📊 AFA

📉 Döndürme ve Faktör Yorumları

👩‍🏫 Dr. Kübra Atalay Kabasakal

Bahar 2023

Faktör Analizi

```r
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
Proportion Explained  0.73 0.16 0.11
```

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

```
out$loadings
```

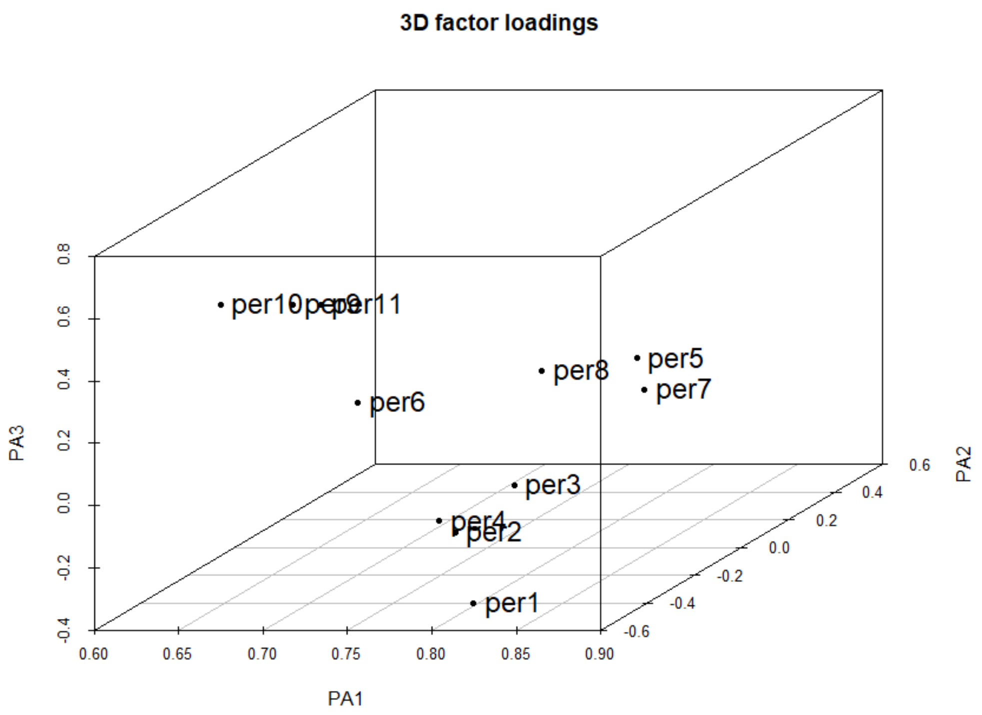
```
Loadings:
      PA1    PA2    PA3   
per1   0.803 -0.447 -0.379
per2   0.775 -0.322 -0.208
per3   0.799 -0.246       
per4   0.753 -0.230 -0.214
per5   0.772  0.474       
per6   0.607  0.472 -0.145
per7   0.784  0.418       
per8   0.727  0.395       
per9   0.665 -0.223  0.477
per10  0.601         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:

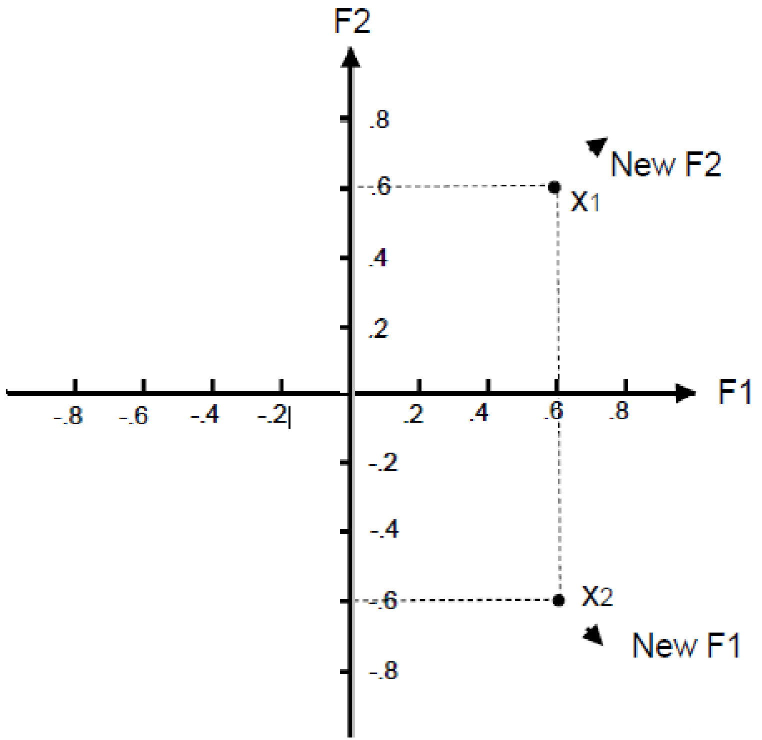
	λ_1	λ_2
x_1	.6	.6
x_2	.6	-.6

- Her bir değişken için eşitlik aşağıdaki gibidir:

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

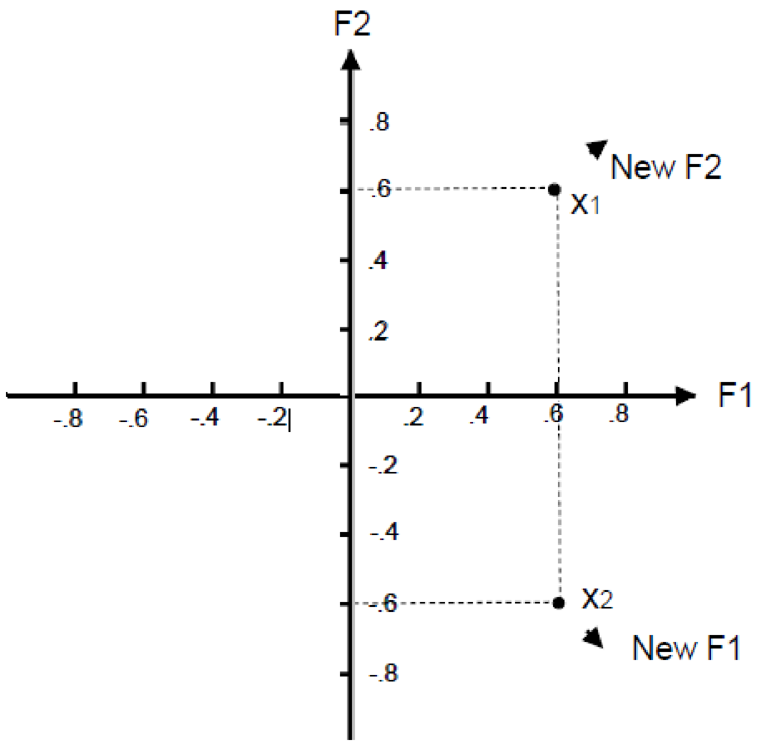
$$x_2 = .6\xi_1 + (-.6)\xi_2 + \delta_2$$

- Faktörlere karşılık gelen örüntü katsayıları sağdaki grafikte gösterilebilir.



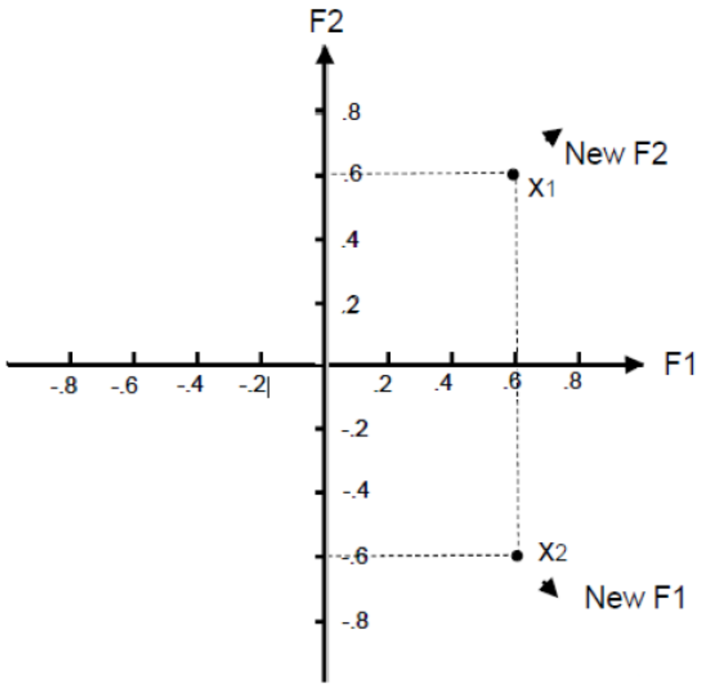
Döndürmeden Önceki Örüntü Matrisi

- 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.



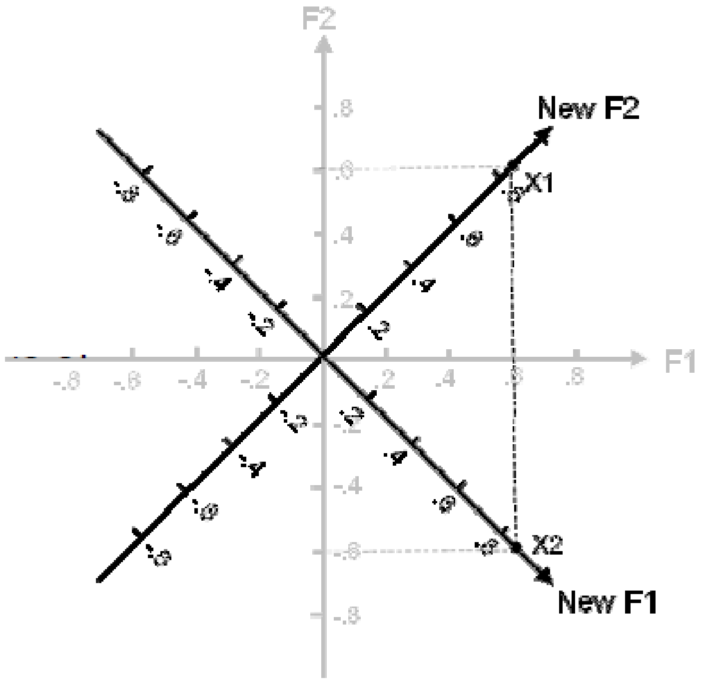
Dik Döndürmeden Sonra Örüntü Matrisi

- 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.

$$X = \Lambda\xi + \delta$$

- $\mathbf{\Lambda}$ matrisinin bir birim matrisi ile çarpılması eşitiği değiştirmeyecektir.

$$X = \Lambda I\xi + \delta$$

- Bir T matrisinin transpozu olan T' matrisi ile çarpılırsa, çarpım bir birim matrise eşit olacaktır.

$$X = \Lambda(TT')\xi + \delta \text{ ===> } X = (\Lambda T)(T')\xi + \delta$$

Dik Döndürme

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

$$X = (\Lambda T)(T')\xi + \delta$$

$$R = \Lambda T T' \phi T T' \Lambda' + R_{res}$$

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

$$R = \Lambda T T' T T' \Lambda' + R_{res}$$

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

$$R = \Lambda \Lambda' + R_{res}$$

Dik Döndürme

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

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

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

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
```

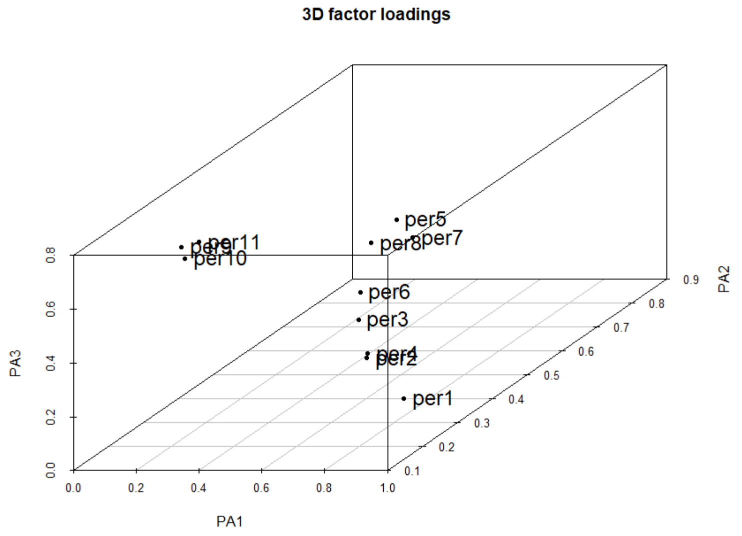
```
out_dik$Vaccounted[2:3,]
```

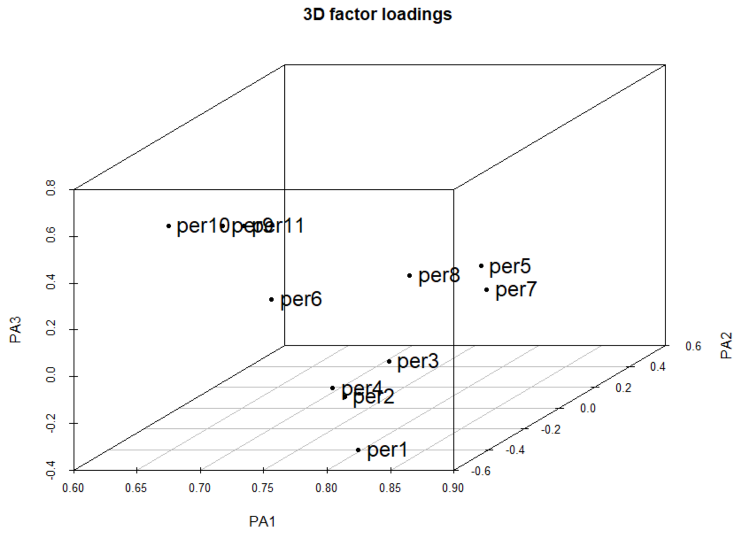
```
                 PA1   PA2   PA3
Proportion Var 0.264 0.263 0.195
Cumulative Var 0.264 0.527 0.722
```

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:

$$\Lambda_T \phi = S$$

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

$$\Lambda_T = S$$

- Döndürme olmadığında

$$\Lambda = S$$

Eğik Döndürme

```r
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

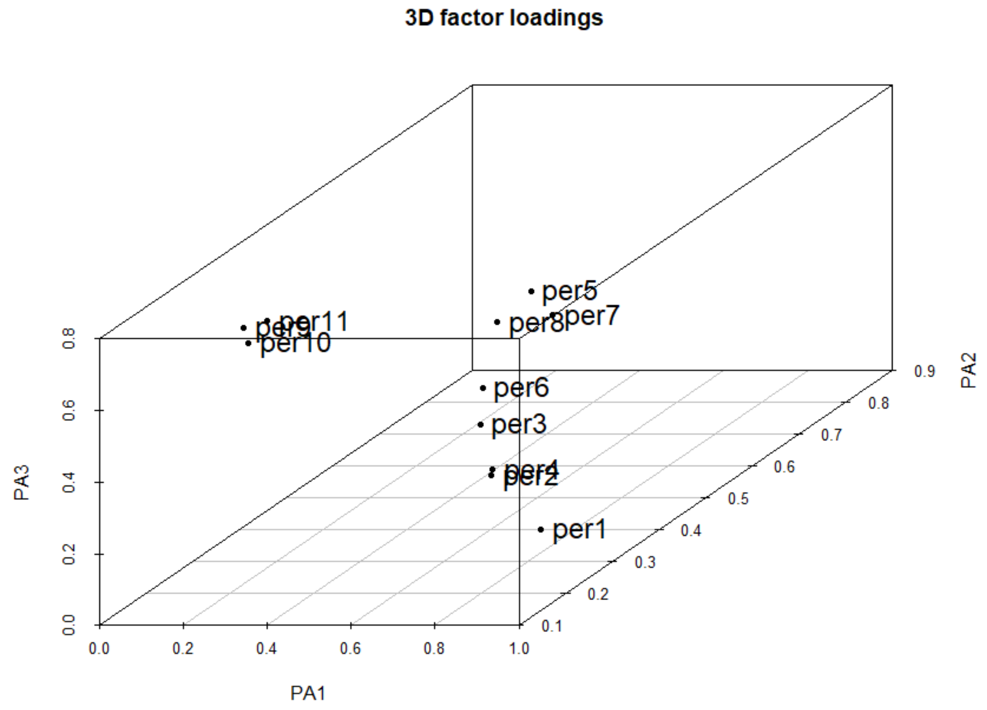
```
Loadings:
      PA1   PA2   PA3
per1  0.957
per2  0.777
per3  0.686       0.384
per4  0.713 0.302
per5        0.836
per6        0.756
per7        0.811
per8        0.748
per9              0.784
per10             0.661
per11             0.740

                 PA1   PA2   PA3
SS loadings    2.906 2.894 2.144
```

Eğik

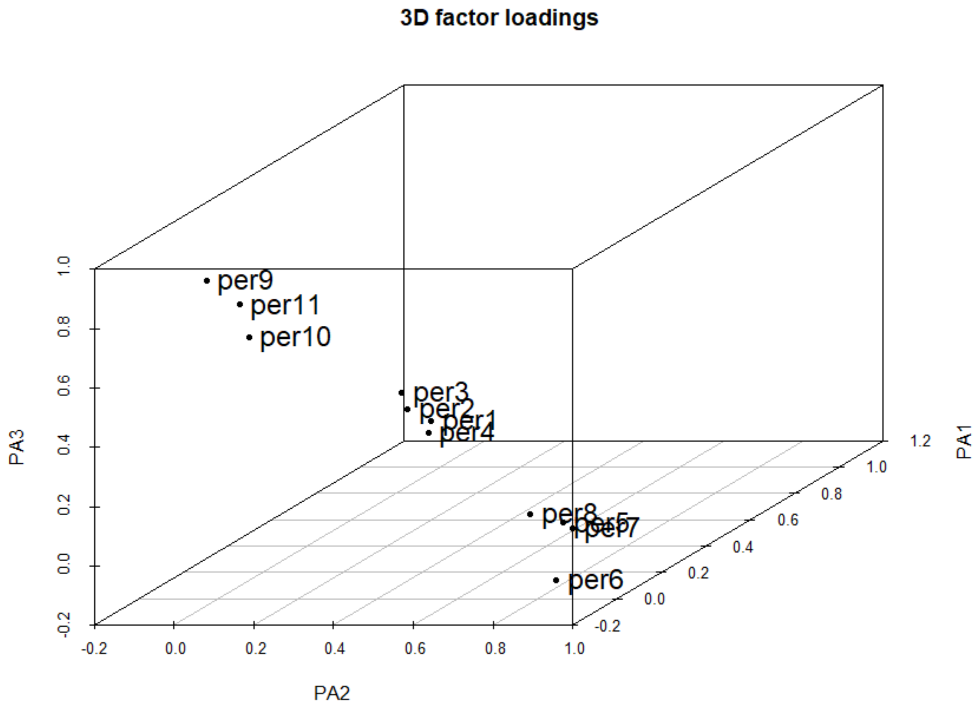
```
Loadings:
      PA2    PA1    PA3
per1          1.058
per2          0.792
per3          0.637
per4          0.712
per5   0.887
per6   0.842
per7   0.847
per8   0.779
per9                 0.847
per10                0.698
per11                0.781

                PA2   PA1   PA3
SS loadings    2.87 2.670 1.906
```

Dik ve Eğik Döndürme

Dik



Eğik



İki yük grafiğinin karşılaştırılmasıyla aynı sonuçlara ulaşılır. Dik Döndürme: Eğik Döndürme

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