📊 AFA

💹 Döndürme ve Faktör Yorumları

🧑‍🏫 Dr. Kübra Atalay Kabasakal

Bahar 2023

Faktör Analizi

```
library(psych);library(haven)
veri <- read_sav("data/AFA.sav")[ ,-c(1,13)]
(out <- fa(veri, nfactors = 3,fm="pa",rotate="none"))
```

```
## Factor Analysis using method =  pa
## Call: fa(r = veri, nfactors = 3, rotate = "none", fm = "pa")
## Standardized loadings (pattern matrix) based upon correlation matrix
##         PA1   PA2   PA3   h2    u2 com
## per1  0.80 -0.45 -0.38 0.99 0.012 2.0
## per2  0.78 -0.32 -0.21 0.75 0.252 1.5
## per3  0.80 -0.25 -0.09 0.71 0.292 1.2
## per4  0.75 -0.23 -0.21 0.67 0.335 1.4
## per5  0.77  0.47 -0.01 0.82 0.179 1.7
## per6  0.61  0.47 -0.14 0.61 0.388 2.0
## per7  0.78  0.42 -0.08 0.80 0.204 1.6
## per8  0.73  0.40 -0.01 0.68 0.315 1.5
## per9  0.67 -0.22  0.48 0.72 0.280 2.1
## per10 0.60 -0.07  0.41 0.53 0.465 1.8
## per11 0.67 -0.14  0.44 0.67 0.334 1.8
##
##                        PA1  PA2  PA3
## SS loadings           5.81 1.27 0.86
## Proportion Var        0.53 0.12 0.08
## Cumulative Var        0.53 0.64 0.72
```

Faktörleştirme yöntemi

- **psych** paketinde kullanılan faktörleştirme yöntemlerinden bazıları:
- verilerin çok değişkenli normallik varsayımını karşılaması durumda **ml** yöntemi,
- sağlamaması durumunda ise en küçük kareler **uls** veya ağırlıklandırılmış en küçük kareler **wls** tercih edilebilir.

Faktörlerin Yorumlanması

```r
out$loadings
```

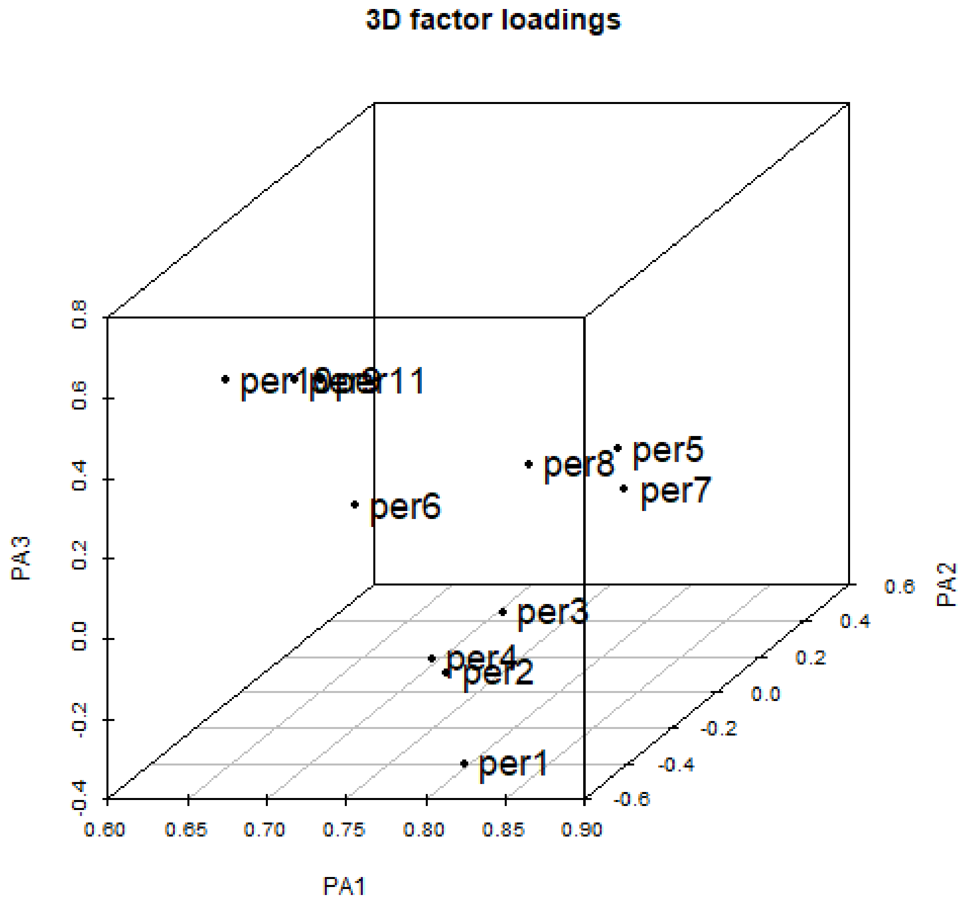
```
##
## Loadings:
##        PA1    PA2    PA3
## per1   0.803 -0.447 -0.379
## per2   0.775 -0.322 -0.208
## per3   0.799 -0.246
## per4   0.753 -0.230 -0.214
## per5   0.772  0.474
## per6   0.607  0.472 -0.145
## per7   0.784  0.418
## per8   0.727  0.395
## per9   0.665 -0.223  0.477
## per10  0.601         0.409
## per11  0.671 -0.144  0.442
##
##                  PA1   PA2   PA3
## SS loadings    5.814 1.271 0.859
## Proportion Var 0.529 0.116 0.078
## Cumulative Var 0.529 0.644 0.722
```

Örüntü katsayısı matrisi incelendiğinde aşağıdaki sonuçlar çıkarılabilir:

- 11 değişkenin hepsinin **birinci faktördeki yükleri orta veya yüksektir.**
- **İkinci ve üçüncü faktördeki yükler daha küçüktür,** bazıları **negatif bazıları ise pozitif** değerlerdedir.
- Ancak örüntü matrisi tablosu incelenerek bu 11 değişkenden 3 faktörü **ayırmak ve yorumlamak** oldukça zordur.

Faktörlerin Yorumlanması

- Yandaki grafikte 3 küme birikinti görünmektedir:
  - PER1-4 birlikte
  - PER5-8 birlikte
  - PER9-11 birlikte
- Eğer faktör eksenleri faktör uzayında hareket ederse, altta yatan faktörlerin doğası daha açık hale gelecektir.
- Bu da **Faktör Döndürme** (Factor Rotation) adı verilen bir yöntemle gerçekleştirilir.



Maddelerin Analizden Çıkarılması

- Çoğu durumda, maddelerin ileri analizlerden çıkarılması düşünülebilir. Bu durum aşağıdakiler ile karşılaşıldığında düşünülebilir:
  - Maddeler **düşük ortak varyanslara** sahipse
  - Maddelerin **diğer maddelerle aralarındaki korelasyon zayıfsa**
  - Maddeler beklenmeyen **faktörlerde çapraz yüklere sahipse**
  - Faktörler **yorumlanabilir değilse**
- Genel olarak geride kalan maddelerle yeni bir AFA'nın gerçekleştirilmesi gerekmektedir.

Faktör Döndürmenin Amacı

- İlk çözümde PER1-PER11 ölçülen değişkenlerinden 3 faktör çıkarıldı.
- Hem örüntü katsayısı matrisi hem de yük grafiği 3- faktörlü **çözümün yorumlanmasının zor olduğunu** gösterdi.
- İdeal olarak her bir değişkenin sadece bir faktöre yüklenmesi(factor complexity = 1 u2) beklenir **basit yapı**
- AFA'dan elde edilen çoğu ilk çözümler ile **basit bir yapı** elde edilemeyebilir.
- Faktör döndürmenin amacı bu hedefe ulaşmaktır.

Faktör Döndürmenin Amacı

- **Faktör döndürme**, faktör uzayında ölçülen değişkenlerin konumlarını ölçen **faktör eksenlerinin hareket ettirilmesini** içerir, böylece altta yatan yapıların doğası araştırmacı için daha açık hale gelir.

- Yalnızca bir faktör çıkarıldığında, döndürme mümkün değildir. Ancak, iki veya daha fazla faktör içeren hemen hemen tüm durumlarda, yorumlama için döndürme genellikle gereklidir.

Faktör Döndürmenin Amacı

- **İki tip faktör döndürme vardır:**
  - **Dik Döndürme** (Orthogonal Rotation):
  - Çıkarılan faktörler döndürme işleminden sonra dik olarak kalırlar.
  - Bu yöntem genellikle araştırmacıların altta yatan faktörler arasında korelasyon olmadığına inandığı zaman uygulanır.
- **Eğik Döndürme** (Oblique Rotation):
  - Döndürme işleminden sonra çıkarılan faktörlerin arasında korelasyon olmasına izin verilir.
  - Bu yöntem genellikle araştırmacıların altta yatan faktörlerin ilişkili olduğunu varsaydıkları zaman uygulanır.

Döndürmeden Önceki Örüntü Matrisi

- Aşağıdaki örüntü katsayılarına sahip **iki değişken** olduğunu varsayalım:

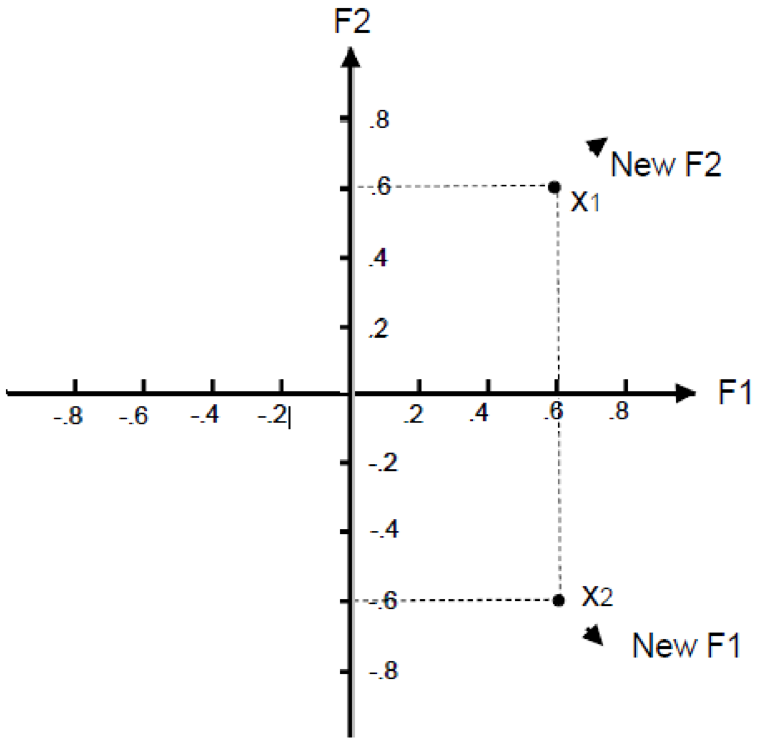
	λ_1	λ_2
x_1	.6	.6
x_2	.6	-.6

- Her bir değişken için eşitlik aşağıdaki gibidir:

$$x_1 = .6\xi_1 + .6\xi_2 + \delta_1$$

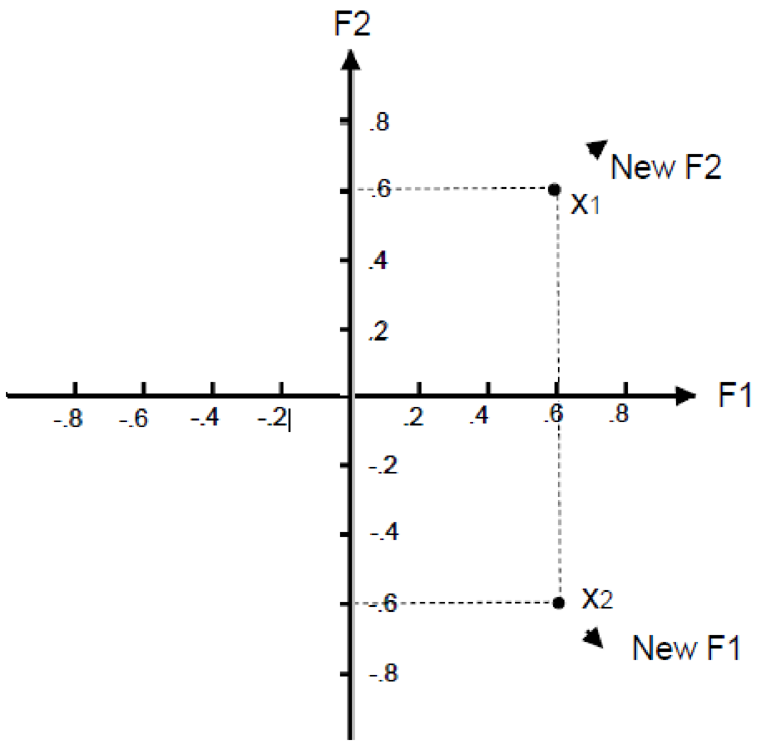
$$x_2 = .6\xi_1 + (-.6)\xi_2 + \delta_2$$

- Faktörlere karşılık gelen örüntü katsayıları sağdaki grafikte gösterilebilir.



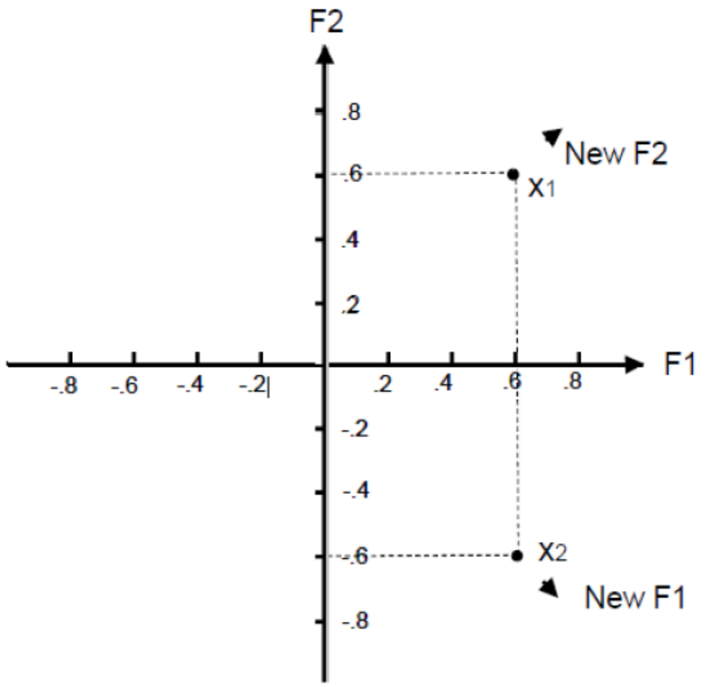
Döndürmeden Önceki Örüntü Matrisi

- İki değişkenin her iki faktörde de yükü olduğundan, faktörleri yorumlamak çok zordur.
- Eğer her bir değişken sadece bir faktöre yüklenip diğerlerine yüklenmezse, yorum yapmak daha kolay olacaktır.
- Faktör döndürmenin amacı, faktör uzayındaki faktör eksenlerini döndürmektir. Döndürme sonucunda altta yatan faktörler mümkün olduğunca basit bir yapıya sahip olacaktır.



Dik Döndürmeden Sonra Örüntü Matrisi

- Eğer her iki eksen de saat yönünde 45° döndürülürse:
- X1 sadece yeni F2'de yüklenecek, X2 de sadece yeni F1'de yüklenecektir.
- İki yeni faktör arasında da korelasyon yoktur.
- X1 ve X2 arasındaki **ilişki döndürmeden önce ve sonra değişmez.** Yeni faktör uzayındaki her bir değişkenin faktörlerdeki yükleri değişir.



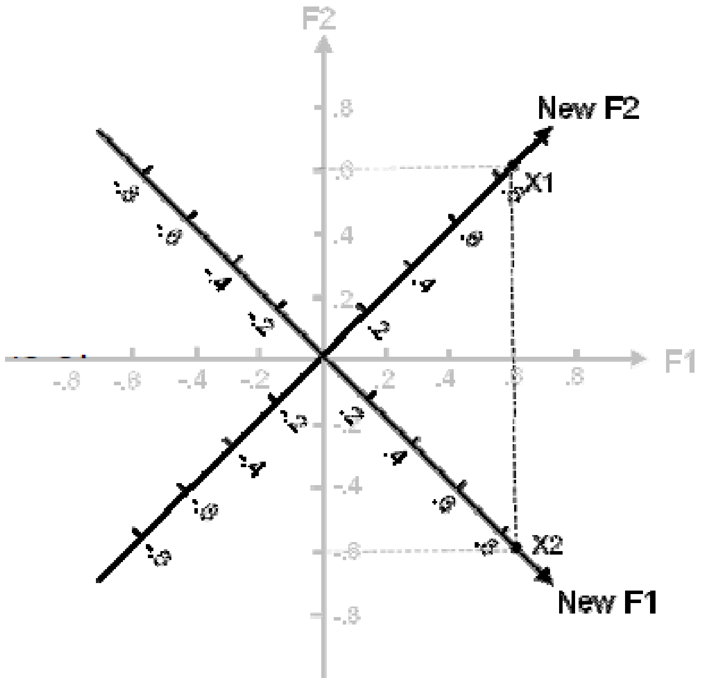
Dik Döndürmeden Sonra Örüntü Matrisi

- Yeni yükler gözle bakarak kestirilebilir:
- X1'in yeni F1'deki yükü 0'dır; X1'in yeni F2'deki yükü 0,85 civarındadır;

- X2'nin yeni F1'deki yükü 0,85 civarındadır; X2'nin yeni F2'deki yükü 0'dır.

- Böylece, yeni örüntü matrisi

	λ_1	λ_2
x_1	0	.85
x_2	.85	0



Dik Döndürmeden Önceki ve Sonraki

Örüntü Matrisi

- Asıl soru orijinal örüntü matrisinin döndürülen örüntü matrisine nasıl dönüştürüldüğüdür?

Original Pattern Matrix:

	Factor	
	1	2
X1	.6	.6
X2	.6	-.6

Rotated Pattern Matrix:

	Factor	
	1	2
X1	0	.85
X2	.85	0

- Geometrik işlemler sonucu, dönüştürülen yük tam olarak aşağıdaki gibi elde edilir: $0.6\sqrt{0.2} = .848$

Dik Döndürme

- AFA modeli aşağıdaki eşitlikle gösterilebilir:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\Lambda\xi} + \boldsymbol{\delta}$$

- Λ matrisinin bir birim matrisi ile çarpılması eşitliği değiştirmeyecektir:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\Lambda}\mathbf{I}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\delta}$$

- Bir T matrisi transpozu olan T' ile çarpılırsa, çarpım bir birim matrisine eşit olacaktır:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\Lambda}(\mathbf{TT}')\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\delta} \Longrightarrow \mathbf{x} = (\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{T})(\mathbf{T}'\boldsymbol{\xi}) + \boldsymbol{\delta}$$

Dik Döndürme

- Bu yeni eşitliğe dayalı model, örüntü matrisindeki ve art matrisindeki değerler de dahil olmak üzere parametre kestirimlerini değiştirmeyecektir, çünkü:

$$\mathbf{x} = (\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{T})(\mathbf{T}'\boldsymbol{\xi}) + \boldsymbol{\delta}$$

$$\Downarrow$$

$$\mathbf{R} = \boldsymbol{\Lambda}\mathbf{T}\mathbf{T}'\boldsymbol{\Phi}\mathbf{T}\mathbf{T}'\boldsymbol{\Lambda}' + \mathbf{R}_{res}$$

  - Burada Φ bir birim matristir. Böylece verilen eşitlik aşağıdaki eşitliğe indirgenebilir:

$$\mathbf{R} = \boldsymbol{\Lambda}\mathbf{T}\mathbf{T}'\mathbf{T}\mathbf{T}'\boldsymbol{\Lambda}' + \mathbf{R}_{res}$$

    - Burada TT'TT' iki tane birim matrise eşit olduğundan, verilen eşitlik aşağıdaki eşitliğe indirgenebilir:

$$\mathbf{R} = \boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{\Lambda}' + \mathbf{R}_{res}$$

Dik Döndürme

- $\mathbf{x} = (\Lambda\mathbf{T})(\mathbf{T}'\xi) + \delta$ eşitliğindeki T matrisi transformasyon matrisi olarak adlandırılır ve ΛT matrislerinin çarpımıyla elde edilen matris döndürülen örüntü matrisi olarak adlandırılır.
- İki faktör olduğunda, T matrisi aşağıdaki gibidir:

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix}$$

  - Burada α saat yönünde döndürme açısıdır. Verilen örnekte

$$\alpha=45^{o},\ \cos(45^{o}) = \sin(45^{o}) = \frac{\sqrt{2}}{2}$$

$$\Lambda\mathbf{T} = \begin{bmatrix} .6 & .6 \\ .6 & -.6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ -\frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & .848 \\ .848 & 0 \end{bmatrix}$$

Dik Döndürme

Varimax: En yaygın olarak kullanılan dik döndürme yöntemidir.

- Her bir faktörde yüksek yüke sahip değişkenlerin sayısını küçültür.
- Sonuç olarak, bu yöntem faktörlerin yorumlanmasını sadeleştirir.

Quartimax: Her değişkeni açıklamak için gerekli faktör sayısını küçültür.

- Sonuç olarak bu yöntem gözlenen değişkenlerin yorumlanmasını kolaylaştırır.

Equamax: Varimax ve Quartimax'ın bileşimidir.

Dik Döndürme

```
out_dik <- fa(veri,3,fm="pa",rotate="varimax")
```

```
print(out$loadings[,1:3],
      digits = 3, cutoff = 0.30)
```

```
##          PA1     PA2      PA3
## per1  0.803 -0.4468 -0.37851
## per2  0.775 -0.3224 -0.20784
## per3  0.799 -0.2461 -0.09132
## per4  0.753 -0.2298 -0.21389
## per5  0.772  0.4739 -0.00517
## per6  0.607  0.4716 -0.14484
## per7  0.784  0.4178 -0.08044
## per8  0.727  0.3954 -0.00837
## per9  0.665 -0.2234  0.47732
## per10 0.601 -0.0727  0.40929
## per11 0.671 -0.1440  0.44205
```

```
print(out_dik$loadings[,1:3],
      digits = 3, cutoff = 0.30)
```

```
##          PA1   PA2    PA3
## per1  0.957 0.186 0.1924
## per2  0.777 0.242 0.2919
## per3  0.686 0.299 0.3838
## per4  0.713 0.302 0.2545
## per5  0.210 0.836 0.2777
## per6  0.184 0.756 0.0788
## per7  0.290 0.811 0.2340
## per8  0.229 0.748 0.2700
## per9  0.287 0.152 0.7842
## per10 0.197 0.243 0.6611
## per11 0.263 0.223 0.7397
```

Dik Döndürme

- İlk çözümle karşılaştırıldığında, aşağıdaki ilişkiler gözlenmektedir:
- per1-4 **birinci faktörde daha yüksek** ancak **diğer iki faktörde daha düşük yüklere** sahiptir.
- per5-8 **ikinci faktörde daha yüksek** ancak diğer **iki faktörde daha düşük yüklere** sahiptir.
- per9-11 **üçüncü faktörde daha yüksek** ancak diğer **iki faktörde daha düşük yüklere** sahiptir.
- Sonuç olarak, **döndürülen 3 faktör ilkine göre daha basit yapıya sahiptir.**

Döndürülen Yüklerin Kareleri Toplamı

- Döndürmeden önce, her bir faktör için yüklerin kareleri toplamı örüntü katsayılarının kareleri toplanarak hesaplanır.

- Döndürülen yüklerin kareleri toplamı da aynı şekilde hesaplanır ancak döndürülen örüntü matrisindeki yüklerin kareleri toplanır

```
sum(out_dik$loadings[,1]^2)
```

```
## [1] 2.91
```

$$0.958^2 + 0.777^2 + \ldots + 0.263^2$$

Dik Döndürmede

- 3 faktör tarafından **açıklanan toplam varyans döndürmeden önce ve sonra aynıdır (yaklaşık %72,23).**

- Ancak her bir faktör tarafından açıklanan varyans miktarı faktör eksenleri faktör uzayında döndürüldükten sonra yeniden dağıtılır.

```
out$Vaccounted[2:3,]
```

```
##                    PA1   PA2    PA3
## Proportion Var 0.529 0.116 0.0781
## Cumulative Var 0.529 0.644 0.7222
```

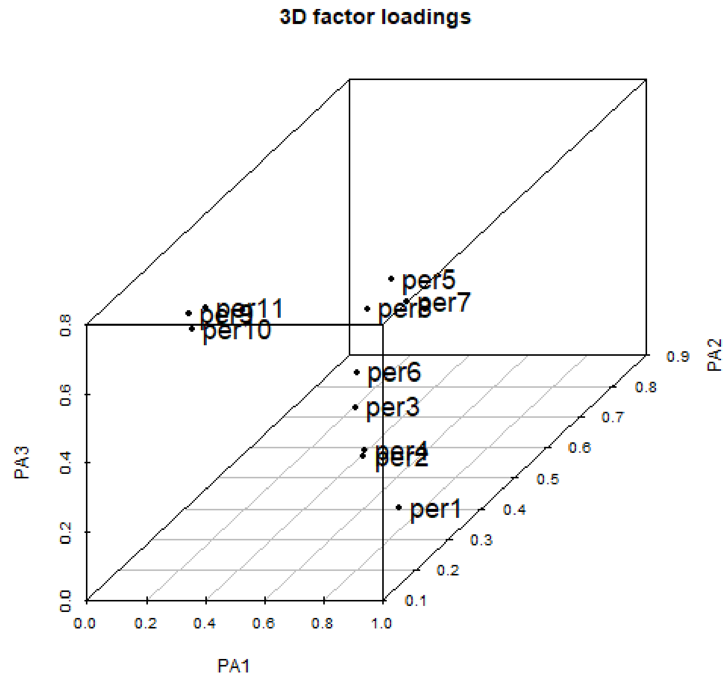
```
out_dik$Vaccounted[2:3,]
```

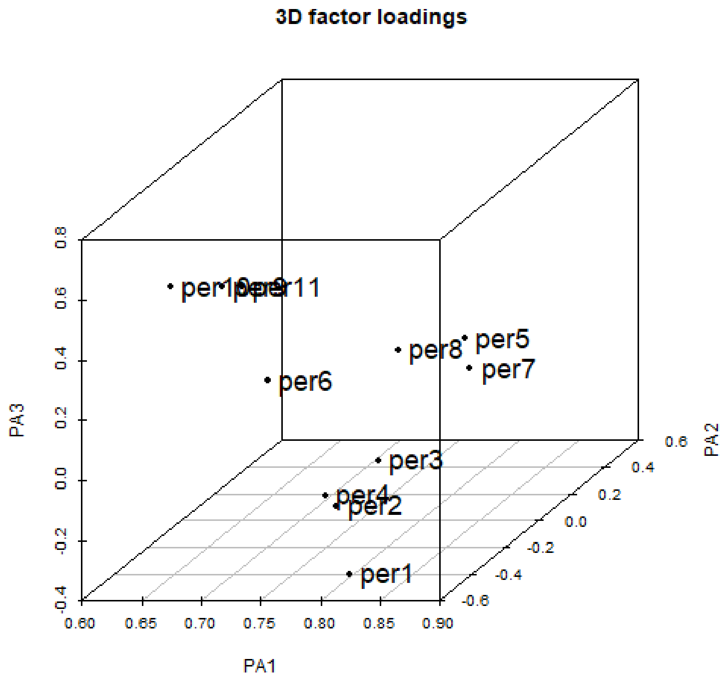
```
##                    PA1   PA2   PA3
## Proportion Var 0.264 0.263 0.195
## Cumulative Var 0.264 0.527 0.722
```

Dik Döndürmede Yük Grafiği

döndürmeden sonraki çözüm için yük grafiği verilir (sol taraftaki)

Döndürmeden önceki yük grafiğiyle (sağ taraftaki)





karşılaştırınca değişkenler arasındaki **ilişkiler değişmez** ancak **faktör uzayındaki faktör eksenleri değişir.**

Eğik Döndürme (Oblique Rotation)

- Döndürmeden önceki çözümle karşılaştırınca, **dik döndürmeye dayalı 3-faktörlü yapı daha basittir.**

- Ancak halen **yeterince basit değildir:** Bazı değişkenlerin sadece bir faktöre mümkün olduğunca yüklenip diğerlerine yüklenmemesi beklenir.

- Örneğin, aşağıdaki 3 yük önemsiz değildir.

```
print(out_dik$loadings[2:3,], digits = 3, cutoff = 0.30)
```

```
##         PA1   PA2   PA3
## per2 0.777 0.242 0.292
## per3 0.686 0.299 0.384
```

- Eğik döndürme daha basit yapı bulmak için kullanılır. Eğik döndürmeden sonra faktörler arasındaki ilişki sıfır olarak kalmaz.

Eğik Döndürme (Oblique Rotation):

- **Direct oblimin** eğik döndürme yöntemi döndürülen faktörler arasındaki korelasyonların derecesini kontrol etmek üzere Delta adı verilen bir değere başvurur. Delta -9999 ile 0,8 arasında bir değer alır.

    - Default olarak delta değeri sıfıra eşittir. Bu değer daha yüksek korelasyona sahip faktörler sağlar.

    - Eksi değerler aralarında korelasyon bulunmayan faktörler üretir.

Not: Eğik çözümün gerektiği durumlarda, **promax** genellikle daha iyi bir seçimdir.

Eğik Döndürme (Oblique Rotation):

- **Promax** eğik döndürme yöntemi döndürülen faktörler arasındaki korelasyonların derecesini kontrol etmek üzere Kappa adı verilen bir değere başvurur. Kappa 1 ile 9999 arasında bir değer alır.

  - Default olarak kappa değeri 4'e eşittir. 4'ten küçük değerler daha daha az korelasyona sahip faktörler, 4'ten büyük değerlerse daha yüksek korelasyona sahip faktörler üretir.

Not: **Promax** döndürme direct oblimin döndürmeden **daha hızlı** hesaplanabildiğinden büyük veri setleri için **kullanışlıdır.**

Eğik Döndürme

- Faktörler arasında ilişki olduğundan, **Φ** korelasyon matrisi artık bir birim matris değildir.

- Bu nedenle, döndürülen çözüm için model eşitliği aşağıdaki şekilde gösterilir:

$$\mathbf{R} = \mathbf{\Lambda}_T \mathbf{\Phi} \mathbf{\Lambda}'_T + \mathbf{R}_{res}$$

- Burada Λ_T döndürülen örüntü matrisini simgeler.

$$\mathbf{\Lambda}_T \mathbf{\Phi} \mathbf{\Lambda}'_T = \mathbf{\Lambda}\mathbf{\Lambda}'$$

- Burada Λ döndürmeden önceki örüntü matrisidir.

Eğik Döndürme

- Hangi eğik döndürme seçeneği seçilirse seçilsin,
- **Örüntü matrisi** (Pattern matrix): Döndürmeden önceki örüntü matristir.
- Döndürülen örüntü matrisi: Eğik döndürmeden sonraki örüntü matrisidir.
- Ancak dik döndürmede olduğu gibi “Rotated Factor Matrix” olarak değil, “Pattern Matrix” olarak adlandırılır.
- Yapı matrisi (Structure matrix)
- Faktörler arasındaki korelasyon matris

Örüntü Katsayısı ve Yapı Katsayısı

- **Yapı matrisi** gözlenen değişkenlerle faktörler arasındaki iki değişkenli korelasyon katsayısını içerir; her korelasyon katsayısı yapı katsayısı olarak adlandırılır.

- **Örüntü katsayısı** her bir ölçülen değişkenin her bir faktör üzerindeki bireysel (unique) katkısını temsil eder.

  - **Bireysel (unique) katkı** diğer faktörlerin etkisi kontrol altına alındıktan sonra, bir faktörün bir değişkene katkısı anlamına gelmektedir.

  - **Faktörler dikse** (veya sadece bir faktör varsa),örüntü katsayısı belli bir değişken ve bir faktör arasındaki **iki değişkenli korelasyon** katsayısı ile aynıdır.

  - Ancak **faktörler dik değilse**, **örüntü katsayısı** belli bir değişken ve bir faktör arasındaki **iki değişkenli korelasyon katsayısı ile aynı değildir.**

Örüntü Katsayısı ve Yapı Katsayısı

Örüntü matrisi ve yapı matrisi arasındaki ilişki aşağıdaki eşitlikle gösterilebilir:

$$\mathbf{\Lambda}_T \mathbf{\Phi} = \mathbf{S}$$

- Burada,
  - Λ_T döndürülen örüntü matrisi
  - Φ faktörler arasındaki korelasyon matrisi
  - S yapı matrisi
- Φ bir birim matris olduğunda,

$$\mathbf{\Lambda}_T = \mathbf{S}$$

- Döndürme olmadığında,

$$\mathbf{\Lambda} = \mathbf{S}$$

Eğik Döndürme

```
out_egik <- fa(veri,3,fm="pa",rotate="oblimin")

print(out_egik$loadings, digits = 3, cutoff = 0.30)
```

```
##
## Loadings:
##        PA2    PA1    PA3
## per1           1.058
## per2           0.792
## per3           0.637
## per4           0.712
## per5   0.887
## per6   0.842
## per7   0.847
## per8   0.779
## per9                  0.847
## per10                 0.698
## per11                 0.781
##
##                 PA2   PA1   PA3
## SS loadings    2.87 2.670 1.906
## Proportion Var 0.26 0.243 0.173
## Cumulative Var 0.26 0.503 0.676
```

Eğik Döndürme

```r
print(out_egik$Structure, digits = 3, cutoff = 0.30)
```

```
##
## Loadings:
##       PA2   PA1   PA3  
## per1  0.467 0.991 0.505
## per2  0.497 0.860 0.557
## per3  0.550 0.812 0.628
## per4  0.528 0.805 0.517
## per5  0.904 0.467 0.512
## per6  0.773 0.372 0.302
## per7  0.890 0.525 0.490
## per8  0.824 0.461 0.490
## per9  0.409 0.504 0.847
## per10 0.440 0.411 0.727
## per11 0.459 0.488 0.815
##
##                 PA2   PA1   PA3
## SS loadings    4.50 4.537 3.970
## Proportion Var 0.41 0.412 0.361
## Cumulative Var 0.41 0.822 1.183
```

Eğik Döndürme

```
out_egik$Phi
```

```
##       PA2   PA1   PA3
## PA2 1.000 0.525 0.520
## PA1 0.525 1.000 0.569
## PA3 0.520 0.569 1.000
```

Eğik Döndürme

- Eğik döndürme ile AFA gerçekleştirildiğinde, hangi grup katsayılar rapor edilmelidir: örüntü veya yapı? $\boldsymbol{\Lambda}_T\boldsymbol{\Phi} = \boldsymbol{S}$
- eşitliğinden dolayı, çoğu makale örüntü katsayılarını ve faktörler arasındaki korelasyon katsayılarını rapor eder.
- Bazı makalelerde hem örüntü hem de yapı katsayıları faktör yükleri adı altında rapor edilir.
- Karışıklığı önlemek amacıyla, hangi grup katsayıların rapor edildiği açıkça belirtilmelidir.

Dik ve Eğik Döndürme

Dik döndürme ve eğik döndürme sonucu elde edilen faktör çözümleri karşılaştırıldığında, **eğik döndürme** sonucu elde edilen faktör yapısının **daha basit ve daha kolay yorumlanabilir** olduğu görülmektedir

Dik

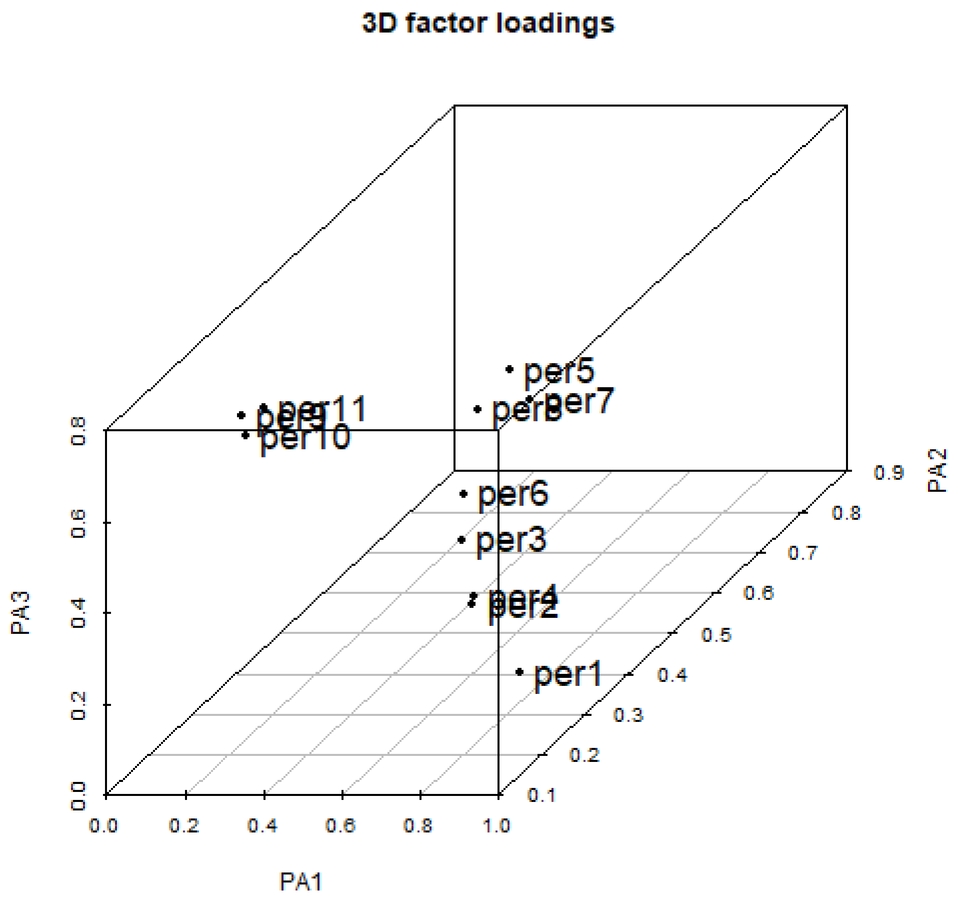
```
##
## Loadings:
##       PA1   PA2   PA3
## per1  0.957
## per2  0.777
## per3  0.686       0.384
## per4  0.713 0.302
## per5        0.836
## per6        0.756
## per7        0.811
## per8        0.748
## per9              0.784
## per10             0.661
## per11             0.740
##
##                  PA1   PA2   PA3
## SS loadings    2.906 2.894 2.144
```

Eğik

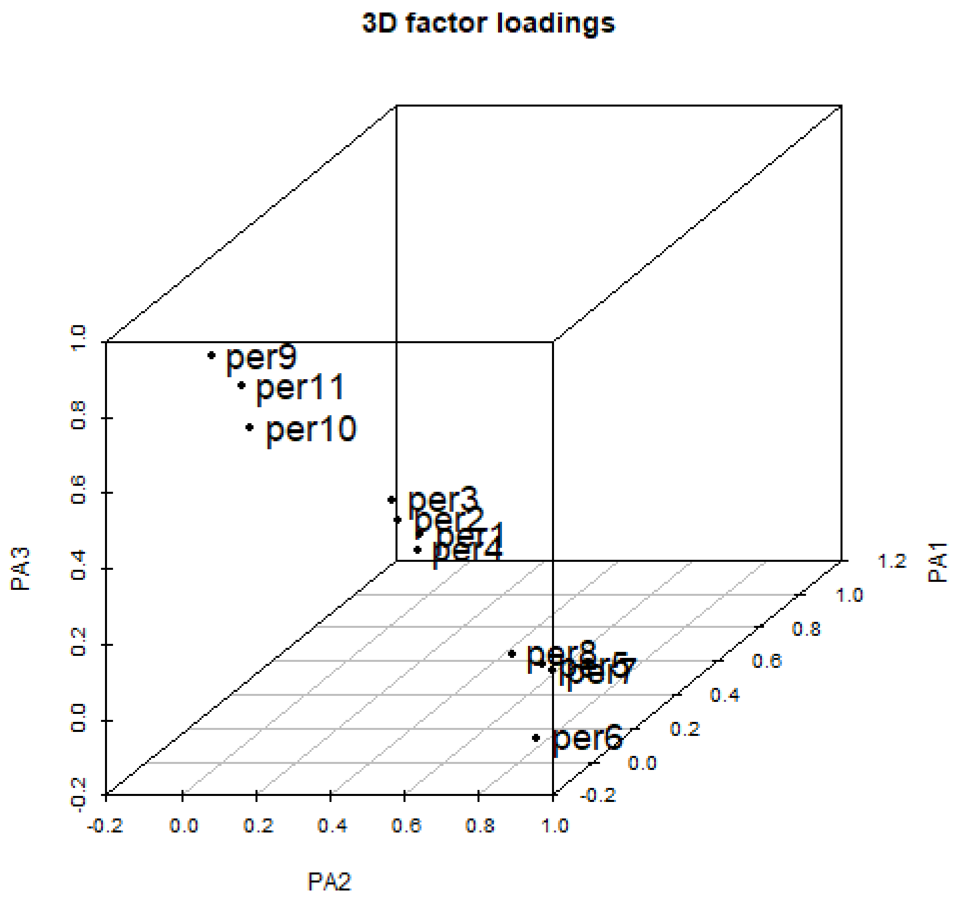
```
##
## Loadings:
##       PA2    PA1    PA3
## per1          1.058
## per2          0.792
## per3          0.637
## per4          0.712
## per5   0.887
## per6   0.842
## per7   0.847
## per8   0.779
## per9                 0.847
## per10                0.698
## per11                0.781
##
##                  PA2   PA1   PA3
## SS loadings    2.87 2.670 1.906
```

Dik ve Eğik Döndürme

Dik



Eğik



Yorum

AFA'dan uygun bir sonuç elde edildikten sonra, çıkarılan faktörlerin yorumlanması gerekir.

- Verilen örnekte aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir:
- Faktör 1 temel olarak PER1-4 tarafından açıklanır.
- Faktör 2 temel olarak PER5-8 tarafından açıklanır.
- Faktör 3 temel olarak PER9-11 tarafından açıklanır.
- Bu 3 faktör arasındaki korelasyon katsayıları orta-yüksek korelasyon katsayılarıdır.

Yorum

- Faktörler anlamları bakımından da yorumlanmalıdır.

- Verilen örnekteki 11 değişkenin kütüphane servis kalitesi algısını ölçmesi hedeflenmiştir.

	Variable	Contents
Factor 1 can be explained as "service affect".	PER1	Willingness to help users
	PER2	Giving users individual attention
	PER3	Employees who deal with users in a caring fashion
	PER4	Employees who are consistently courteous
Factor 2 can be explained as "library as place".	PER5	A haven for quiet and solitude
	PER6	A meditative place
	PER7	A contemplative environment
	PER8	Space that facilitates quiet study
Factor 3 can be explained as "information assess".	PER9	Comprehensive print collections
	PER10	Complete runs of journal titles
	PER11	Interdisciplinary library needs being addressed

- AFA veri yapısı ile ilgili olarak herhangi bir önsel kuram gerektirmediğinden ve sadece ölçülen değişkenler arasındaki korelasyon matrisine dayandığından, çıkarılan faktörler yorumlanabilir olmayabilir.

Yorum

- Yorumlanabilir döndürülen çözüm bulunduğunda ve çıkarılan faktörlere anlam yüklendiğinde, her bir bireyin bu gözlenmeyen boyutlarda değerlendirilmesi özellikle istenebilir.

- Bu faktör puanı kestirimi adı verilen yöntemin amacıdır ve bu yöntemle her bir birey için faktörlerin kestirimi elde edilir.

- Kestirilen faktör puanı daha ileri analizlerde kullanılabilir (örneğin, faktörlere göre gruplardaki ortalama farklarının karşılaştırılması).

Faktör Puanı Kestirimi:

- Her bir birey için faktör puanı kestirmek için , analizlerde bireysel verinin kullanılması gerekmektedir.

- Faktör puanı kestirim yöntemleri

  - Regression method
  - Bartlett's methods
  - Anderson-Rubin

Faktör Puanı Kestirimi:

- **Regresyon yöntemiyle** elde edilen faktör puanlarının ortalaması sıfırdır
- **Bartlett yöntemiyle** elde edilen faktör puanlarının ortalaması sıfırdır.
- **Anderson-Rubin** yöntemiyle elde edilen faktör puanlarının ortalaması 0 ve standart sapması 1'dir. Faktör puanları arasında ilişki yoktur. Bartlett yönteminin kestirilen faktörlerin dikliğini sağlaması için modifiye edilmiş halidir.

Faktör Puanı Kestirimi Örneği

```r
fa_egik <- fa(veri, nfactors=3, rotate="oblimin", scores="regression")
head(fa_egik$scores)
```

```
##         MR2     MR1    MR3
## [1,] -1.686  0.3314 -0.556
## [2,] -0.567 -1.4117 -1.515
## [3,] -0.812 -0.7918 -1.355
## [4,] -1.038 -1.3164 -1.838
## [5,] -0.652 -1.2621 -1.044
## [6,]  0.683 -0.0205  0.278
```

bitti