

Aufgaben: Längsschnittanalysen und Veränderungsmessung II

Aufgabe 1: Quadratisches Wachstum

Als Vorbereitung müssen das lme4-Paket und der affect-Datensatz geladen werden.

```
setwd("myworkindirectory")
load("affect.rda")
library(lme4)
```

Schätzen Sie erneut das Modell, in dem die gute vs. schlechte Stimmung (Variable gut) linear von der Tageszeit vorhergesagt wird. Das Ausgangsniveau der Stimmung darf dabei über Personen variieren (random intercept Modell). Erweitern Sie das Modell dann zunächst um einen zufälligen Effekt der linearen Komponente (random slopes Modell).

```
line <- lmer(gut ~ 1 + time + (1 | ID), affect)
line_rs <- lmer(gut ~ 1 + time + (1 + time | ID), affect)
summary(line_rs)
```

```
Linear mixed model fit by REML ['lmerMod']
Formula: gut ~ 1 + time + (1 + time | ID)
Data: affect
```

REML criterion at convergence: 2104.1

Scaled residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-3.4596	-0.4006	0.1561	0.5281	3.0919

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.	Corr
ID	(Intercept)	1.075418	1.03702	
	time	0.007061	0.08403	-0.73
Residual		0.600454	0.77489	

Number of obs: 797, groups: ID, 73

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	t value
(Intercept)	4.74503	0.13274	35.747
time	0.03244	0.01261	2.572

Correlation of Fixed Effects:

```
(Intr)
time -0.737
```

Erstellen Sie im nächsten Schritt ein Modell mit zusätzlichem quadratischen Trend (fixed effect). Um Problemen vorzubeugen, reskalieren Sie die Variable time vor der Schätzung, indem Sie sie halbieren.

```
affect$time <- affect$time / 2
affect$time_quad <- affect$time^2

quad_rs1<- lmer(gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time | ID), affect)
summary(quad_rs1)
```

Linear mixed model fit by REML ['lmerMod']

Formula: gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time | ID)

Data: affect

REML criterion at convergence: 2109.7

Scaled residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-3.4818	-0.3954	0.1491	0.5245	3.0735

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.	Corr
ID	(Intercept)	1.07629	1.0374	
	time	0.02827	0.1681	-0.73
Residual		0.60088	0.7752	

Number of obs: 797, groups: ID, 73

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	t value
(Intercept)	4.713112	0.144197	32.685
time	0.099017	0.065176	1.519
time_quad	-0.005809	0.010226	-0.568

Correlation of Fixed Effects:

```
(Intr) time
time      -0.622
time_quad 0.390 -0.922
```

Erweitern Sie das Modell nun um einen zufälligen Effekt der quadratischen Komponente. Nutzen Sie zur Schätzung der Modelle bei Bedarf einen anderen Optimizer. Konsultieren Sie ggf. die Hilfe-Funktion um diesen auszuwählen.

```
quad_rs2 <- lmer(gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time + time_quad | ID), affect)
```

Warning in checkConv(attr(opt, "derivs"), opt\$par, ctrl = control\$checkConv, :
Model failed to converge with max|grad| = 0.121176 (tol = 0.002, component 1)

Warnmeldung bezieht sich auf ein recht strenges Konvergenzkriterium zum Test mit anderem Optimizer schätzen:

```
quad_rs2 <- lmer(gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time + time_quad | ID), affect,  
                 control=lmerControl(optimizer="Nelder_Mead"))  
summary(quad_rs2)$var
```

Groups	Name	Std.Dev.	Corr
ID	(Intercept)	1.066355	
	time	0.391136	-0.497
	time_quad	0.051664	0.187 -0.910
Residual		0.760131	

Warnmeldung in random slope Modell kann hier auch dadurch zustande kommen, dass die Varianz der quadratischen Komponente sehr klein ($0.051664^2 = 0.002669169$) ist (boundary value der random effect variance)

Für welches der vier vorhergehenden Modelle würden Sie sich aufgrund der Inferenzstatistik entscheiden? Lineares Modell muss für den Vergleich mit neuer time-Skalierung erneut geschätzt werden

```
line <- lmer(gut ~ 1 + time + (1 | ID), affect)  
line_rs <- lmer(gut ~ 1 + time + (1 + time | ID), affect)  
# quad_rs1 <- lmer(gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time | ID), affect)  
# quad_rs2 <- lmer(gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time + time_quad | ID), affect)  
  
anova(line, line_rs, refit=F)
```

Data: affect

Models:

line: gut ~ 1 + time + (1 | ID)

```
line_rs: gut ~ 1 + time + (1 + time | ID)
      npar    AIC    BIC logLik deviance Chisq Df Pr(>Chisq)
line      4 2152.3 2171.0 -1072.1   2144.3
line_rs   6 2114.7 2142.8 -1051.4   2102.7 41.539  2   9.55e-10 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
anova(line_rs,quad_rs1)
```

refitting model(s) with ML (instead of REML)

```
Data: affect
Models:
line_rs: gut ~ 1 + time + (1 + time | ID)
quad_rs1: gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time | ID)
      npar    AIC    BIC logLik deviance Chisq Df Pr(>Chisq)
line_rs      6 2106.2 2134.3 -1047.1   2094.2
quad_rs1     7 2107.9 2140.6 -1046.9   2093.9 0.3203  1   0.5714
```

```
anova(quad_rs1,quad_rs2,refit=F)
```

```
Data: affect
Models:
quad_rs1: gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time | ID)
quad_rs2: gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time + time_quad | ID)
      npar    AIC    BIC logLik deviance Chisq Df Pr(>Chisq)
quad_rs1     7 2123.7 2156.5 -1054.9   2109.7
quad_rs2    10 2122.6 2169.4 -1051.3   2102.6 7.0827  3   0.06931 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
anova(quad_rs2,line_rs,refit=F)
```

```
Data: affect
Models:
line_rs: gut ~ 1 + time + (1 + time | ID)
quad_rs2: gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time + time_quad | ID)
      npar    AIC    BIC logLik deviance Chisq Df Pr(>Chisq)
line_rs      6 2114.7 2142.8 -1051.4   2102.7
quad_rs2    10 2122.6 2169.4 -1051.3   2102.6 0.0771  4   0.9993
```

Modell mit random effects der linearen Zeitkomponente, aber ohne quadratischen Effekt sollte bevorzugt werden

Aufgabe 2: Level-1 und Level-2 Kovariaten

Nehmen Sie in das quadratische Wachstumskurvenmodell der guten Stimmung (mit Random Slopes nur für die lineare Komponente) das Auftreten von positiven (Variable pos) und negativen Ereignissen (neg) als L1-Prädiktoren auf. Sind die Prädiktoren bedeutsam für die gute Stimmung?

```
quad_pred_L1 <- lmer(gut ~ 1 + time + time_quad + pos + neg + (1 + time | ID), affect)
summary(quad_pred_L1)
```

Linear mixed model fit by REML ['lmerMod']

Formula: gut ~ 1 + time + time_quad + pos + neg + (1 + time | ID)

Data: affect

REML criterion at convergence: 2040.2

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.6833	-0.3931	0.0787	0.5390	3.0509

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.	Corr
ID	(Intercept)	0.94171	0.9704	
	time	0.02273	0.1508	-0.73
Residual		0.55326	0.7438	

Number of obs: 797, groups: ID, 73

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	t value
(Intercept)	4.679047	0.137255	34.090
time	0.092012	0.062201	1.479
time_quad	-0.005795	0.009821	-0.590
pos	0.449581	0.073609	6.108
neg	-0.518122	0.097989	-5.288

Correlation of Fixed Effects:

	(Intr) time	tim_qd pos
time	-0.607	

```
time_quad  0.385 -0.927
pos         -0.121 -0.039  0.038
neg         -0.096 -0.027  0.043  0.181
```

```
confint(quad_pred_L1, method = "boot", n = 1000)
```

Computing bootstrap confidence intervals ...

14 warning(s): Model failed to converge with max|grad| = 0.00203675 (tol = 0.002, component :

	2.5 %	97.5 %
.sig01	0.76731078	1.16610670
.sig02	-0.87189959	-0.52276632
.sig03	0.10475750	0.19171648
.sigma	0.70555592	0.78341375
(Intercept)	4.41236999	4.95629482
time	-0.03266352	0.21522990
time_quad	-0.02395491	0.01332689
pos	0.31425469	0.58821749
neg	-0.71355288	-0.32800801

```
anova(quad_pred_L1, quad_rs1)
```

refitting model(s) with ML (instead of REML)

Data: affect

Models:

quad_rs1: gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time | ID)

quad_pred_L1: gut ~ 1 + time + time_quad + pos + neg + (1 + time | ID)

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
quad_rs1	7	2107.9	2140.6	-1046.9	2093.9			
quad_pred_L1	9	2035.7	2077.8	-1008.9	2017.7	76.165	2	< 2.2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

-> Ja, beide Prädiktoren haben ein Regressionsgewicht dessen KI nicht die Null überdeckt und das Modell mit den beiden Prädiktoren ist laut LRT Test zu bevorzugen ($\chi^2(2)=76.165$, $p < 0.001$).

Welcher Anteil der Level-1 Residualvarianz kann durch Hinzunahme der Prädiktoren pos und neg im Vergleich zum Ausgangsmodell (quadratische Wachstumskurvenmodell) aufgeklärt werden? Konsultieren Sie zum Lösen der Aufgabe das Skript zu R^2 in Mehrebenenmodellen aus dem Wintersemester.

```
m1 <- lmer(gut ~ 1 + time + time_quad + (1 | ID), affect)
m2 <- lmer(gut ~ 1 + time + time_quad + pos + neg + (1 | ID), affect)

rti.H0 <- sigma(m1)^2
rti.H1 <- sigma(m2)^2
(rti.H0 - rti.H1) / rti.H0
```

```
[1] 0.09517782
```

Die Aufnahme der beiden L1-Prädiktoren reduziert die L1-Residualvarianz um ca. 9,5%.

Untersuchen Sie, ob der BDI einen Einfluss auf das Stimmungsniveau zu Beginn des Tages und auf die individuellen Verlaufskomponenten der guten Stimmung hat. Gehen Sie von einem Modell ohne zusätzliche L1-Prädiktoren aus. Wieviel Varianz in den random slopes kann durch die Hinzunahme der Cross-level Interaktion erklärt werden?

```
quad_pred_L2 <- lmer(gut ~ 1 + time*BDI + time_quad + (1 + time | ID), affect)
summary(quad_pred_L2)$coef
```

	Estimate	Std. Error	t value
(Intercept)	5.02521338	0.165040591	30.448348
time	0.06850053	0.067568500	1.013794
BDI	-0.15687679	0.047117866	-3.329454
time_quad	-0.00591934	0.010226160	-0.578843
time:BDI	0.01570380	0.009441327	1.663305

```
confint(quad_pred_L2)
```

Computing profile confidence intervals ...

	2.5 %	97.5 %
.sig01	0.768264576	1.15853215
.sig02	-0.838601583	-0.50505038
.sig03	0.117663835	0.20923518
.sigma	0.734463992	0.81891115
(Intercept)	4.702363781	5.34819430
time	-0.063863287	0.20046226
BDI	-0.249389363	-0.06473118
time_quad	-0.025923673	0.01419880
time:BDI	-0.002768484	0.03421906

```
anova(quad_pred_L2, quad_rs1)
```

refitting model(s) with ML (instead of REML)

Data: affect

Models:

quad_rs1: gut ~ 1 + time + time_quad + (1 + time | ID)

quad_pred_L2: gut ~ 1 + time * BDI + time_quad + (1 + time | ID)

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
quad_rs1	7	2107.9	2140.6	-1046.9	2093.9			
quad_pred_L2	9	2100.2	2142.3	-1041.1	2082.2	11.702	2	0.002877 **

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
summary(quad_rs1)$var
```

Groups	Name	Std.Dev.	Corr
ID	(Intercept)	1.03744	
	time	0.16815	-0.730
Residual		0.77517	

```
u1i.H0 <- 0.16835^2
summary(quad_pred_L2)$var
```

Groups	Name	Std.Dev.	Corr
ID	(Intercept)	0.95736	
	time	0.16409	-0.710
Residual		0.77532	


```
uli.H1 <- 0.16410^2
(uli.H0 - uli.H1) / uli.H0
```

```
[1] 0.04985274
```

ca. 5% der Varianz in den random slopes kann durch den BDI erklärt werden

Aufgabe 3: Kontexteffekte

Untersuchen Sie, ob die Anspannung (positiv kodiert als Variable ruhig) auf dem within- (direkt zeitlich) und/oder auf dem between-level (als tagesspezifischer Trait) einen Einfluss auf die gute Stimmung hat. Nutzen Sie hierfür der Einfachheit halber ein random slopes Modell mit linearem Verlauf (ohne quadratischen Effekt). Zentrieren Sie dafür die Variable ruhig an ihrem jeweiligen cluster-mean. Zentrieren Sie die personen-spezifische mittlere Anspannung am grand mean.

```
# Erstellung der cluster-means
ruhig_gm <- aggregate(ruhig ~ ID, data=affect, mean)
names(ruhig_gm) <- c("ID", "ruhig_gm")
affect <- merge(affect, ruhig_gm, by="ID")
# Zentrierung
affect$ruhig.gmc <- affect$ruhig - affect$ruhig_gm
affect$ruhig_gm.gra <- scale(affect$ruhig_gm, scale = FALSE)
# Kontextmodell
kontext <- lmer(gut ~ 1 + time + ruhig.gmc + ruhig_gm.gra
               + (1 + time | ID),
               data = affect)
summary(kontext)
```

Linear mixed model fit by REML ['lmerMod']

Formula: gut ~ 1 + time + ruhig.gmc + ruhig_gm.gra + (1 + time | ID)

Data: affect

REML criterion at convergence: 1819.3

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.8702	-0.3955	0.0512	0.5087	2.9863

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.	Corr
ID	(Intercept)	0.27529	0.5247	
	time	0.01914	0.1383	-0.86
Residual		0.47633	0.6902	

Number of obs: 797, groups: ID, 73

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	t value
(Intercept)	4.79785	0.07772	61.732
time	0.04843	0.02143	2.259
ruhig.gmc	0.41243	0.02932	14.064
ruhig_gm.gra	0.78695	0.04504	17.472

Correlation of Fixed Effects:

	(Intr)	time	rhg.gm
time	-0.859		
ruhig.gmc	0.045	-0.057	
ruhig_gm.gr	-0.005	0.008	0.005

```
confint(kontext,method = "boot", n = 1000)
```

Computing bootstrap confidence intervals ...

17 warning(s): Model failed to converge with max|grad| = 0.00209502 (tol = 0.002, component 1)

	2.5 %	97.5 %
.sig01	0.369881279	0.65729534
.sig02	-0.947001497	-0.72421736
.sig03	0.095379001	0.17735027
.sigma	0.651239449	0.72693577
(Intercept)	4.642003463	4.94481099
time	0.006779258	0.09128228
ruhig.gmc	0.352852637	0.46678586
ruhig_gm.gra	0.691809056	0.87478940