasyon İndeksleri

- Bu tablo dört parametreden herhangi birinin (aynı anda, eş zamanlı DEĞİL) model ki-kare değerini 12.1 değerinde düşüreceğini önermektedir.
- Artık kovaryans matrisinden gelen kanıt da birleştirildiğinde, modele **form değişkeninin stres değişkenine** doğrudan etkisini gösteren bir parametre eklenebilir.
- Form ve stress arasındaki ilişki önemli olabilir ancak model tarafından açıklanmamıştır. Eğer bireyler form düzeylerini yüksek tutarlarsa, daha az stresli hissedebilirler şeklinde kavramsallaşırılabilir.
- Bu model ancak tanımlanan modeldir ($sd = 0$), bu nedenle veriye mükemmel uyum sağlayacaktır

Modelin Yeniden Tanımlanması

Revised Model 1

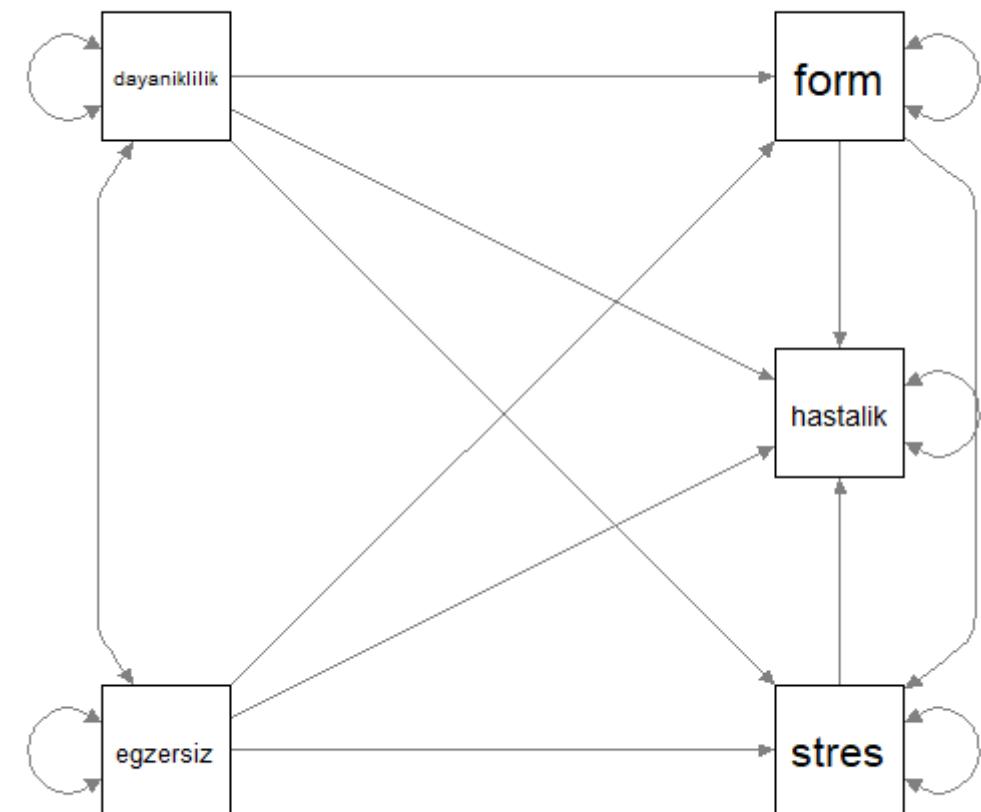
```
library(lavaan)
yol_model <-
'stres      ~ egzersiz + dayaniklilik
hastalik   ~ egzersiz + dayaniklilik + form + stres
form       ~ egzersiz + dayaniklilik
egzersiz ~~ dayaniklilik'
yol_fit <- sem(yol_model, veri)

yol_model_v1 <-
'stres      ~ egzersiz + dayaniklilik
hastalik   ~ egzersiz + dayaniklilik + form + stres
form       ~ egzersiz + dayaniklilik
stres      ~ form
egzersiz ~~ dayaniklilik'
yol_fit_v1 <- sem(yol_model_v1, veri)
```

Modelin Yeniden Tanımlanması

Revised Model 1

```
library(semPlot)
semPaths(yol_fit_v1, rotation=2, curvePivot = T,
sizeMan = 12, sizeInt = 1,
sizeLat = 4,
edge.label.cex = 1.8,
pastel=TRUE,
nCharNodes = 0, nCharEdges = 0)
```



Modelin Yeniden Tanımlanması

Revised Model 1

```
lavInspect(yol_fit, what = "resid")
```

```
## $cov
##          stres   hastlk    form   egzrsz
## stres      0.810
## hastalik  167.956 105.451
## form       -412.084 -129.596   0.605
## egzersiz   -5.073  -2.285   1.467   0.000
## dayaniklilik -0.728  -0.568   1.881   9.118
```

```
lavInspect(yol_fit_v1, what = "resid")
```

```
## $cov
##          dynkll
##          stres      0
##          hastalik   0      0
##          form       0      0      0
##          egzersiz   0      0      0      0
##          dayaniklilik 0      0      0      0      0
```

Modelin Yeniden Tanımlanması

Revised Model 1

- Yeni tanımlanan model için verilen uyum indeksleri beklentiği gibidir.
- Kikare = 0 ve sd = 0 olduğunda, p değerini 0,0000 olarak yazdırır. Ancak bu değer ki kare testinin reddedildiği anlamına gelmez.

```
fitmeasures(yol_fit_v1, fit.measures=c("chisq", "p", "df", "cfi", "rmsea", "srmr"))
```

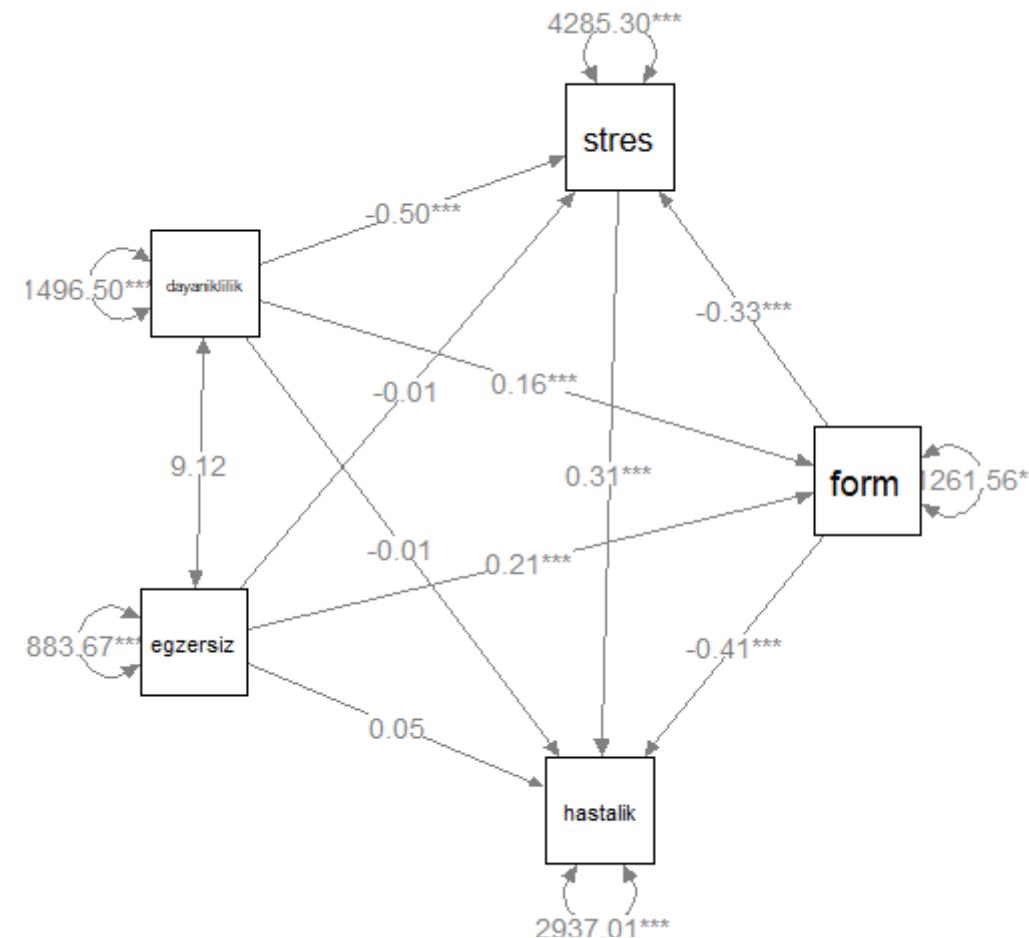
```
##   chisq     df     cfi   rmsea   srmr
##     0       0      1      0      0
```

Modelin Yeniden Tanımlanması

Revised Model 1

```
p_pa <-  
semPaths(yol_fit_v1,  
whatLabels = "est",  
sizeMan = 10,  
edge.label.cex = 1.15,  
style = "ram",  
layout = "spring" ,  
nCharNodes = 0,  
nCharEdges = 0)  
semptools:::mark_sig(p_pa,  
yol_fit_v1)
```

good fit vs parsimony
principle



Modelin Yeniden Tanımlanması

Revised Model 2

- anlamlı olmayan yol katsayıları kaldırıldı

```
yol_model_v1 <-  
'stres      ~ egzersiz + dayaniklilik  
hastalik   ~ egzersiz + dayaniklilik + form + stres  
form       ~ egzersiz + dayaniklilik  
stres      ~ form  
egzersiz  ~~ dayaniklilik'  
  
yol_model_v2 <-  
'stres      ~ dayaniklilik  
hastalik   ~ form + stres  
form       ~ egzersiz + dayaniklilik  
stres      ~ form  
egzersiz  ~~ dayaniklilik'  
yol_fit_v2 <- sem(yol_model_v2, veri)
```

Modelin Yeniden Tanımlanması

Revised Model 2

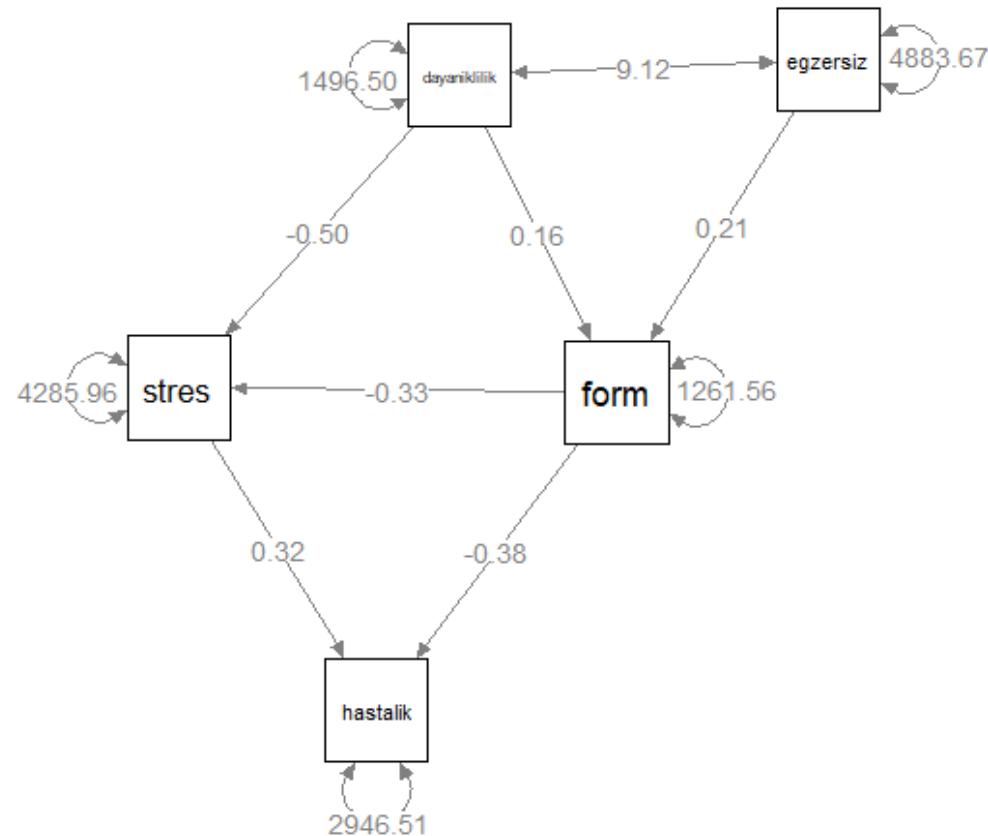
- anlamlı olmayan yol katsayıları kaldırılmıştır

```
fitmeasures(yol_fit_v2,c("rmsea","cfi","srmr"))
```

```
## rmsea    cfi    srmr
## 0.000 1.000 0.011
```

Modelin Yeniden Tanımlanması

Revised Model 2



Modelin Yeniden Tanımlanması

Revised Model 2

```
fitmeasures(yol_fit_v2, fit.measures = c("chisq" , "df" , "pvalue", "cfi", "tli",
                                         "rmsea",      "rmsea.ci.lower",    "rmsea.ci.upper"
                                         , "srmr"))
```

	chisq	df	pvalue	cfi	tli	rmsea
##	1.354	3.000	0.716	1.000	1.025	0.000
##	rmsea.ci.lower	rmsea.ci.upper		srmr		
##	0.000	0.061		0.011		

- $sd = 3$ için ki-karenin 0.05 alfa düzeyindeki kritik değeri 7.82'dir. 1.354 değeri 7.82 değerinden küçük olduğundan gözlenen ki-kare değeri (1,354) 0.05 alfa düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı değildir.
- RMSEA, CFI ve SRMR indekslerinin değerleri istenilen değerdedir

Ki-Kare Fark Testi

- Hem revised model 1 hem de revised model 2 veriye iyi uyum sağlamaktadır.
 - Bu durumda hangi model seçilmelidir?
 - **Mükemmel uyum** sağlayan ancak daha karmaşık model mi?
 - **İyi uyum sağlayan** ancak daha basit model mi?

Ki-Kare Fark Testi

- Ki-kare fark testi hiyerarşik olarak kümelenmiş iki modelin karşılaştırılmasında oldukça kullanışlıdır.
 - Eğer modellerden birisi diğerinin alt kümesiyse iki model kümelenmiştir (daha basit model daha karmaşık modelin içinde kümelenmiştir).
 - Bu durumda revised model 2 (daha basit model) revised model 1 (daha karmaşık model) içinde kümelenmiştir.
- Ki-kare fark testi modellerin bağıl uyumlarını değerlendirmek için kullanılabilir.

Ki-Kare Fark Testi

- İki model de veriye iyi uyum sağladığında, ki-kare değerleri arasındaki fark serbestlik derecesi iki model arasındaki parametre sayısındaki farka eşit olan ki-kare dağılımı gösterir:
 - $\chi^2_{\text{dif}} = \chi^2_{\text{simple}} - \chi^2_{\text{complex}}$
 - $df_{\text{dif}} = df_{\text{simple}} - df_{\text{complex}}$
- Anlamlı olmayan ki-kare farkı daha basit modelin daha karmaşık modelden istatistiksel olarak veriye daha kötü uymadığını önerir.
- Bu nedenle, daha basit model daha tutumlu olduğundan dolayı seçilmelidir. Aksi halde karmaşık model seçilmelidir.

Ki-Kare Fark Testi

- Örnekte revised model 2 (12 model parametresine sahip olup $sd = 3$) revised model 1'den (15 model parametresine sahip olup $sd = 0$) daha basittir.
 - $\chi^2_{\text{dif}} = \chi^2_{\text{simple}} - \chi^2_{\text{complex}}$
 - $df_{\text{dif}} = df_{\text{simple}} - df_{\text{complex}}$
- 1.354 ki-kare değeri $sd = 3$ olduğunda, 0,05 alfa düzeyinde (kritik ki-kare değeri = 7,82) istatistiksel olarak **anlamlı değildir.**
 - Bu nedenle revised model 2 (daha basit olan) revised model 1'e (daha karmaşık olan) tercih edilir şeklinde sonuca varılabilir

AIC ve BIC

- Akaike Information Criterion (AIC) ve Bayesian Information Criterion (BIC) evren dayanaklı yordayıcı uyum indeksleri olarak bilinir.
- Farklı YEM yazılımları AIC ve BIC değerlerini farklı şekilde hesaplayabilir.
 - $AIC = -2\text{Log}L + 2r$, r modeldeki parametre sayısı
 - $BIC = -2\text{Log}L + rlnn$, n örneklem büyüklüğü
 - $adjustedBIC = -2\text{Log}L + rlnn*$, $n^* = (n+2) / 24$
- AIC ve BIC değerleri çoğunlukla aynı veriden kestirilen hiyerarşik olmayan modellerin arasından seçim yapmak için kullanılır. Bağıl olarak daha küçük değerler uygundur

AIC ve BIC

model1

```
fitmeasures(yol_fit_v1, fit.measures = c("AIC", "BIC"))
```

```
##    aic    bic  
## 21423 21483
```

model2

```
fitmeasures(yol_fit_v2, fit.measures = c("AIC", "BIC"))
```

```
##    aic    bic  
## 21418 21466
```

- İki model kümelenmiş modeller olduğundan, iki model arasında AIC ve BIC değerlerinin **karşılaştırılmasına gerek yoktur**

Model-Veri Uyumu

- Eğer model-veri uyumu zayıfsa, ilk olarak varsayılan model veriye uymaz.
- Eğer model-veri uyumu iyiysse, model veri tarafından desteklenir. Alternatif modelleri araştırmak veya **daha tutumlu (parsimonious) bir model aramak için ilave analizler yürütülebilir.**
- Mükemmel veya iyi bir model-veri uyumu mutlaka modelin iyi olduğunu önermez. İyi bir model en basit şekilde olan (tutumluluk ilkesi), ama hala veriye iyi uyan modeldir.

İyi Uyuma karşı Model Tutumluluğu

sem fonksiyonu

Argüman	Açıklama	Değerleri
Model	YEM modeli tanımlanır.	
Data	Gözlenen değişkenlerin yer aldığı veri setidir.	
sampling.weights	Örneklem ağırlıklandırması yapılacağı durumlarda tanımlanır.	Veri çerçevesinde ağırlıklandırma bilgisinin yer aldığı değişkenin adıdır.
group	Çoklu grup analizlerde grup değişkeni tanımlanır.	Veri matrisinde grubu tanımlayan değişkenin adıdır.
cluster	Çok düzeyli analizlerde düzey değişkeni tanımlanır.	Veri matrisinde düzeyi tanımlayan değişkenin adıdır.
constraints	Modele eklenecek diğer sınırlırmalar tanımlanır.	
estimator	Kestirim yöntemidir.	"ML", "GLS", "WLS", "ULS", "DWLS" gibi

sem fonksiyonu

formul	tur
gizil değişken tanımlama	=~
regresyon	~
kovaryans	~~
kesim	~1

- MODEL bölümü modelin belirlenmesi
- Yol analizinde, her bir içsel (endogenous) değişkenin bir veya daha fazla değişken tarafından yordanması ifadesi ile belirtilir.
- Örneğin,
 - **form~egzersiz + dayanıklılık**

ifadesinin anlamı form'ın egzersiz + dayanıklılık tan yordandığıdır.

Kestirim

- ham veri kullanıldığı zaman, default modeli değişkenler için ortalamaların/kesişimlerin kestirildiği ortalama yapıları içerecektir.
- Yol analizi modeli için kovaryans yapısına odaklanılır. "Means" ve "Intercepts" bölümü altındaki değerler göz ardı edilir.
- Ortalamalar/kesişimler çıkarılınca, kestirilen **parametre sayısı 14** olmalıdır.

```
summary(yol_fit)
```

```
##   Length Class  Mode
##       1 lavaan    S4
```

Kestirim

- Her bir kestirimin yorumu çoklu regresyondaki yorumlara benzerdir.
- Örneğin, **form ~ egzersiz** kestirimi 0.206'dır. Bu değer, egzersiz puanındaki bir birimlik artışın yordanan form puanını 0.206 birimlik artıracağını önerir.
- Bu kestirimin standart hatası 0.025'tir. Kestirimin standart hatasına bölünmesiyle t istatistiği elde edilir: $0.206 / 0.025 = 8.12$
- İki yönlü t testi 0.206 değerinin **anlamlı olarak o'dan farklı olduğunu önerir.**

Kestirim

- Örneğin, **form ~ egzersiz** standartlaştırılmış kestirimi 0.371'dir. Bu değer, egzersiz puanındaki bir standart sapmalık artışın yordanan form puanını 0.71 standart sapma artıracağını önerir.
- Bu kestirimin standart hatası 0.043'tür.
- Kestirimin standart hatasına bölünmesiyle t-istatistiği elde edilir: $0.371 / 0.043 = 8.72$
- İki-yönlü t-testi 0.371 değerinin anlamlı olarak 0'dan farklı olduğunu önerir.

KESTIRİM

- **egzersiz ~ dayanıklılık** değeri 9.105'tir. Bu değer egzersiz ve dayanıklılık değişkenleri arasındaki **kovaryans** tahminidir.
- Standartlaştırmamış artık varyans (unstandardized residual variance), her bir içsel değişkendeki yordayıcılar tarafından açıklanmayan varyans miktarını söyler.
- Örneğin, form değişkenindeki açıklanmayan varyans yaklaşık 1261.54'tür.
- Bu değer, form değişkeninin varyansı(1508.75) ile karşılaştırılarak açıklanmayan varyans yüzdesi hesaplanabilir

Standartlaştırılmış Artık

- Standartlaştırılmış artık varyans (standardized residual variance), **her bir içsel değişkenindeki yordayıcılar tarafından açıklanmayan varyans oranını söyler.**
- Örneğin, form değişkenindeki açıklanmayan varyans oranı yaklaşık 0.836'dır. form değişkeni için toplam varyansın yaklaşık %83.6'sı açıklanmamıştır.
- **$1261.4 / 1508.75 = 0.836$**

Kestirim

```
parameterEstimates(yol_fit, standardized=TRUE)
```

```

##          lhs op      rhs      est       se      z pvalue ci.lower ci.upper std.lv
## 1      stres ~    egzersiz -0.080 0.048 -1.678 0.093 -0.173 0.013 -0.080
## 2      stres ~ dayaniklilik -0.556 0.086 -6.475 0.000 -0.725 -0.388 -0.556
## 3   hastalik ~    egzersiz 0.047 0.042 1.115 0.265 -0.035 0.129 0.047
## 4   hastalik ~ dayaniklilik -0.010 0.075 -0.138 0.891 -0.157 0.136 -0.010
## 5   hastalik ~        form -0.408 0.076 -5.342 0.000 -0.557 -0.258 -0.408
## 6   hastalik ~      stres 0.314 0.041 7.704 0.000 0.234 0.394 0.314
## 7        form ~    egzersiz 0.206 0.025 8.118 0.000 0.156 0.256 0.206
## 8        form ~ dayaniklilik 0.161 0.046 3.506 0.000 0.071 0.251 0.161
## 9     egzersiz ~~ dayaniklilik 0.000 135.170 0.000 1.000 -264.929 264.929 0.000
## 10      stres ~~      stres 4419.143 312.481 14.142 0.000 3806.692 5031.593 4419.143
## 11   hastalik ~~   hastalik 2937.014 207.678 14.142 0.000 2529.972 3344.056 2937.014
## 12        form ~~        form 1261.565 89.206 14.142 0.000 1086.724 1436.406 1261.565
## 13     egzersiz ~~    egzersiz 4883.673 345.328 14.142 0.000 4206.843 5560.503 4883.673
## 14 dayaniklilik ~~ dayaniklilik 1496.499 105.818 14.142 0.000 1289.098 1703.899 1496.499
##      std.all std.nox
## 1     -0.080 -0.080
## 2     -0.307 -0.307
## 3      0.054  0.054
## 4     -0.007 -0.007
## 5     -0.260 -0.260
## 6      0.362  0.362

```

Açıklanan Varyansın Yüzdesi

- Çıktı her bir içsel değişken için R^2 değerinin kestirimini verir. R^2 değerinin anlamı çoklu regresyondakinin anlamına benzerdir: bağımlı değişkendeki varyansın yordayıcılar tarafından açıklanan yüzdesi.
- Örneğin, form için R^2 değeri 0.164 olarak tahmin edilmiştir. Bu değer, form değişkenindeki varyansın yaklaşık %16'sının yordayıcılar tarafından açıkladığını önerir.

Not: Her bir içsel değişken için R^2 değeri ve standartlaştırılmış artık varyansının toplamı “1”e eşit olmalıdır: $0.164 + 0.836 = 1$

```
out <- summary(yol_fit, rsq=T)
out$PE[15:17,]
```

- R-Square:
- Estimate
- stres 0.101
- hastalik 0.205
- form 0.164

Model Sonuçlarının Rapor Edilmesi

```
library(knitr)
parameterEstimates(yol_fit, standardized=TRUE) %>%
  filter(op == "~") %>%
  select('Bağımlı Değişkenler'=lhs, Gosterge=rhs, B=est, SE=se, Z=z, 'p-value'=pvalue, Beta=std.all)
knitr::kable(digits = 3, booktabs=TRUE, format="markdown", caption="Faktör Yükleri")
```

Table: Faktör Yükleri

Bağımlı Değişkenler	Gosterge	B	SE	Z	p-value	Beta
stres	egzersiz	-0.080	0.048	-1.678	0.093	-0.080
stres	dayanıklılık	-0.556	0.086	-6.475	0.000	-0.307
hastalık	egzersiz	0.047	0.042	1.115	0.265	0.054
hastalık	dayanıklılık	-0.010	0.075	-0.138	0.891	-0.007
hastalık	form	-0.408	0.076	-5.342	0.000	-0.260
hastalık	stres	0.314	0.041	7.704	0.000	0.362
form	egzersiz	0.206	0.025	8.118	0.000	0.371
form	dayanıklılık	0.161	0.046	3.506	0.000	0.160

Model Sonuçlarının Rapor Edilmesi

```
# devtools::install_github("dr-JT/semoutput")
library(semoutput)
sem_sig(yol_fit)
```

Model Significance			
Sample.Size	Chi.Square	df	p.value
400	12.307	1	0

Model Sonuçlarının Rapor Edilmesi

```
library(semoutput)
sem_fitmeasures(yol_fit)
```

Model Fit Measures

CFI	RMSEA	RMSEA.Lower	RMSEA.Upper	SRMR	AIC	BIC
0.948	0.168	0.093	0.258	0.043	21433	21489

Model Sonuçlarının Rapor Edilmesi

```
sem_paths(yol_fit)
```

Regression Paths									
Predictor	DV	Standardized							
		Path Values	SE	z	sig	p	Lower.CI	Upper.CI	
egzersiz	stres	-0.080	0.047	-1.683		0.092	-0.172	0.013	
dayanıklılık	stres	-0.307	0.045	-6.802	***	0.000	-0.396	-0.219	
egzersiz	hastalık	0.054	0.048	1.116		0.264	-0.041	0.148	
dayanıklılık	hastalık	-0.007	0.048	-0.138		0.891	-0.100	0.087	
form	hastalık	-0.260	0.048	-5.474	***	0.000	-0.354	-0.167	
stres	hastalık	0.362	0.044	8.165	***	0.000	0.275	0.449	
egzersiz	form	0.371	0.043	8.721	***	0.000	0.288	0.455	
dayanıklılık	form	0.160	0.045	3.544	***	0.000	0.072	0.249	

Model Sonuçlarının Rapor Edilmesi

```
library(semoutput)
sem_anova(yol_fit_v2,yol_fit_v1)
```

Model Comparison

term	df	AIC	BIC	statistic	Chisq.diff	RMSEA	Df.diff	p.value
1	3	21418	21466	1.354	1.354	0	3	0.716
2	0	21423	21483	0.000	NA	NA	NA	NA

Model Sonuçlarının Rapor Edilmesi

```
sem_modelcomp(yol_fit_v2,yol_fit_v1)
```

Model Comparison

Model	df	AIC	BIC	BF	P(Model Data)	Chi Square	Chi Square Diff	df Diff	p
yol_fit_v2	3	21418	21466	4065.3		1	1.354	NA	NA
yol_fit_v1	0	21423	21483	0.0		0	0.000	1.354	3 0.716

Doğrudan, Dolaylı ve Toplam Etkiler

- **Toplam etki**, bir değişken bir birim değiştiğinde diğer bir değişkenin ne kadar değişeceğini belirtir.
- Toplam etkinin iki bileşeni olabilir: doğrudan etki ve bazı araya giren değişkenler üzerinden dolaylı etkiler
 - Bir değişkenin diğer bir değişken üzerindeki doğrudan etkisi yol modelindeki ağırlığıyla belirtilir.
 - Dolaylı etkiler doğrudan etkilerin çarpımları olarak istatistiksel olarak kestirilir.
 - Doğrudan ve dolaylı etkiler ya standartlaştırmamış ya da standartlaştırmış çözümlerin sonuçlarına dayanarak hesaplanabilir.
 - Ancak, eğer değişkenlerin birbirlerine göre etkileri karşılaştırılacaksa **standartlaştırmış çözümler kullanılmalıdır**.

Doğrudan, Dolaylı ve Toplam Etkiler

- Egzersiz, hastalık üzerinde doğrudan etkiye sahiptir; bu doğrudan etkinin standartlaştırılmış değeri 0.054'tür.
- Egzersiz, hastalık üzerinde iki tane de dolaylı etkiye sahiptir; biri form üzerinden, diğer ise stress üzerinden. Dolaylı etki, ilgili standartlaştırılmış yol katsayılarının çarpılması sonucu elde edilir:
 - Egzersiz → Form → Hastalık: $(0.371)(-0.260) = -0.096$
 - Egzersiz → Stres → Hastalık: $(-0.080)(0.362) = -0.029$
- Böylece egzersiz'in hastalık üzerindeki toplam etkisi:
 - toplam etki = doğrudan etki + toplam dolaylı etki
 - $= 0.054 + (-0.096) + (-0.029)$
 - $= 0.054 + (-0.125)$
 - $= 0.071$

Doğrudan, Dolaylı ve Toplam Etkiler

egzersiz → form → hastalık

egzersiz → stres → hastalık

dayanıklılık → form → hastalık

dayanıklılık → stres → hastalık

Doğrudan, Dolaylı ve Toplam Etkiler

```
yol_model <- 'stres      ~ s_e*egzersiz + dayaniklilik  
               hastalik ~ h_e*egzersiz + dayaniklilik + h_f*form + h_s*stres  
               form     ~ f_e*egzersiz + dayaniklilik  
               egzersiz ~~ dayaniklilik  
               # Doğrudan etki  
               dir_fm:=h_f  
               dir_sh:=h_s  
  
               # Dolaylı etki  
               ind_h1:=f_e*h_f  
               ind_h2:=s_e*h_s  
  
               # Toplam dolaylı etki  
               tot_ind:=ind_h1 + ind_h2  
  
               # Toplam etki  
               tot:=tot_ind + h_e'  
  
fsem1 <- sem(yol_model,veri)
```

Doğrudan, Dolaylı ve Toplam Etkiler

```
parameterEstimates(fsem1,standardized = TRUE)[c(1,3,5,7,17:20),c(1:4,12)]
```

```
##          lhs op      rhs   label std.all
## 1      stres ~ egzersiz s_e    -0.080
## 3  hastalik ~ egzersiz h_e     0.054
## 5  hastalik ~      form  h_f    -0.260
## 7      form ~ egzersiz f_e     0.371
## 17  ind_h1 := f_e*h_f ind_h1 -0.097
## 18  ind_h2 := s_e*h_s ind_h2 -0.029
## 19 tot_ind := ind_h1+ind_h2 tot_ind -0.125
## 20      tot := tot_ind+h_e      tot -0.072
```

- egzersiz → form → hastalik: $(0.371)(0.260) = 0.096$
- egzersiz → stress → hastalik: $(0.080)(0.362) = 0.029$

- Böylece egzersizin hastalık üzerindeki toplam etkisi: toplam etki = doğrudan etki + toplam dolaylı etki
- $= 0.054 + (0.096) + (0.029)$
- $= 0.054 + (0.125)$
- $= 0.071$

Doğrudan, Dolaylı ve Toplam Etkiler

- Model için doğrudan, dolaylı ve toplam etkiler bir tabloda rapor edilebilir.

Independent Variables	Dependent Variables								
	Fitness			Stress			Illness		
	Direct	Indirect	Total	Direct	Indirect	Total	Direct	Indirect	Total
Exercise	.371*		.371*	-.08		-.08	.054	-.125*	-.072
Hardiness	.160*		.160*	-.307*		-.307*	-.007	-.153*	-.159*
Fitness							-.260*		-.260*
Stress							.362*		.360*

* $p < .01$.

semPaths

Argüman	Açıklama	Değerleri
Object	YEM modeli analiz çıktısını içeren nesnedir.	
What	Diyagramda hangi değerlerin gösterileceği tanımlanır.	"path", "diagram" ve "mod": yalnızca diyagramı "est" ve "par" kestirilen; "stand" ve "std" standartlaştırılmış parametreler "eq" ve "cons" eşitlenen parametreler aynı renkle gösterilir.
whatLabels	Yol çizgilerinde hangi değerlerin gösterileceği tanımlanır.	what argümanıyla aynı değerleri alır.

semPaths

Argüman	Açıklama	Değerleri
Style	Diyagramın biçimi tanımlanır. "ram", "mx", "OpenMx", "lisrel"	
layout	Diyagramın tasarımı tanımlanır.	"tree", "tree2", "circle", "circle2", "spring"
title	Çoklu grup analizlerde grup adlarının diyagram başlığı olarak tanımlanması sağlanır.	
Reorder	Faktör yüklerine göre sıralama yapılır.	TRUE, FALSE
edge.label.cex	Yol çizgilerinde yer alan parametre kestirim değerlerinin font büyüğünü belirtir.	Sayısal değer

semPaths

Argüman	Açıklama	Değerleri
color	Diyagramdaki şekillerin renkleri tanımlanır.	Liste: list(man= "", lat= "", int= "") man: gözlenen, lat: gizil değişken, int: kesişim
rotation	Diyagramın yönü belirlenir.	1, 2, 3, 4
NCharNodes	Değişken adlarının maksimum kaç karakter olacağı tanımlanır.	Sayısal değer
SizeMan	Gözlenen değişkene ilişkin dörtgen şeklinin büyütüğü tanımlanır.	Sayısal değer
sizeLat	Gizil değişkene ilişkin daire şeklinin büyütüğü tanımlanır.	Sayısal değer