

# Reliabilität

Bißantz, Jalynskij, Kupffer & Prestele

BF3 Testtheorie

- 1 Reliabilität als Konzept (20 min)
- 2 Methoden der Reliabilitätsschätzung (30 min)
- 3 Einflussfaktoren auf die Höhe der Reliabilität
- 4 Selbststudium

# Section 1

## Reliabilität als Konzept (20 min)

# Reliabilität als Konzept (20 min)

Einheit: Was ist Reliabilität?

Inhaltliche Schwerpunkte der Einheit:

- ➊ Reliabilität als Konzept
- ➋ Definition der Reliabilität
- ➌ Das Reliabilitätsproblem

Ziel: Wiederholung der Konzepte (re-fresher) & Problematisierung

Mittel: Gruppenübung (15 min) & Input (5min)

# Reliabilität als Konzept

## Reliabilität als Maß der Messgenauigkeit

Messinstrument mit hoher Messgenauigkeit, Messergebnisse mit geringem Messfehler

## Reliabilität, Wahrer Wert und Messfehler

Perfekte Reliabilität entspricht der Abwesenheit von zufälligem Messfehler:  
 $E(\epsilon) \rightarrow 0 : E(X) = \tau$

## Testwertvariable als Summe der Itemvariable

Der Testwert ist der Summenscore über alle Itemvariablen ( $\in$  Itemuniverse):  
$$X = \sum_{i=1}^n X_i$$

# Reliabilität: Definitionen

## Definition: Reliabilität einer Testvariable

Die Reliabilität einer Testwertvariablen ( $Y$ ) lässt sich bestimmen als:

$$Rel(y) = \frac{Var(T)}{Var(X)} = \frac{Var(T)}{Var(T) + Var(E)} \quad (1)$$

## Definition: Reliabilität einer Itemvariable

Reliabilität einer Itemvariable ( $y$ ) lässt sich bestimmen als:

$$Rel(x_i) = \frac{Var(\tau_i)}{Var(x_i)} = \frac{Var(\tau_i)}{Var(\tau_i) + Var(\epsilon_i)} \quad (2)$$

## Reliabilität, Wertebereich & Bedeutung

$Rel \in [0, 1]$ , wobei  $Rel = 1$ : Abwesenheit von (zufälligen) Messfehlern; das entspricht einer vollständig reliablen Messung (vice versa).

# Reliabilität, Validität, Objektivität

## Reliabilität & Objektivität

Objektivität  $\Rightarrow$  Reliabilität

(via: Messbedingungen standardisieren)

## Reliabilität & Validität

Reliabilität  $\Rightarrow$  Validität

(v.a.: Beständigkeit gleicher Testergebnisse bei wiederholter Messung)

# Das Reliabilitätsproblem

Problem: Wir kennen die True-Score- und Fehlervarianz nicht. Die Messwerte bei einer einzigen Messung sind lediglich *Schätzer* der wahren Werte, die *approximativ* dem wahren Wert entsprechen:

$$\tau = E(X) | E(\epsilon) = 0 \quad (3)$$

Damit lässt sich mit einer *Einzelmessung* die Reliabilität nicht eindeutig *bestimmen*! (siehe auch: Moosburger & Kelava, 2021 : 210). Wir müssen sie *schätzen*.



## Section 2

### Methoden der Reliabilitätsschätzung (30 min)

# Methoden der Reliabilitätsschätzung (30 min)

Einheit: Methoden der Reliabilitätsschätzung

Inhaltliche Schwerpunkte der Einheit:

- ① Lösungsansatz zum Reliabilitätsproblem
- ① Retest-Reliabilität
- ② Paralleltest-Reliabilität
- ③ *Testhalbierungsreliabilität*
- ④ *Interne Konsistenz*

Ziel: Wiederholung und Vertiefung der Konzepte, Umsetzung in R

(?) Mittel: Input (10 min) & R-Übung (5min)

# Lösungsansatz zum Reliabilitätsproblem

*“Aber auch ohne die wahren Werte einzelner Personen zu kennen, kann das Varianzverhältnis als Maß für die Messgenauigkeit geschätzt werden, wenn man die Ebene der einzelnen Personen und einzelnen Items verlässt und stattdessen **alle Items, aus denen sich ein Test zusammensetzt**, sowie die **Messungen mehrerer Personen betrachtet**: Wird ein latentes Merkmal anhand mehrerer Items gemessen, so liegen **Mehrfachmessungen desselben Merkmals mit unterschiedlichen aber ähnlichen Messinstrumenten/Items** vor, die **zu einer Testwertvariablen aufsummiert werden können**, sofern sie zumindest die Bedingung der Eindimensionalität<sup>1</sup> erfüllen.”* (Mosburger & Kelava, 2020: 310 – Hervorhebungen nicht im Original)

---

<sup>1</sup>Die Bedingung der Eindimensionalität können und sollten Sie überprüfen (Hilsmittel: CFA). Die Unkorreliertheit der Messfehler ( $\text{Cov}(\epsilon_i, \epsilon'_i) = 0$ ) ist dabei eine Basisvoraussetzung, für die Erfüllung der Bedingung. (Siehe: ebd., 14.2.2)

# Lösungsansatz zum Reliabilitätsproblem

## Lösungsansatz in a Nutshell: Mehrfachmessungen

Reliabilität(-sschätzung)  $\Rightarrow$  Mehrfachmessungen! D.h. Alle Methoden zur Reliabilitätsschätzung setzen eine Mehrfachmessung des Konstruktes voraus!

Möglichkeiten zur Mehrfachmessung (Population/Itemuniversum)

- ① Wiederholte Messung anhand derselben/verschiedener Testdurchläufe<sup>2</sup>
  - Test/Test Reliabilität(en)
- ② Verschiedene Items innerhalb eines Tests<sup>3</sup>
  - Interne Konsistenz (Cronbach's alpha)

---

<sup>2</sup>Erinnerung an Sitzung 04-KTT (v.a. Übungsaufgaben 2 & 3)

<sup>3</sup>Erinnerung an das Konzept des "Item-Universums"

# Übung 1: Selbstexperiment

## Retest & Paralleltest-Reliabilität (Wiederholung)

Beim Restest wird der Test an der gleichen Stichprobe zu zwei verschiedenen Zeitpunkten durchgeführt. Die Restest-Reliabilität berechnet sich dann als Korrelation der Testwerte. Die Retest-Reliabilität setzt (a) konstante wahre Werte und (b) konstante Messfehlereinflüsse voraus. Unter diesem Annahmen entspricht die Korrelation der Testwerte dem Anteil der wahren Varianz an der Varianz der Testwerte.

Beim Paralleltest werden derselben Stichprobe parallele Testformen vorgegeben. Die Paralleltest-Reliabilität berechnet sich dann als Korrelation der resultierenden Testwerte. Bei welcher Testart wird dieses Verfahren häufig eingesetzt? Nun, viel spricht für den Leistungstest. Ein Problem mit parallelen Testformen sind Übungseffekte und Transfereffekte. Zur Überprüfung der Parallelität von Testformen setzen wir die konfirmatorische Faktorenanalyse ein.

# Testhalbierungsreliabilität (Split-half)

## Kochrezept: Testhalbierungsreliabilität

Zubereitungszeit: 5-10 min

Schwierigkeit: mittel

Zutaten:

- (Simulierter) Test voll mit Items
- Partitionierungsmethode<sup>4</sup>
- Korrelationskoeffizient
- Spearman-Brown

Den Test voll mit Items mit der Partitionierungsmethode in zwei parallele Testhälften aufteilen. Anschließend die Halbtestreliabilität mit der *Spearman-Brown-Korrektur* zur vollständigen Reliabilität aufwerten.

---

<sup>4</sup>zum Beispiel: *Odd-Even Aufteilung*, Zeitpartitionierungsmethode, Selektion von Itemzwillinge oder *Zufallsaufteilung*

## Simulation: Test voll mit Items (..in R)

```
# Tau-parallel
M <- 8
mu <- c(5,4,3,4,5,3,5,4)
# Kovarianzmatrix
Sigma <- matrix(
  c(.8, .5, .5, .5, .5, .5, .5, .5,
    .5, .8, .5, .5, .5, .5, .5, .5,
    .5, .5, .8, .5, .5, .5, .5, .5,
    .5, .5, .5, .8, .5, .5, .5, .5,
    .5, .5, .5, .5, .8, .5, .5, .5,
    .5, .5, .5, .5, .5, .8, .5, .5,
    .5, .5, .5, .5, .5, .5, .8, .5,
    .5, .5, .5, .5, .5, .5, .5, .8),
  M,M)
N <- 1e3
# Multivariate Half-Normal Distribution
X <- data.frame(abs(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma)))
```

# Partitionierung & Halbtestreliabilität (..in R)

Partitionierungsmethode: Odds-Even Aufteilung

```
set.seed(123)
even <- seq(1,8, by=2)
uneven <- seq(2,8, by=2)
rsx_even <- rowSums(X[,even])
rsx_uneven <- rowSums(X[,uneven])
# Halbtestreliabilität
(Rel_half <- cor(rsx_even, rsx_uneven))
```

```
## [1] 0.8710395
```

⇒ Mit der Halbtestreliabilität soll nun die vollständige Reliabilität geschätzt werden.



# Vollständige Reliabilität (..händisch)

## Example

$$\begin{aligned} Rel(X_{voll.}) &= \frac{2 \cdot Corr(X_p, X_q)}{1 + Corr(X_p, X_q)} \\ &= \frac{2 \cdot Rel_{halb}}{1 + Rel_{halb}} \\ &\approx \frac{2 \cdot 0.89}{1 + 0.89} \\ &\approx \frac{2 \cdot 0.89}{1 + 0.89} \\ &\approx \frac{1.78}{1.89} \\ &\approx \frac{1.78}{1.89} \\ &\approx 0.94 \end{aligned}$$

# Spearman-Brown Korrektur (..in R)

## Spearman-Brown Formel

$$Rel(X_{voll.}) = \frac{2 \cdot Corr(X_p, X_q)}{1 + Corr(X_p, X_q)} = \frac{2 \cdot Rel_{halb}}{1 + Rel_{halb}} \quad (4)$$

... in R-isch:

```
Rel_SBK <- function(X_p, X_q) {  
  rs_p <- rowSums(X_p)  
  rs_q <- rowSums(X_q)  
  r <- cor(rs_p, rs_q)  
  2 * r / (1+r)  
}
```

# Vollständige Reliabilität (..in R)

Bei der Überprüfung der händischen Berechnung kommt nun `Rel_SBK()` zum Einsatz. Die Aufteilung ist nach wie vor “Odds-Even.”

```
set.seed(123)
N <- 1e3
X <- data.frame(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma))
even <- seq(1,8, by=2)
uneven <- seq(2,8, by=2)
X_p <- X[, even]
X_q <- X[, uneven]
Rel_SBK(X_p, X_q)
```

```
## [1] 0.9310755
```

## Übung 2: Selbsttest

### Example

Versuchen Sie es nun selbst! Sie bekommen auf der nächsten Folie eine Halbttestreliabilität vorgegeben. Berechnen Sie diese zunächst händisch. Im Anschluss daran nutzen Sie den Code zur Übungsaufgabe 1 in 10-Rel.R und überprüfen ihr Ergebnis.

- Zeit: 10 Minuten
- Replikation: `set.seed(123)`
- Tipp: `Rel_SBK(X_p, X_q)`
- Anmerkung: Konzepte verstehen  $\gg$  Codes verstehen!

## Übung 2: Selbsttest

Nach untenstehender Zufallsaufteilung der Items ist folgende Halbwertsreliabilität geben:

```
N <- 1e3
X <- data.frame(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma))
m <- length(X) ; seq <- seq(m)
rseq <- sample(seq, m, replace=FALSE)
X_p <- X[,rseq[1:4]]
X_q <- X[,rseq[5:8]]
rsx_p <- rowSums(X_p)
rsx_q <- rowSums(X_q)
(Rel_halb <- cor(rsx_p, rsx_q))
```

```
## [1] 0.8746126
```

## Übung 2: Lösungsvorschlag (..händisch & R)

$$\begin{aligned} Rel(X_{voll.}) &= \frac{2 \cdot Corr(X_p, X_q)}{1 + Corr(X_p, X_q)} \\ &= \frac{2 \cdot Rel_{halb}}{1 + Rel_{halb}} \\ &\approx \frac{2 \cdot 0.86}{1 + 0.86} \\ &\approx \frac{2 \cdot 0.86}{1 + 0.86} \\ &\approx \frac{1.72}{1.86} \\ &\approx \frac{1.72}{1.86} \\ &\approx 0.92 \end{aligned}$$

## Übung 2: Lösungsvorschlag (..in R)

```
Rel_SBK(X_p, X_q)
```

```
## [1] 0.9331129
```

# Interne Konsistenz & Cronbach's Alpha

Eine in der Forschung häufig genutzte Variante zur Schätzung der Reliabilität ist die *Beurteilung der internen Konsistenz* von Items mittels Cronbach's Alpha<sup>5</sup> ( $\alpha$ ).

## Definition: Cronbach's Alpha

$$Rel : \alpha = \frac{m}{m-1} \cdot \left[ 1 - \frac{\sum_{i=1}^m Var(x_i)}{Var(x)} \right] \quad (5)$$

Notes: Alpha is eine verallgemeinerung der Testhalbierungsreliabilität auf beliebig viele ( $m$ ) Testteile, Items (aus einem *Itemuniversum*).

---

<sup>5</sup>Eine Verallgemeinerung von Cronbach's Alpha ist McDonald's  $\omega$ .



## Simulation: Test voll mit Items (..in R)

```
# Essenziell Tau-Äquivalent
M <- 8
mu <- c(5,4,3,4,5,3,5,4)
# Kovarianzmatrix
Sigma <- matrix(
  c(1.8, .5, .5, .5, .5, .5, .5, .5,
    .5, 1.7, .5, .5, .5, .5, .5, .5,
    .5, .5, 1.8, .5, .5, .5, .5, .5,
    .5, .5, .5, 1.6, .5, .5, .5, .5,
    .5, .5, .5, .5, 1.6, .5, .5, .5,
    .5, .5, .5, .5, .5, 1.7, .5, .5,
    .5, .5, .5, .5, .5, .5, 1.8, .5,
    .5, .5, .5, .5, .5, .5, .5, 1.8),
  M,M)
N <- 1e3
# Multivariate Half-Normal Distribution
X <- data.frame(abs(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma)))
```

# Reliabilität: Interne Konsistenz

```
VCOV <- cov(X)
V_items <- diag(VCOV)
V_X <- sum(VCOV)
list("Gesamtvarianz" = round(V_X, 2),
     "Itemvarianz" = round(V_items,2))
```

```
## $Gesamtvarianz
## [1] 40.65
##
## $Itemvarianz
##      X1      X2      X3      X4      X5      X6      X7      X8
## 1.77 1.59 1.90 1.65 1.56 1.64 1.62 1.75
```

⇒ nun wollen wir die interne Konsistenz unseres Itembündels ermitteln

## Reliabilität: Interne Konsistenz (..händisch)

$$\begin{aligned} Rel : \alpha &= \frac{m}{m-1} \cdot \left[ 1 - \frac{\sum_{i=1}^m Var(x_i)}{Var(x)} \right] \\ &\approx \frac{8}{7} \cdot \left[ 1 - \frac{(1.79 + \dots + 1.79)}{40.23} \right] \\ &\approx \frac{8}{7} \cdot \left[ 1 - \frac{13.45}{40.23} \right] \\ &\approx \frac{8}{7} \cdot [1 - 0.33] \\ &\approx \frac{8}{7} \cdot 0.67 \\ &\approx 0.76 \end{aligned} \tag{6}$$

# Cronbachs Alpha (..in R)

## Definition: Cronbach's Alpha

$$Rel : \alpha = \frac{m}{m-1} \cdot \left[ 1 - \frac{\sum_{i=1}^m Var(x_i)}{Var(x)} \right] \quad (7)$$

... in R-isch:

```
alpha <- function(X) {  
  VCOV <- cov(X) ; m <- length(X)  
  V_x <- sum(VCOV) ; V_xi <- sum(diag(VCOV))  
  m/(m-1) * (1-(V_xi/V_x))  
}
```

## Reliabilität: Interne Konsistenz (..in R)

Bei der Überprüfung der händischen Berechnung kommt nun `alpha()` zum Einsatz.

```
set.seed(123)
N <- 1e3
X <- data.frame(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma))
alpha(X)
```

```
## [1] 0.7639353
```

## Übung 3: Selbsttest

### Example

Versuchen Sie es nun selbst! Sie bekommen auf der nächsten Folie die Itemvarianzen sowie die Gesamtvarianz vorgegeben. Berechnen Sie Cronbach's alpha zunächst händisch. Im Anschluss daran nutzen Sie den Code zur Übungsaufgabe 3 in 10-Re1.R und überprüfen ihr Ergebnis.

Zusatz: Nutzen Sie im Anschluss die R Funktion `psych::alpha()` mit ihrem Datensatz. Finden Sie ihr Ergebnis im Outoput der Funktion wieder?

- Zeit: 10 Minuten
- Replikation: `set.seed(123)`
- Tipp: `Re1_SBK(X_p, X_q)`
- Anmerkung: Konzepte verstehen  $\gg$  Codes verstehen!

## Übung 2: Selbsttest

```
N <- 1e2
X <- data.frame(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma))
VCOV <- cov(X)
V_items <- diag(VCOV)
V_X <- sum(VCOV)
list("Gesamtvarianz" = round(V_X, 2),
     "Itemvarianz" = round(V_items, 2))
```

```
## $Gesamtvarianz
## [1] 34.95
##
## $Itemvarianz
##      X1      X2      X3      X4      X5      X6      X7      X8
## 1.69 1.40 1.33 1.38 1.83 1.93 1.43 1.74
```

### Übung 3: Lösungsvorschlag (..händisch & R)

$$\begin{aligned} Rel : \alpha &= \frac{m}{m-1} \cdot \left[ 1 - \frac{\sum_{i=1}^m Var(x_i)}{Var(x)} \right] \\ &\approx \frac{8}{7} \cdot \left[ 1 - \frac{(1.44 + \dots + 2.43)}{34.95} \right] \\ &\approx \frac{8}{7} \cdot \left[ 1 - \frac{12.74}{34.95} \right] \\ &\approx \frac{8}{7} \cdot [1 - 0.36] \\ &\approx \frac{8}{7} \cdot 0.64 \\ &\approx 0.73 \end{aligned} \tag{8}$$

```
alpha(X)
```

```
## [1] 0.7263067
```



## Section 3

### Einflussfaktoren auf die Höhe der Reliabilität

# Einflussfaktoren auf die Höhe der Reliabilität

- Homogenität oder Heterogenität der Items
- Testlänge
- Streuung der Testwerte

# Homogenität/Heterogenität der Items

*Tests mit homogenen Items haben meistens eine hohe Reliabilität, da die Items sehr ähnlich sind und daher hoch positiv miteinander korrelieren.*

## Definition: Korrelation

$$\text{cor}(X, Y) = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sqrt{\text{var}(x)\text{var}(y)}} \quad (9)$$

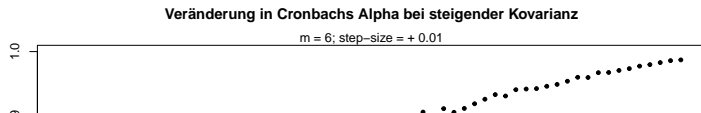
Knobelfrage: Wie wirkt sich ein Zuwachs in den Kovarianzen auf Cronbach's alpha aus? (a)  $\alpha$  steigt (b)  $\alpha$  sinkt (c) *alpha* bleibt gleich

# Simulation: Zuwachs in den Kovarianzen

```
# Essenziell Tau-Äquivalent
M <- 6
mu <- c(5,4,3,4,5,3)
# Kovarianzmatrix
Sigma <- matrix(
  c(.8, .1, .1, .1, .1, .1,
    .1, .7, .1, .1, .1, .1,
    .1, .1, .8, .1, .1, .1,
    .1, .1, .1, .7, .1, .1,
    .1, .1, .1, .1, .8, .1,
    .1, .1, .1, .1, .1, .7),
  M,M)
N <- 1e3
# Multivariate Half-Normal Distribution
X <- data.frame(abs(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma)))
```

## Zuwachs in den Kovarianzen

```
sigmas <- seq(0.1, 0.7, by=0.01)
sim_alpha <- function(sigma){
  M <- 6
  mu <- c(5,4,3,4,5,3)
  Sigma <- matrix(rep(sigma, M^2), M)
  diag(Sigma) <- rep(c(.8,.7), 3)
  N <- 1e3
  X <- data.frame(abs(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma)))
  alpha(X)
}
alphas <- lapply(sigmas, sim_alpha)
plot(sigmas, alphas, xlab="Kovarianz in X", ylab = "Cronbach's
      type="b", pch=20, main = "Veränderung in Cronbachs Alpha
mtext("m = 6; step-size = + 0.01")
```



# Testlänge

*Mit der Spearman-Brown-Formel lässt sich auch berechnen, um wie viele parallele Items ein bestehender Test verlängert werden muss, um eine bestimmte Reliabilität zu erreichen (VL: 10-Rel, F.14)*

## Definition: Spearman-Brown-Formel

$$Rel_k^* = \frac{k \cdot Rel}{1 + (k - 1)Rel} \quad (10)$$

## Reformulierung: Spearman-Brown-Formel

$$k = \frac{Rel^* \cdot (1 - Rel)}{Rel \cdot (1 - Rel^*)} \quad (11)$$

# Daten simulieren

```
set.seed(123)
```

```
# Essenziell Tau-Äquivalent
```

```
M <- 6
```

```
mu <- c(5,4,3,4,5,3)
```

```
# Kovarianzmatrix
```

```
Sigma <- matrix(
```

```
  c(.8, .4, .4, .4, .4, .4,  
    .4, .7, .4, .4, .4, .4,  
    .4, .4, .8, .4, .4, .4,  
    .4, .4, .4, .7, .4, .4,  
    .4, .4, .4, .4, .8, .4,  
    .4, .4, .4, .4, .4, .7),
```

```
  M,M)
```

```
N <- 1e3
```

```
# Multivariate Half-Normal Distribution
```

```
X <- data.frame(abs(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma)))
```

# Reliabilität (via Cronbach's alpha)

```
alpha(X)
```

```
## [1] 0.8720598
```

Ziel: Reliabilität von 0.99 zu erreichen

$$\begin{aligned}k &= \frac{Rel^* \cdot (1 - Rel)}{Rel \cdot (1 - Rel^*)} \\k &\approx \frac{0.99 \cdot (1 - 0.87)}{0.87 \cdot (1 - 0.99)} \\k &\approx \frac{0.99 \cdot 0.13}{0.87 \cdot 0.01} \\k &\approx 15\end{aligned} \tag{12}$$



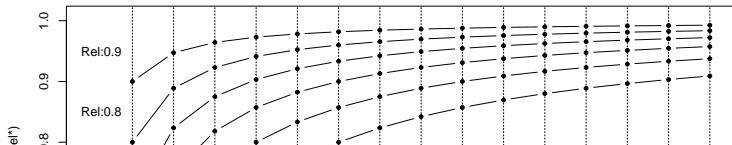
## Reformulierung: Spearman-Brown-Formel

$$k = \frac{Rel^* \cdot (1 - Rel)}{Rel \cdot (1 - Rel^*)} \quad (13)$$

```
calc_k <- function(Rel_ast, Rel) {  
  (Rel_ast * (1-Rel)) / (Rel * (1 -Rel_ast))  
}  
Rel_ast <- 0.99  
Rel <- 0.87  
calc_k(Rel_ast, Rel)  
  
## [1] 14.7931
```

## Graph: Zusammen

```
calc_Rel_ast <- function(k, Rel) {  
  (k * Rel) / (1 + (k-1) * Rel)  
}  
  
ks <- 1:15  
  
plot(c(0,15), c(0.4,1), type = "n",  
     xlab="Verlängerung des Tests um k Items",  
     ylab="Reliabilitätskoeffizien (Rel*)")  
  
axis(1, at = ks)  
  
rs <- seq(0.4, 0.9, by=0.1)  
  
lapply(rs, function(r) points(ks, lapply(ks, function(k) calc_Rel_ast(k, r))  
                              type = "b", pch=20))  
  
text(0.25, rs + 0.05, paste0("Rel:", rs))  
  
abline(v = ks, lty=2, lwd=.5)
```



# Varianzen

# Streuung der Testwerte

*Eine hohe Streuung geht meist mit einer hohen Reliabilität einher, während bei geringer Streuung eine hohe Reliabilität unwahrscheinlich ist*

## Definition: Streuung der Testwerte

$$Rel(y) = \frac{Var(T)}{Var(X)} \quad (14)$$

Knobelfrage: Wie wirkt sich ein Zuwachs in den Inter-Item-Kovarianzen auf Cronbach's alpha aus? (a)  $\alpha$  steigt (b)  $\alpha$  sinkt (c) *alpha* bleibt gleich

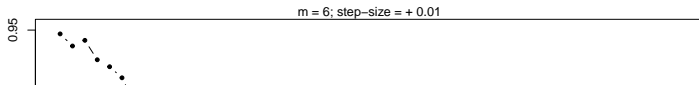
## Simulation: Zuwachs in den Varianzen (Ausgangsmatrix)

```
# Essenziell Tau-Äquivalent
M <- 6
mu <- c(5,4,3,4,5,3)
# Kovarianzmatrix
Sigma <- matrix(
  c(.2, .1, .1, .1, .1, .1,
    .1, .2, .1, .1, .1, .1,
    .1, .1, .2, .1, .1, .1,
    .1, .1, .1, .2, .1, .1,
    .1, .1, .1, .1, .2, .1,
    .1, .1, .1, .1, .1, .2),
  M,M)
N <- 1e3
# Multivariate Half-Normal Distribution
X <- data.frame(abs(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma)))
```

# Grafik: Auswirkungen einen Zuwachses in den Varianzen

```
sim_alpha <- function(sigma_sq){  
  M <- 6  
  mu <- c(5,4,3,4,5,3)  
  Sigma <- matrix(rep(0.3, M^2), M)  
  diag(Sigma) <- rep(sigma_sq, M)  
  N <- 1e3  
  X <- data.frame(abs(MASS::mvrnorm(N, mu, Sigma)))  
  alpha(X)  
}  
  
sigma_sqs <- seq(0.4, 0.9, by = 0.01)  
alphas <- lapply(sigma_sqs, sim_alpha)  
plot(sigma_sqs, alphas, xlab="Varianz in X", ylab = "Cronbach's Alpha",  
      type="b", pch=20, main = "Veränderung in Cronbachs Alpha",  
      mtext("m = 6; step-size = + 0.01")
```

Veränderung in Cronbachs Alpha bei steigender Varianz



## Section 4

### Selbststudium

Nachfolgend haben Sie die Möglichkeit Datenmatrizen aus einer multivariaten Normalverteilung zu simulieren. Dazu benötigen Sie allerdings das Package MASS. Wenn Sie es nicht selbst installieren wollen, kopieren Sie den Code auf der nächsten Folie. Der Code-Schnipsel klärt, ob Sie das Package bereits installiert haben und bietet Ihnen gegebenenfalls an, es zu installieren. Nach erfolgreicher Installation, testen Sie mit der gleichen Funktion, ob alles passt.



## Preparation

```
if(!requireNamespace("MASS", quietly = TRUE)) {  
  msg <- "'MASS' is not installed, want to install it? Type 'y'  
  answer <- readline(prompt = message(msg))  
  no_msg <- "Did not install the package `MASS`."  
  switch(answer,  
    yes = install.packages("MASS"),  
    no = stop(no_msg, call. = FALSE),  
    stop("Please answer 'yes' or 'no'." ))  
} else {  
  message("`MASS is already installed!") ; Sys.sleep(1)  
  message("Time to rock!\n(*weird guitar sound*)")  
}
```

```
## `MASS is already installed!
```

```
## Time to rock!
```

```
## (*weird guitar sound*)
```

## Paralleles Messmodell