Anhang zu:
Birrer et al. (2015): Die Malser Haide – eine bewässerte Landschaft mit grosser Bedeutung für Wiesenbrüter. Der Ornithologische Beobachter 112: 269–282

In diesem Anhang wird die Modellselektion inkl. Schätzwerte zu den Modellen aufgelistet

1 Bezeichnung der Variablen und Abkürzungen

1.1 allgemeine Abkürzungen

MS	= Manuskript bzw. Publikation im Ornithol. Beob.

1.2 Modelle zur Artenzahl

AZ	= Artenzahl (alle Arten)
AZUZL	= Zahl der Arten gemäss Umweltzielen Landwirtschaft
Di.Baeume	= Baumdichte pro Stufe [n/ha]
Di.Hecke	= Heckendichte pro Stufe [m/ha]
Fl.l	= Fläche (der Höhenstufe): orthogonale Polynom, linear
Fl.c	= orthogonales Polynom (kubisch) der Fläche
Fl.q	= orthogonales Polynom (quadratisch) der Fläche
Fl_ha	= Fläche einer Höhenstufe in Hektaren
HS.l	= Mittlere Höhe einer Stufe (orthogonale Polynom, linear)
HS.q	= orthogonales Polynom (quadratisch) der mittleren Höhe
int.lo	= Anteil intensiv genutzte Fläche pro Höhenstufe (logit-transformiert)
mod1-8	= 8 Modelle Artenzahl pro Höhenstufe
modU1-U8	= 8 Modelle UZL-Artenzahl pro Höhenstufe
Reg.lo	= Anteil Fläche einer Höhenstufe, die beregnet wird (logit-transformiert)

1.3 Modelle zu Revieren

Baum.f	= Vorkommen von Bäumen im "Revier" (Faktor)
H.l	= mittlere Höhe (Revierzentrum; orthogonales Polynom, linear)
H.q	= quadratischer Term mittlere Höhe (Revierzentrum; orthogonales Polynom)
Hecke.f	= Vorkommen von Hecken im "Revier" (Faktor)
Int.f	= Vorkommen intensiv genutzter Flächen im "Revier" (Faktor)
ModB…	= Modell Braunkehlchen mit unterschiedlichen spatial correlations 0: ohne,1:corExp, 2: corGaus, 3: corRatio, 4: corLin, 5: corSpher und einem zusätzlichen Faktor: a: Int.f, b: Hecke.f, c: Baum.f
ModF…	= Modell Feldlerche mit unterschiedlichen spatial correlations
ModN…	= Modell Neuntöter mit unterschiedlichen spatial correlations
ModW…	= Modell Wachtel mit unterschiedlichen spatial correlations
Reg.f	= Vorkommen beregneter Flächen im "Revier" (Faktor)

2 Modelle Artenzahl ~ Höhenstufen

2.1 Abhängigkeit der Artenzahl von der Fläche

"Da die Flächen der Höhenstufen unterschiedlich gross waren, bauten wir die logarithmierte Fläche als Offset ein". Doch zuerst erstellten wir Modelle inkl. quadratischer und kubischer Fläche. Die kubische und quadratische Terme wurden anschliessend schrittweise entfernt, wenn sie nicht signifikant waren.

glm(AZ ~ Fl.l + Fl.q + Fl.c, family=quasipoisson, dat=HS)

```
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)    2.3074     0.0777  29.695 2.72e-10 ***
Fl.l           0.8974     0.2304   3.896  0.00364 ** 
Fl.q           0.2016     0.2584   0.780  0.45526    
Fl.c          -0.1560     0.2546  -0.613  0.55517    
```

glm(AZ ~ Fl.l + Fl.q, family=quasipoisson, dat=HS)

```
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)   2.30858    0.07492  30.815 3.04e-11 ***
Fl.l          0.89801    0.22434   4.003  0.00251 ** 
Fl.q          0.17563    0.24827   0.707  0.49545    
```

glm(AZ ~ Fl.l + Fl.q, family=quasipoisson, dat=HS)

```
Deviance Residuals: 
    Min       1Q   Median       3Q      Max  
-1.8527  -0.1235   0.1305   0.2420   1.3920  

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)   2.30773    0.07335  31.463 3.97e-12 ***
Fl.l          0.95216    0.21104   4.512 0.000884 ***

(Dispersion parameter for quasipoisson family taken to be 0.6829462)

    Null deviance: 20.3381  on 12  degrees of freedom
Residual deviance:  7.9848  on 11  degrees of freedom

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

Der lineare Term erwies sich signifikant. Für die folgenden Modelle wurde deshalb ein Offset mit dem Logarithmus der Fläche eingefügt.

2.2 Abhängigkeit der Artenzahl

"*Zunächst erstellten wir acht Modelle, bei denen die erklärenden Variablen «Anteil der intensiv genutzten Flächen»(logit-transformiert …), Heckendichte sowie Baumdichte in allen möglichen Variationen vorkamen. Bei allen acht Modellen wurden zusätzlich die Faktoren «Anteil der beregneten Fläche» (logit-transformiert), «Höhenstufe» und «Höhenstufe im Quadrat» beigefügt, um nicht lineare Zusammenhänge erkennen zu können. Diese letzten drei Faktoren wurden in jedes Modell eingebaut, da wir vor allem am Einfluss der Beregnung interessiert sind und dieser mit der Höhenstufe korreliert. Die acht Modelle verglichen wir mit einem AIC …*"

Im Manuskript nicht erwähnt: zuerst auf Overdispersion geprüft:
glm(AZ ~ Reg.lo+HS.l+HS.q+int.lo+Di.Hecke+Di.Baeume, offset=log(Fl_ha), family="quasipoisson", dat=HS))

```
Deviance Residuals: 
     Min        1Q    Median        3Q       Max  
-0.94246  -0.21372  -0.07795   0.57759   1.49286  

Coefficients:
```

```
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.5690197  0.3465099  -4.528  0.00398 **
Reg.lo       0.0024088  0.0347253   0.069  0.94695
HS.l         0.3553011  1.1764453   0.302  0.77284
HS.q        -1.1266257  0.7333643  -1.536  0.17539
int.lo       0.0902606  0.0857174   1.053  0.33289
Di.Hecke     0.1190475  0.2724965   0.437  0.67748
Di.Baeume    0.0003395  0.0063120   0.054  0.95885
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for quasipoisson family taken to be 0.9440929)

    Null deviance: 19.9003  on 12  degrees of freedom
Residual deviance:  5.1641  on  6  degrees of freedom
AIC: NA

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

Residual deviance ist fast gleich wie residual degree of freedom, d.h. es gibt keine overdispersion, deshalb verwenden wir im folgenden poisson-Modelle.

mod1 <- glm(AZ ~ Reg.lo+HS.l+HS.q+int.lo+Di.Hecke+Di.Baeume, offset=log(Fl_ha), family="quasipoisson", dat=HS)
mod2: ohne Di.Baeume
mod3: ohne Di.Hecke
mod4: ohne int.lo
mod5: ohne Di.Baeume und ohne Di.Hecke
mod6: ohne Di.Baeume und ohne int.lo
mod7: ohne Di.Hecke   und ohne int.lo
mod8: alle 3 ausgeschlossen

```
     df  AIC Rang
mod1  7 72.9
mod2  6 70.9   4
mod3  6 71.0   5
mod4  6 71.9   6
mod5  5 70.3   2
mod6  5 70.1   1
mod7  5 71.0   5
mod8  4 70.5   3
```

mod 6 hat den tiefsten AIC, allerdings sind alle anderen mit Ausnahme von mod 1 höchstens 2 Punkte schlechter, also ähnlich gut.

Mod 1:

```
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -1.5690197  0.3566221  -4.400 1.08e-05 ***
Reg.lo       0.0024088  0.0357387   0.067    0.946
HS.l         0.3553011  1.2107776   0.293    0.769
HS.q        -1.1266257  0.7547661  -1.493    0.136
int.lo       0.0902606  0.0882189   1.023    0.306
Di.Hecke     0.1190475  0.2804488   0.424    0.671
Di.Baeume    0.0003395  0.0064962   0.052    0.958
```

Mod 2:

```
(Intercept) -1.571061   0.354611  -4.430 9.41e-06 ***
Reg.lo       0.002844   0.034752   0.082   0.9348
HS.l         0.303143   0.685426   0.442   0.6583
HS.q        -1.154895   0.526317  -2.194   0.0282 *
int.lo       0.088397   0.080742   1.095   0.2736
Di.Hecke     0.132563   0.108799   1.218   0.2231
```

Mod 3:

```
             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)    
(Intercept) -1.5165091  0.3346711  -4.531 5.86e-06 ***
Reg.lo      -0.0001081  0.0352963  -0.003    0.998    
HS.l         0.7853660  0.6677151   1.176    0.240    
HS.q        -0.9204422  0.5790735  -1.590    0.112    
int.lo       0.1079930  0.0776120   1.391    0.164    
Di.Baeume    0.0028792  0.0025633   1.123    0.261    
```

Mod 4:

```
             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)    
(Intercept) -1.877e+00  1.919e-01  -9.779   <2e-16 ***
Reg.lo       7.237e-05  3.518e-02   0.002   0.9984    
HS.l        -6.297e-01  7.377e-01  -0.854   0.3933    
HS.q        -1.383e+00  7.070e-01  -1.956   0.0505 .  
Di.Hecke     2.585e-01  2.490e-01   1.038   0.2992    
Di.Baeume   -2.418e-03  5.948e-03  -0.407   0.6844    
```

Mod 5:

```
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)    
(Intercept) -1.29568    0.27362  -4.735 2.19e-06 ***
Reg.lo       0.01006    0.03405   0.295   0.7677    
HS.l         0.58593    0.64150   0.913   0.3610    
HS.q        -1.19565    0.51982  -2.300   0.0214 *  
int.lo       0.11666    0.07895   1.478   0.1395    
```

Mod 6:

```
             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)    
(Intercept) -1.912404   0.172535 -11.084   <2e-16 ***
Reg.lo      -0.003801   0.033836  -0.112   0.9106    
HS.l        -0.362389   0.339120  -1.069   0.2852    
HS.q        -1.188437   0.520130  -2.285   0.0223 *  
Di.Hecke     0.166614   0.104292   1.598   0.1101    
```

Mod 7:

```
             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)    
(Intercept) -1.895724   0.196246  -9.660   <2e-16 ***
Reg.lo      -0.006867   0.034594  -0.199   0.8426    
HS.l         0.021001   0.399473   0.053   0.9581    
HS.q        -0.953433   0.571828  -1.667   0.0954 .  
Di.Baeume    0.003162   0.002570   1.230   0.2186    
```

Mod 8:

```
             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)    
(Intercept) -1.685943   0.088727 -19.001   <2e-16 ***
Reg.lo       0.005509   0.033094   0.166   0.8678    
HS.l        -0.248056   0.328203  -0.756   0.4498    
HS.q        -1.258667   0.509636  -2.470   0.0135 *  
```

HS.q ist in den Modellen 2, 5, 6 und 8 signifikant (*). Diese 4 Modelle nehmen auch die Ränge 1-4 in der Reihenfolge der AIC ein. In den Modellen 4 und 7 ist HS.q tendenziell signifikant (gemäss AIC Plätze 5 und 6). Nicht signifikant erscheint es in den Modellen 1 und 3.
Von den übrigen Variablen wird keine je signifikant

2.3 Abhängigkeit der UZL-Artenzahl von der Fläche

Vorgehen wie 2.1, aber AZ jeweils durch AZUZL ersetzt

glm(AZUZL ~ Fl.l + Fl.q + Fl.c, family=quasipoisson, dat=HS)

```
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)  1.73619    0.07946  21.849 4.16e-09 ***
Fl.l         1.25696    0.22526   5.580 0.000343 ***
Fl.q         0.18345    0.25910   0.708 0.496860    
```

```
Fl.c         -0.24876    0.24633  -1.010 0.338947
```

glm(AZUZL ~ Fl.l + Fl.q, family=quasipoisson, dat=HS)

```
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.73891    0.07811  22.263 7.51e-10 ***
Fl.l         1.26647    0.22574   5.610 0.000224 ***
Fl.q         0.12157    0.25195   0.483 0.639837
```

glm(AZUZL ~ Fl.l, family=quasipoisson, dat=HS)

```
Deviance Residuals:
     Min        1Q    Median        3Q       Max
-1.31077  -0.26294   0.04863   0.32610   0.99463

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.73180    0.08317  20.824 1.45e-09 ***
Fl.l         1.23811    0.46858   2.642   0.0246 *

(Dispersion parameter for quasipoisson family taken to be 0.4315693)

    Null deviance: 7.4723  on 11  degrees of freedom
Residual deviance: 4.5215  on 10  degrees of freedom

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

2.4 Abhängigkeit der UZL-Artenzahl

Vorgehen anlog zu 2.2, aber AZ jeweils durch AZUZL ersetzt

Prüfung auf Overdispersion:
glm(AZUZL ~ Reg.lo+HS.l+HS.q+int.lo+Di.Hecke+Di.Baeume, offset=log(Fl_ha), family="quasipoisson", dat=HS))

```
Deviance Residuals:
     Min        1Q    Median        3Q       Max
-1.03584  -0.21004  -0.00186   0.43376   0.94673

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -2.096073   0.323063  -6.488 0.000637 ***
Reg.lo       0.003096   0.036582   0.085 0.935313
HS.l         1.596352   1.173746   1.360 0.222695
HS.q        -0.465303   0.741789  -0.627 0.553587
int.lo       0.088635   0.080010   1.108 0.310374
Di.Hecke    -0.187099   0.281727  -0.664 0.531295
Di.Baeume    0.006111   0.006492   0.941 0.382859

(Dispersion parameter for quasipoisson family taken to be 0.5544536)

    Null deviance: 8.1523  on 12  degrees of freedom
Residual deviance: 3.2786  on  6  degrees of freedom
AIC: NA

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

die Residual deviance ist kleiner als die degrees of freedom, dh. wir haben Underdispersion. da kann man nicht viel dagegen machen, aber man kann poisson-Modelle erstellen und ist damit konservativ, d.h. das Resultat wird eher nicht signifikant

```
      df   AIC Rang
modU1  7 63.78
modU2  6 62.27
modU3  6 62.02
```

```
modU4  6 62.46
modU5  5 60.41  2
modU6  5 60.60  4
modU7  5 60.47  3
modU8  4 58.83  1
```

hier gibt es mehr Unterschiede: modU8 ist das beste, modU5-7 nicht sehr viel schlechter. Deshalb im Folgenden nur die Modelle U5-U8

modU5

```
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)    
(Intercept) -2.02949    0.34317  -5.914 3.34e-09 ***
Reg.lo       0.01466    0.04614   0.318    0.751    
HS.l         0.74997    0.80235   0.935    0.350    
HS.q        -0.98416    0.69690  -1.412    0.158    
int.lo       0.06267    0.09681   0.647    0.517    
```

modU6

```
             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)    
(Intercept) -2.336591   0.235822  -9.908   <2e-16 ***
Reg.lo       0.004931   0.046758   0.105    0.916    
HS.l         0.254753   0.449430   0.567    0.571    
HS.q        -0.938845   0.692951  -1.355    0.175    
Di.Hecke     0.073274   0.152327   0.481    0.630    
```

modU7

```
             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)    
(Intercept) -2.377705   0.263237  -9.033   <2e-16 ***
Reg.lo       0.001158   0.047908   0.024    0.981    
HS.l         0.484237   0.529831   0.914    0.361    
HS.q        -0.762992   0.773707  -0.986    0.324    
Di.Baeume    0.002105   0.003538   0.595    0.552    
```

modU8

```
Deviance Residuals: 
     Min        1Q    Median        3Q       Max  
-0.81021  -0.39446  -0.08432   0.55164   0.95141  

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)    
(Intercept) -2.24026    0.11850 -18.905   <2e-16 ***
Reg.lo       0.01084    0.04507   0.241    0.810    
HS.l         0.30862    0.43300   0.713    0.476    
HS.q        -0.97231    0.68593  -1.418    0.156    
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)

    Null deviance: 8.1523  on 12  degrees of freedom
Residual deviance: 4.3236  on  9  degrees of freedom
AIC: 58.825

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

3 Modelle Feldlerche

ModF0 <- gls(Anz ~ Reg.f+H.l+H.q, data=FEL, method="ML")
ModF1-5 dito, aber zusätzlich mit Term
ModF1: correlation=corExp(form=~KX+KY)
ModF2: correlation=corGaus(form=~KX+KY)
ModF3: correlation=corRatio(form=~KX+KY)

ModF4: correlation=corLin(form=~KX+KY)
ModF5: correlation=corSpher(form=~KX+KY)

```
       df    AIC  Rang  Corr
ModF0  5 362.27
ModF1  6 357.67
ModF2  6 350.69     2
ModF3  6 360.14
ModF4  6 350.67     1
ModF5  6 351.87     3
```

Das Modell ohne spatial correlation ist das schlechteste, Delta AIC > 2 gegenüber dem nächstbesseren Modell

Weiter mit diesen beiden besten Modellen

```
>   anova(ModF0,ModF2)
      Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModF0     1  5 362.2739 379.8005 -176.1369
ModF2     2  6 350.6855 371.7175 -169.3428 1 vs 2 13.58834   2e-04
> anova(ModF0,ModF4)

      Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModF0     1  5 362.2739 379.8005 -176.1369
ModF4     2  6 350.6688 371.7008 -169.3344 1 vs 2 13.60508   2e-04
```

ModF4 und ModF2 sind signifikant besser als ModF0

+ Faktor Int.f (ModF…a)

```
> anova(ModF2, ModF2a)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModF2      1  6 350.6855 371.7175 -169.3428
ModF2a     2  7 352.0474 376.5847 -169.0237 1 vs 2 0.638139  0.4244
> anova(ModF4, ModF4a)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test   L.Ratio p-value
ModF4      1  6 350.6688 371.7008 -169.3344
ModF4a     2  7 352.1311 376.6685 -169.0656 1 vs 2 0.5376328  0.4634
```

Einbezug von Int.f ergibt keine Verbesserung des Modells!

+ Faktor Hecke.f (ModF…b)

```
> anova(ModF2, ModF2b)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test   L.Ratio p-value
ModF2      1  6 350.6855 371.7175 -169.3428
ModF2b     2  7 352.5038 377.0411 -169.2519 1 vs 2 0.1817492  0.6699

> anova(ModF4, ModF4b)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test   L.Ratio p-value
ModF4      1  6 350.6688 371.7008 -169.3344
ModF4b     2  7 352.4391 376.9764 -169.2195 1 vs 2 0.2297106  0.6317
```

Einbezug von Hecke.f ergibt keine Verbesserung des Modells!

+ Faktor Baum.f (ModF…c)

```
> anova(ModF2, ModF2c)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModF2      1  6 350.6855 371.7175 -169.3428
ModF2c     2  7 351.5917 376.1290 -168.7958 1 vs 2 1.093856  0.2956

> anova(ModF4, ModF4c)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModF4      1  6 350.6688 371.7008 -169.3344
ModF4c     2  7 351.4866 376.0239 -168.7433 1 vs 2 1.182216  0.2769
```

Einbezug von Baum.f ergibt keine Verbesserung des Modells!

Es bleibt also bei ModF4

```
Generalized least squares fit by maximum likelihood
  Model: Anz ~ Reg.f + H.l + H.q
  Data: FEL
       AIC      BIC    logLik
  350.6688 371.7008 -169.3344

Correlation Structure: Linear spatial correlation
 Formula: ~KX + KY
 Parameter estimate(s):
    range
0.1512504

Coefficients:
                 Value Std.Error   t-value p-value
(Intercept)  0.3673082 0.0563140  6.522501  0.0000
Reg.f1       0.1302036 0.0756480  1.721178  0.0865
H.l          0.1260634 0.5331039  0.236471  0.8133
H.q         -0.7299085 0.5596794 -1.304155  0.1934

 Correlation:
       (Intr) Reg.f1 H.l
Reg.f1 -0.812
H.l     0.249 -0.294
H.q     0.322 -0.409  0.133

Standardized residuals:
       Min         Q1        Med         Q3        Max
-1.0784839 -0.8990567 -0.5272019  1.0836289  1.5336472

Residual standard error: 0.4861747
Degrees of freedom: 246 total; 242 residual
```

Tendenz von Reg.f (p=0,0865)

4 Modelle Braunkehlchen

ModB0 <- gls(Anz ~ Reg.f+H.l+H.q, data=FEL, method="ML")
ModB1-5 entsprechend ModF1-5

ModB4 konvergiert nicht! (im MS nicht erwähnt!)

```
      df    AIC Rang
ModB0  5 187.04
ModB1  6 185.23    3
ModB2  6 184.72    2
ModB3  6 184.44    1
ModB5  6 185.93    4
```

Das Modell ohne spatial correlation ist das schlechteste

Weiter mit diesen beiden besten Modellen

```
> anova(ModB0,ModB2)
      Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModB0     1  5 187.0386 203.3000 -88.51931
ModB2     2  6 184.7176 204.2313 -86.35881 1 vs 2 4.320997  0.0376

> anova(ModB0,ModB3)
      Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModB0     1  5 187.0386 203.3000 -88.51931
ModB3     2  6 184.4442 203.9578 -86.22209 1 vs 2 4.594449  0.0321
```

ModB2 und ModB3 sind signifikant besser als ModB0

+ Faktor Int.f (ModB…a)

```
> anova(ModB2, ModB2a)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test   L.Ratio p-value
ModB2      1  6 184.7176 204.2313 -86.35881                          
ModB2a     2  7 185.8988 208.6647 -85.94939 1 vs 2 0.8188476  0.3655

>   anova(ModB3, ModB3a)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test   L.Ratio p-value
ModB3      1  6 184.4442 203.9578 -86.22209                          
ModB3a     2  7 185.6676 208.4335 -85.83382 1 vs 2 0.7765338  0.3782
```

Einbezug von Int.f ergibt keine Verbesserung des Modells!

+ Faktor Hecke.f (ModB…b)

```
> anova(ModB2, ModB2b)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModB2      1  6 184.7176 204.2313 -86.35881                         
ModB2b     2  7 185.1192 207.8851 -85.55959 1 vs 2 1.598441  0.2061

>   anova(ModB3, ModB3b)            # Hecke bringt wenig...
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModB3      1  6 184.4442 203.9578 -86.22209                         
ModB3b     2  7 184.7937 207.5597 -85.39687 1 vs 2 1.650432  0.1989
```

Einbezug von Hecke.f ergibt keine Verbesserung des Modells!

+ Faktor Baum.f (ModB…c)

```
> anova(ModB2, ModB2c)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModB2      1  6 184.7176 204.2313 -86.35881                         
ModB2c     2  7 186.1817 208.9476 -86.09086 1 vs 2 0.535899  0.4641

>   anova(ModB3, ModB3c)            # Baum bringt nichts
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test   L.Ratio p-value
ModB3      1  6 184.4442 203.9578 -86.22209                          
ModB3c     2  7 185.9257 208.6916 -85.96284 1 vs 2 0.5184898  0.4715
```

Einbezug von Baum.f ergibt keine Verbesserung des Modells!

Es bleibt also bei ModB3

```
Generalized least squares fit by maximum likelihood
  Model: Anz ~ Reg.f + H.l + H.q 
  Data: BRK 
       AIC      BIC    logLik
  184.4442 203.9578 -86.22209

Correlation Structure: Rational quadratic spatial correlation
 Formula: ~KX + KY 
 Parameter estimate(s):
     range 
0.05036403 

Coefficients:
                Value Std.Error   t-value p-value
(Intercept) 0.0819216 0.0571738 1.4328526  0.1536
Reg.f1      0.2007812 0.0750092 2.6767523  0.0081
H.l         0.9324015 0.4983464 1.8709908  0.0629
H.q         0.3510577 0.5018137 0.6995776  0.4851

 Correlation: 
       (Intr) Reg.f1 H.l  
Reg.f1 -0.787              
H.l     0.278 -0.304       
H.q     0.319 -0.407  0.169

Standardized residuals:
        Min          Q1         Med          Q3         Max
```

```
-1.13019913 -0.85449925 -0.21846835 -0.01250228  2.60598332

Residual standard error: 0.3822081
Degrees of freedom: 191 total; 187 residual
```

Reg.f also significant, zur Sicherheit auch ModB2 kontrollieren:

```
Coefficients:
                Value Std.Error   t-value p-value
(Intercept) 0.0839229 0.0507931 1.6522497  0.1002
Reg.f1      0.1917231 0.0685335 2.7975083  0.0057
H.l         0.8518882 0.4238915 2.0096847  0.0459
H.q         0.3173548 0.4460747 0.7114387  0.4777
```

und wie sieht das ohne spatial corr aus dafür mit binomial (im MS nicht erwähnt!):

```
summary(glm(Anz ~ Reg.f+H.l+H.q, data=BRK, family="binomial"))
Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  -2.6978     0.5394  -5.001  5.7e-07 ***
Reg.f1        1.7721     0.6152   2.880  0.00397 **
H.l           5.2835     2.7820   1.899  0.05755 .
H.q           1.3217     3.5356   0.374  0.70853
```

Reg.f bleibt signifikant

5 Modelle Neuntöter

ModB0 <- gls(Anz ~ Reg.f+H.l+H.q, data=FEL, method="ML")
ModB1-5 ModB1-5 entsprechend ModF1-5

```
      df    AIC Rang
ModN0  5 190.65
ModN1  6 190.19
ModN2  6 188.00   2
ModN3  6 191.14
ModN4  6 187.16   1
ModN5  6 188.76   3
```

Hier ist das Modell ohne spatial correlation nicht das schlechteste, aber doch schlechter als die besten Modelle.

Weiter mit diesen beiden besten Modellen

```
> anova(ModN0,ModN2)
      Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModN0     1  5 190.6458 206.8013 -90.32289
ModN2     2  6 188.0044 207.3910 -88.00218 1 vs 2 4.641405  0.0312

>   anova(ModN0,ModN4)
      Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModN0     1  5 190.6458 206.8013 -90.32289
ModN4     2  6 187.1559 206.5425 -87.57794 1 vs 2 5.489901  0.0191
```

ModB2 und ModN4 sind signifikant besser als ModN0

+ Faktor Int.f (ModN…a)

```
> anova(ModN2, ModN2a)
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test    L.Ratio p-value
ModN2      1  6 188.0044 207.3910 -88.00218
ModN2a     2  7 189.9329 212.5506 -87.96644 1 vs 2 0.07149321  0.7892

>   anova(ModN4, ModN4a)           # Int bringt nichts
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test    L.Ratio p-value
ModN4      1  6 187.1559 206.5425 -87.57794
ModN4a     2  7 189.0958 211.7135 -87.54789 1 vs 2 0.06009847  0.8063
```

Einbezug von Int.f ergibt keine Verbesserung des Modells!

+ Faktor Hecke.f (ModN…b)

```
        Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModN2       1  6 188.0044 207.3910 -88.00218
ModN2b      2  7 177.1285 199.7463 -81.56425 1 vs 2 12.87586   3e-04
```

```
>   anova(ModN4, ModN4b)           # Hecke hoch signifikant
        Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModN4       1  6 187.1559 206.5425 -87.57794
ModN4b      2  7 175.4184 198.0362 -80.70920 1 vs 2 13.73747   2e-04
```

Hecke.f verbessert Modell in beiden Fällen signifikant!

+ Faktor Hecke.f (ModN…b)

```
> anova(ModN2, ModN2c)
        Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModN2       1  6 188.0044 207.3910 -88.00218
ModN2c      2  7 179.9094 202.5272 -82.95473 1 vs 2 10.09491  0.0015
```

```
>   anova(ModN4, ModN4c)           # Baum  signifikant
        Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModN4       1  6 187.1559 206.5425 -87.57794
ModN4c      2  7 178.3659 200.9836 -82.18294 1 vs 2 10.78999   0.001
```

Einbezug von Baum.f verbessert Modelle ebenfalls (aber weniger als Hecke.f)

… deshalb Hecke.f und Baum.f in Modell: ModN…bc

```
> anova(ModN2b, ModN2bc)
        Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModN2b      1  7 177.1285 199.7463 -81.56425
ModN2bc     2  8 175.2323 201.0812 -79.61614 1 vs 2 3.896216  0.0484
```

```
>   anova(ModN4b, ModN4bc)         # Baum immer noch knapp signifkant
        Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModN4b      1  7 175.4184 198.0362 -80.70920
ModN4bc     2  8 173.5028 199.3517 -78.75139 1 vs 2 3.915614  0.0478
```

ModN…bc ist signifikant besser als ModN…b

```
> anova(ModN2c, ModN2bc)
        Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModN2c      1  7 179.9094 202.5272 -82.95473
ModN2bc     2  8 175.2323 201.0812 -79.61614 1 vs 2 6.677167  0.0098
>   anova(ModN4c, ModN4bc)

        Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModN4c      1  7 178.3659 200.9836 -82.18294
ModN4bc     2  8 173.5028 199.3517 -78.75139 1 vs 2 6.863098  0.0088
```

das gilt auch für Vergleich ModN…bc mit ModN…c

das beste Modell also ModN4bc:

```
Generalized least squares fit by maximum likelihood
  Model: Anz ~ Reg.f + H.l + H.q + Hecke.f + Baum.f
  Data: NEU
       AIC      BIC    logLik
  173.5028 199.3517 -78.75139

Correlation Structure: Linear spatial correlation
 Formula: ~KX + KY
 Parameter estimate(s):
    range
0.1224857

Coefficients:
                 Value Std.Error    t-value p-value
(Intercept)  0.1198299 0.0511152  2.3443109  0.0201
Reg.f1      -0.0273481 0.0642479 -0.4256651  0.6709
H.l          0.5755218 0.3946328  1.4583728  0.1465
H.q         -0.2716809 0.4353178 -0.6240979  0.5333
```

```
Hecke.f1     0.1806149 0.0692645  2.6076114  0.0099
Baum.f1      0.1379423 0.0704587  1.9577740  0.0518

 Correlation: 
         (Intr) Reg.f1 H.l    H.q    Hck.f1
Reg.f1   -0.734                            
H.l       0.159 -0.270                     
H.q       0.205 -0.425  0.149              
Hecke.f1 -0.193 -0.004 -0.054  0.040       
Baum.f1  -0.238 -0.013  0.150  0.231 -0.419

Standardized residuals:
         Min           Q1          Med           Q3          Max 
-1.284571846 -0.421242745 -0.341032915 -0.003098525  2.414821370 

Residual standard error: 0.3690375 
Degrees of freedom: 187 total; 181 residual
```

6 Modelle Wachtel

ModW0 <- gls(Anz ~ Reg.f+H.l+H.q, data=FEL, method="ML")
ModW1-5 ModB1-5 entsprechend ModF1-5

```
      df    AIC
ModW0  5 101.57
ModW1  6 103.57
ModW2  6 103.57
ModW3  6 103.57
ModW4  6 103.57
ModW5  6 103.57
```

Hier ist das Modell ohne spatial correlation das (significant) beste. Deshalb weiter ohne spatial correlation:

+ Faktor Int.f (ModW0a)

```
>   anova(ModW0, ModW0a)           # Int bringt nichts
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test    L.Ratio p-value
ModW0      1  5 101.5673 117.2463 -45.78365                          
ModW0a     2  6 103.5244 122.3392 -45.76220 1 vs 2 0.0428882  0.8359
```

Einbezug von Int.f ergibt keine Verbesserung des Modells!

+ Faktor Hecke.f (ModW0b)

```
>   anova(ModW0, ModW0b)           # Hecke bringt wenig
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModW0      1  5 101.5673 117.2463 -45.78365                        
ModW0b     2  6 101.9662 120.7810 -44.98309 1 vs 2 1.601122  0.2057
```

Einbezug von Hecke.f ergibt keine Verbesserung des Modells!

+ Faktor Baum.f (ModW0c)

```
>   anova(ModW0, ModW0c)           # Baum bringt nichts
       Model df      AIC      BIC    logLik   Test  L.Ratio p-value
ModW0      1  5 101.5673 117.2463 -45.78365                        
ModW0c     2  6 102.3851 121.1999 -45.19257 1 vs 2 1.182152  0.2769
```

Einbezug von Baum.f ergibt keine Verbesserung des Modells!

```
Es bleibt also bei ModW0 Generalized least squares fit by maximum likelihoo
d
  Model: Anz ~ Reg.f + H.l + H.q 
  Data: WAC 
       AIC      BIC    logLik
```

```
  103.5673 122.3821 -45.78365

Correlation Structure: Rational quadratic spatial correlation
 Formula: ~KX + KY
 Parameter estimate(s):
       range
6.818531e-06

Coefficients:
                 Value Std.Error   t-value p-value
(Intercept)  0.0667551 0.0424812  1.571401  0.1180
Reg.f1       0.0839965 0.0571800  1.468983  0.1437
H.l          0.4210660 0.3331515  1.263888  0.2080
H.q         -0.4637827 0.3528270 -1.314476  0.1905

 Correlation:
       (Intr) Reg.f1 H.l
Reg.f1 -0.816
H.l     0.222 -0.272
H.q     0.341 -0.418  0.114

Standardized residuals:
       Min         Q1        Med         Q3        Max
-0.6166770 -0.4774838 -0.3543019 -0.2642514  2.8627856

Residual standard error: 0.3167562
Degrees of freedom: 170 total; 166 residual
```
Nichts signifikant