

Analisi Statistica di dati EEG

Relazione di Psicometria per le Neuroscienze Cognitive

Giovanni Corradini

31 agosto 2020

Indice

Introduzione	4
Dati	4
Analisi Esplorativa	6
Analisi N170/P170	9
1° Metodo di accorpamento	9
Analisi per aree cerebrali	9
Modello Lineare	10
Modello Lineare con più interazioni	15
Modello Lineare ad Effetti Misti	24
Modello Lineare Multivariato	29
Test di Permutazione Multivariati	31
Analisi per canali	34
Modello Lineare ad Effetti Misti	35
Test di Permutazione Multivariati	43
2° Metodo di accorpamento	54
Analisi per canali	54
Modello Lineare ad Effetti Misti	55
Test di Permutazione Multivariati	61
3° Metodo di accorpamento	67
Analisi per canali	67

Modello Lineare	67
Modello Lineare su dati trasformati	73
Modello Lineare ad Effetti Misti su dati trasformati	76
Test di Permutazione Multivariati su dati trasformati	84
Conclusioni	90

Introduzione

Questo progetto è un'analisi di dati *EEG* relativi ad un esperimento in cui è stata misurata la risposta cerebrale di 20 soggetti a 5 stimoli visivi (4 immagini di facce rappresentanti espressioni di digusto, paura, felicità e neutre e 1 immagine relativa ad un oggetto).

L'obiettivo del progetto è di analizzare le differenze fra i vari stimoli (in particolare tra gli stimoli delle facce e lo stimolo dell'oggetto) attorno al picco P170/N170, e di come tali differenze, se presenti, si manifestino tra le varie aree cerebrali (e tra i vari canali). Nell'analizzare tali differenze verranno confrontati sia vari metodi per la selezione e l'accorpamento delle osservazioni attorno al picco, sia vari approcci per saggiare e analizzare le differenze prodotte dai differenti stimoli nelle varie aree cerebrali.

Le analisi verranno svolte utilizzando *R* e appoggiandosi principalmente al pacchetto *eeguana*, che permette di strutturare e analizzare comodamente dati derivati dall'elettroencefalogramma, grazie alla sua forte affinità con il linguaggio *tidy*.

Dati

I dati a disposizione, relativi all'esperimento descritto in precedenza, sono già organizzati in una *eeg_lst*, oggetto principale del pacchetto *eeguana*. Questo oggetto è principalmente composto da una lista di 4 tibble, che contengono le misurazioni e le informazioni relative all'esperimento.

```
dim(data_seg$.signal)
```

```
## [1] 50000    29
```

La tibble relativa ai segnali è quella contenente le misurazioni del potenziale, qui già accorpate con la media dei trials per soggetto e per condizione (sono gli *ERP*), in tutti i canali (in colonna), per tutti gli istanti temporali e per tutti i soggetti e le condizioni (in riga) relative all'esperimento. Nel nostro caso la tibble è formata da 50000 righe e 29 colonne: abbiamo 20 soggetti, ognuno esposto a 5 stimoli differenti e ognuno misurato per 500 istanti temporali ($20 \times 5 \times 500 = 50000$). Dopo aver rimosso gli elettrodi relativi ai canali RM, EOGvo, EOGvu, EOGhl e EOGhr, gli elettrodi presenti sullo scalpo sono 27; inoltre i dati sono già stati preprocessati (rimozione artefatti, segmentazione, accorpamento trials) e pertanto possono essere direttamente esplorati e analizzati.

I 27 canali utilizzati sono:

```
names(data_seg$.signal)[-c(1:2)]
```

```
## [1] "Fp1"  "Fp2"  "F3"   "F4"   "F7"   "F8"   "FC1"  "FC2"  "C3"   "C4"   "T7"   "T8"  
## [13] "CP1"  "CP2"  "P7"   "P8"   "P3"   "P4"   "P07"  "P08"  "O1"   "O2"   "Fz"   "FCz"  
## [25] "Cz"   "CPz"  "Pz"
```

Le informazioni contenute nell'oggetto `eeg_lst` possono essere anche riorganizzate in una tibble *long format*, utile soprattutto in fase di esplorazione (`ggplot` internamente usa questa tibble) e di analisi.

```
as_tibble(data_seg)
```

```
## # A tibble: 1,350,000 x 8
##   .time    .id .recording segment .subj condition .key     .value
##   <dbl> <int> <chr>      <int> <fct> <fct>    <chr>    <dbl>
## 1 -0.2      1 ae011s       1 1      f        Fp1    -3.76
## 2 -0.198    1 ae011s       1 1      f        Fp1    -1.61
## 3 -0.196    1 ae011s       1 1      f        Fp1     0.0160
## 4 -0.194    1 ae011s       1 1      f        Fp1    -0.0363
## 5 -0.192    1 ae011s       1 1      f        Fp1    -0.109
## 6 -0.19     1 ae011s       1 1      f        Fp1    -0.189
## 7 -0.188    1 ae011s       1 1      f        Fp1    -0.265
## 8 -0.186    1 ae011s       1 1      f        Fp1    -0.320
## 9 -0.184    1 ae011s       1 1      f        Fp1    -0.346
## 10 -0.182   1 ae011s       1 1      f        Fp1    -0.338
## # ... with 1,349,990 more rows
```

Ogni riga della tibble contiene l'ERP per un soggetto su un singolo canale in un dato istante temporale. Le variabili presenti nella tibble sono:

- `.time` : istante in cui si registra il potenziale (frequenza = 500 Hz)
- `.id` : fattore con 100 livelli indicanti soggetto * stimolo
- `.subj` : fattore con 20 livelli indicanti il soggetto
- `condition` : fattore con 5 livelli indicanti lo stimolo
- `.key`: fattore con 27 livelli rappresentante gli elettrodi
- `.value`: il valore del potenziale

Analisi Esplorativa

Per avere un'indicazione di massima della variabilità del segnale calcoliamo la varianza del potenziale per ogni canale separatamente:

```
sort(apply(data_seg$.signal[,-(1:2)], 2, var), decreasing=TRUE) [1:6]
```

```
##      P07      P08      P8      O1      P7      O2
## 9.773571 9.137211 7.857226 7.275454 6.771096 6.091155
```

i canali che presentano maggiore variabilità sono: P07, P08, P8, O1, P7 e O2.

I canali O1 e O2 sono relativi al lobo occipitale che è la porzione del cervello che regola la vista; questo ha senso per il nostro esperimento in quanto ai pazienti vengono somministrati stimoli visivi.

I canali P7 e P8 sono relativi al lobo parietale che, tra le sue funzioni, comprende quelle relative alle percezioni sensitive.

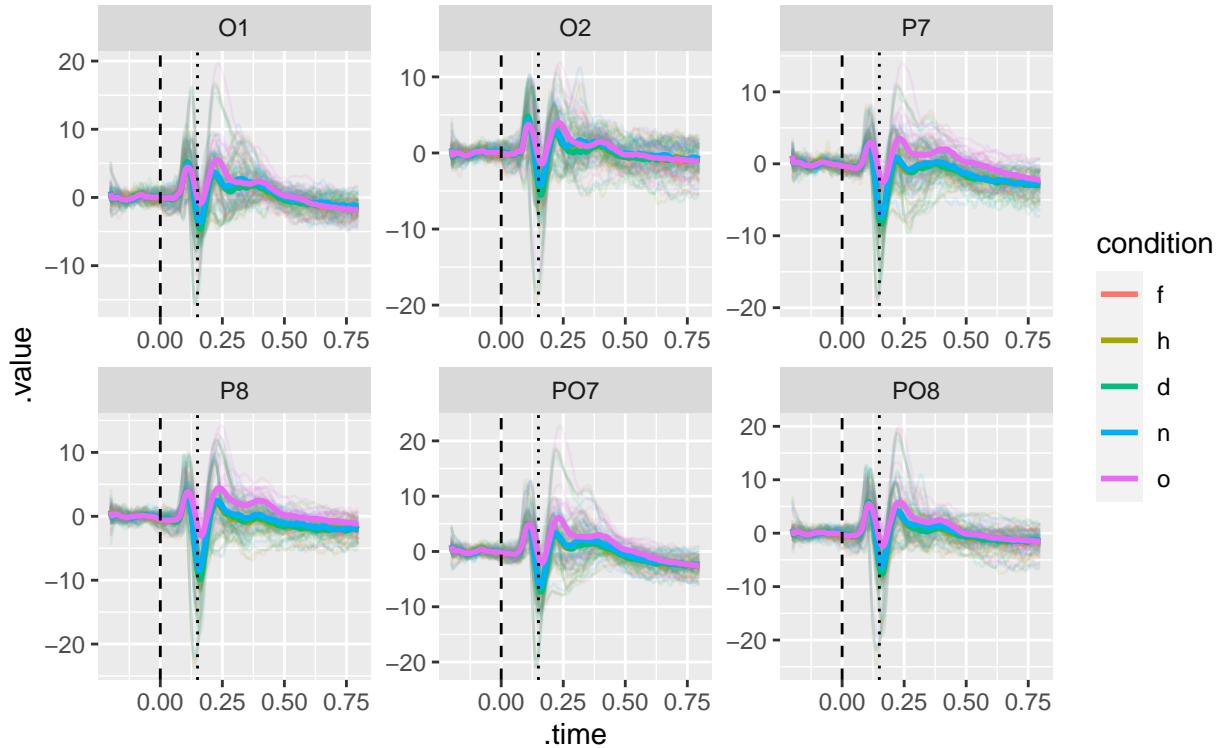
I canali PO7 e PO8 sono al confine tra il lobo occipitale e quello parietale.

Facciamo un grafico che rappresenta gli ERP per tutti i soggetti e per tutte le condizioni (linee fine) e le medie per condizione (linee spesse), divise per i 6 canali con maggior varianza. Tra l'altro questi 6 canali sono gli unici ad avere il picco N170 ben visibile: infatti gli altri canali o presentano il picco N170 poco marcato (P3 e P4), o presentano il picco P170, o non hanno picchi visibili nitidamente ad occhio nudo (lobo temporale).

```
data_seg %>% as_tibble() %>%
  filter(.key %in% c('P7', 'P8', 'P07', 'P08', 'O1', 'O2')) %>%
  ggplot(aes(x = .time, y = .value)) +
  geom_line(alpha = 0.1, aes(group = .id, color = condition)) +
  stat_summary(
    fun = "mean", geom = "line", alpha = 1, size = 1,
    aes(color = condition)) +
  facet_wrap(~.key, scale='free') +
  geom_vline(xintercept = 0, linetype = "dashed") +
  geom_vline(xintercept = .15, linetype = "dotted") +
  ggtitle('Figura 1: ERP nei 6 canali più variabili',
  subtitle='le linee spesse sono le medie per condizione degli ERP')
```

Figura 1: ERP nei 6 canali più variabili

le linee spesse sono le medie per condizione degli ERP



Facciamo ora il grafico degli ERP, facendo come sopra la media raggruppata per condizione su tutti i soggetti, ma invece che sui soli 6 canali più variabili, su tutti i canali raggruppati per la rispettiva area cerebrale di riferimento, ovvero:

- *Frontale* = $\text{media}(Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, Fz)$
- *Centro-Frontale* = $\text{media}(FC1, FC2, FCz)$
- *Centrale* = $\text{media}(C3, C4, Cz)$
- *Centro-Parietale* = $\text{media}(CP1, CP2, CPz)$
- *Temporale* = $\text{media}(T7, T8)$
- *Parietale* = $\text{media}(P3, P4, P7, P8, Pz)$
- *Parieto-Occipitale* = $\text{media}(PO7, PO8)$
- *Occipitale* = $\text{media}(O1, O2)$

```
data_seg %>%
  transmute(
    Frontal = chs_mean(Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, Fz),
    Central_Frontal = chs_mean(FC1, FC2, FCz),
    Central = chs_mean(C3, C4, Cz),
    Central_Parietal = chs_mean(CP1, CP2, CPz),
    Temporal = chs_mean(T7, T8),
    Parietal = chs_mean(P3, P4, P7, P8, Pz),
    Parietal_Occipital = chs_mean(PO7, PO8),
    Occipital = chs_mean(O1, O2)) %>%
```

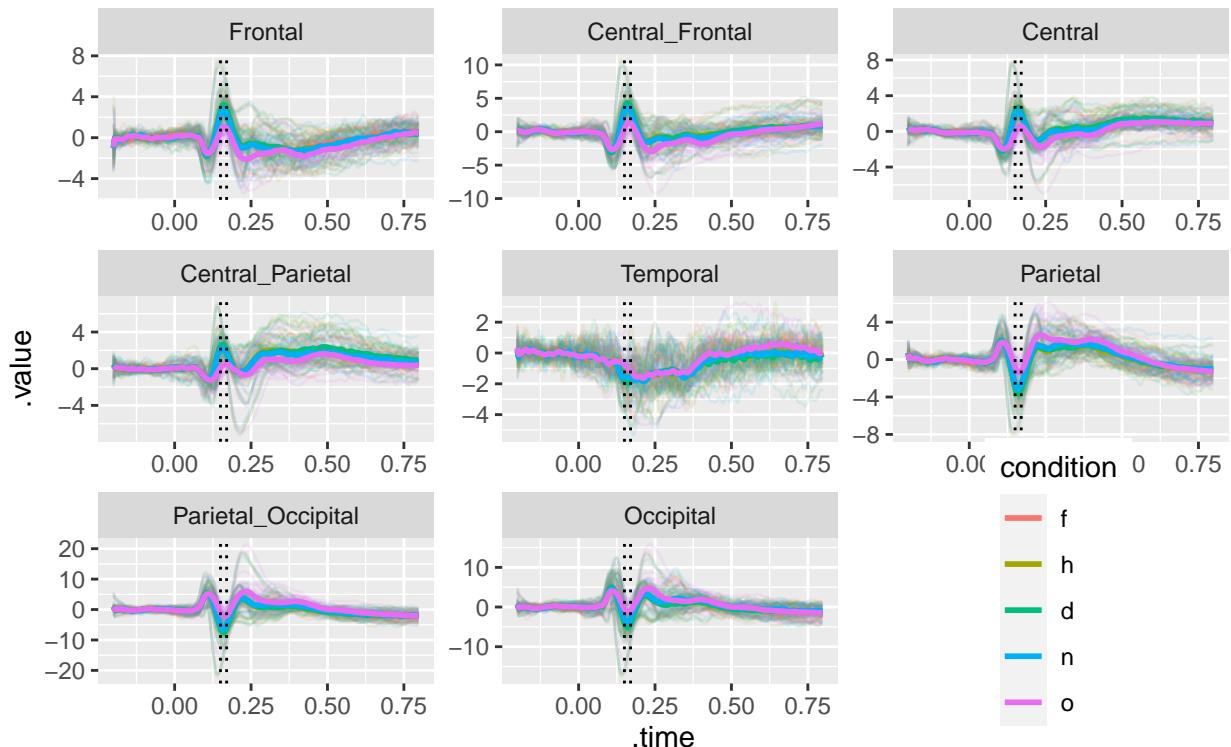
```

ggplot(aes(x = .time, y = .value)) +
  geom_line(alpha = .1, aes(group = .id, color = condition)) +
  stat_summary(
    fun = "mean", geom = "line", alpha = 1, size = 1,
    aes(color = condition)
  ) +
  facet_wrap(~.key, scale = 'free') +
  geom_vline(xintercept = .15, linetype = "dotted") +
  geom_vline(xintercept = .17, linetype = "dotted") +
  theme(legend.position = c(0.85,0.15)) +
  ggtitle('Figura 2: ERP nelle aree cerebrali',
  subtitle='le linee spesse sono le medie per condizione degli ERP')

```

Figura 2: ERP nelle aree cerebrali

le linee spesse sono le medie per condizione degli ERP



Da questi grafici si può notare come nel lobo temporale non sembra esservi una differenza fra le varie condizioni visibile nitidamente ad occhio nudo, mentre nei lobi frontale, centro-frontale, centrale, centro-parietale, parietale, occipitale e parieto-occipitale sembra esservi una differenza tra lo stimolo dell'oggetto e quelli relativi alle facce, in particolare attorno ai 150-170 ms. Tuttavia, nei lobi frontale, centro-frontale, centrale e centro-parietale la differenza di potenziale attorno al picco è positiva (P170), mentre nei lobi parietale, occipitale e parieto-occipitale la differenza di potenziale è negativa (N170).

Analisi N170/P170

Ora, prima di procedere con le analisi statistiche, sono stati accorpati i valori dei potenziali attorno al picco N170/P170, così da ottenere un unico valore per ogni combinazione di persona, stimolo e canale (o area cerebrale) e perdendo quindi la dimensione temporale del fenomeno. Ci sono vari metodi per accorrpare le osservazioni attorno al picco e qui ne confronteremo 3 (i più comunemente utilizzati):

- 1) accorpare i valori nell'intervallo 155-170 ms (senza contare i secondi pre-stimoli e arrotondando 155 a 154 in quanto abbiamo una sampling rate di 500 Hz) con la media, raggruppando per soggetto e condizione (per ogni canale separatamente)
- 2) accorpare i valori nell'intervallo 130-200 ms con il massimo, raggruppando per soggetto e condizione (per ogni canale separatamente)
- 3) accorpare i valori nell'intervallo 50-200 ms, facendo la differenza tra il massimo nell'intervallo 50-130 ms e il minimo nell'intervallo 130-200 ms, raggruppando per soggetto e condizione (per ogni canale separatamente)

1° Metodo di accorpamento

Primo metodo di accorpamento (media nell'intervallo 155-170 ms)

```
# accorpamento valori attorno al picco con 1° metodo
data_1 <- iso_pick(data_seg, interval_ms = c(155,170),
                     sampl_rate_hz = 500, method = 'mean')
```

Analisi per aree cerebrali

Accorpiamo con la media il potenziale dei vari canali nelle rispettive aree cerebrali e creiamo i contrasti per la condizione (lo stimolo) e l'area cerebrale, che verranno usati in fase di modellazione

```
# sistemazione dati
db_1a <- data_1 %>%
  transmute_area() %>% # accorro i canali in aree cerebrali
  as_tibble() %>%
  mutate(.key = factor(.key))

# gestione contrasti
```

```

contrasts(db_1a$condition) <- contr.sum
contrasts(db_1a$key) <- contr.sum

```

Modello Lineare

Adattiamo un modello lineare sui dati accorpati col primo metodo, utilizzando come covariate: l'area cerebrale, la condizione, il soggetto e l'interazione tra area e condizione

```

# modello lineare
mod_1_1a <- lm(.value ~ 0 + .key * condition + .subj, data = db_1a)
Anova(mod_1_1a, type=3, p.adjust.methods=TRUE) # holm

```

```

## Anova Table (Type III tests)
##
## Response: .value
##             Sum Sq Df F value Pr(>F)
## .key          8084.0  8 283.7983 <2e-16 ***
## condition      12.9  4   0.9023 0.4620
## .subj          91.7 19   1.3561 0.1412
## .key:condition 908.0 28   9.1075 <2e-16 ***
## Residuals     2638.4 741
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Gli effetti delle variabili esplicative che nel modello emergono significativamente diversi da zero sono quelli relativi all'area cerebrale e all'interazione tra la condizione (lo stimolo) e l'area cerebrale. La non significativa differenza da zero dell'effetto della condizione è probabilmente da attribuire al fatto che in alcune aree cerebrali questa differenza è positiva (aree con picco positivo/P170) mentre in alcune è negativa (aree con picco negativo/N170); a conferma di ciò c'è l'elevata significatività contro l'ipotesi di uguaglianza a zero dell'effetto dell'interazione tra l'area cerebrale e la condizione.

```
summary(glht(mod_1_1a, type='holm'))
```

```

##
##   Simultaneous Tests for General Linear Hypotheses
##
## Fit: lm(formula = .value ~ 0 + .key * condition + .subj, data = db_1a)
##
## Linear Hypotheses:
##                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## .keyCentral == 0           1.84481   0.34666  5.322  <0.001 ***
## .keyCentral_Frontal == 0   3.20821   0.34666  9.255  <0.001 ***
## .keyCentral_Parietal == 0  1.77589   0.34666  5.123  <0.001 ***
## .keyFrontal == 0           2.36840   0.34666  6.832  <0.001 ***
## .keyOccipital == 0         -3.76780   0.34666 -10.869 <0.001 ***
## .keyParietal == 0          -3.06680   0.34666 -8.847  <0.001 ***

```

## .keyParietal_Occipital == 0	-5.92032	0.34666	-17.078	<0.001	***
## .keyTemporal == 0	-1.75545	0.34666	-5.064	<0.001	***
## condition1 == 0	-0.07640	0.13343	-0.573	1.0000	
## condition2 == 0	-0.04821	0.13343	-0.361	1.0000	
## condition3 == 0	-0.12660	0.13343	-0.949	1.0000	
## condition4 == 0	0.01474	0.13343	0.110	1.0000	
## .subj2 == 0	0.18025	0.42194	0.427	1.0000	
## .subj3 == 0	-0.25387	0.42194	-0.602	1.0000	
## .subj4 == 0	0.17321	0.42194	0.411	1.0000	
## .subj5 == 0	0.48301	0.42194	1.145	1.0000	
## .subj6 == 0	-0.05397	0.42194	-0.128	1.0000	
## .subj7 == 0	-0.78226	0.42194	-1.854	0.9259	
## .subj8 == 0	0.10012	0.42194	0.237	1.0000	
## .subj9 == 0	-0.36264	0.42194	-0.859	1.0000	
## .subj10 == 0	0.05327	0.42194	0.126	1.0000	
## .subj11 == 0	0.38812	0.42194	0.920	1.0000	
## .subj12 == 0	0.13546	0.42194	0.321	1.0000	
## .subj13 == 0	0.26962	0.42194	0.639	1.0000	
## .subj14 == 0	0.64359	0.42194	1.525	0.9947	
## .subj15 == 0	0.43505	0.42194	1.031	1.0000	
## .subj16 == 0	0.76819	0.42194	1.821	0.9392	
## .subj17 == 0	0.11291	0.42194	0.268	1.0000	
## .subj18 == 0	0.06099	0.42194	0.145	1.0000	
## .subj19 == 0	0.29786	0.42194	0.706	1.0000	
## .subj20 == 0	0.19505	0.42194	0.462	1.0000	
## .key1:condition1 == 0	0.62412	0.35302	1.768	0.9566	
## .key2:condition1 == 0	0.87211	0.35302	2.470	0.4479	
## .key3:condition1 == 0	0.59918	0.35302	1.697	0.9741	
## .key4:condition1 == 0	0.56679	0.35302	1.606	0.9882	
## .key5:condition1 == 0	-0.87248	0.35302	-2.471	0.4464	
## .key6:condition1 == 0	-0.44043	0.35302	-1.248	0.9999	
## .key7:condition1 == 0	-1.15961	0.35302	-3.285	0.0515	.
## .key1:condition2 == 0	0.30449	0.35302	0.863	1.0000	
## .key2:condition2 == 0	0.41644	0.35302	1.180	1.0000	
## .key3:condition2 == 0	0.27131	0.35302	0.769	1.0000	
## .key4:condition2 == 0	0.35147	0.35302	0.996	1.0000	
## .key5:condition2 == 0	-0.25973	0.35302	-0.736	1.0000	
## .key6:condition2 == 0	-0.36472	0.35302	-1.033	1.0000	
## .key7:condition2 == 0	-0.69497	0.35302	-1.969	0.8664	
## .key1:condition3 == 0	0.72308	0.35302	2.048	0.8127	
## .key2:condition3 == 0	0.93968	0.35302	2.662	0.2984	
## .key3:condition3 == 0	0.69785	0.35302	1.977	0.8616	
## .key4:condition3 == 0	0.72712	0.35302	2.060	0.8049	
## .key5:condition3 == 0	-1.09339	0.35302	-3.097	0.0927	.
## .key6:condition3 == 0	-0.49344	0.35302	-1.398	0.9989	

```

## .key7:condition3 == 0      -1.29974  0.35302 -3.682  0.0127 *
## .key1:condition4 == 0      0.12880  0.35302  0.365  1.0000
## .key2:condition4 == 0      0.14939  0.35302  0.423  1.0000
## .key3:condition4 == 0      0.16874  0.35302  0.478  1.0000
## .key4:condition4 == 0      0.06190  0.35302  0.175  1.0000
## .key5:condition4 == 0     -0.11869  0.35302 -0.336  1.0000
## .key6:condition4 == 0     -0.11018  0.35302 -0.312  1.0000
## .key7:condition4 == 0     -0.29761  0.35302 -0.843  1.0000
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## (Adjusted p values reported -- single-step method)

```

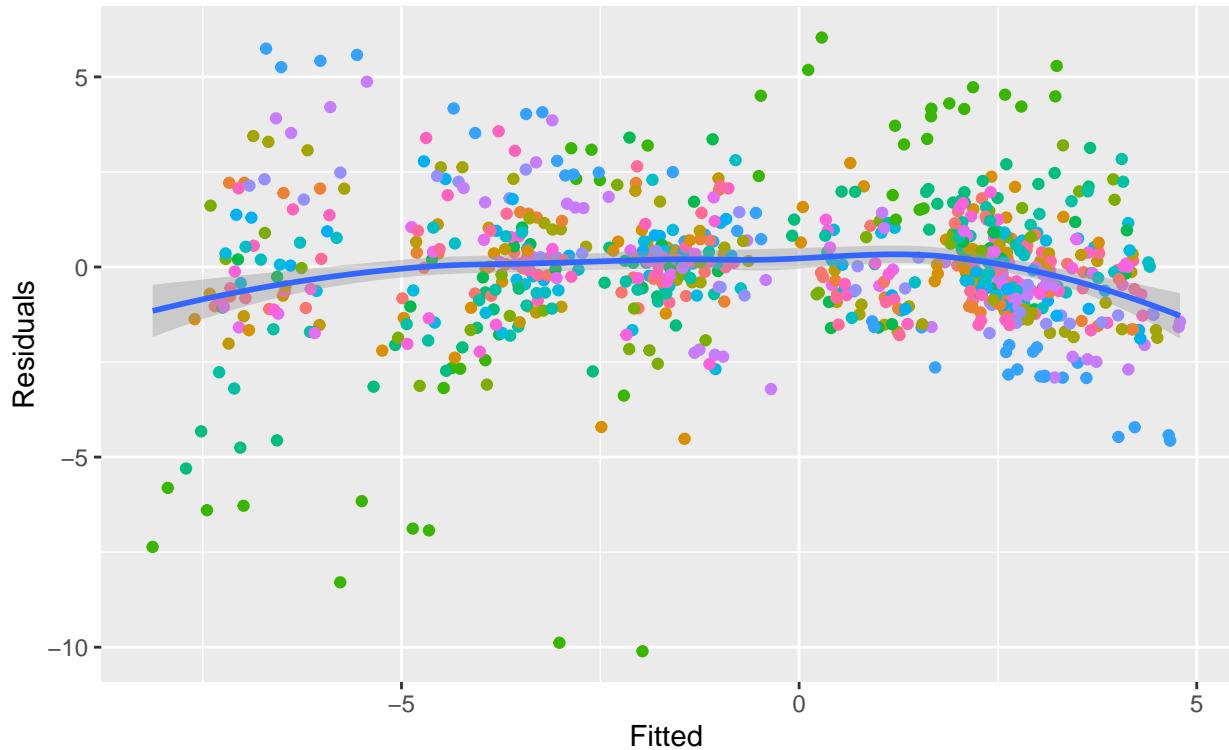
Correggendo i p-values del modello appena adattato con il metodo di *Bonferroni-Holm* si ha che sono risultati significativamente (e altamente) diversi da zero solamente i coefficienti realtivi agli effetti principali delle aree cerebrali e quelli relativi alle interazioni tra stimolo *fear* e area *parieto-occipitale* e tra *disgust* e area *parieto-occipitale*. In particolare queste ultime sono le interazioni tra la *differenza fra stimolo fear e oggetto* e la *differenza fra area parieto-occipitale e temporale*, e la *differenza fra stimolo disgust e oggetto* e tra la *differenza fra area parieto-occipitale e temporale*: entrambe hanno segno negativo indicando che nell'area parieto-occipitale lo stimolo del disgusto (/della paura) genera un potenziale minore (un picco negativo più marcato) rispetto allo stimolo dell'oggetto di quanto non fa nell'area temporale.

```

ggplot(data=data.frame(Residuals = residuals(mod_1_1a),
                      Fitted = fitted.values(mod_1_1a), subj=db_1a$.subj))+
  geom_point(aes(x=Fitted, y=Residuals,color=subj)) +
  geom_smooth(aes(x=Fitted, y=Residuals)) +
  theme(legend.position = "none") +
  ggtitle('Figura 3: Residuals vs Fitted (per area cerebrale)', subtitle='modello lineare su dati accorpati con 1° metodo')

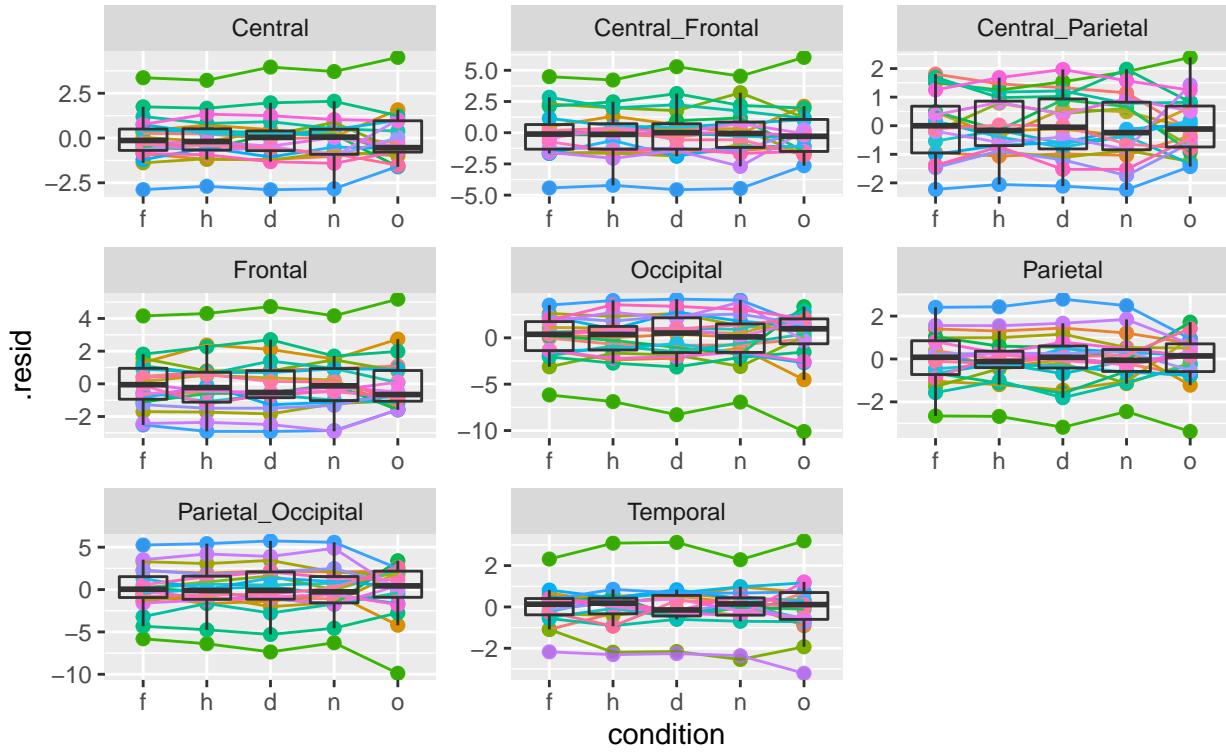
```

Figura 3: Residuals vs Fitted (per area cerebrale)
 modello lineare su dati accorpati con 1° metodo



```
db_1a %>% cbind(.resid = residuals(mod_1_1a)) %>%
  ggplot(aes(condition,.resid)) +
  geom_point(aes(group = .subj, colour = .subj),
             size=2,show.legend = FALSE) +
  geom_line(aes(group = .subj, colour = .subj),
            show.legend = FALSE) +
  geom_boxplot(alpha=.1) +
  facet_wrap(~.key, scale = 'free') +
  ggttitle('Figura 4: Boxplot Residui (per area cerebrale)'),
  subtitle='modello lineare su dati accorpati con 1° metodo')
```

Figura 4: Boxplot Residui (per area cerebrale)
modello lineare su dati accorpati con 1° metodo



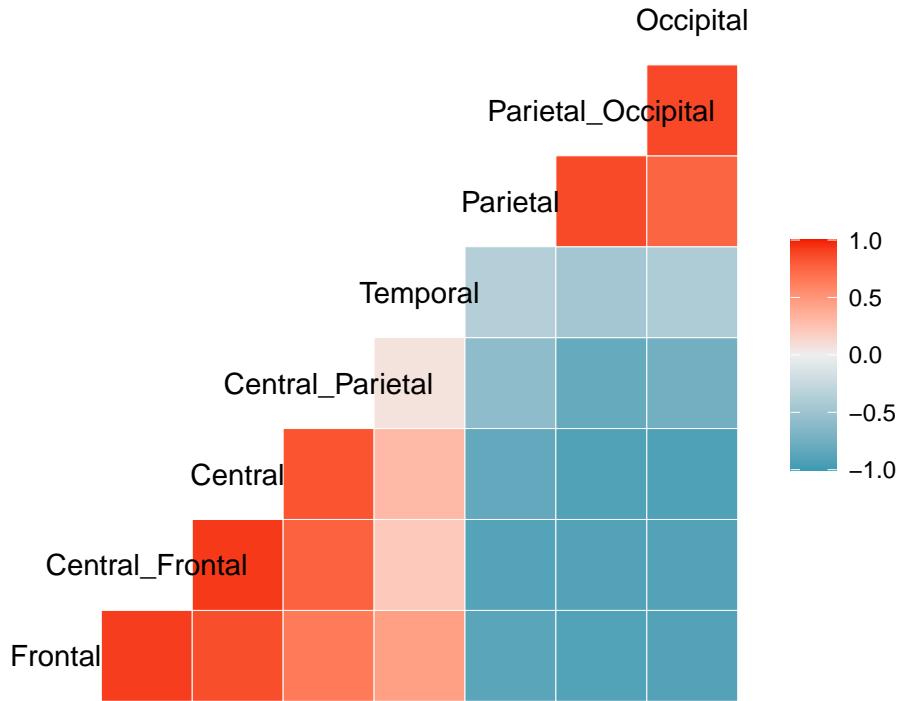
```
summary(mod_1_1a)$adj.r.squared
```

```
## [1] 0.7613381
```

Lo scatter plot dei residui contro i valori predetti, se guardato nel complesso, non sembra mostrare forti scostamenti dalle assunzioni del modello e inoltre l'adattamento del modello ai dati non sembra mostrare grossi problemi (R^2 corretto = 76%). Tuttavia, come emerge dalla Figura 4 e dai colori di Figura 3, non è stato sufficiente introdurre nel predittore lineare il fattore relativo ai soggetti per cogliere appieno l'effetto soggetto-specifico del fenomeno

```
tibble(.residuals = mod_1_1a$residuals, .key = db_1a$key) %>%
  pivot_wider(names_from = .key, values_from = .residuals) %>%
  apply(2, unlist) %>% ggcorm() +
  ggtitle('Figura 5: Correlazione tra i Residui Stratificati (per canale)', subtitle='modello lineare su dati accorpati con 1° metodo')
```

Figura 5: Correlazione tra i Residui Stratificati (per canale)
modello lineare su dati accorpati con 1° metodo



Inoltre non è stato tenuto in considerazione il fatto che è presente una forte correlazione nel potenziale fra le varie aree cerebrali.

Modello Lineare con più interazioni

Per riuscire a cogliere meglio la specificità dei soggetti (intanto occupiamoci di questo primo problema) si possono introdurre, tra le covariate del modello precedente, anche le interazioni tra soggetto e stimolo e tra soggetto e area cerebrale.

```
# modello lineare con aggiunta interazioni tra
# soggetto e stimolo, e soggetto e area cerebrale
mod_1_2a <- lm(.value~.subj*.key+condition*.subj+condition:.key,data=db_1a)
Anova(mod_1_2a,mod_1_1a,ype=3,p.adjust.methods=TRUE)
```

```
## Anova Table (Type II tests)
##
## Response: .value
##              Sum Sq Df  F value Pr(>F)
## .subj          91.7 19   1.3561 0.1412
## .key         8066.4  7 323.6331 <2e-16 ***
## condition      12.9  4   0.9023 0.4620
## .subj:.key    2332.5 133   4.9254 <2e-16 ***
## .subj:condition  9.1  76   0.0335 1.0000
## .key:condition  908.0  28   9.1075 <2e-16 ***
```

```

## Residuals      2638.4 741
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Da questo modello risultano significativamente diverse da zero gli aumenti di varianza spiegata apportati dall'introduzione (rispetto al modello precedente) dell'interazione tra soggetto e area cerebrale, mentre non risultano essere significativamente diverse da zero gli aumenti di varianza spiegata apportati dall'introduzione dell'interazione tra soggetto e condizione: questo risultato, anche in questo caso come nel precedente, è probabilmente dovuto dal fatto che la differenza fra i vari stimoli delle facce e lo stimolo dell'oggetto, seppur quasi in tutte le aree abbastanza marcata, è positiva in alcune aree e negativa in altre, pertanto il 'segno' di queste condizioni viene dipende dall'area cerebrale, e non dal soggetto.

```
summary(mod_1_2a)
```

```

##
## Call:
## lm(formula = .value ~ .subj * .key + condition * .subj + condition:.key,
##      data = db_1a)
##
## Residuals:
##    Min      1Q  Median      3Q     Max
## -3.08331 -0.29857 -0.00978  0.30352  2.94711
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
## (Intercept)              -6.641e-01  1.181e-01 -5.623 3.04e-08 ***
## .subj2                  1.802e-01  1.670e-01  1.079 0.281038  
## .subj3                 -2.539e-01  1.670e-01 -1.520 0.129153  
## .subj4                  1.732e-01  1.670e-01  1.037 0.300246  
## .subj5                  4.830e-01  1.670e-01  2.892 0.003989 ** 
## .subj6                 -5.397e-02  1.670e-01 -0.323 0.746764  
## .subj7                 -7.823e-01  1.670e-01 -4.683 3.59e-06 ***
## .subj8                  1.001e-01  1.670e-01  0.599 0.549156  
## .subj9                 -3.626e-01  1.670e-01 -2.171 0.030373 *  
## .subj10                5.327e-02  1.670e-01  0.319 0.749924  
## .subj11                3.881e-01  1.670e-01  2.324 0.020527 *  
## .subj12                1.355e-01  1.670e-01  0.811 0.417749  
## .subj13                2.696e-01  1.670e-01  1.614 0.107100  
## .subj14                6.436e-01  1.670e-01  3.853 0.000131 *** 
## .subj15                4.351e-01  1.670e-01  2.605 0.009458 ** 
## .subj16                7.682e-01  1.670e-01  4.599 5.31e-06 *** 
## .subj17                1.129e-01  1.670e-01  0.676 0.499375  
## .subj18                6.099e-02  1.670e-01  0.365 0.715171  
## .subj19                2.979e-01  1.670e-01  1.783 0.075132 .  
## .subj20                1.950e-01  1.670e-01  1.168 0.243460  

```

## .key1	2.552e+00	3.125e-01	8.168	2.30e-15	***
## .key2	3.703e+00	3.125e-01	11.849	< 2e-16	***
## .key3	3.560e+00	3.125e-01	11.391	< 2e-16	***
## .key4	3.843e+00	3.125e-01	12.299	< 2e-16	***
## .key5	-3.589e+00	3.125e-01	-11.485	< 2e-16	***
## .key6	-2.514e+00	3.125e-01	-8.044	5.68e-15	***
## .key7	-6.188e+00	3.125e-01	-19.800	< 2e-16	***
## condition1	3.960e-02	2.362e-01	0.168	0.866930	
## condition2	-2.762e-02	2.362e-01	-0.117	0.906977	
## condition3	-1.588e-01	2.362e-01	-0.672	0.501611	
## condition4	-1.671e-02	2.362e-01	-0.071	0.943642	
## .subj2:.key1	-1.039e+00	4.419e-01	-2.352	0.019031	*
## .subj3:.key1	6.004e-01	4.419e-01	1.359	0.174881	
## .subj4:.key1	-1.193e-01	4.419e-01	-0.270	0.787247	
## .subj5:.key1	-1.151e+00	4.419e-01	-2.604	0.009471	**
## .subj6:.key1	1.976e-01	4.419e-01	0.447	0.654924	
## .subj7:.key1	3.711e+00	4.419e-01	8.397	4.16e-16	***
## .subj8:.key1	-5.095e-01	4.419e-01	-1.153	0.249442	
## .subj9:.key1	1.690e+00	4.419e-01	3.824	0.000147	***
## .subj10:.key1	7.247e-01	4.419e-01	1.640	0.101626	
## .subj11:.key1	7.599e-02	4.419e-01	0.172	0.863547	
## .subj12:.key1	4.719e-01	4.419e-01	1.068	0.286054	
## .subj13:.key1	-8.276e-01	4.419e-01	-1.873	0.061679	.
## .subj14:.key1	-2.617e+00	4.419e-01	-5.923	5.69e-09	***
## .subj15:.key1	-5.256e-01	4.419e-01	-1.189	0.234881	
## .subj16:.key1	-3.580e-01	4.419e-01	-0.810	0.418306	
## .subj17:.key1	-3.245e-01	4.419e-01	-0.734	0.463160	
## .subj18:.key1	1.023e+00	4.419e-01	2.315	0.021000	*
## .subj19:.key1	-1.096e+00	4.419e-01	-2.479	0.013473	*
## .subj20:.key1	-7.976e-01	4.419e-01	-1.805	0.071687	.
## .subj2:.key2	-1.300e+00	4.419e-01	-2.941	0.003412	**
## .subj3:.key2	1.066e+00	4.419e-01	2.411	0.016232	*
## .subj4:.key2	-3.690e-02	4.419e-01	-0.084	0.933485	
## .subj5:.key2	-1.351e+00	4.419e-01	-3.057	0.002346	**
## .subj6:.key2	2.263e+00	4.419e-01	5.121	4.26e-07	***
## .subj7:.key2	5.082e+00	4.419e-01	11.499	< 2e-16	***
## .subj8:.key2	2.313e-01	4.419e-01	0.523	0.600931	
## .subj9:.key2	2.546e+00	4.419e-01	5.760	1.42e-08	***
## .subj10:.key2	2.161e+00	4.419e-01	4.891	1.33e-06	***
## .subj11:.key2	3.017e-02	4.419e-01	0.068	0.945603	
## .subj12:.key2	9.489e-01	4.419e-01	2.147	0.032243	*
## .subj13:.key2	-1.105e+00	4.419e-01	-2.500	0.012725	*
## .subj14:.key2	-3.894e+00	4.419e-01	-8.810	< 2e-16	***
## .subj15:.key2	-8.253e-01	4.419e-01	-1.868	0.062380	.
## .subj16:.key2	-1.358e+00	4.419e-01	-3.072	0.002232	**

## .subj17:.key2	2.888e-01	4.419e-01	0.653	0.513737
## .subj18:.key2	1.100e-01	4.419e-01	0.249	0.803592
## .subj19:.key2	-1.156e+00	4.419e-01	-2.616	0.009152 **
## .subj20:.key2	-3.115e-01	4.419e-01	-0.705	0.481166
## .subj2:.key3	-1.995e+00	4.419e-01	-4.514	7.83e-06 ***
## .subj3:.key3	-1.101e+00	4.419e-01	-2.491	0.013055 *
## .subj4:.key3	-9.052e-01	4.419e-01	-2.048	0.041034 *
## .subj5:.key3	-2.224e+00	4.419e-01	-5.031	6.68e-07 ***
## .subj6:.key3	-9.382e-01	4.419e-01	-2.123	0.034232 *
## .subj7:.key3	5.948e-01	4.419e-01	1.346	0.178884
## .subj8:.key3	-9.201e-01	4.419e-01	-2.082	0.037831 *
## .subj9:.key3	1.807e-01	4.419e-01	0.409	0.682855
## .subj10:.key3	-6.705e-03	4.419e-01	-0.015	0.987901
## .subj11:.key3	-1.722e+00	4.419e-01	-3.896	0.000110 ***
## .subj12:.key3	-1.352e+00	4.419e-01	-3.059	0.002334 **
## .subj13:.key3	-1.586e+00	4.419e-01	-3.590	0.000362 ***
## .subj14:.key3	-3.132e+00	4.419e-01	-7.087	4.37e-12 ***
## .subj15:.key3	-2.298e+00	4.419e-01	-5.199	2.86e-07 ***
## .subj16:.key3	-1.235e+00	4.419e-01	-2.794	0.005392 **
## .subj17:.key3	-5.071e-01	4.419e-01	-1.147	0.251744
## .subj18:.key3	4.241e-01	4.419e-01	0.960	0.337705
## .subj19:.key3	-2.243e+00	4.419e-01	-5.075	5.35e-07 ***
## .subj20:.key3	-1.427e+00	4.419e-01	-3.228	0.001324 **
## .subj2:.key4	-1.425e+00	4.419e-01	-3.225	0.001337 **
## .subj3:.key4	1.196e+00	4.419e-01	2.707	0.007017 **
## .subj4:.key4	-8.604e-01	4.419e-01	-1.947	0.052086 .
## .subj5:.key4	-2.316e+00	4.419e-01	-5.241	2.31e-07 ***
## .subj6:.key4	2.667e-01	4.419e-01	0.604	0.546427
## .subj7:.key4	3.696e+00	4.419e-01	8.362	5.43e-16 ***
## .subj8:.key4	-1.592e+00	4.419e-01	-3.602	0.000345 ***
## .subj9:.key4	1.281e+00	4.419e-01	2.898	0.003907 **
## .subj10:.key4	7.808e-03	4.419e-01	0.018	0.985911
## .subj11:.key4	-1.691e+00	4.419e-01	-3.827	0.000145 ***
## .subj12:.key4	8.343e-03	4.419e-01	0.019	0.984946
## .subj13:.key4	-1.637e+00	4.419e-01	-3.705	0.000234 ***
## .subj14:.key4	-3.371e+00	4.419e-01	-7.627	1.12e-13 ***
## .subj15:.key4	-2.040e+00	4.419e-01	-4.616	4.91e-06 ***
## .subj16:.key4	-3.164e+00	4.419e-01	-7.159	2.71e-12 ***
## .subj17:.key4	-1.144e+00	4.419e-01	-2.588	0.009925 **
## .subj18:.key4	-1.210e+00	4.419e-01	-2.739	0.006371 **
## .subj19:.key4	-1.469e+00	4.419e-01	-3.325	0.000946 ***
## .subj20:.key4	-7.538e-01	4.419e-01	-1.706	0.088678 .
## .subj2:.key5	1.053e+00	4.419e-01	2.383	0.017535 *
## .subj3:.key5	-1.818e+00	4.419e-01	-4.113	4.52e-05 ***
## .subj4:.key5	1.607e+00	4.419e-01	3.637	0.000303 ***

## .subj5:.key5	2.391e+00	4.419e-01	5.411	9.49e-08	***
## .subj6:.key5	-1.439e+00	4.419e-01	-3.256	0.001203	**
## .subj7:.key5	-7.188e+00	4.419e-01	-16.264	< 2e-16	***
## .subj8:.key5	5.786e-01	4.419e-01	1.309	0.191004	
## .subj9:.key5	-1.831e+00	4.419e-01	-4.143	3.98e-05	***
## .subj10:.key5	-4.183e-01	4.419e-01	-0.946	0.344355	
## .subj11:.key5	1.722e+00	4.419e-01	3.897	0.000110	***
## .subj12:.key5	-1.055e+00	4.419e-01	-2.388	0.017291	*
## .subj13:.key5	2.304e+00	4.419e-01	5.213	2.66e-07	***
## .subj14:.key5	3.927e+00	4.419e-01	8.886	< 2e-16	***
## .subj15:.key5	2.575e+00	4.419e-01	5.827	9.79e-09	***
## .subj16:.key5	2.495e+00	4.419e-01	5.645	2.69e-08	***
## .subj17:.key5	1.308e+00	4.419e-01	2.961	0.003207	**
## .subj18:.key5	-1.449e+00	4.419e-01	-3.280	0.001107	**
## .subj19:.key5	3.280e+00	4.419e-01	7.423	4.58e-13	***
## .subj20:.key5	1.664e+00	4.419e-01	3.764	0.000186	***
## .subj2:.key6	1.328e+00	4.419e-01	3.006	0.002772	**
## .subj3:.key6	-6.085e-02	4.419e-01	-0.138	0.890542	
## .subj4:.key6	-6.454e-01	4.419e-01	-1.460	0.144764	
## .subj5:.key6	9.467e-01	4.419e-01	2.142	0.032631	*
## .subj6:.key6	-5.458e-01	4.419e-01	-1.235	0.217409	
## .subj7:.key6	-2.758e+00	4.419e-01	-6.241	8.88e-10	***
## .subj8:.key6	8.800e-01	4.419e-01	1.991	0.046963	*
## .subj9:.key6	-8.342e-01	4.419e-01	-1.888	0.059629	.
## .subj10:.key6	-1.044e+00	4.419e-01	-2.362	0.018548	*
## .subj11:.key6	-1.955e-01	4.419e-01	-0.442	0.658449	
## .subj12:.key6	-3.691e-01	4.419e-01	-0.835	0.403951	
## .subj13:.key6	2.764e-01	4.419e-01	0.626	0.531905	
## .subj14:.key6	2.324e+00	4.419e-01	5.258	2.11e-07	***
## .subj15:.key6	2.255e-01	4.419e-01	0.510	0.610035	
## .subj16:.key6	1.575e+00	4.419e-01	3.563	0.000399	***
## .subj17:.key6	1.895e-01	4.419e-01	0.429	0.668307	
## .subj18:.key6	6.043e-01	4.419e-01	1.367	0.172074	
## .subj19:.key6	-6.120e-02	4.419e-01	-0.138	0.889915	
## .subj20:.key6	3.881e-01	4.419e-01	0.878	0.380241	
## .subj2:.key7	3.061e+00	4.419e-01	6.926	1.25e-11	***
## .subj3:.key7	-7.586e-01	4.419e-01	-1.717	0.086649	.
## .subj4:.key7	2.140e-01	4.419e-01	0.484	0.628400	
## .subj5:.key7	3.648e+00	4.419e-01	8.255	1.21e-15	***
## .subj6:.key7	1.902e+00	4.419e-01	4.303	2.00e-05	***
## .subj7:.key7	-6.215e+00	4.419e-01	-14.062	< 2e-16	***
## .subj8:.key7	1.044e+00	4.419e-01	2.362	0.018545	*
## .subj9:.key7	-3.404e+00	4.419e-01	-7.703	6.52e-14	***
## .subj10:.key7	-1.007e+00	4.419e-01	-2.278	0.023115	*
## .subj11:.key7	1.816e+00	4.419e-01	4.109	4.59e-05	***

## .subj12:.key7	4.712e-01	4.419e-01	1.066	0.286786
## .subj13:.key7	1.744e+00	4.419e-01	3.947	8.99e-05 ***
## .subj14:.key7	5.830e+00	4.419e-01	13.193	< 2e-16 ***
## .subj15:.key7	2.757e+00	4.419e-01	6.239	9.01e-10 ***
## .subj16:.key7	4.230e+00	4.419e-01	9.572	< 2e-16 ***
## .subj17:.key7	-1.011e-01	4.419e-01	-0.229	0.819154
## .subj18:.key7	3.566e-02	4.419e-01	0.081	0.935725
## .subj19:.key7	2.260e+00	4.419e-01	5.113	4.44e-07 ***
## .subj20:.key7	1.100e+00	4.419e-01	2.488	0.013133 *
## .subj2:condition1	-1.038e-01	3.341e-01	-0.311	0.756249
## .subj3:condition1	4.237e-02	3.341e-01	0.127	0.899122
## .subj4:condition1	-1.480e-01	3.341e-01	-0.443	0.657909
## .subj5:condition1	-6.286e-02	3.341e-01	-0.188	0.850823
## .subj6:condition1	-2.709e-01	3.341e-01	-0.811	0.417803
## .subj7:condition1	3.522e-02	3.341e-01	0.105	0.916074
## .subj8:condition1	-8.541e-02	3.341e-01	-0.256	0.798308
## .subj9:condition1	-1.189e-02	3.341e-01	-0.036	0.971614
## .subj10:condition1	-1.837e-01	3.341e-01	-0.550	0.582698
## .subj11:condition1	-2.250e-01	3.341e-01	-0.673	0.500922
## .subj12:condition1	-6.686e-02	3.341e-01	-0.200	0.841444
## .subj13:condition1	-1.331e-01	3.341e-01	-0.398	0.690427
## .subj14:condition1	-1.797e-01	3.341e-01	-0.538	0.590930
## .subj15:condition1	-1.107e-01	3.341e-01	-0.331	0.740511
## .subj16:condition1	-1.025e-01	3.341e-01	-0.307	0.759140
## .subj17:condition1	-2.297e-01	3.341e-01	-0.688	0.491986
## .subj18:condition1	-3.199e-02	3.341e-01	-0.096	0.923755
## .subj19:condition1	-2.558e-01	3.341e-01	-0.766	0.444216
## .subj20:condition1	-1.958e-01	3.341e-01	-0.586	0.557971
## .subj2:condition2	-1.350e-01	3.341e-01	-0.404	0.686267
## .subj3:condition2	-1.650e-02	3.341e-01	-0.049	0.960627
## .subj4:condition2	-5.944e-02	3.341e-01	-0.178	0.858848
## .subj5:condition2	4.784e-02	3.341e-01	0.143	0.886192
## .subj6:condition2	5.536e-02	3.341e-01	0.166	0.868455
## .subj7:condition2	-5.005e-03	3.341e-01	-0.015	0.988052
## .subj8:condition2	-1.337e-01	3.341e-01	-0.400	0.689120
## .subj9:condition2	-1.526e-01	3.341e-01	-0.457	0.648053
## .subj10:condition2	-4.475e-03	3.341e-01	-0.013	0.989318
## .subj11:condition2	-9.728e-05	3.341e-01	0.000	0.999768
## .subj12:condition2	-8.099e-03	3.341e-01	-0.024	0.980669
## .subj13:condition2	-1.287e-01	3.341e-01	-0.385	0.700133
## .subj14:condition2	8.612e-02	3.341e-01	0.258	0.796679
## .subj15:condition2	-1.227e-02	3.341e-01	-0.037	0.970727
## .subj16:condition2	3.676e-02	3.341e-01	0.110	0.912435
## .subj17:condition2	-1.728e-02	3.341e-01	-0.052	0.958767
## .subj18:condition2	-2.759e-02	3.341e-01	-0.083	0.934218

```

## .subj19:condition2  1.210e-01  3.341e-01   0.362  0.717311
## .subj20:condition2 -5.808e-02  3.341e-01  -0.174  0.862047
## .subj2:condition3   4.057e-02  3.341e-01   0.121  0.903395
## .subj3:condition3   2.193e-02  3.341e-01   0.066  0.947682
## .subj4:condition3   -2.919e-02 3.341e-01  -0.087  0.930401
## .subj5:condition3   1.631e-01  3.341e-01   0.488  0.625624
## .subj6:condition3   9.963e-02  3.341e-01   0.298  0.765647
## .subj7:condition3   7.604e-03  3.341e-01   0.023  0.981850
## .subj8:condition3   -3.488e-02 3.341e-01  -0.104  0.916884
## .subj9:condition3   -1.720e-01 3.341e-01  -0.515  0.606777
## .subj10:condition3  -8.162e-02 3.341e-01  -0.244  0.807085
## .subj11:condition3  -4.280e-02 3.341e-01  -0.128  0.898098
## .subj12:condition3  1.039e-01  3.341e-01   0.311  0.755830
## .subj13:condition3  1.152e-01  3.341e-01   0.345  0.730332
## .subj14:condition3  1.440e-01  3.341e-01   0.431  0.666723
## .subj15:condition3  4.472e-02  3.341e-01   0.134  0.893567
## .subj16:condition3  1.049e-01  3.341e-01   0.314  0.753554
## .subj17:condition3  1.840e-02  3.341e-01   0.055  0.956108
## .subj18:condition3  4.706e-02  3.341e-01   0.141  0.888038
## .subj19:condition3  8.868e-02  3.341e-01   0.265  0.790775
## .subj20:condition3  5.773e-03  3.341e-01   0.017  0.986218
## .subj2:condition4   -1.317e-02 3.341e-01  -0.039  0.968562
## .subj3:condition4   1.502e-01  3.341e-01   0.450  0.653138
## .subj4:condition4   -1.001e-02 3.341e-01  -0.030  0.976105
## .subj5:condition4   -7.664e-03 3.341e-01  -0.023  0.981707
## .subj6:condition4   -5.121e-02 3.341e-01  -0.153  0.878226
## .subj7:condition4   1.470e-01  3.341e-01   0.440  0.660004
## .subj8:condition4   -1.625e-01 3.341e-01  -0.486  0.626965
## .subj9:condition4   1.277e-01  3.341e-01   0.382  0.702519
## .subj10:condition4  1.469e-02  3.341e-01   0.044  0.964955
## .subj11:condition4  5.525e-02  3.341e-01   0.165  0.868700
## .subj12:condition4  3.832e-03  3.341e-01   0.011  0.990852
## .subj13:condition4  1.010e-01  3.341e-01   0.302  0.762628
## .subj14:condition4  8.174e-02  3.341e-01   0.245  0.806805
## .subj15:condition4  4.443e-02  3.341e-01   0.133  0.894244
## .subj16:condition4  1.235e-01  3.341e-01   0.370  0.711687
## .subj17:condition4  -4.019e-02 3.341e-01  -0.120  0.904295
## .subj18:condition4  4.851e-02  3.341e-01   0.145  0.884607
## .subj19:condition4  -1.649e-02 3.341e-01  -0.049  0.960653
## .subj20:condition4  3.231e-02  3.341e-01   0.097  0.922988
## .key1:condition1    6.241e-01  1.398e-01   4.466  9.75e-06 *** 
## .key2:condition1    8.721e-01  1.398e-01   6.240  8.92e-10 *** 
## .key3:condition1    5.992e-01  1.398e-01   4.287  2.15e-05 *** 
## .key4:condition1    5.668e-01  1.398e-01   4.056  5.75e-05 *** 
## .key5:condition1    -8.725e-01 1.398e-01  -6.243  8.78e-10 ***

```

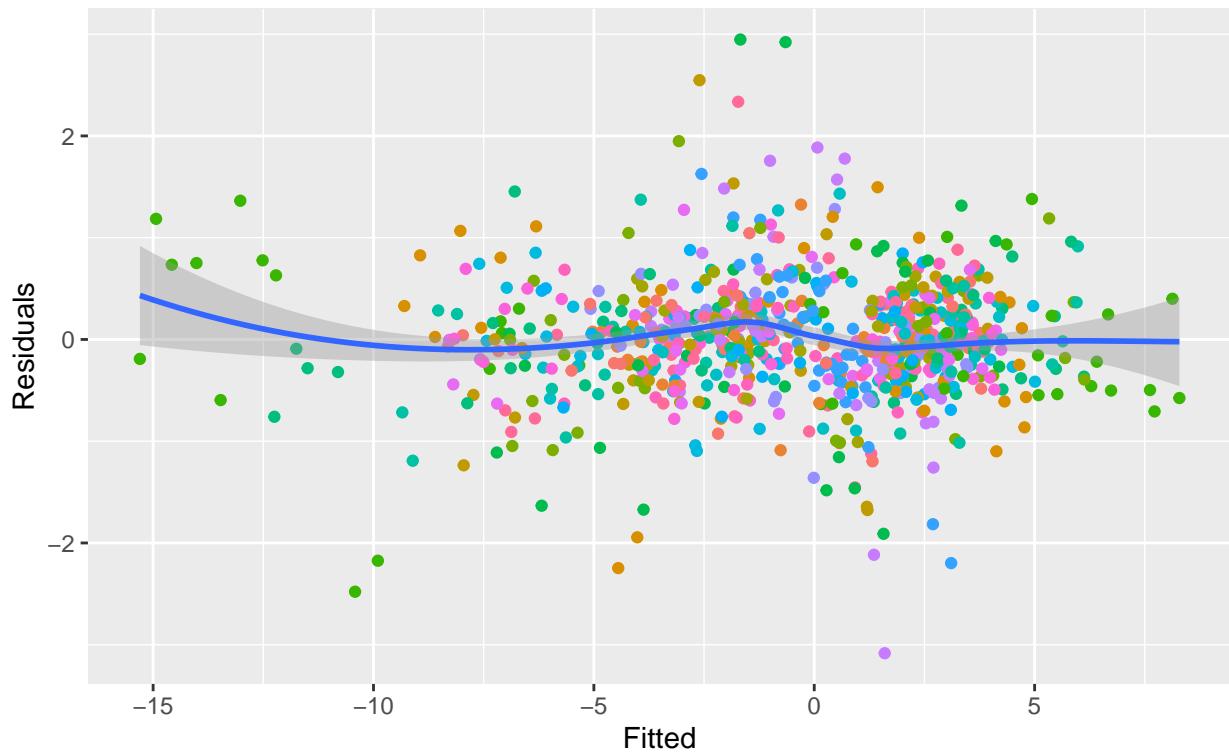
```

## .key6:condition1 -4.404e-01 1.398e-01 -3.151 0.001716 **
## .key7:condition1 -1.160e+00 1.398e-01 -8.297 8.80e-16 ***
## .key1:condition2 3.045e-01 1.398e-01 2.179 0.029791 *
## .key2:condition2 4.164e-01 1.398e-01 2.980 0.003016 **
## .key3:condition2 2.713e-01 1.398e-01 1.941 0.052748 .
## .key4:condition2 3.515e-01 1.398e-01 2.515 0.012200 *
## .key5:condition2 -2.597e-01 1.398e-01 -1.858 0.063658 .
## .key6:condition2 -3.647e-01 1.398e-01 -2.610 0.009317 **
## .key7:condition2 -6.950e-01 1.398e-01 -4.973 8.92e-07 ***
## .key1:condition3 7.231e-01 1.398e-01 5.174 3.25e-07 ***
## .key2:condition3 9.397e-01 1.398e-01 6.724 4.58e-11 ***
## .key3:condition3 6.978e-01 1.398e-01 4.993 8.06e-07 ***
## .key4:condition3 7.271e-01 1.398e-01 5.203 2.81e-07 ***
## .key5:condition3 -1.093e+00 1.398e-01 -7.824 2.78e-14 ***
## .key6:condition3 -4.934e-01 1.398e-01 -3.531 0.000450 ***
## .key7:condition3 -1.300e+00 1.398e-01 -9.300 < 2e-16 ***
## .key1:condition4 1.288e-01 1.398e-01 0.922 0.357143
## .key2:condition4 1.494e-01 1.398e-01 1.069 0.285580
## .key3:condition4 1.687e-01 1.398e-01 1.207 0.227813
## .key4:condition4 6.190e-02 1.398e-01 0.443 0.658030
## .key5:condition4 -1.187e-01 1.398e-01 -0.849 0.396104
## .key6:condition4 -1.102e-01 1.398e-01 -0.788 0.430805
## .key7:condition4 -2.976e-01 1.398e-01 -2.129 0.033673 *
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.747 on 532 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.9747, Adjusted R-squared: 0.9619
## F-statistic: 76.65 on 267 and 532 DF, p-value: < 2.2e-16

ggplot(data=data.frame(Residuals = residuals(mod_1_2a),
  Fitted = fitted.values(mod_1_2a), subj=db_1a$.subj)) +
  geom_point(aes(x=Fitted, y=Residuals,color=subj)) +
  geom_smooth(aes(x=Fitted, y=Residuals)) +
  theme(legend.position = "none") +
  ggtitle('Figura 6: Residuals vs Fitted (per area cerebrale)', subtitle='modello lineare con più interazioni su dati accorpati con 1° metodo')

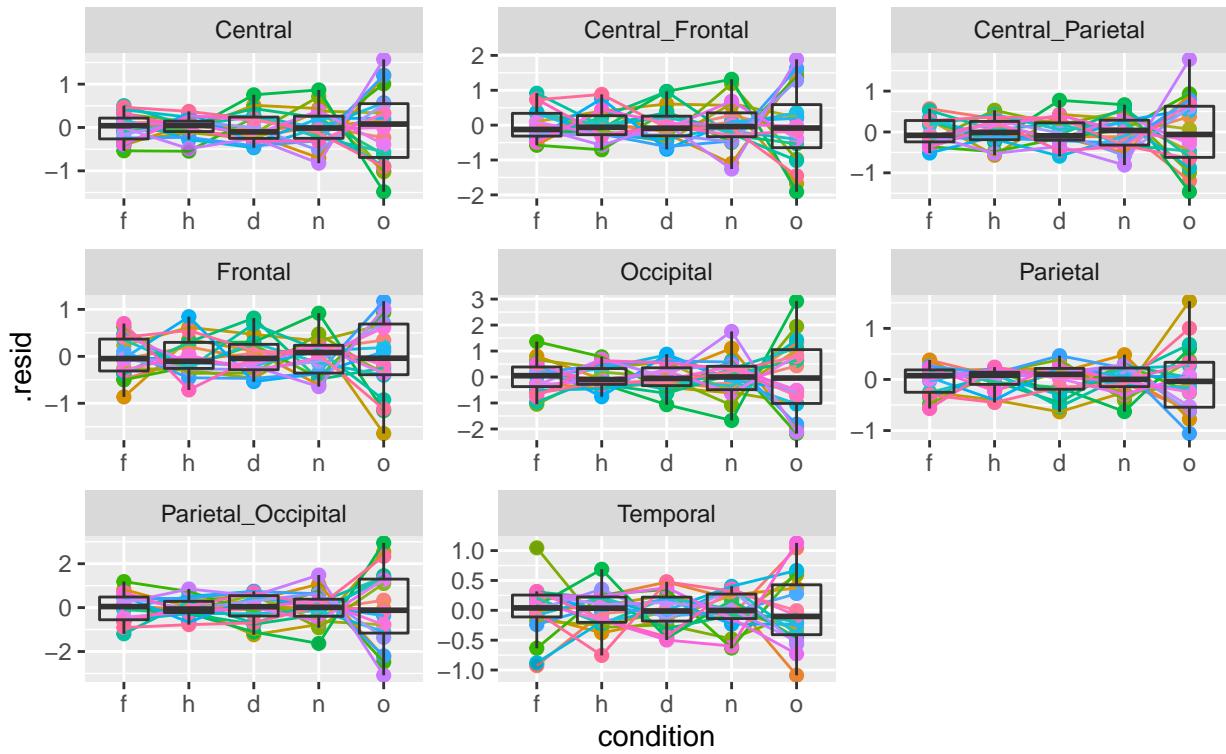
```

Figura 6: Residuals vs Fitted (per area cerebrale)
 modello lineare con più interazioni su dati accorpati con 1° metodo



```
db_1a %>% cbind(.resid = residuals(mod_1_2a)) %>%
  ggplot(aes(condition,.resid)) +
  geom_point(aes(group = .subj, colour = .subj),
             size=2,show.legend = FALSE) +
  geom_line(aes(group = .subj, colour = .subj),
            show.legend = FALSE) +
  geom_boxplot(alpha=.1) +
  facet_wrap(~.key, scale = 'free') +
  ggttitle('Figura 7: Boxplot Residui (per area cerebrale)',
           subtitle='modello lineare con più interazioni su dati accorpati con 1° metodo')
```

Figura 7: Boxplot Residui (per area cerebrale)
 modello lineare con più interazioni su dati accorpatis con 1° metodo



```
summary(mod_1_2a)$adj.r.squared
```

```
## [1] 0.9619476
```

Introducendo tutte le interazioni a coppie fra *area cerebrale*, *condizione* e *soggetto* si nota come sia lo scatterplot dei residui contro i valori previsti che il grafico dei boxplot dei residui non mostrino i problemi del modello precedente (riescono meglio a cogliere l'effetto specifico del soggetto) e inoltre l'adattamento del modello ai dati è notevolmente superiore al precedente ($R^2_{corretto} = 96\%$).

Tuttavia l'aggiunta di così tanti parametri (di cui la maggior parte non significativi) riduce l'interpretabilità e la parsimonia del modello (aumentandone la complessità in modo inutile) e fa optare quindi per altri tipi di modellazione.

Modello Lineare ad Effetti Misti

Un approccio semplice per eliminare la specificità dei soggetti utilizzando comunque un modello lineare, ma senza utilizzare troppe covariate, è quello di adattare il modello utilizzando il potenziale scalato per le medie soggetto specifiche (qui non riportato in quanto fornisce risultati molto simili al modello lineare con *soggetto* come covariata).

Un modello che può spiegare le differenze nel potenziale tra stimoli e aree, tenendo conto della specificità del soggetto ma senza perdere informazione, è quello dei modelli ad effetti misti, qui adattati con intercette (relative ai soggetti) e coefficienti (relativi alle aree cerebrali) casuali.

```

# modello lineare ad effetti misti
mod_1_3a <- lmer(.value ~ 0 + .key * condition + (.key | .subj), data=db_1a)
Anova(mod_1_3a, type=3, p.adjust.methods=TRUE)

## Analysis of Deviance Table (Type III Wald chisquare tests)
##
## Response: .value
##          Chisq Df Pr(>Chisq)
## .key      284.713  8 < 2.2e-16 ***
## condition 26.526  4 2.479e-05 ***
## .key:condition 1874.113 28 < 2.2e-16 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

L'effetto di tutte e 3 le variabili risulta essere significativamente diverso da zero

```
summary(glht(mod_1_3a, type='holm'))
```

```

##
##   Simultaneous Tests for General Linear Hypotheses
##
## Fit: lmer(formula = .value ~ 0 + .key * condition + (.key | .subj),
##           data = db_1a)
##
## Linear Hypotheses:
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## .keyCentral == 0            1.98701  0.22712  8.749 < 0.001 ***
## .keyCentral_Frontal == 0    3.35041  0.35647  9.399 < 0.001 ***
## .keyCentral_Parietal == 0   1.91809  0.17940 10.692 < 0.001 ***
## .keyFrontal == 0            2.51060  0.29423  8.533 < 0.001 ***
## .keyOccipital == 0          -3.62560  0.63515 -5.708 < 0.001 ***
## .keyParietal == 0           -2.92461  0.30848 -9.481 < 0.001 ***
## .keyParietal_Occipital == 0 -5.77812  0.66715 -8.661 < 0.001 ***
## .keyTemporal == 0           -1.61325  0.20166 -8.000 < 0.001 ***
## condition1 == 0             -0.07640  0.04922 -1.552 0.98352
## condition2 == 0             -0.04821  0.04922 -0.979 1.00000
## condition3 == 0             -0.12660  0.04922 -2.572 0.29897
## condition4 == 0              0.01474  0.04922  0.300 1.00000
## .key1:condition1 == 0       0.62412  0.13022  4.793 < 0.001 ***
## .key2:condition1 == 0       0.87211  0.13022  6.697 < 0.001 ***
## .key3:condition1 == 0       0.59918  0.13022  4.601 < 0.001 ***
## .key4:condition1 == 0       0.56679  0.13022  4.353 < 0.001 ***
## .key5:condition1 == 0      -0.87248  0.13022 -6.700 < 0.001 ***
## .key6:condition1 == 0      -0.44043  0.13022 -3.382 0.02627 *
## .key7:condition1 == 0      -1.15961  0.13022 -8.905 < 0.001 ***
## .key1:condition2 == 0       0.30449  0.13022  2.338 0.48824

```

```

## .key2:condition2 == 0      0.41644  0.13022  3.198  0.04952 *
## .key3:condition2 == 0      0.27131  0.13022  2.083  0.71846
## .key4:condition2 == 0      0.35147  0.13022  2.699  0.21838
## .key5:condition2 == 0     -0.25973  0.13022 -1.995  0.79098
## .key6:condition2 == 0     -0.36472  0.13022 -2.801  0.16614
## .key7:condition2 == 0     -0.69497  0.13022 -5.337 < 0.001 ***
## .key1:condition3 == 0      0.72308  0.13022  5.553 < 0.001 ***
## .key2:condition3 == 0      0.93968  0.13022  7.216 < 0.001 ***
## .key3:condition3 == 0      0.69785  0.13022  5.359 < 0.001 ***
## .key4:condition3 == 0      0.72712  0.13022  5.584 < 0.001 ***
## .key5:condition3 == 0     -1.09339  0.13022 -8.396 < 0.001 ***
## .key6:condition3 == 0     -0.49344  0.13022 -3.789  0.00552 **
## .key7:condition3 == 0     -1.29974  0.13022 -9.981 < 0.001 ***
## .key1:condition4 == 0      0.12880  0.13022  0.989  0.99999
## .key2:condition4 == 0      0.14939  0.13022  1.147  0.99988
## .key3:condition4 == 0      0.16874  0.13022  1.296  0.99891
## .key4:condition4 == 0      0.06190  0.13022  0.475  1.00000
## .key5:condition4 == 0     -0.11869  0.13022 -0.911  1.00000
## .key6:condition4 == 0     -0.11018  0.13022 -0.846  1.00000
## .key7:condition4 == 0     -0.29761  0.13022 -2.285  0.53592
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## (Adjusted p values reported -- single-step method)

```

I coefficienti dei parametri relativi alle aree cerebrali (differenza tra aree cerebrali e area temporale) e quelli relativi alle interazioni tra simbolo fear/disgust (differenza tra fear/disgust e object) e area cerebrale risultano essere tutti significativamente diversi da zero; per tutti gli altri coefficienti tale risultato non è valido.

Guardiamo qualche contrasto specifico, corregendo il p-value per confronti multipli.

```

contr <- rbind("d - o" = c(rep(0,8),c(0,0,1,0),rep(0,28)),
               "f - o" = c(rep(0,8),c(1,0,0,0),rep(0,28)),
               "n - o" = c(rep(0,8),c(0,0,0,1),rep(0,28)),
               "d - n" = c(rep(0,8),c(0,0,1,-1),rep(0,28)))

summary(glht(mod_1_3a, linfct = contr,type='holm'))

```

```

##
##   Simultaneous Tests for General Linear Hypotheses
##
## Fit: lmer(formula = .value ~ 0 + .key * condition + (.key | .subj),
##           data = db_1a)
##
## Linear Hypotheses:

```

```

##             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## d - o == 0 -0.12660    0.04922 -2.572   0.0331 *
## f - o == 0 -0.07640    0.04922 -1.552   0.3225
## n - o == 0  0.01474    0.04922  0.300   0.9860
## d - n == 0 -0.14134    0.07782 -1.816   0.1994
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## (Adjusted p values reported -- single-step method)

```

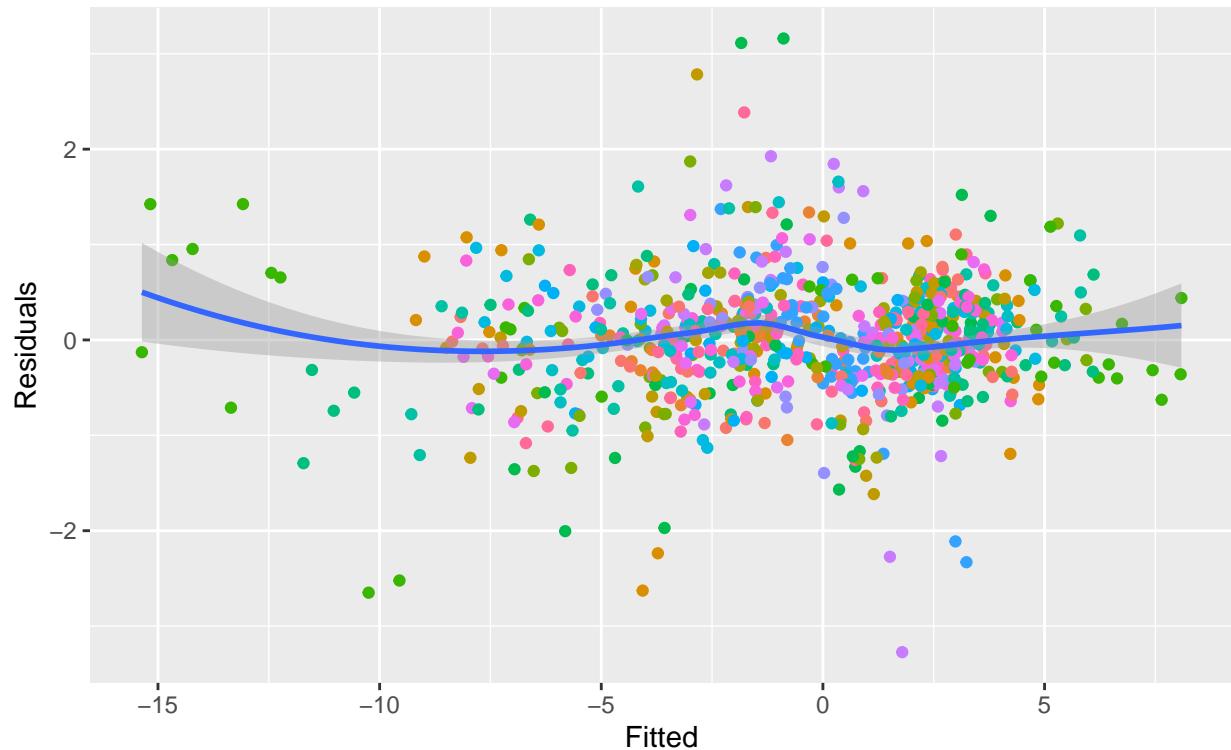
Solo la differenza fra stimolo del disgusto e stimolo dell'oggetto risulta essere significativamente diversa da zero; tuttavia dobbiamo tenere in considerazione che stiamo guardando solo l'effetto principale di tale variabile, senza osservare l'interazione tra questa e l'area cerebrale.

```

ggplot(data=data.frame(Residuals = residuals(mod_1_3a),
                      Fitted = fitted.values(mod_1_3a), subj=db_1a$subj)) +
  geom_point(aes(x=Fitted, y=Residuals, color=subj)) +
  geom_smooth(aes(x=Fitted, y=Residuals)) +
  theme(legend.position = "none") +
  ggtitle('Figura 8: Residuals vs Fitted (per area cerebrale)', subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo')

```

Figura 8: Residuals vs Fitted (per area cerebrale)
modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo



```

db_1a %>% cbind(.resid = residuals(mod_1_3a)) %>%
  ggplot(aes(condition,.resid)) +

```

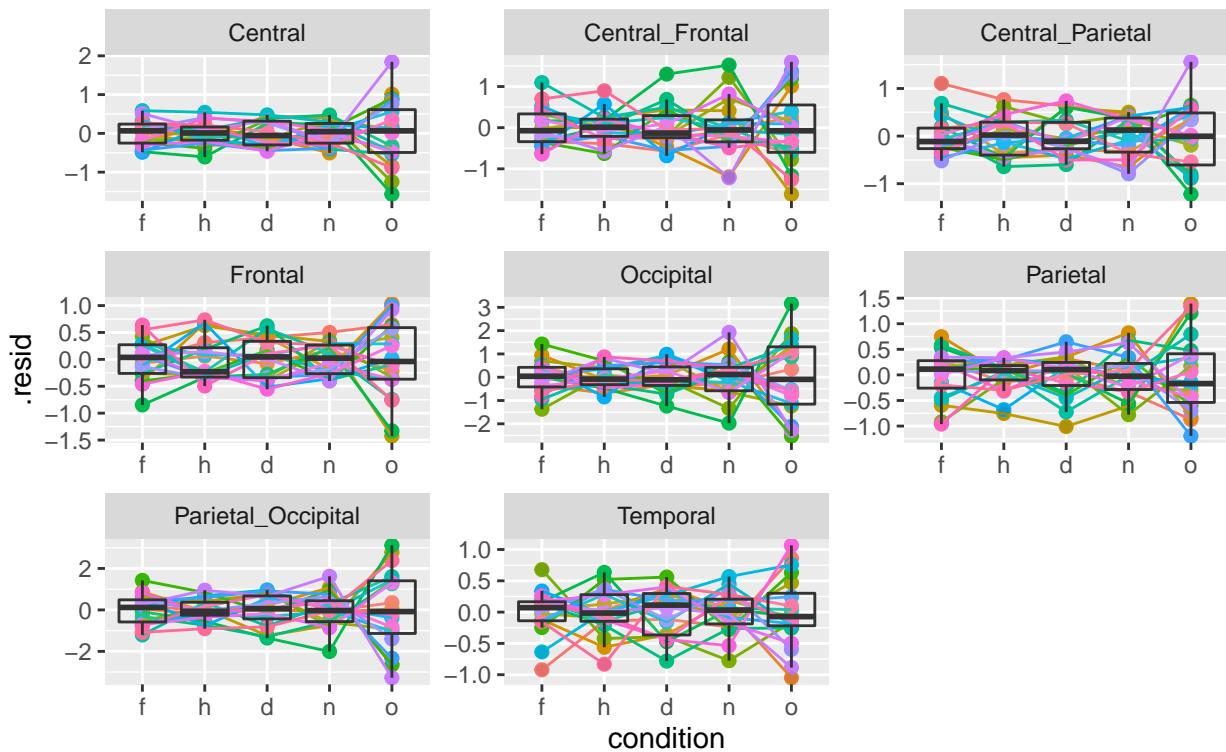
```

geom_point(aes(group = .subj, colour = .subj),
           size=2, show.legend = FALSE) +
geom_line(aes(group = .subj, colour = .subj),
          show.legend = FALSE) +
geom_boxplot(alpha=.1) +
facet_wrap(~.key, scale = 'free') +
ggtitle('Figura 9: Boxplot Residui (per area cerebrale)'),
subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo')

```

Figura 9: Boxplot Residui (per area cerebrale)

modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo



```
AIC(mod_1_1a)
```

```
## [1] 3344.965
```

```
AIC(mod_1_3a)
```

```
## [1] 2169.31
```

L'adattamento di tale modello è notevolmente superiore rispetto al primo modello lineare (AIC ridotto di più di un terzo) e inoltre i due grafici dei residui (*Figura 8 e 9*) mostrano come l'aggiunta dei coefficienti casuali relativi ai soggetti e alle aree cerebrali sia riuscita a far sì che venissero presi in considerazione gli effetti soggetto-specifici presenti nel fenomeno in maniera soddisfacente.

Tuttavia per ora non è stato preso seriamente in considerazione il fatto che vi è una forte

correlazione tra le varie aree cerebrali (anche se introducendo l'effetto casuale relativo all'area cerebrale ne abbiamo tenuto un po' conto)

Modello Lineare Multivariato

Un approccio per analizzare le differenze fra le varie condizioni (ancora, in particolare fra gli stimoli delle facce e lo stimolo dell'oggetto) simultaneamente per tutte le aree cerebrali è il modello lineare multivariato

```
# trasformazione dati in wide-format
tbl_1_ma <- data.frame(matrix(unlist(tapply(db_1a$value, db_1a$key,
                                              function(x) x)), nrow=100, ncol=8),
                         tapply(db_1a$condition, db_1a$key, function(x) x)$Frontal,
                         tapply(db_1a$.subj, db_1a$key, function(x) x)$Frontal)

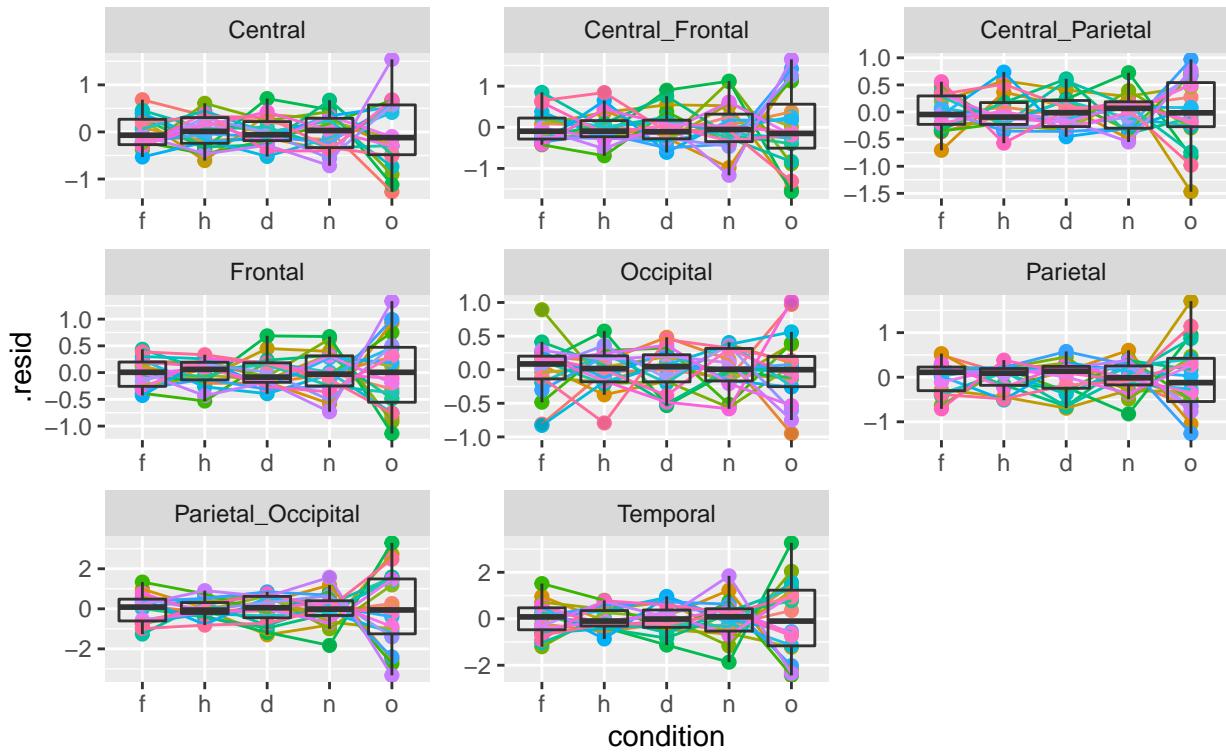
colnames(tbl_1_ma) <- c(unique(as.character(db_1a$key)), 'condition', '.subj')
contrasts(tbl_1_ma$condition) <- contr.sum

# modello lineare multivariato
mod_1_4a <- lm(cbind(Frontal, Central_Frontal, Central, Central_Parietal,
                       Temporal, Parietal, Parietal_Occipital, Occipital) ~
                  0 + .subj + condition, data = tbl_1_ma)
Manova(mod_1_4a, type=3, p.adjust.methods = TRUE)

##
## Type III MANOVA Tests: Pillai test statistic
##          Df test stat approx F num Df den Df    Pr(>F)
## .subj      20   6.9724  25.7827     160     608 < 2.2e-16 ***
## condition  4    1.2898   4.2831      32     288 9.893e-12 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

db_1a %>% cbind(.resid = as.vector(residuals(mod_1_4a))) %>%
  ggplot(aes(condition, .resid)) +
  geom_point(aes(group = .subj, colour = .subj),
             size=2, show.legend = FALSE) +
  geom_line(aes(group = .subj, colour = .subj),
            show.legend = FALSE) +
  geom_boxplot(alpha=.1) +
  facet_wrap(~.key, scale = 'free') +
  ggtitle('Figura 10: Boxplot Residui (per area cerebrale)'),
  subtitle='modello lineare multivariato su dati accorpati con 1° metodo')
```

Figura 10: Boxplot Residui (per area cerebrale)
 modello lineare multivariato su dati accorpati con 1° metodo



```
for(i in 1:8){print(summary(mod_1_4a)[[i]]$adj.r.squared)}
```

```
## [1] 0.9628985
## [1] 0.9714888
## [1] 0.9504904
## [1] 0.9754017
## [1] 0.9533115
## [1] 0.9764963
## [1] 0.9702379
## [1] 0.9512618
```

L'analisi della varianza multivariata ha mostrato che entrambe le variabili hanno un effetto congiunto (sulle risposte) significativamente diverso da zero. Inoltre i boxplot dei residui (divisi per area cerebrale) e gli elevati R^2 corretti indicano un buon adattamento e un'elevata capacità di cogliere gli effetti soggetto-specifici di tali modelli.

Tuttavia non si è ancora risolto il problema della dipendenza tra aree cerebrali, in quanto adattare un modello lineare multivariato sulle aree cerebrali è come adattare dei modelli lineari separati, uno per ogni area cerebrale (e pertanto adattare un modello lineare con effetti casuali relativi alle aree sui dati in long-format allevia almeno in parte il problema della correlazione fra le aree, a differenza del modello lineare multivariato)

Test di Permutazione Multivariati

Un diverso approccio che si può adottare per tenere in considerazione sia gli effetti soggetto-specifici delle misurazioni, sia il fatto che queste sono correlate, è quello basato sui test di permutazione. In particolare utilizziamo la libreria *flip* per fare un test di permutazione multivariato, con il potenziale sulle aree cerebrali come risposta 8-dimensionale e la condizione (sempre utilizzando i contrasti e trattando l'oggetto come “riferimento”) come fattore d’interesse; inoltre, impostando $Z = \sim.\text{subj}$, stiamo assumendo che l’effetto del soggetto verrà trattato come variabile confondente e che pertanto verranno stimati i coefficienti relativi ai parametri del modello sui dati in deviazione dalle medie soggetto-specifiche.

```
tbl_1_ma$condition <- relevel(tbl_1_ma$condition, ref = 'o')
mod_1_5a <- flip(.~condition, Z=~.subj, data=tbl_1_ma, perms=1000) # Strata = ~.subj
summary(flip.adjust(mod_1_5a, method='fdr'))
```

```
## Call:
##   flip(Y = . ~ condition, Z = ~.subj, data = tbl_1_ma, perms = 1000)
## 999 permutations.
##
##                                     Test      Stat tail p-value Adjust:fdr sig.
## Frontal_|_condition.f.          t  2.8312  ><  0.0070  0.0224   *
## Frontal_|_condition.h.          t  1.2733  ><  0.1880  0.2865
## Frontal_|_condition.d.          t  3.1139  ><  0.0030  0.0160   *
## Frontal_|_condition.n.          t  0.7080  ><  0.4840  0.6195
## Central_Frontal_|_condition.f.  t  2.9542  ><  0.0050  0.0178   *
## Central_Frontal_|_condition.h.  t  1.3093  ><  0.1850  0.2865
## Central_Frontal_|_condition.d.  t  3.0263  ><  0.0040  0.0160   *
## Central_Frontal_|_condition.n.  t  0.5784  ><  0.5660  0.6469
## Central_|_condition.f.          t  2.7069  ><  0.0090  0.0240   *
## Central_|_condition.h.          t  1.1122  ><  0.2460  0.3578
## Central_|_condition.d.          t  2.9859  ><  0.0030  0.0160   *
## Central_|_condition.n.          t  0.9123  ><  0.3580  0.4981
## Central_Parietal_|_condition.f. t  2.6034  ><  0.0130  0.0297   *
## Central_Parietal_|_condition.h. t  1.5674  ><  0.1180  0.2072
## Central_Parietal_|_condition.d. t  3.2617  ><  0.0010  0.0160   *
## Central_Parietal_|_condition.n. t  0.3902  ><  0.6880  0.7339
## Temporal_|_condition.f.        t -2.6486  ><  0.0090  0.0240   *
## Temporal_|_condition.h.        t -0.8261  ><  0.3970  0.5293
## Temporal_|_condition.d.        t -3.5128  ><  0.0010  0.0160   *
## Temporal_|_condition.n.        t -0.2778  ><  0.7740  0.7830
## Parietal_|_condition.f.         t -2.4556  ><  0.0180  0.0360   *
## Parietal_|_condition.h.         t -1.9343  ><  0.0450  0.0847
## Parietal_|_condition.d.         t -2.9986  ><  0.0040  0.0160   *
## Parietal_|_condition.n.         t -0.4370  ><  0.6480  0.7150
## Parietal_Occipital_|_condition.f. t -2.6200  ><  0.0130  0.0297   *
## Parietal_Occipital_|_condition.h. t -1.5318  ><  0.1230  0.2072
```

```

## Parietal_Occipital_|_condition.d.      t -3.0698    >< 0.0040    0.0160    *
## Parietal_Occipital_|_condition.n.      t -0.5755    >< 0.5570    0.6469
## Occipital_|_condition.f.              t -2.4001    >< 0.0140    0.0299    *
## Occipital_|_condition.h.              t -0.6321    >< 0.5250    0.6462
## Occipital_|_condition.d.              t -3.0161    >< 0.0020    0.0160    *
## Occipital_|_condition.n.              t  0.2819    >< 0.7830    0.7830

```

Per tenere sotto controllo l'errore di primo tipo in un contesto come questo in cui vengono effettuati molteplici test simultaneamente, è stato utilizzato un approccio basato sul *fdr* (procedura di Benjamini-Hochberg)

```
npc(mod_1_5a)
```

```

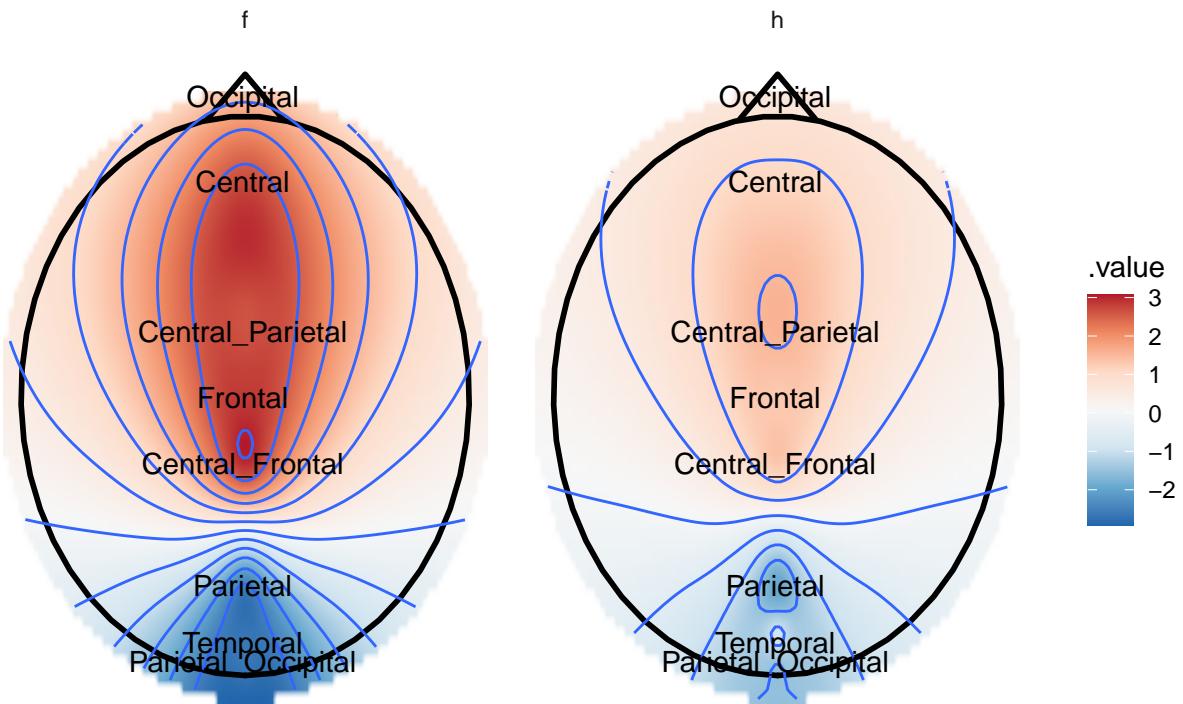
##
##      comb.funct nVar  Stat p-value
## V1      Fisher   32 102.7  0.0030

s_m_res <- flip.adjust(mod_1_5a,method='fdr')@res
t_valz <- matrix(s_m_res[,2],nrow=4,ncol=8,byrow=FALSE)
nomi_aree <- names(tbl_1_ma)[1:8]

data_1 %>%
  group_by(condition) %>%
  summarize_at(channel_names(.),mean) %>%
  filter(condition %ni% c('d','n')) %>%
  replace_chan(nomi_aree,t_valz[1:2,],area=TRUE) %>%
  filter(condition != 'o') %>%
  plot_topo() +
  annotate_head() +
  geom_contour() +
  geom_text(colour = "black") +
  facet_grid(~condition,scale='free') +
  ggtitle('Figura 11: Stat test di permutazione multivariata (fear/happiness vs obj)',
          subtitle='Dati accorpati con 1° metodo, analisi per aree cerebrali')

```

Figura 11: Stat test di permutazione multivariata (fear/happiness vs obj)
 Dati accorpati con 1° metodo, analisi per aree cerebrali

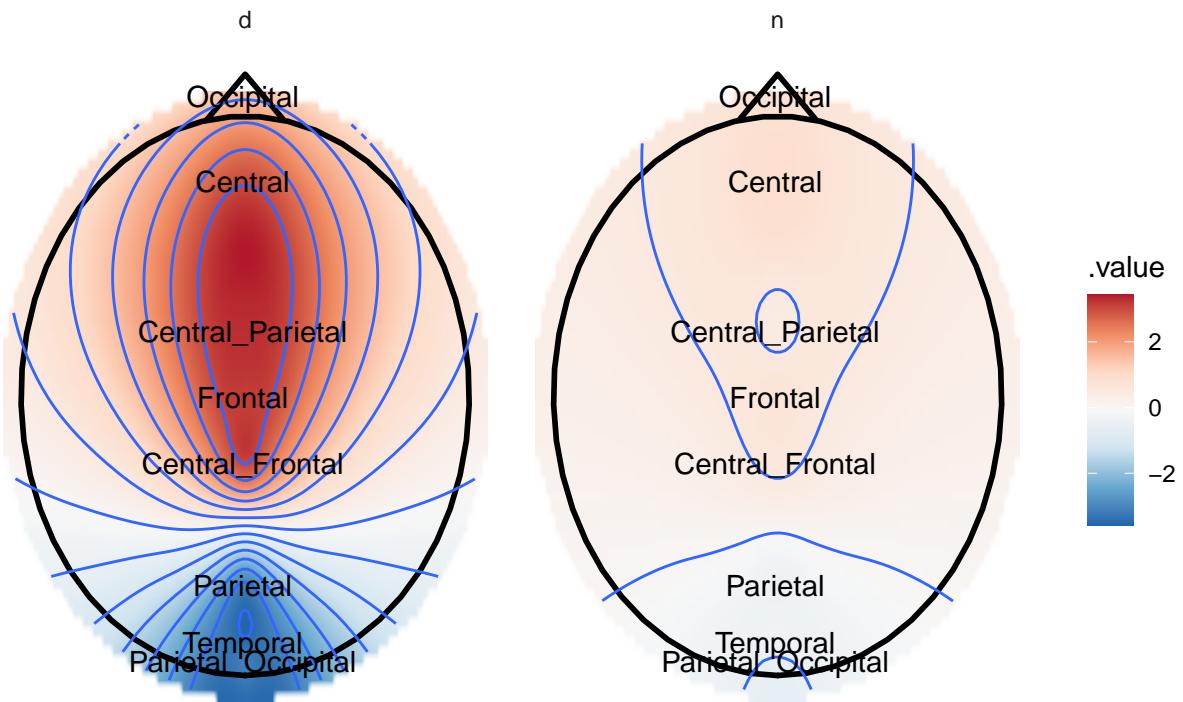


```

data_1 %>%
  group_by(condition) %>%
  summarize_at(channel_names(.) ,mean) %>%
  filter(condition %in% c('f','h')) %>%
  replace_chan(nomi_aree,t_valz[3:4,],area=TRUE) %>%
  filter(condition != 'o') %>%
  plot_topo() +
  annotate_head() +
  geom_contour() +
  geom_text(colour = "black") +
  facet_grid(~condition,scale='free') +
  ggtitle('Figura 12: Stat test di permutazione multivariata (disgust/neutral vs obj)',  

          subtitle='Dati accorpati con 1° metodo, analisi per aree cerebrali')
  
```

Figura 12: Stat test di permutazione multivariata (disgust/neutral vs obj)
 Dati accorpati con 1° metodo, analisi per aree cerebrali



Le analisi grafiche mostrano i valori delle statistiche test relativi alle differenze fra gli stimoli delle facce di paura e di felicità rispetto all'oggetto (Figura 11) e alle differenze fra gli stimoli delle facce di disgusto e neutrali rispetto all'oggetto (Figura 12) per le varie aree cerebrali, ottenuti tramite i test di permutazione multivariati appena adattati.

I risultati di tali grafici mostrano come le differenze più marcate fra gli stimoli delle facce e quello dell'oggetto siano quelle relative alle facce di paura e di disgusto. Inoltre tali coefficienti mostrano come per tali condizioni, in alcune aree queste differenze siano positive, mentre in altre negative (riflettendo le aree in cui è presente il picco P170/N170)

Analisi per canali

Analizziamo ancora i dati accorpati con il primo metodo, ma questa volta senza accorpare i canali in aree cerebrali

```
# sistemazione dati
db_1 <- data_1 %>%
  as_tibble() %>%
  mutate(.key = factor(.key))

# definizione contrasti
contrasts(db_1$condition) <- contr.sum
contrasts(db_1$key) <- contr.sum
```

Modello Lineare ad Effetti Misti

Iniziamo adattando un modello lineare ad effetti misti, utilizzando come effetti fissi il canale (senza intercetta per facilità d'interpretazione e per non scegliere un canale di riferimento), la condizione e l'interazione fra i due ed introducendo delle intercette casuali relative al soggetto e dei coefficienti casuali (correlati con le intercette casuali) relativi al canale.

A causa dell'elevata complessità computazionale richiesta dalla stima di tale modello, come funzione per l'adattamento del modello non è stata utilizzata *lmer* (del pacchetto *lmerTest*) come in precedenza, ma bensì *gam* (pacchetto *gamm4*) che riesce a stimare il modello in tempi molto più ragionevoli (e fornisce risultati equivalenti a *lmer*)

```
# modello lineare ad effetti misti
mod_1_1 <- gam(.value~0+ .key * condition + s(.key, .subj, bs = 're'),
                 data = db_1, method = 'REML')
anova(mod_1_1)
```

```
##
## Family: gaussian
## Link function: identity
##
## Formula:
## .value ~ 0 + .key * condition + s(.key, .subj, bs = "re")
##
## Parametric Terms:
##             df      F p-value
## .key          27 62.416 < 2e-16
## condition      4  5.574 0.000184
## .key:condition 104 51.662 < 2e-16
##
## Approximate significance of smooth terms:
##             edf Ref.df      F p-value
## s(.key,.subj) 495.5  513.0 28.31 <2e-16
```

Come nel caso dell'adattamento dello stesso modello sui dati con i canali accorpati per area, è risultato che tutte e 3 le variabili esplicative hanno apportato una riduzione di varianza residua significativamente diversa da zero nel modello.

```
summary(mod_1_1)

##
## Family: gaussian
## Link function: identity
##
## Formula:
## .value ~ 0 + .key * condition + s(.key, .subj, bs = "re")
##
## Parametric coefficients:
##                         Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

## .keyC3	1.35582	0.43009	3.152	0.001643	**
## .keyC4	1.44626	0.43009	3.363	0.000786	***
## .keyCP1	1.67257	0.43009	3.889	0.000104	***
## .keyCP2	1.62016	0.43009	3.767	0.000170	***
## .keyCPz	2.46154	0.43009	5.723	1.20e-08	***
## .keyCz	3.15894	0.43009	7.345	2.95e-13	***
## .keyF3	2.98698	0.43009	6.945	5.05e-12	***
## .keyF4	3.44439	0.43009	8.009	1.92e-15	***
## .keyF7	1.32390	0.43009	3.078	0.002110	**
## .keyF8	1.97214	0.43009	4.585	4.80e-06	***
## .keyFC1	3.20015	0.43009	7.441	1.46e-13	***
## .keyFC2	3.28887	0.43009	7.647	3.13e-14	***
## .keyFCz	3.56221	0.43009	8.282	< 2e-16	***
## .keyFp1	1.93093	0.43009	4.490	7.53e-06	***
## .keyFp2	2.41572	0.43009	5.617	2.21e-08	***
## .keyFz	3.50015	0.43009	8.138	6.85e-16	***
## .key01	-3.27157	0.43009	-7.607	4.24e-14	***
## .key02	-3.97963	0.43009	-9.253	< 2e-16	***
## .keyP3	-1.12096	0.43009	-2.606	0.009217	**
## .keyP4	-0.67722	0.43009	-1.575	0.115503	
## .keyP7	-6.56948	0.43009	-15.275	< 2e-16	***
## .keyP8	-7.67520	0.43009	-17.846	< 2e-16	***
## .keyP07	-5.66521	0.43009	-13.172	< 2e-16	***
## .keyP08	-5.89103	0.43009	-13.697	< 2e-16	***
## .keyPz	1.41984	0.43009	3.301	0.000979	***
## .keyT7	-1.66494	0.43009	-3.871	0.000112	***
## .keyT8	-1.56157	0.43009	-3.631	0.000289	***
## condition1	0.05723	0.03058	1.872	0.061391	.
## condition2	0.01311	0.03058	0.429	0.668254	
## condition3	0.04066	0.03058	1.330	0.183744	
## condition4	0.03051	0.03058	0.998	0.318406	
## .key1:condition1	0.24132	0.15591	1.548	0.121811	
## .key2:condition1	0.51907	0.15591	3.329	0.000886	***
## .key3:condition1	0.36789	0.15591	2.360	0.018383	*
## .key4:condition1	0.49137	0.15591	3.152	0.001647	**
## .key5:condition1	0.53738	0.15591	3.447	0.000579	***
## .key6:condition1	0.71109	0.15591	4.561	5.39e-06	***
## .key7:condition1	0.48990	0.15591	3.142	0.001700	**
## .key8:condition1	0.67018	0.15591	4.299	1.80e-05	***
## .key9:condition1	0.19817	0.15591	1.271	0.203855	
## .key10:condition1	0.25454	0.15591	1.633	0.102696	
## .key11:condition1	0.63087	0.15591	4.046	5.39e-05	***
## .key12:condition1	0.76541	0.15591	4.909	9.85e-07	***
## .key13:condition1	0.81915	0.15591	5.254	1.64e-07	***
## .key14:condition1	0.32248	0.15591	2.068	0.038726	*

```

## .key15:condition1  0.33200    0.15591   2.129  0.033333 *
## .key16:condition1  0.76484    0.15591   4.906  1.00e-06 ***
## .key17:condition1 -0.97997    0.15591   -6.286  3.97e-10 ***
## .key18:condition1 -1.03226    0.15591   -6.621  4.53e-11 ***
## .key19:condition1 -0.16087    0.15591   -1.032  0.302274
## .key20:condition1 -0.03821    0.15591   -0.245  0.806427
## .key21:condition1 -1.39811    0.15591   -8.968  < 2e-16 ***
## .key22:condition1 -1.61823    0.15591   -10.379 < 2e-16 ***
## .key23:condition1 -1.28179    0.15591   -8.221  3.51e-16 ***
## .key24:condition1 -1.30469    0.15591   -8.368  < 2e-16 ***
## .key25:condition1  0.34509    0.15591   2.213  0.026976 *
## .key26:condition1 -0.37013    0.15591   -2.374  0.017685 *
## .key1:condition2   0.17277    0.15591   1.108  0.267922
## .key2:condition2   0.25656    0.15591   1.646  0.100000
## .key3:condition2   0.17870    0.15591   1.146  0.251858
## .key4:condition2   0.18263    0.15591   1.171  0.241566
## .key5:condition2   0.26866    0.15591   1.723  0.085003 .
## .key6:condition2   0.30019    0.15591   1.925  0.054312 .
## .key7:condition2   0.34752    0.15591   2.229  0.025921 *
## .key8:condition2   0.37193    0.15591   2.386  0.017141 *
## .key9:condition2   0.04124    0.15591   0.265  0.791421
## .key10:condition2  0.17634    0.15591   1.131  0.258177
## .key11:condition2  0.36659    0.15591   2.351  0.018800 *
## .key12:condition2  0.34952    0.15591   2.242  0.025077 *
## .key13:condition2  0.34928    0.15591   2.240  0.025177 *
## .key14:condition2  0.25987    0.15591   1.667  0.095699 .
## .key15:condition2  0.43571    0.15591   2.795  0.005243 **
## .key16:condition2  0.39851    0.15591   2.556  0.010658 *
## .key17:condition2 -0.28500    0.15591   -1.828 0.067696 .
## .key18:condition2 -0.35708    0.15591   -2.290 0.022102 *
## .key19:condition2 -0.10324    0.15591   -0.662 0.507920
## .key20:condition2 -0.10488    0.15591   -0.673 0.501215
## .key21:condition2 -0.90287    0.15591   -5.791 8.07e-09 ***
## .key22:condition2 -1.13084    0.15591   -7.253 5.72e-13 ***
## .key23:condition2 -0.71253    0.15591   -4.570 5.16e-06 ***
## .key24:condition2 -0.80003    0.15591   -5.131 3.14e-07 ***
## .key25:condition2  0.11166    0.15591   0.716  0.473967
## .key26:condition2 -0.16048    0.15591   -1.029 0.303461
## .key1:condition3   0.38115    0.15591   2.445  0.014580 *
## .key2:condition3   0.45541    0.15591   2.921  0.003527 **
## .key3:condition3   0.48768    0.15591   3.128  0.001785 **
## .key4:condition3   0.45145    0.15591   2.896  0.003824 **
## .key5:condition3   0.65265    0.15591   4.186  2.96e-05 ***
## .key6:condition3   0.83092    0.15591   5.330  1.09e-07 ***
## .key7:condition3   0.55330    0.15591   3.549  0.000395 ***

```

## .key8:condition3	0.77443	0.15591	4.967	7.35e-07	***
## .key9:condition3	0.25382	0.15591	1.628	0.103675	
## .key10:condition3	0.54776	0.15591	3.513	0.000452	***
## .key11:condition3	0.68489	0.15591	4.393	1.17e-05	***
## .key12:condition3	0.79282	0.15591	5.085	4.00e-07	***
## .key13:condition3	0.83955	0.15591	5.385	8.07e-08	***
## .key14:condition3	0.45052	0.15591	2.890	0.003897	**
## .key15:condition3	0.54251	0.15591	3.480	0.000512	***
## .key16:condition3	0.79673	0.15591	5.110	3.51e-07	***
## .key17:condition3	-1.16483	0.15591	-7.471	1.16e-13	***
## .key18:condition3	-1.35646	0.15591	-8.700	< 2e-16	***
## .key19:condition3	-0.14100	0.15591	-0.904	0.365910	
## .key20:condition3	-0.11778	0.15591	-0.755	0.450074	
## .key21:condition3	-1.53488	0.15591	-9.845	< 2e-16	***
## .key22:condition3	-1.87730	0.15591	-12.041	< 2e-16	***
## .key23:condition3	-1.40730	0.15591	-9.027	< 2e-16	***
## .key24:condition3	-1.52669	0.15591	-9.792	< 2e-16	***
## .key25:condition3	0.36749	0.15591	2.357	0.018511	*
## .key26:condition3	-0.37526	0.15591	-2.407	0.016173	*
## .key1:condition4	0.12308	0.15591	0.789	0.429938	
## .key2:condition4	0.01408	0.15591	0.090	0.928043	
## .key3:condition4	0.13854	0.15591	0.889	0.374316	
## .key4:condition4	0.11813	0.15591	0.758	0.448728	
## .key5:condition4	0.20224	0.15591	1.297	0.194724	
## .key6:condition4	0.20192	0.15591	1.295	0.195414	
## .key7:condition4	0.09019	0.15591	0.578	0.563022	
## .key8:condition4	-0.02597	0.15591	-0.167	0.867742	
## .key9:condition4	0.12712	0.15591	0.815	0.414982	
## .key10:condition4	-0.05014	0.15591	-0.322	0.747812	
## .key11:condition4	0.15864	0.15591	1.018	0.309008	
## .key12:condition4	0.07802	0.15591	0.500	0.616810	
## .key13:condition4	0.16418	0.15591	1.053	0.292426	
## .key14:condition4	0.10715	0.15591	0.687	0.491975	
## .key15:condition4	-0.05918	0.15591	-0.380	0.704305	
## .key16:condition4	0.13368	0.15591	0.857	0.391294	
## .key17:condition4	-0.21358	0.15591	-1.370	0.170865	
## .key18:condition4	-0.05535	0.15591	-0.355	0.722615	
## .key19:condition4	-0.08145	0.15591	-0.522	0.601416	
## .key20:condition4	0.13047	0.15591	0.837	0.402796	
## .key21:condition4	-0.47607	0.15591	-3.054	0.002290	**
## .key22:condition4	-0.39212	0.15591	-2.515	0.011976	*
## .key23:condition4	-0.44062	0.15591	-2.826	0.004756	**
## .key24:condition4	-0.18613	0.15591	-1.194	0.232666	
## .key25:condition4	0.18939	0.15591	1.215	0.224593	
## .key26:condition4	0.05787	0.15591	0.371	0.710552	

```

## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Approximate significance of smooth terms:
##          edf Ref.df    F p-value
## s(.key,.subj) 495.5     513 28.31 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## R-sq.(adj) = 0.962  Deviance explained = 97.1%
## -REML = 4174.5  Scale est. = 0.63105 n = 2700

```

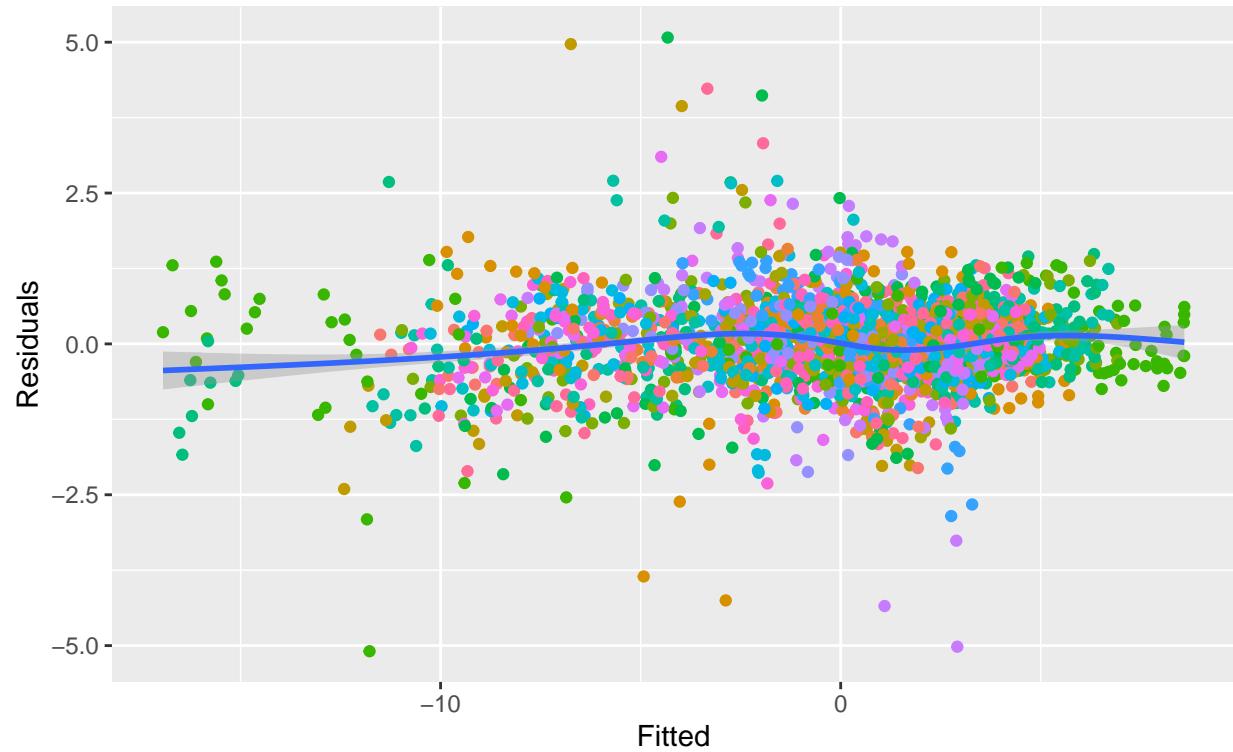
Anche qui come nel modello adattato utilizzando i canali raggruppati in aree cerebrali si ha che i coefficienti dei parametri risultati significativamente diversi da zero sono principalmente quelli relativi ai canali e alle interazioni tra stimolo fear/disgust (differenza tra fear/disgust e object) e i canali (con qualche eccezione per le interazioni tra canale e gli altri due stimoli)

```

ggplot(data=data.frame(Residuals = residuals(mod_1_1),
                      Fitted = fitted.values(mod_1_1), subj=db_1$.subj)) +
  geom_point(aes(x=Fitted, y=Residuals, color=subj)) +
  geom_smooth(aes(x=Fitted, y=Residuals)) +
  theme(legend.position = "none") +
  ggtitle('Figura 13: Residuals vs Fitted (per canale)'),
  subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo')

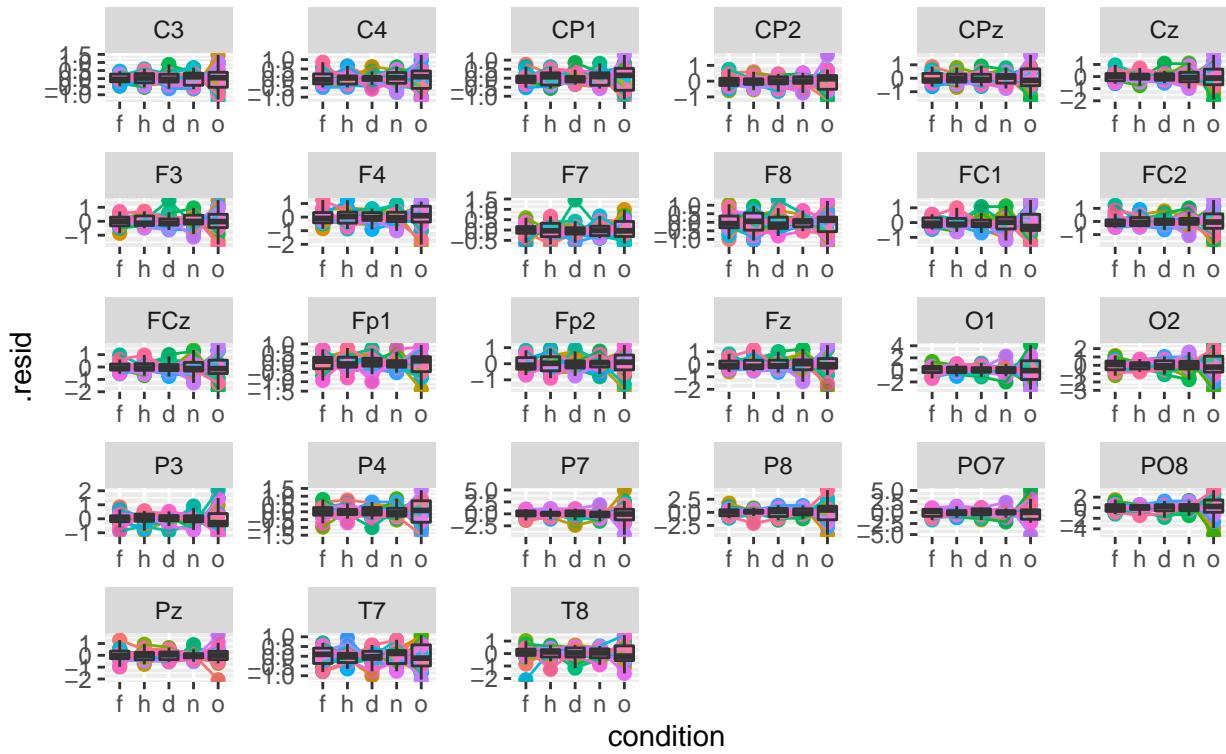
```

Figura 13: Residuals vs Fitted (per canale)
 modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo



```
db_1 %>% cbind(.resid = residuals(mod_1_1)) %>%
  ggplot(aes(condition,.resid)) +
  geom_point(aes(group = .subj, colour = .subj),
             size=2,show.legend = FALSE) +
  geom_line(aes(group = .subj, colour = .subj),
            show.legend = FALSE) +
  geom_boxplot(alpha=.1) +
  facet_wrap(~.key, scale = 'free') +
  ggttitle('Figura 14: Boxplot Residui (per canale)'),
  subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo')
```

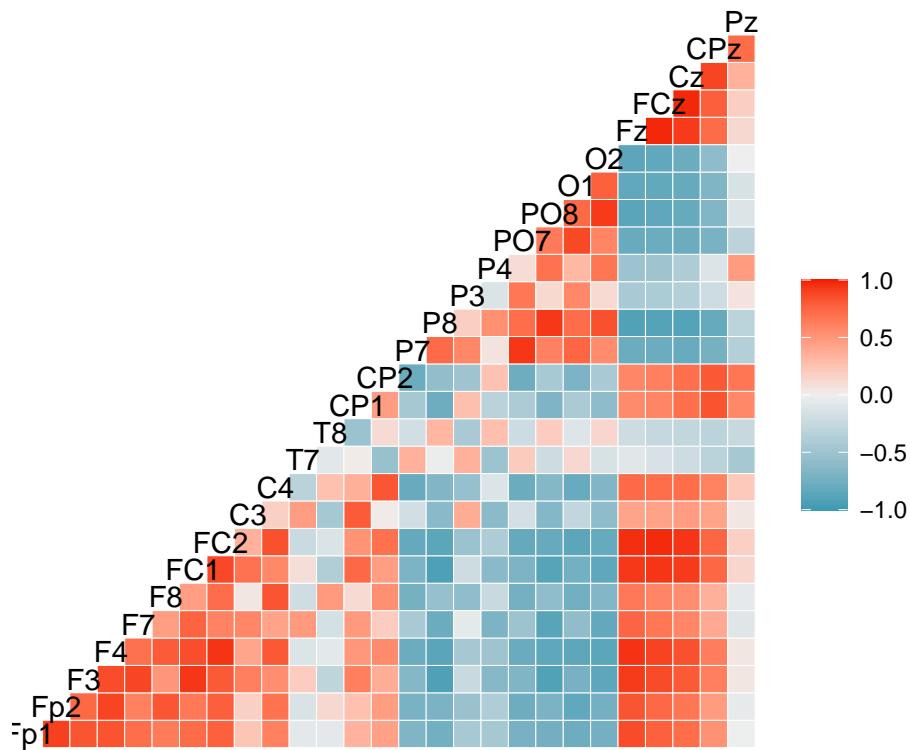
Figura 14: Boxplot Residui (per canale)
 modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo



Il grafico dei residui (figura 13) non sembra mostrare relazioni tra le variabili non colte dal modello e i boxplot dei residui (figura 14) mostrano come anche in questo caso l'introduzione di effetti casuali nel modello permette di cogliere la specificità dei soggetti; inoltre l'elevato valore dell' R^2 aggiustato (96%) indica un buon adattamento del modello ai dati

```
tibble(.value = db_1$.value, .key = db_1$.key) %>%
  pivot_wider(names_from = .key, values_from = .value) %>%
  apply(2, unlist) %>% ggcorm() +
  ggtitle('Figura 15: Correlazione tra il potenziale nei vari canali',
          subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo')
```

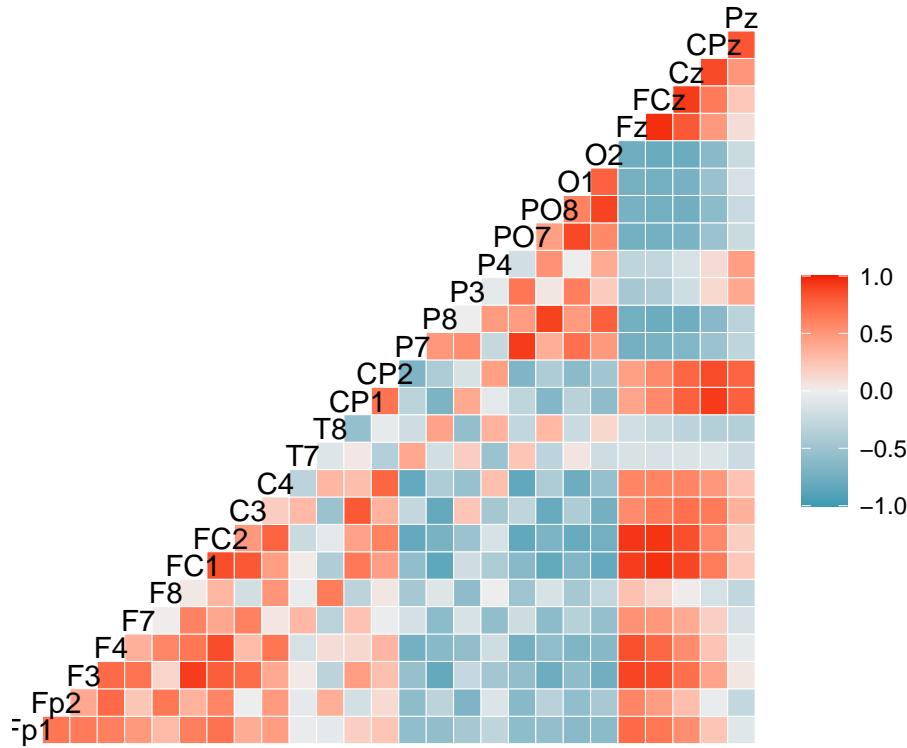
Figura 15: Correlazione tra il potenziale nei vari canali
modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo



```
tibble(.residuals = mod_1_1$residuals, .key = db_1$key) %>%
  pivot_wider(names_from = .key, values_from = .residuals) %>%
  apply(2, unlist) %>% ggcov() +
  ggtitle('Figura 16: Correlazione tra i Residui Stratificati (per canale)',  

          subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo')
```

Figura 16: Correlazione tra i Residui Stratificati (per canale)
 modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 1° metodo



Tuttavia, come nell'analisi per aree cerebrali, modellando la “tibble in long format” dei dati stiamo ignorando la natura multivariata del fenomeno; anche se, guardando ai grafici soprastanti (Figure 15 e 16), si può notare che un po’ di correlazione tra i canali è stata colta dal modello, cosa che è stata resa possibile dall'introduzione degli effetti casuali relativi ai canali

Test di Permutazione Multivariati

Un approccio che tiene in considerazione in maniera più opportuna sia le dipendenze tra canali che gli effetti soggetto-specifici è quello basato sui test di permutazione multivariati. Come nel caso dell'analisi per aree cerebrali, anche qui tratteremo il soggetto come una variabile confondente, il cui effetto va rimosso per potersi concentrare sull'effetto della variabile principale (la condizione)

```
# creazione tibble in large-format per analisi multivariata
tbl_1_m <- data.frame(matrix(unlist(tapply(db_1$value, db_1$key,
                                             function(x) x)), nrow=100, ncol=27),
                       tapply(db_1$condition, db_1$key, function(x) x)$C4,
                       tapply(db_1$.subj, db_1$key, function(x) x)$C4)

colnames(tbl_1_m) <- c(unique(as.character(db_1$key)), 'condition', '.subj')

tbl_1_m$condition <- relevel(tbl_1_m$condition, ref = 'o')
```

```

# test di permutazione 27-dim con 10K di permutazioni
mod_1_2 <- flip(.~condition, Z=~.subj, data=tbl_1_m, perms=1e4) # Strata = ~.subj
summary(mod_1_2)

## Call:
## flip(Y = . ~ condition, Z = ~.subj, data = tbl_1_m, perms = 10000)
## 9999 permutations.
##
##                                Test   Stat tail p-value sig.
## Fp1_|_condition.f.    t  1.8889  ><  0.0589
## Fp1_|_condition.h.    t  1.1595  ><  0.2345
## Fp1_|_condition.d.    t  2.7334  ><  0.0065  **
## Fp1_|_condition.n.    t  0.9554  ><  0.3363
## Fp2_|_condition.f.    t  3.2189  ><  0.0034  **
## Fp2_|_condition.h.    t  1.4319  ><  0.1411
## Fp2_|_condition.d.    t  2.7231  ><  0.0057  **
## Fp2_|_condition.n.    t  0.2338  ><  0.8088
## F3_|_condition.f.    t  2.3813  ><  0.0187   *
## F3_|_condition.h.    t  1.0438  ><  0.2877
## F3_|_condition.d.    t  3.0215  ><  0.0022  **
## F3_|_condition.n.    t  0.9185  ><  0.3568
## F4_|_condition.f.    t  3.0758  ><  0.0036  **
## F4_|_condition.h.    t  1.0423  ><  0.2771
## F4_|_condition.d.    t  2.7261  ><  0.0063  **
## F4_|_condition.n.    t  0.7891  ><  0.4261
## F7_|_condition.f.    t  2.5579  ><  0.0123   *
## F7_|_condition.h.    t  1.1736  ><  0.2232
## F7_|_condition.d.    t  3.0298  ><  0.0016  ***
## F7_|_condition.n.    t  0.9667  ><  0.3324
## F8_|_condition.f.    t  2.7889  ><  0.0070  **
## F8_|_condition.h.    t  1.0916  ><  0.2575
## F8_|_condition.d.    t  3.2112  ><  0.0010  ***
## F8_|_condition.n.    t  0.8070  ><  0.4084
## FC1_|_condition.f.   t  2.5048  ><  0.0146   *
## FC1_|_condition.h.   t  1.6137  ><  0.0977
## FC1_|_condition.d.   t  2.7395  ><  0.0054  **
## FC1_|_condition.n.   t  0.5321  ><  0.5875
## FC2_|_condition.f.   t  2.8727  ><  0.0072  **
## FC2_|_condition.h.   t  1.4644  ><  0.1313
## FC2_|_condition.d.   t  3.2646  ><  0.0010  ***
## FC2_|_condition.n.   t  0.0171  ><  0.9846
## C3_|_condition.f.    t  2.1042  ><  0.0353   *
## C3_|_condition.h.    t  0.4358  ><  0.6413
## C3_|_condition.d.    t  2.4498  ><  0.0134   *

```

```

## C3_|_condition.n.      t  1.2759  ><  0.1958
## C4_|_condition.f.      t  1.7711  ><  0.0763
## C4_|_condition.h.      t  1.0624  ><  0.2785
## C4_|_condition.d.      t  3.5347  ><  0.0005  ***
## C4_|_condition.n.      t -0.1092  ><  0.9095
## T7_|_condition.f.      t  2.6877  ><  0.0098  **
## T7_|_condition.h.      t  1.4364  ><  0.1411
## T7_|_condition.d.      t  2.8492  ><  0.0046  **
## T7_|_condition.n.      t  0.7084  ><  0.4682
## T8_|_condition.f.      t  3.0876  ><  0.0032  **
## T8_|_condition.h.      t  1.2971  ><  0.1808
## T8_|_condition.d.      t  3.1335  ><  0.0009  ***
## T8_|_condition.n.      t  0.3844  ><  0.6866
## CP1_|_condition.f.     t  3.0054  ><  0.0040  **
## CP1_|_condition.h.     t  1.1857  ><  0.2200
## CP1_|_condition.d.     t  3.0201  ><  0.0026  **
## CP1_|_condition.n.     t  0.6329  ><  0.5184
## CP2_|_condition.f.     t  2.1687  ><  0.0345  *
## CP2_|_condition.h.     t  1.5363  ><  0.1147
## CP2_|_condition.d.     t  2.8657  ><  0.0045  **
## CP2_|_condition.n.     t  0.7660  ><  0.4313
## P7_|_condition.f.      t  1.9704  ><  0.0536
## P7_|_condition.h.      t  2.2915  ><  0.0210  *
## P7_|_condition.d.      t  3.0508  ><  0.0020  **
## P7_|_condition.n.      t -0.1416  ><  0.8837
## P8_|_condition.f.      t  2.8940  ><  0.0058  **
## P8_|_condition.h.      t  1.3927  ><  0.1523
## P8_|_condition.d.      t  2.9540  ><  0.0027  **
## P8_|_condition.n.      t  0.5497  ><  0.5759
## P3_|_condition.f.      t -2.5085  ><  0.0170  *
## P3_|_condition.h.      t -0.7127  ><  0.4619
## P3_|_condition.d.      t -3.1193  ><  0.0019  **
## P3_|_condition.n.      t -0.4790  ><  0.6232
## P4_|_condition.f.      t -2.6638  ><  0.0106  *
## P4_|_condition.h.      t -0.9035  ><  0.3476
## P4_|_condition.d.      t -3.7410  ><  0.0002  ***
## P4_|_condition.n.      t -0.0649  ><  0.9509
## P07_|_condition.f.     t -0.8182  ><  0.4117
## P07_|_condition.h.     t -0.7109  ><  0.4609
## P07_|_condition.d.     t -0.7919  ><  0.4175
## P07_|_condition.n.     t -0.4008  ><  0.6781
## P08_|_condition.f.     t  0.1649  ><  0.8666
## P08_|_condition.h.     t -0.7986  ><  0.4161
## P08_|_condition.d.     t -0.6703  ><  0.4996
## P08_|_condition.n.     t  1.4132  ><  0.1453

```

```

## 01_|_condition.f.    t -2.5493  >< 0.0143   *
## 01_|_condition.h.    t -1.6526  >< 0.0880
## 01_|_condition.d.    t -2.8707  >< 0.0031   **
## 01_|_condition.n.    t -0.8166  >< 0.4029
## 02_|_condition.f.    t -2.6021  >< 0.0120   *
## 02_|_condition.h.    t -1.8241  >< 0.0643
## 02_|_condition.d.    t -3.1154  >< 0.0014   **
## 02_|_condition.n.    t -0.5789  >< 0.5593
## Fz_|_condition.f.    t -2.4415  >< 0.0195   *
## Fz_|_condition.h.    t -1.3590  >< 0.1601
## Fz_|_condition.d.    t -2.7514  >< 0.0049   **
## Fz_|_condition.n.    t -0.7906  >< 0.4156
## FCz_|_condition.f.   t -2.5674  >< 0.0128   *
## FCz_|_condition.h.   t -1.5789  >< 0.1071
## FCz_|_condition.d.   t -3.1155  >< 0.0014   **
## FCz_|_condition.n.   t -0.3074  >< 0.7554
## Cz_|_condition.f.    t 2.3521   >< 0.0190   *
## Cz_|_condition.h.    t 0.7065   >< 0.4715
## Cz_|_condition.d.    t 2.3887   >< 0.0175   *
## Cz_|_condition.n.    t 1.2540   >< 0.2055
## CPz_|_condition.f.   t -2.2596  >< 0.0264   *
## CPz_|_condition.h.   t -1.0375  >< 0.2820
## CPz_|_condition.d.   t -2.4281  >< 0.0121   *
## CPz_|_condition.n.   t 0.6194   >< 0.5353
## Pz_|_condition.f.    t -1.4498  >< 0.1357
## Pz_|_condition.h.    t 0.0155   >< 0.9882
## Pz_|_condition.d.    t -2.1562  >< 0.0303   *
## Pz_|_condition.n.    t -0.1539  >< 0.8767

```

Senza correggere i singoli p-values per confronti multipli, risultano essere significativamente diversi da zero praticamente tutti i coefficienti relativi agli stimoli *fear* e *disgust*, mentre quasi nessun coefficiente relativo agli stimoli *happiness* e *neutral* è risultato essere significativamente diverso da zero

```
summary(flip.adjust(mod_1_2,method='fdr'))
```

```

## Call:
## flip(Y = . ~ condition, Z = ~.subj, data = tbl_1_m, perms = 10000)
## 9999 permutations.
##
##                               Test     Stat tail p-value Adjust:fdr sig.
## Fp1_|_condition.f.    t  1.8889  >< 0.0589   0.1298
## Fp1_|_condition.h.    t  1.1595  >< 0.2345   0.3724
## Fp1_|_condition.d.    t  2.7334  >< 0.0065   0.0270   *
## Fp1_|_condition.n.    t  0.9554  >< 0.3363   0.4843
## Fp2_|_condition.f.    t  3.2189  >< 0.0034   0.0229   *

```

## Fp2_ _condition.h.	t	1.4319	><	0.1411	0.2583	
## Fp2_ _condition.d.	t	2.7231	><	0.0057	0.0261	*
## Fp2_ _condition.n.	t	0.2338	><	0.8088	0.8649	
## F3_ _condition.f.	t	2.3813	><	0.0187	0.0500	
## F3_ _condition.h.	t	1.0438	><	0.2877	0.4256	
## F3_ _condition.d.	t	3.0215	><	0.0022	0.0216	*
## F3_ _condition.n.	t	0.9185	><	0.3568	0.5004	
## F4_ _condition.f.	t	3.0758	><	0.0036	0.0229	*
## F4_ _condition.h.	t	1.0423	><	0.2771	0.4230	
## F4_ _condition.d.	t	2.7261	><	0.0063	0.0270	*
## F4_ _condition.n.	t	0.7891	><	0.4261	0.5478	
## F7_ _condition.f.	t	2.5579	><	0.0123	0.0403	*
## F7_ _condition.h.	t	1.1736	><	0.2232	0.3598	
## F7_ _condition.d.	t	3.0298	><	0.0016	0.0216	*
## F7_ _condition.n.	t	0.9667	><	0.3324	0.4843	
## F8_ _condition.f.	t	2.7889	><	0.0070	0.0278	*
## F8_ _condition.h.	t	1.0916	><	0.2575	0.4030	
## F8_ _condition.d.	t	3.2112	><	0.0010	0.0216	*
## F8_ _condition.n.	t	0.8070	><	0.4084	0.5433	
## FC1_ _condition.f.	t	2.5048	><	0.0146	0.0426	*
## FC1_ _condition.h.	t	1.6137	><	0.0977	0.1991	
## FC1_ _condition.d.	t	2.7395	><	0.0054	0.0261	*
## FC1_ _condition.n.	t	0.5321	><	0.5875	0.6679	
## FC2_ _condition.f.	t	2.8727	><	0.0072	0.0278	*
## FC2_ _condition.h.	t	1.4644	><	0.1313	0.2532	
## FC2_ _condition.d.	t	3.2646	><	0.0010	0.0216	*
## FC2_ _condition.n.	t	0.0171	><	0.9846	0.9882	
## C3_ _condition.f.	t	2.1042	><	0.0353	0.0811	
## C3_ _condition.h.	t	0.4358	><	0.6413	0.7140	
## C3_ _condition.d.	t	2.4498	><	0.0134	0.0413	*
## C3_ _condition.n.	t	1.2759	><	0.1958	0.3304	
## C4_ _condition.f.	t	1.7711	><	0.0763	0.1616	
## C4_ _condition.h.	t	1.0624	><	0.2785	0.4230	
## C4_ _condition.d.	t	3.5347	><	0.0005	0.0216	*
## C4_ _condition.n.	t	-0.1092	><	0.9095	0.9355	
## T7_ _condition.f.	t	2.6877	><	0.0098	0.0365	*
## T7_ _condition.h.	t	1.4364	><	0.1411	0.2583	
## T7_ _condition.d.	t	2.8492	><	0.0046	0.0248	*
## T7_ _condition.n.	t	0.7084	><	0.4682	0.5722	
## T8_ _condition.f.	t	3.0876	><	0.0032	0.0229	*
## T8_ _condition.h.	t	1.2971	><	0.1808	0.3099	
## T8_ _condition.d.	t	3.1335	><	0.0009	0.0216	*
## T8_ _condition.n.	t	0.3844	><	0.6866	0.7490	
## CP1_ _condition.f.	t	3.0054	><	0.0040	0.0240	*
## CP1_ _condition.h.	t	1.1857	><	0.2200	0.3598	

## CP1_ _condition.d.	t	3.0201	><	0.0026	0.0224	*
## CP1_ _condition.n.	t	0.6329	><	0.5184	0.6152	
## CP2_ _condition.f.	t	2.1687	><	0.0345	0.0810	
## CP2_ _condition.h.	t	1.5363	><	0.1147	0.2252	
## CP2_ _condition.d.	t	2.8657	><	0.0045	0.0248	*
## CP2_ _condition.n.	t	0.7660	><	0.4313	0.5480	
## P7_ _condition.f.	t	1.9704	><	0.0536	0.1206	
## P7_ _condition.h.	t	2.2915	><	0.0210	0.0527	
## P7_ _condition.d.	t	3.0508	><	0.0020	0.0216	*
## P7_ _condition.n.	t	-0.1416	><	0.8837	0.9177	
## P8_ _condition.f.	t	2.8940	><	0.0058	0.0261	*
## P8_ _condition.h.	t	1.3927	><	0.1523	0.2696	
## P8_ _condition.d.	t	2.9540	><	0.0027	0.0224	*
## P8_ _condition.n.	t	0.5497	><	0.5759	0.6617	
## P3_ _condition.f.	t	-2.5085	><	0.0170	0.0483	*
## P3_ _condition.h.	t	-0.7127	><	0.4619	0.5722	
## P3_ _condition.d.	t	-3.1193	><	0.0019	0.0216	*
## P3_ _condition.n.	t	-0.4790	><	0.6232	0.7011	
## P4_ _condition.f.	t	-2.6638	><	0.0106	0.0382	*
## P4_ _condition.h.	t	-0.9035	><	0.3476	0.4940	
## P4_ _condition.d.	t	-3.7410	><	0.0002	0.0216	*
## P4_ _condition.n.	t	-0.0649	><	0.9509	0.9688	
## P07_ _condition.f.	t	-0.8182	><	0.4117	0.5433	
## P07_ _condition.h.	t	-0.7109	><	0.4609	0.5722	
## P07_ _condition.d.	t	-0.7919	><	0.4175	0.5433	
## P07_ _condition.n.	t	-0.4008	><	0.6781	0.7473	
## P08_ _condition.f.	t	0.1649	><	0.8666	0.9176	
## P08_ _condition.h.	t	-0.7986	><	0.4161	0.5433	
## P08_ _condition.d.	t	-0.6703	><	0.4996	0.5995	
## P08_ _condition.n.	t	1.4132	><	0.1453	0.2615	
## 01_ _condition.f.	t	-2.5493	><	0.0143	0.0426	*
## 01_ _condition.h.	t	-1.6526	><	0.0880	0.1828	
## 01_ _condition.d.	t	-2.8707	><	0.0031	0.0229	*
## 01_ _condition.n.	t	-0.8166	><	0.4029	0.5433	
## 02_ _condition.f.	t	-2.6021	><	0.0120	0.0403	*
## 02_ _condition.h.	t	-1.8241	><	0.0643	0.1389	
## 02_ _condition.d.	t	-3.1154	><	0.0014	0.0216	*
## 02_ _condition.n.	t	-0.5789	><	0.5593	0.6495	
## Fz_ _condition.f.	t	-2.4415	><	0.0195	0.0501	
## Fz_ _condition.h.	t	-1.3590	><	0.1601	0.2789	
## Fz_ _condition.d.	t	-2.7514	><	0.0049	0.0252	*
## Fz_ _condition.n.	t	-0.7906	><	0.4156	0.5433	
## FCz_ _condition.f.	t	-2.5674	><	0.0128	0.0407	*
## FCz_ _condition.h.	t	-1.5789	><	0.1071	0.2142	
## FCz_ _condition.d.	t	-3.1155	><	0.0014	0.0216	*

```

## FCz_|_condition.n.    t -0.3074  ><  0.7554  0.8158
## Cz_|_condition.f.    t  2.3521  ><  0.0190  0.0500
## Cz_|_condition.h.    t  0.7065  ><  0.4715  0.5722
## Cz_|_condition.d.    t  2.3887  ><  0.0175  0.0485  *
## Cz_|_condition.n.    t  1.2540  ><  0.2055  0.3414
## CPz_|_condition.f.   t -2.2596  ><  0.0264  0.0648
## CPz_|_condition.h.   t -1.0375  ><  0.2820  0.4230
## CPz_|_condition.d.   t -2.4281  ><  0.0121  0.0403  *
## CPz_|_condition.n.   t  0.6194  ><  0.5353  0.6284
## Pz_|_condition.f.    t -1.4498  ><  0.1357  0.2571
## Pz_|_condition.h.    t  0.0155  ><  0.9882  0.9882
## Pz_|_condition.d.    t -2.1562  ><  0.0303  0.0727
## Pz_|_condition.n.    t -0.1539  ><  0.8767  0.9177

```

Aggiustando i p-values tenendo conto del *false discovery rate* la situazione riguardo la significativa differenza da zero per i coefficienti non è cambiata di molto: infatti si è “persa” solamente la significatività per i coefficienti relativi agli stimoli *happiness* e *neutral*

```
summary(flip.adjust(mod_1_2,method='maxT'))
```

```

## Call:
## flip(Y = . ~ condition, Z = ~.subj, data = tbl_1_m, perms = 10000)
## 9999 permutations.
##
##                               Test     Stat tail p-value Adjust:maxT sig.
## Fp1_|_condition.f.    t  1.8889  ><  0.0589  0.6718
## Fp1_|_condition.h.    t  1.1595  ><  0.2345  0.9763
## Fp1_|_condition.d.    t  2.7334  ><  0.0065  0.1860
## Fp1_|_condition.n.    t  0.9554  ><  0.3363  0.9936
## Fp2_|_condition.f.    t  3.2189  ><  0.0034  0.0554
## Fp2_|_condition.h.    t  1.4319  ><  0.1411  0.9138
## Fp2_|_condition.d.    t  2.7231  ><  0.0057  0.1875
## Fp2_|_condition.n.    t  0.2338  ><  0.8088  0.9999
## F3_|_condition.f.    t  2.3813  ><  0.0187  0.3491
## F3_|_condition.h.    t  1.0438  ><  0.2877  0.9902
## F3_|_condition.d.    t  3.0215  ><  0.0022  0.0906
## F3_|_condition.n.    t  0.9185  ><  0.3568  0.9955
## F4_|_condition.f.    t  3.0758  ><  0.0036  0.0792
## F4_|_condition.h.    t  1.0423  ><  0.2771  0.9902
## F4_|_condition.d.    t  2.7261  ><  0.0063  0.1868
## F4_|_condition.n.    t  0.7891  ><  0.4261  0.9983
## F7_|_condition.f.    t  2.5579  ><  0.0123  0.2608
## F7_|_condition.h.    t  1.1736  ><  0.2232  0.9741
## F7_|_condition.d.    t  3.0298  ><  0.0016  0.0888
## F7_|_condition.n.    t  0.9667  ><  0.3324  0.9926
## F8_|_condition.f.    t  2.7889  ><  0.0070  0.1648

```

## F8_ _condition.h.	t	1.0916	><	0.2575	0.9868
## F8_ _condition.d.	t	3.2112	><	0.0010	0.0563
## F8_ _condition.n.	t	0.8070	><	0.4084	0.9983
## FC1_ _condition.f.	t	2.5048	><	0.0146	0.2885
## FC1_ _condition.h.	t	1.6137	><	0.0977	0.8371
## FC1_ _condition.d.	t	2.7395	><	0.0054	0.1845
## FC1_ _condition.n.	t	0.5321	><	0.5875	0.9983
## FC2_ _condition.f.	t	2.8727	><	0.0072	0.1371
## FC2_ _condition.h.	t	1.4644	><	0.1313	0.9093
## FC2_ _condition.d.	t	3.2646	><	0.0010	0.0485 *
## FC2_ _condition.n.	t	0.0171	><	0.9846	1.0000
## C3_ _condition.f.	t	2.1042	><	0.0353	0.5099
## C3_ _condition.h.	t	0.4358	><	0.6413	0.9989
## C3_ _condition.d.	t	2.4498	><	0.0134	0.3232
## C3_ _condition.n.	t	1.2759	><	0.1958	0.9531
## C4_ _condition.f.	t	1.7711	><	0.0763	0.7454
## C4_ _condition.h.	t	1.0624	><	0.2785	0.9898
## C4_ _condition.d.	t	3.5347	><	0.0005	0.0222 *
## C4_ _condition.n.	t	-0.1092	><	0.9095	1.0000
## T7_ _condition.f.	t	2.6877	><	0.0098	0.2007
## T7_ _condition.h.	t	1.4364	><	0.1411	0.9138
## T7_ _condition.d.	t	2.8492	><	0.0046	0.1431
## T7_ _condition.n.	t	0.7084	><	0.4682	0.9983
## T8_ _condition.f.	t	3.0876	><	0.0032	0.0767
## T8_ _condition.h.	t	1.2971	><	0.1808	0.9474
## T8_ _condition.d.	t	3.1335	><	0.0009	0.0685
## T8_ _condition.n.	t	0.3844	><	0.6866	0.9991
## CP1_ _condition.f.	t	3.0054	><	0.0040	0.0949
## CP1_ _condition.h.	t	1.1857	><	0.2200	0.9712
## CP1_ _condition.d.	t	3.0201	><	0.0026	0.0909
## CP1_ _condition.n.	t	0.6329	><	0.5184	0.9983
## CP2_ _condition.f.	t	2.1687	><	0.0345	0.4758
## CP2_ _condition.h.	t	1.5363	><	0.1147	0.8774
## CP2_ _condition.d.	t	2.8657	><	0.0045	0.1381
## CP2_ _condition.n.	t	0.7660	><	0.4313	0.9983
## P7_ _condition.f.	t	1.9704	><	0.0536	0.6121
## P7_ _condition.h.	t	2.2915	><	0.0210	0.3963
## P7_ _condition.d.	t	3.0508	><	0.0020	0.0839
## P7_ _condition.n.	t	-0.1416	><	0.8837	1.0000
## P8_ _condition.f.	t	2.8940	><	0.0058	0.1295
## P8_ _condition.h.	t	1.3927	><	0.1523	0.9183
## P8_ _condition.d.	t	2.9540	><	0.0027	0.1092
## P8_ _condition.n.	t	0.5497	><	0.5759	0.9983
## P3_ _condition.f.	t	-2.5085	><	0.0170	0.2876
## P3_ _condition.h.	t	-0.7127	><	0.4619	0.9983

## P3_ _condition.d.	t	-3.1193	><	0.0019	0.0704
## P3_ _condition.n.	t	-0.4790	><	0.6232	0.9984
## P4_ _condition.f.	t	-2.6638	><	0.0106	0.2107
## P4_ _condition.h.	t	-0.9035	><	0.3476	0.9958
## P4_ _condition.d.	t	-3.7410	><	0.0002	0.0116 *
## P4_ _condition.n.	t	-0.0649	><	0.9509	1.0000
## P07_ _condition.f.	t	-0.8182	><	0.4117	0.9983
## P07_ _condition.h.	t	-0.7109	><	0.4609	0.9983
## P07_ _condition.d.	t	-0.7919	><	0.4175	0.9983
## P07_ _condition.n.	t	-0.4008	><	0.6781	0.9991
## P08_ _condition.f.	t	0.1649	><	0.8666	1.0000
## P08_ _condition.h.	t	-0.7986	><	0.4161	0.9983
## P08_ _condition.d.	t	-0.6703	><	0.4996	0.9983
## P08_ _condition.n.	t	1.4132	><	0.1453	0.9183
## O1_ _condition.f.	t	-2.5493	><	0.0143	0.2653
## O1_ _condition.h.	t	-1.6526	><	0.0880	0.8125
## O1_ _condition.d.	t	-2.8707	><	0.0031	0.1373
## O1_ _condition.n.	t	-0.8166	><	0.4029	0.9983
## O2_ _condition.f.	t	-2.6021	><	0.0120	0.2387
## O2_ _condition.h.	t	-1.8241	><	0.0643	0.7075
## O2_ _condition.d.	t	-3.1154	><	0.0014	0.0706
## O2_ _condition.n.	t	-0.5789	><	0.5593	0.9983
## Fz_ _condition.f.	t	-2.4415	><	0.0195	0.3232
## Fz_ _condition.h.	t	-1.3590	><	0.1601	0.9291
## Fz_ _condition.d.	t	-2.7514	><	0.0049	0.1806
## Fz_ _condition.n.	t	-0.7906	><	0.4156	0.9983
## FCz_ _condition.f.	t	-2.5674	><	0.0128	0.2563
## FCz_ _condition.h.	t	-1.5789	><	0.1071	0.8571
## FCz_ _condition.d.	t	-3.1155	><	0.0014	0.0706
## FCz_ _condition.n.	t	-0.3074	><	0.7554	0.9997
## Cz_ _condition.f.	t	2.3521	><	0.0190	0.3636
## Cz_ _condition.h.	t	0.7065	><	0.4715	0.9983
## Cz_ _condition.d.	t	2.3887	><	0.0175	0.3491
## Cz_ _condition.n.	t	1.2540	><	0.2055	0.9574
## CPz_ _condition.f.	t	-2.2596	><	0.0264	0.4172
## CPz_ _condition.h.	t	-1.0375	><	0.2820	0.9902
## CPz_ _condition.d.	t	-2.4281	><	0.0121	0.3307
## CPz_ _condition.n.	t	0.6194	><	0.5353	0.9983
## Pz_ _condition.f.	t	-1.4498	><	0.1357	0.9138
## Pz_ _condition.h.	t	0.0155	><	0.9882	1.0000
## Pz_ _condition.d.	t	-2.1562	><	0.0303	0.4827
## Pz_ _condition.n.	t	-0.1539	><	0.8767	1.0000

Gli unici coefficienti che dopo aver aggiustato i p-values con il metodo *maxT* sono risultati essere significativamente diversi da zero sono quelli relativi allo stimolo del *disgusto* per i canali

FC2, *C4* e *P4* (fatto presumibile data la maggior severità nel controllo della molteplicità data dal metodo *maxT* rispetto all'*fdr*)

```
npcl(mod_1_2)
```

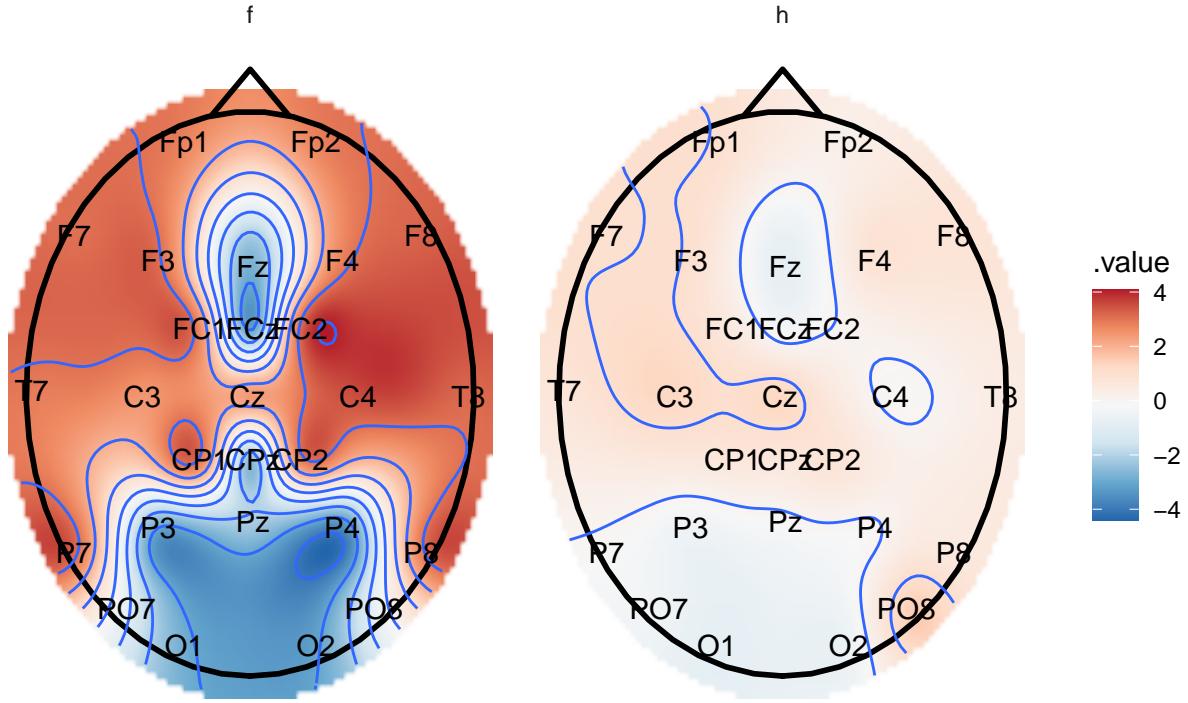
```
##  
##      comb.funct nVar  Stat p-value  
## V1      Fisher  108 314.6  0.0008
```

Il p-value complessivo indica comunque un effetto della condizione significativamente diverso da zero globalmente su tutti i canali

Per visualizzare meglio i risultati del test di permutazione utilizziamo *plot_topo* (che costruisce un plot topografico a partire da una *eeg_lst* contenente informazioni sulla posizione dei canali) in cui vengono mostrati i valori delle statistiche test (Figura 17) e dei *-log(p-values aggiustati)* (Figura 18) derivati dai test di permutazione, relativi al confronto fra *fear* e *oggetto* e tra *happiness* e *oggetto* (in figura 17, mentre in figura 18 si mostrano i confronti tra *fear* e *oggetto* e tra *disgust* e *oggetto*) per tutti i canali.

```
nomi_chans <- names(tbl_1_m)[1:27]  
s_m_res <- flip.adjust(mod_1_2,method='maxT')@res  
t_valz <- matrix(s_m_res[,2],nrow=4,ncol=27,byrow=FALSE)  
  
data_1 %>%  
  group_by(condition) %>%  
  summarize_at(channel_names(.),mean) %>%  
  filter(condition %ni% c('d','n')) %>%  
  replace Chan(nomi_chans,t_valz[3:4,]) %>%  
  filter(condition != 'o') %>%  
  plot_topo() +  
  annotate_head() +  
  geom_contour() +  
  geom_text(colour = "black") +  
  facet_grid(~condition,scale='free') +  
  ggtitle('Figura 17: Stat-values test di permutazione multivariata (fear/happiness vs o  
  subtitle='Dati accorpati con 1° metodo, analisi per canali')
```

Figura 17: Stat-values test di permutazione multivariata (fear/happiness vs obj)
Dati accorpati con 1° metodo, analisi per canali

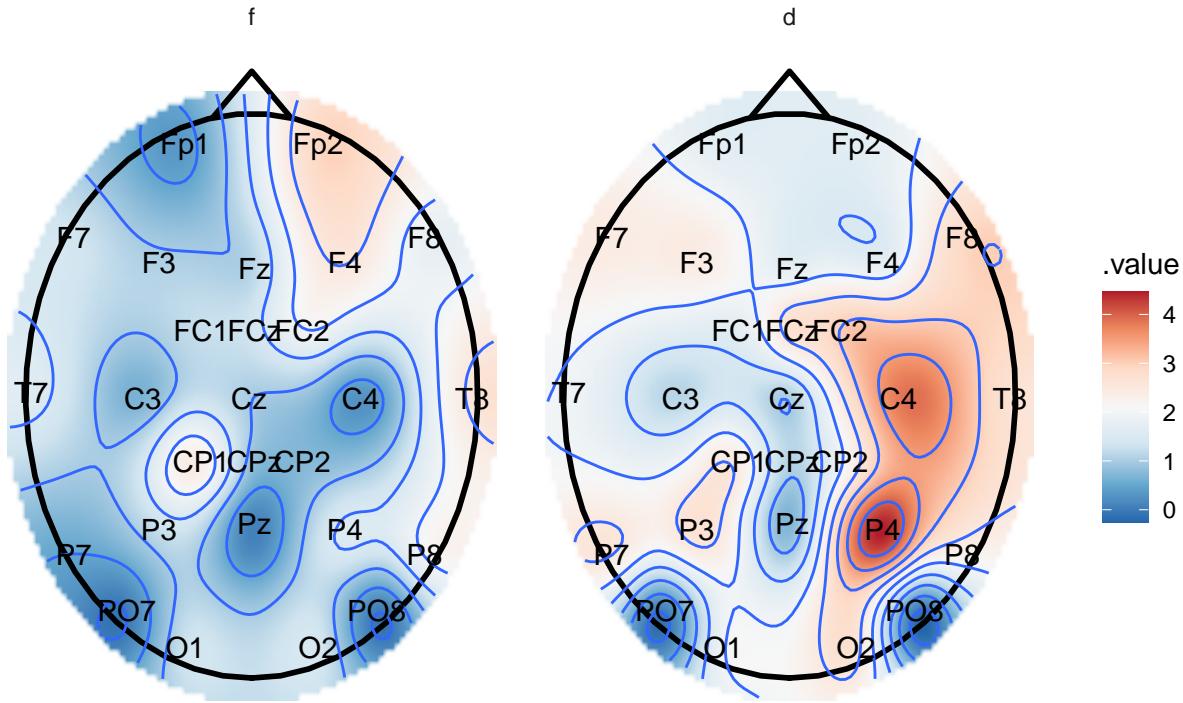


I grafici mostrano come siano molto più evidenti le differenze tra lo stimolo della paura e quello dell'oggetto rispetto alle differenze fra lo stimolo della felicità e quello dell'oggetto. In particolare, per quanto riguarda lo stimolo della paura, si ha che risulta esservi una differenza negativa (tra paura e oggetto) nei canali relativi alle aree centro-frontale, centro-parietale, parietale (non P7 e P8) e occipitale, mentre questa differenza risulta essere positiva nelle restanti aree (con l'area parieto-occipitale al limite tra i due tipi di aree)

```
p_valz <- matrix(-log(s_m_res[,5]), nrow=4, ncol=27, byrow=FALSE)

data_1 %>%
  group_by(condition) %>%
  summarize_at(channel_names(.), mean) %>%
  filter(condition %in% c('h', 'n')) %>%
  replace Chan(nomi_chans, p_valz[c(1,3),]) %>%
  filter(condition != 'o') %>%
  plot_topo() +
  annotate_head() +
  geom_contour() +
  geom_text(colour = "black") +
  facet_grid(~condition, scales='free') +
  ggtitle('Figura 18: -log(adj-p-values) test di permutazione multivariata (fear/disgust')
         subtitle='Dati accorpati con 1° metodo, analisi per canali')
```

Figura 18: $-\log(\text{adj}-\text{p-values})$ test di permutazione multivariata (fear/disgust vs control) Dati accorpati con 1° metodo, analisi per canali



I $-\log(p - \text{values aggiustati})$ (secondo il metodo *maxT*) per le differenze fra stimuli di disgusto e di paura con quelli dell'oggetto mostrano come le aree in cui queste differenze sono tendenzialmente più marcate sono le aree centrale, frontale e temporale destre (in particolare per lo stimolo del disgusto), mentre per entrambi gli stimoli l'area parieto-occipitale sembra essere quella dove queste differenze risultano essere meno marcate

2° Metodo di accorpamento

Ora procediamo con le analisi con i dati accorpati secondo il secondo metodo (con il massimo valore nell'intervallo 130-200 ms), per vedere se ci sono differenze sostanziali con il primo metodo di accorpamento.

```
# accorpamento con il secondo metodo
data_2 <- iso_pick(data_seg, interval_ms = c(130,200),
                     sampl_rate_hz = 500, method = 'max')
```

Analisi per canali

Le analisi verranno effettuate direttamente sui dati non accorpati per area (tendendo direttamente il canale) per semplicità di esposizione e in quanto spesso i due approcci d'analisi hanno molti punti in comune

```

# sistemazione dati
db_2 <- data_2 %>%
  as_tibble() %>%
  mutate(.key = factor(.key))

# gestione contrasti
contrasts(db_2$condition) <- contr.sum
contrasts(db_2$key) <- contr.sum

```

Modello Lineare ad Effetti Misti

Ora adattiamo sui dati direttamente un modello a effetti misti, perchè per ora sembra essere il modello con un miglior adattamento ai dati, perchè tiene considerazione (in parte) la correlazione presente fra i canali e perchè può essere adattato direttamente sui dati in *long-format*

```

# modello lineare ad effetti casuali
mod_2_1 <- gam(.value~0+ .key * condition + s(.key, .subj, bs = 're'),
                 data = db_2, method = 'REML')
anova(mod_2_1)

```

```

##
## Family: gaussian
## Link function: identity
##
## Formula:
## .value ~ 0 + .key * condition + s(.key, .subj, bs = "re")
##
## Parametric Terms:
##             df      F p-value
## .key        27  48.91  <2e-16
## condition     4 283.78  <2e-16
## .key:condition 104 17.67  <2e-16
##
## Approximate significance of smooth terms:
##          edf Ref.df      F p-value
## s(.key,.subj) 500.2  513.0 39.2  <2e-16

```

Anche qui, come nel modello ad effetti misti adattato sui dati accorpati con la media, si ha che globalmente sia la variabile relativa al canale, che quella relativa alla condizione, che la loro interazione risultano ridurre in maniera significativamente diversa da zero la varianza residua del modello

```
summary(mod_2_1)
```

```

##
## Family: gaussian

```

```

## Link function: identity
##
## Formula:
## .value ~ 0 + .key * condition + s(.key, .subj, bs = "re")
##
## Parametric coefficients:
##                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## .keyC3                  1.836224  0.443654  4.139 3.63e-05 ***
## .keyC4                  2.023470  0.443654  4.561 5.39e-06 ***
## .keyCP1                 2.315297  0.443654  5.219 1.98e-07 ***
## .keyCP2                 2.293463  0.443654  5.169 2.57e-07 ***
## .keyCPz                 3.154513  0.443654  7.110 1.59e-12 ***
## .keyCz                  3.796022  0.443654  8.556 < 2e-16 ***
## .keyF3                  3.468190  0.443654  7.817 8.53e-15 ***
## .keyF4                  3.915284  0.443654  8.825 < 2e-16 ***
## .keyF7                  1.782134  0.443654  4.017 6.11e-05 ***
## .keyF8                  2.537784  0.443654  5.720 1.22e-08 ***
## .keyFC1                 3.761047  0.443654  8.477 < 2e-16 ***
## .keyFC2                 3.832214  0.443654  8.638 < 2e-16 ***
## .keyFCz                 4.183994  0.443654  9.431 < 2e-16 ***
## .keyFp1                 2.440503  0.443654  5.501 4.25e-08 ***
## .keyFp2                 2.985048  0.443654  6.728 2.22e-11 ***
## .keyFz                  4.061826  0.443654  9.155 < 2e-16 ***
## .keyO1                  5.075286  0.443654  11.440 < 2e-16 ***
## .keyO2                  4.146643  0.443654  9.347 < 2e-16 ***
## .keyP3                  1.232166  0.443654  2.777 0.005531 **
## .keyP4                  2.075364  0.443654  4.678 3.09e-06 ***
## .keyP7                  1.724548  0.443654  3.887 0.000105 ***
## .keyP8                  2.176284  0.443654  4.905 1.01e-06 ***
## .keyP07                 4.378666  0.443654  9.870 < 2e-16 ***
## .keyP08                 4.672679  0.443654  10.532 < 2e-16 ***
## .keyPz                  2.281275  0.443654  5.142 2.97e-07 ***
## .keyT7                  -0.351529  0.443654 -0.792 0.428247
## .keyT8                  0.080815  0.443654  0.182 0.855477
## condition1              0.289790  0.026932  10.760 < 2e-16 ***
## condition2              0.184373  0.026932  6.846 9.99e-12 ***
## condition3              0.321248  0.026932  11.928 < 2e-16 ***
## condition4              0.098112  0.026932  3.643 0.000276 ***
## .key1:condition1         -0.008538  0.137326 -0.062 0.950433
## .key2:condition1         0.297172  0.137326  2.164 0.030580 *
## .key3:condition1         0.164920  0.137326  1.201 0.229915
## .key4:condition1         0.282180  0.137326  2.055 0.040023 *
## .key5:condition1         0.359980  0.137326  2.621 0.008823 **
## .key6:condition1         0.519623  0.137326  3.784 0.000159 ***
## .key7:condition1         0.284027  0.137326  2.068 0.038740 *

```

```

## .key8:condition1  0.516773  0.137326  3.763 0.000172 ***
## .key9:condition1 -0.183677  0.137326 -1.338 0.181199
## .key10:condition1 0.145638  0.137326  1.061 0.289029
## .key11:condition1 0.425199  0.137326  3.096 0.001986 **
## .key12:condition1 0.591029  0.137326  4.304 1.76e-05 ***
## .key13:condition1 0.631424  0.137326  4.598 4.52e-06 ***
## .key14:condition1 0.064063  0.137326  0.467 0.640906
## .key15:condition1 0.114561  0.137326  0.834 0.404249
## .key16:condition1 0.589771  0.137326  4.295 1.83e-05 ***
## .key17:condition1 -0.599363  0.137326 -4.365 1.34e-05 ***
## .key18:condition1 -0.390225  0.137326 -2.842 0.004533 **
## .key19:condition1 -0.412297  0.137326 -3.002 0.002711 **
## .key20:condition1 -0.277616  0.137326 -2.022 0.043349 *
## .key21:condition1 -0.581962  0.137326 -4.238 2.36e-05 ***
## .key22:condition1 -0.721076  0.137326 -5.251 1.67e-07 ***
## .key23:condition1 -0.616798  0.137326 -4.491 7.46e-06 ***
## .key24:condition1 -0.456921  0.137326 -3.327 0.000892 ***
## .key25:condition1 0.169166  0.137326  1.232 0.218145
## .key26:condition1 -0.538036  0.137326 -3.918 9.22e-05 ***
## .key1:condition2  0.068166  0.137326  0.496 0.619679
## .key2:condition2  0.065539  0.137326  0.477 0.633232
## .key3:condition2  0.079343  0.137326  0.578 0.563481
## .key4:condition2 -0.019114  0.137326 -0.139 0.889317
## .key5:condition2  0.142186  0.137326  1.035 0.300609
## .key6:condition2  0.184113  0.137326  1.341 0.180167
## .key7:condition2  0.224083  0.137326  1.632 0.102883
## .key8:condition2  0.199781  0.137326  1.455 0.145879
## .key9:condition2  0.024701  0.137326  0.180 0.857272
## .key10:condition2 0.107233  0.137326  0.781 0.434975
## .key11:condition2 0.254732  0.137326  1.855 0.063747 .
## .key12:condition2 0.230029  0.137326  1.675 0.094075 .
## .key13:condition2 0.261098  0.137326  1.901 0.057402 .
## .key14:condition2 0.143815  0.137326  1.047 0.295106
## .key15:condition2 0.194525  0.137326  1.417 0.156774
## .key16:condition2 0.310295  0.137326  2.260 0.023953 *
## .key17:condition2 -0.061244  0.137326 -0.446 0.655661
## .key18:condition2 -0.074708  0.137326 -0.544 0.586485
## .key19:condition2 -0.164944  0.137326 -1.201 0.229846
## .key20:condition2 -0.326941  0.137326 -2.381 0.017367 *
## .key21:condition2 -0.418579  0.137326 -3.048 0.002332 **
## .key22:condition2 -0.565614  0.137326 -4.119 3.96e-05 ***
## .key23:condition2 -0.290525  0.137326 -2.116 0.034500 *
## .key24:condition2 -0.404855  0.137326 -2.948 0.003233 **
## .key25:condition2 -0.053827  0.137326 -0.392 0.695125
## .key26:condition2 -0.054019  0.137326 -0.393 0.694090

```

```

## .key1:condition3 0.046404 0.137326 0.338 0.735467
## .key2:condition3 0.152709 0.137326 1.112 0.266260
## .key3:condition3 0.186796 0.137326 1.360 0.173903
## .key4:condition3 0.190121 0.137326 1.384 0.166371
## .key5:condition3 0.405738 0.137326 2.955 0.003167 **
## .key6:condition3 0.548282 0.137326 3.993 6.77e-05 ***
## .key7:condition3 0.186394 0.137326 1.357 0.174832
## .key8:condition3 0.425803 0.137326 3.101 0.001957 **
## .key9:condition3 -0.068081 0.137326 -0.496 0.620114
## .key10:condition3 0.250624 0.137326 1.825 0.068142 .
## .key11:condition3 0.354265 0.137326 2.580 0.009956 **
## .key12:condition3 0.482613 0.137326 3.514 0.000450 ***
## .key13:condition3 0.514959 0.137326 3.750 0.000182 ***
## .key14:condition3 0.212891 0.137326 1.550 0.121233
## .key15:condition3 0.206597 0.137326 1.504 0.132624
## .key16:condition3 0.462362 0.137326 3.367 0.000774 ***
## .key17:condition3 -0.397161 0.137326 -2.892 0.003867 **
## .key18:condition3 -0.610271 0.137326 -4.444 9.30e-06 ***
## .key19:condition3 -0.414190 0.137326 -3.016 0.002592 **
## .key20:condition3 -0.179254 0.137326 -1.305 0.191931
## .key21:condition3 -0.648815 0.137326 -4.725 2.46e-06 ***
## .key22:condition3 -0.617397 0.137326 -4.496 7.31e-06 ***
## .key23:condition3 -0.492246 0.137326 -3.584 0.000346 ***
## .key24:condition3 -0.516811 0.137326 -3.763 0.000172 ***
## .key25:condition3 0.118540 0.137326 0.863 0.388130
## .key26:condition3 -0.607150 0.137326 -4.421 1.03e-05 ***
## .key1:condition4 0.113766 0.137326 0.828 0.407520
## .key2:condition4 -0.026856 0.137326 -0.196 0.844969
## .key3:condition4 0.107602 0.137326 0.784 0.433395
## .key4:condition4 0.060249 0.137326 0.439 0.660903
## .key5:condition4 0.160590 0.137326 1.169 0.242376
## .key6:condition4 0.181154 0.137326 1.319 0.187264
## .key7:condition4 0.134492 0.137326 0.979 0.327515
## .key8:condition4 -0.059119 0.137326 -0.431 0.666875
## .key9:condition4 0.119249 0.137326 0.868 0.385296
## .key10:condition4 -0.166682 0.137326 -1.214 0.224977
## .key11:condition4 0.146514 0.137326 1.067 0.286140
## .key12:condition4 0.009748 0.137326 0.071 0.943418
## .key13:condition4 0.136360 0.137326 0.993 0.320842
## .key14:condition4 0.046540 0.137326 0.339 0.734721
## .key15:condition4 -0.011123 0.137326 -0.081 0.935454
## .key16:condition4 0.096399 0.137326 0.702 0.482777
## .key17:condition4 0.013997 0.137326 0.102 0.918827
## .key18:condition4 0.054179 0.137326 0.395 0.693230
## .key19:condition4 -0.063890 0.137326 -0.465 0.641805

```

```

## .key20:condition4  0.031179  0.137326  0.227  0.820414
## .key21:condition4 -0.215113  0.137326 -1.566  0.117399
## .key22:condition4 -0.349074  0.137326 -2.542  0.011097 *
## .key23:condition4 -0.209108  0.137326 -1.523  0.127985
## .key24:condition4 -0.173608  0.137326 -1.264  0.206301
## .key25:condition4  0.130411  0.137326  0.950  0.342403
## .key26:condition4  0.038032  0.137326  0.277  0.781847
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Approximate significance of smooth terms:
##          edf Ref.df   F p-value
## s(.key,.subj) 500.2    513 39.2 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## R-sq.(adj) =  0.923  Deviance explained = 94.1%
## -REML =  3930  Scale est. = 0.4896 n = 2700

```

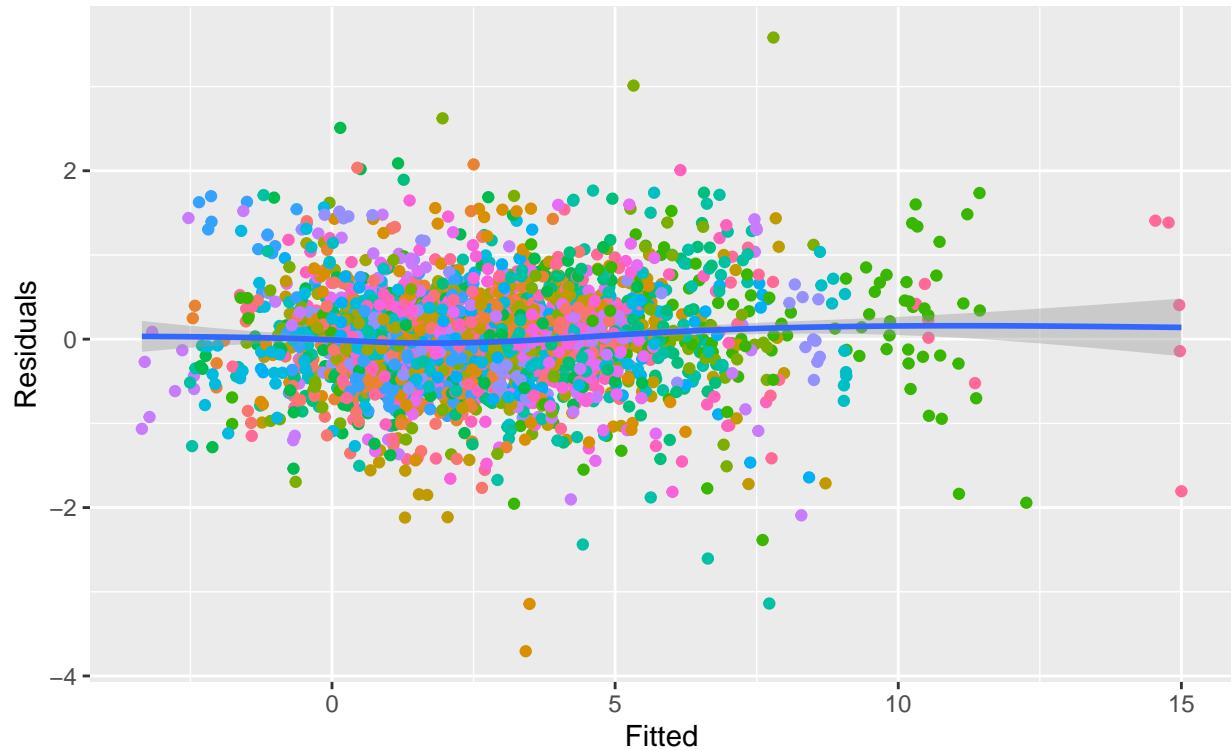
Anche qui, come nel modello ad effetti misti adattato sui dati accorpati con la media, si ha che i coefficienti dei parametri risultati significativamente diversi da zero sono principalmente quelli relativi ai canali e quelli relativi alle interazioni tra stimolo fear/disgust (differenza tra fear/disgust e object) e i canali (con qualche eccezione per le interazioni tra canale e lo stimolo *happiness*). Inoltre sono risultati significativamente diversi da zero anche i coefficienti relativi agli effetti principali delle condizioni *fear*, *happiness* e *disgust* (coefficienti relativi alle differenze tra questi stimoli e lo stimolo dell'*oggetto*) e con segno positivo: pertanto con questo metodo di accorpamento si ha che l'effetto principale degli stimoli riguarda principalmente i canali con il picco positivo.

```

ggplot(data=data.frame(Residuals = residuals(mod_2_1),
                      Fitted = fitted.values(mod_2_1), subj=db_2$subj)) +
  geom_point(aes(x=Fitted, y=Residuals,color=subj)) +
  geom_smooth(aes(x=Fitted, y=Residuals)) +
  theme(legend.position = "none") +
  ggtitle('Figura 19: Residuals vs Fitted (per canale)',
  subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 2° metodo')

```

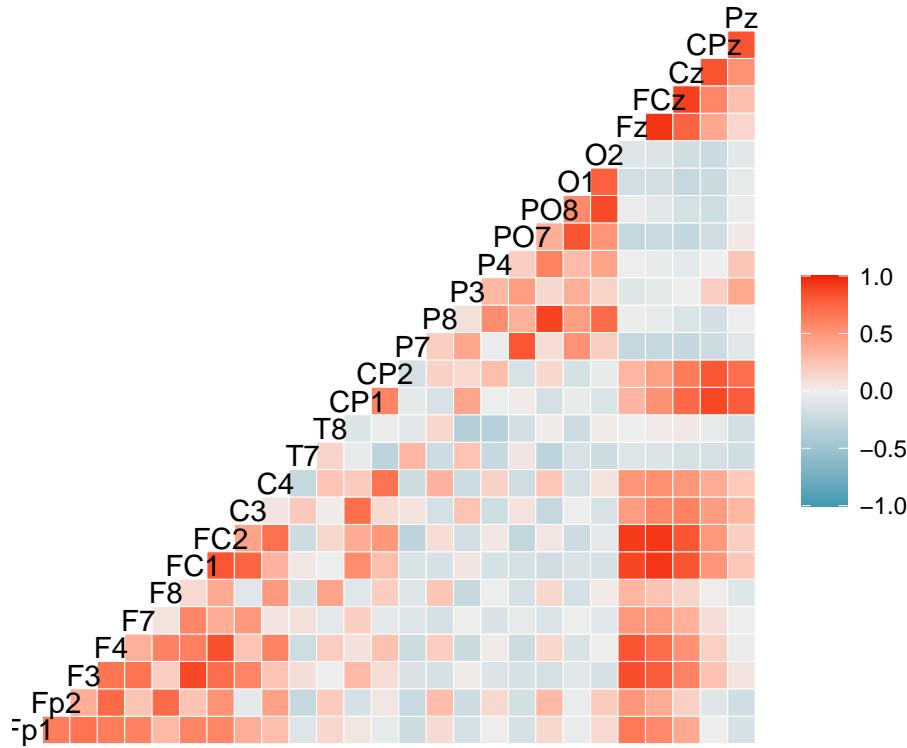
Figura 19: Residuals vs Fitted (per canale)
 modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 2° metodo



```
tibble(.residuals = mod_2_1$residuals, .key = db_2$key) %>%
  pivot_wider(names_from = .key, values_from = .residuals) %>%
  apply(2, unlist) %>% ggcorr() +
  ggttitle('Figura 20: Correlazione tra i Residui Stratificati (per canale)',  

           subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 2° metodo')
```

Figura 20: Correlazione tra i Residui Stratificati (per canale)
modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 2° metodo



Il grafico dei residui e l'elevato R^2 corretto (92%) indicano un soddisfacente adattamento del modello ai dati.

Tuttavia, anche se utilizzando questo metodo di accorpamento la correlazione tra i canali si è ridotta (figura 20) rispetto all'utilizzo del primo metodo (figura 16), può essere più corretto procedere, come fatto in precedenza, utilizzando un approccio basato sui test di permutazione

Test di Permutazione Multivariati

Come per il primo metodo di accorpamento effettuiamo un test di permutazione multivariato (congiuntamente sul potenziale nei 27 canali), utilizzando come covariata d'interesse la condizione (lo stimolo) e trattando il soggetto come variabile confondente

```
# creazione tibble in wide-format per l'analisi 27-dim
tbl_2_m <- data.frame(matrix(unlist(tapply(db_2$value, db_2$key,
                                             function(x) x)), nrow=100, ncol=27),
                       tapply(db_2$condition, db_2$key, function(x) x)$C4,
                       tapply(db_2$.subj, db_2$key, function(x) x)$C4)

colnames(tbl_2_m) <- c(unique(as.character(db_2$key)), 'condition', '.subj')

tbl_2_m$condition <- relevel(tbl_2_m$condition, ref = 'o')
```

```

# test di permutazione multivariato
mod_2_2 <- flip(.~condition, Z=~.subj, data=tbl_2_m, perms=1000) # Strata = ~.subj
summary(flip.adjust(mod_2_2,method='maxT'))

## Call:
##  flip(Y = . ~ condition, Z = ~.subj, data = tbl_2_m, perms = 1000)
## 999 permutations.
##
##                                Test     Stat tail p-value Adjust:maxT sig.
## Fp1_|_condition.f.    t  1.7416  ><  0.0880      0.9220
## Fp1_|_condition.h.    t  1.5578  ><  0.1080      0.9670
## Fp1_|_condition.d.    t  2.3095  ><  0.0190      0.5630
## Fp1_|_condition.n.    t  1.3008  ><  0.2080      0.9920
## Fp2_|_condition.f.    t  3.3030  ><  0.0050      0.0750
## Fp2_|_condition.h.    t  1.3303  ><  0.1620      0.9900
## Fp2_|_condition.d.    t  2.6029  ><  0.0110      0.3530
## Fp2_|_condition.n.    t  0.3753  ><  0.6840      1.0000
## F3_|_condition.f.    t  2.3562  ><  0.0230      0.5400
## F3_|_condition.h.    t  1.3345  ><  0.1860      0.9900
## F3_|_condition.d.    t  2.6568  ><  0.0050      0.3210
## F3_|_condition.n.    t  1.0363  ><  0.3030      1.0000
## F4_|_condition.f.    t  3.0964  ><  0.0060      0.1290
## F4_|_condition.h.    t  0.8470  ><  0.3910      1.0000
## F4_|_condition.d.    t  2.7340  ><  0.0050      0.2750
## F4_|_condition.n.    t  0.8114  ><  0.4150      1.0000
## F7_|_condition.f.    t  2.6165  ><  0.0120      0.3430
## F7_|_condition.h.    t  1.2728  ><  0.1920      0.9920
## F7_|_condition.d.    t  2.9612  ><  0.0040      0.1720
## F7_|_condition.n.    t  1.0044  ><  0.3140      1.0000
## F8_|_condition.f.    t  2.8311  ><  0.0080      0.2270
## F8_|_condition.h.    t  1.2382  ><  0.1990      0.9920
## F8_|_condition.d.    t  3.0664  ><  0.0050      0.1410
## F8_|_condition.n.    t  0.9344  ><  0.3410      1.0000
## FC1_|_condition.f.   t  2.5687  ><  0.0110      0.3760
## FC1_|_condition.h.   t  1.7905  ><  0.0790      0.8990
## FC1_|_condition.d.   t  2.2513  ><  0.0210      0.6050
## FC1_|_condition.n.   t  1.0054  ><  0.3000      1.0000
## FC2_|_condition.f.   t  3.1463  ><  0.0030      0.1190
## FC2_|_condition.h.   t  1.4284  ><  0.1510      0.9860
## FC2_|_condition.d.   t  2.8876  ><  0.0070      0.1980
## FC2_|_condition.n.   t  0.1431  ><  0.8660      1.0000
## C3_|_condition.f.    t  0.7886  ><  0.4140      1.0000
## C3_|_condition.h.    t  1.5724  ><  0.1160      0.9660
## C3_|_condition.d.    t  1.9186  ><  0.0580      0.8410

```

## C3_ _condition.n.	t	1.6368	><	0.1100	0.9570
## C4_ _condition.f.	t	2.3107	><	0.0310	0.5630
## C4_ _condition.h.	t	1.5183	><	0.1200	0.9730
## C4_ _condition.d.	t	3.1151	><	0.0040	0.1260
## C4_ _condition.n.	t	-0.3520	><	0.7210	1.0000
## T7_ _condition.f.	t	2.7718	><	0.0070	0.2590
## T7_ _condition.h.	t	1.6511	><	0.0930	0.9540
## T7_ _condition.d.	t	2.6046	><	0.0120	0.3510
## T7_ _condition.n.	t	0.9086	><	0.3550	1.0000
## T8_ _condition.f.	t	3.2706	><	0.0030	0.0820
## T8_ _condition.h.	t	1.4608	><	0.1320	0.9840
## T8_ _condition.d.	t	2.9504	><	0.0040	0.1740
## T8_ _condition.n.	t	0.3753	><	0.6730	1.0000
## CP1_ _condition.f.	t	3.0963	><	0.0040	0.1290
## CP1_ _condition.h.	t	1.4298	><	0.1430	0.9860
## CP1_ _condition.d.	t	2.7799	><	0.0100	0.2530
## CP1_ _condition.n.	t	0.7453	><	0.4390	1.0000
## CP2_ _condition.f.	t	1.8910	><	0.0660	0.8480
## CP2_ _condition.h.	t	1.7481	><	0.0820	0.9220
## CP2_ _condition.d.	t	2.9443	><	0.0030	0.1750
## CP2_ _condition.n.	t	0.7583	><	0.4360	1.0000
## P7_ _condition.f.	t	2.0561	><	0.0540	0.7510
## P7_ _condition.h.	t	1.9202	><	0.0530	0.8410
## P7_ _condition.d.	t	2.7382	><	0.0070	0.2750
## P7_ _condition.n.	t	0.4310	><	0.6630	1.0000
## P8_ _condition.f.	t	3.0214	><	0.0060	0.1570
## P8_ _condition.h.	t	1.6335	><	0.1050	0.9570
## P8_ _condition.d.	t	2.6590	><	0.0130	0.3180
## P8_ _condition.n.	t	0.6330	><	0.5010	1.0000
## P3_ _condition.f.	t	-1.5658	><	0.1230	0.9660
## P3_ _condition.h.	t	0.6145	><	0.5700	1.0000
## P3_ _condition.d.	t	-0.3783	><	0.6900	1.0000
## P3_ _condition.n.	t	0.5593	><	0.5720	1.0000
## P4_ _condition.f.	t	-0.4741	><	0.6260	1.0000
## P4_ _condition.h.	t	0.5178	><	0.6290	1.0000
## P4_ _condition.d.	t	-1.3792	><	0.1470	0.9880
## P4_ _condition.n.	t	0.7203	><	0.4650	1.0000
## P07_ _condition.f.	t	-1.1922	><	0.2160	0.9930
## P07_ _condition.h.	t	0.1874	><	0.8370	1.0000
## P07_ _condition.d.	t	-0.9009	><	0.3700	1.0000
## P07_ _condition.n.	t	0.3302	><	0.7650	1.0000
## P08_ _condition.f.	t	0.0910	><	0.9260	1.0000
## P08_ _condition.h.	t	-1.0736	><	0.2850	1.0000
## P08_ _condition.d.	t	1.0692	><	0.2910	1.0000
## P08_ _condition.n.	t	0.9723	><	0.3100	1.0000

```

## 01_|_condition.f.    t -1.5556  ><  0.1350  0.9670
## 01_|_condition.h.    t -1.2399  ><  0.1770  0.9920
## 01_|_condition.d.    t -1.7512  ><  0.0810  0.9220
## 01_|_condition.n.    t -0.6148  ><  0.5470  1.0000
## 02_|_condition.f.    t -1.7429  ><  0.0830  0.9220
## 02_|_condition.h.    t -1.5339  ><  0.1310  0.9700
## 02_|_condition.d.    t -1.1843  ><  0.2410  0.9930
## 02_|_condition.n.    t -1.0010  ><  0.3240  1.0000
## Fz_|_condition.f.    t -1.6913  ><  0.0930  0.9370
## Fz_|_condition.h.    t -0.5400  ><  0.5910  1.0000
## Fz_|_condition.d.    t -0.8726  ><  0.3640  1.0000
## Fz_|_condition.n.    t -0.5647  ><  0.5760  1.0000
## FCz_|_condition.f.   t -0.6718  ><  0.5060  1.0000
## FCz_|_condition.h.   t -0.8883  ><  0.4070  1.0000
## FCz_|_condition.d.   t -0.7870  ><  0.4250  1.0000
## FCz_|_condition.n.   t -0.3028  ><  0.7530  1.0000
## Cz_|_condition.f.    t  2.4289  ><  0.0180  0.4880
## Cz_|_condition.h.    t  0.6675  ><  0.5030  1.0000
## Cz_|_condition.d.    t  2.3201  ><  0.0120  0.5570
## Cz_|_condition.n.    t  1.1756  ><  0.2440  0.9930
## CPz_|_condition.f.   t -2.3562  ><  0.0230  0.5400
## CPz_|_condition.h.   t  1.2057  ><  0.2280  0.9930
## CPz_|_condition.d.   t -2.7465  ><  0.0080  0.2740
## CPz_|_condition.n.   t  1.2604  ><  0.2260  0.9920
## Pz_|_condition.f.    t -0.6060  ><  0.5600  1.0000
## Pz_|_condition.h.    t  0.9915  ><  0.2840  1.0000
## Pz_|_condition.d.    t  0.9792  ><  0.3400  1.0000
## Pz_|_condition.n.    t -1.6124  ><  0.1110  0.9590

npc(mod_2_2)

```

```

##
##      comb.funct nVar  Stat p-value
## V1      Fisher  108 253.6  0.0030

```

Attuando una procedura di controllo della molteplicità basata sul metodo *maxT* nessun singolo coefficiente testato è risultato essere significativamente diverso da zero; tuttavia, nel complesso, l'effetto della condizione sembra essere significativamente diverso da zero (globalmente su tutti i canali).

Guardiamo ora, come fatto in precedenza (con il primo metodo di accorpamento), il grafico dei valori della statistica e dei *−log(p-values aggiustati)* (secondo il metodo *maxT*) derivati dai test di permutazione, e guardiamo ora a quelli relativi al confronto fra *disgust* e *oggetto* e tra *neutral* e *oggetto* (in figura 21, mentre in figura 22 si mostrano i confronti tra *fear* e *oggetto* e tra *disgust* e *oggetto*) per tutti i canali.

```

nomi_chans <- names(tbl_2_m)[1:27]

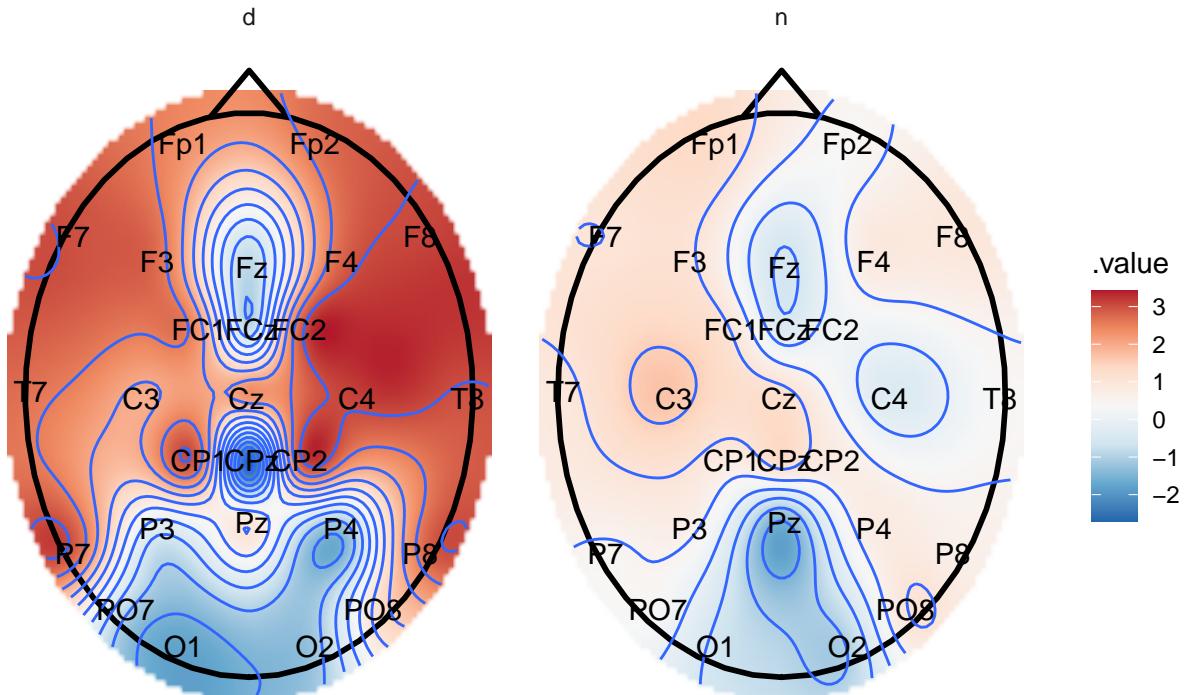
s_m_res2 <- flip.adjust(mod_2_2,method='maxT')@res

t_valz <- matrix(s_m_res2[,2],nrow=4,ncol=27,byrow=FALSE)

data_2 %>%
  group_by(condition) %>%
  summarize_at(channel_names(.),mean) %>%
  filter(condition %ni% c('f','h')) %>%
  replace Chan(nomi_chans,t_valz[3:4,]) %>%
  filter(condition != 'o') %>%
  plot_topo() +
  annotate_head() +
  geom_contour() +
  geom_text(colour = "black") +
  facet_grid(~condition,scale='free') +
  ggtitle('Figura 21: Stat-values test di permutazione multivariata (disgust/neutral vs
  subtitle='Dati accorpati con 2° metodo, analisi per canali')

```

Figura 21: Stat-values test di permutazione multivariata (disgust/neutral vs obj)
Dati accorpati con 2° metodo, analisi per canali



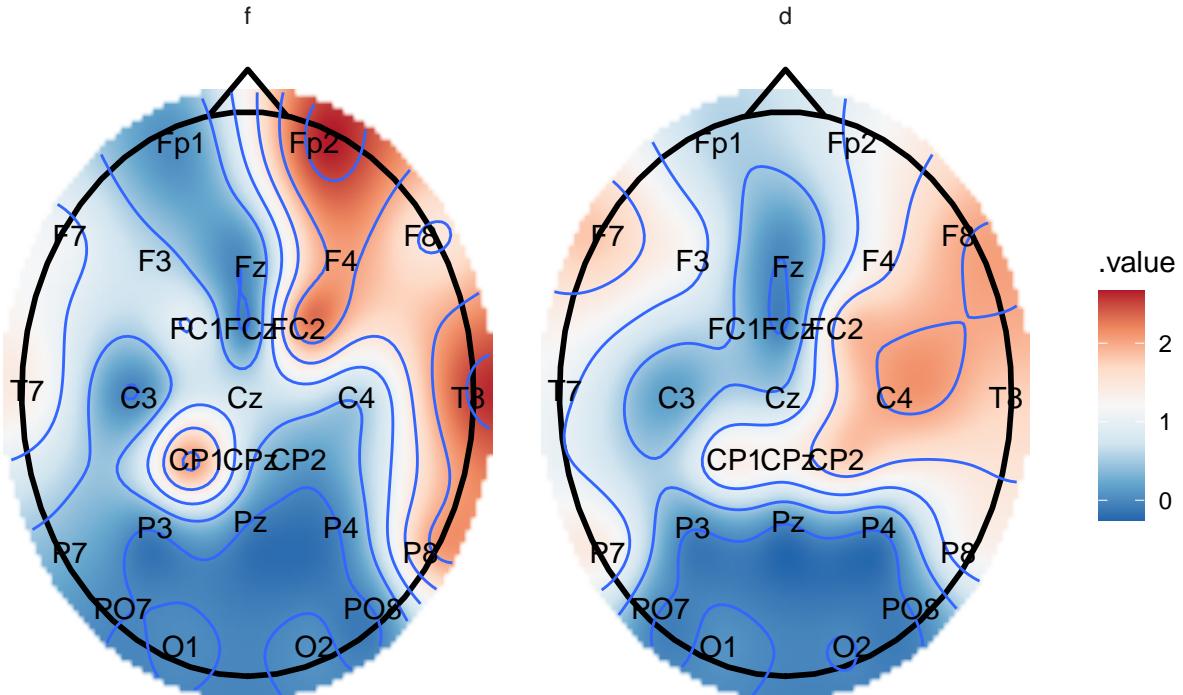
I grafici, come per il modello adattato sui dati accorpati con il primo metodo, mostrano come siano molto più evidenti le differenze tra lo stimolo della paura e quello dell'oggetto

rispetto alle differenze fra lo stimolo della felicità e quello dell'oggetto. In particolare, per quanto riguarda lo stimolo della paura, si ha che risulta esservi una differenza negativa (tra paura e oggetto) nei canali relativi alle aree centro-frontale, centro-parietale, parietale (non P7 e P8) e occipitale, mentre questa differenza risulta essere positiva nelle restanti aree (con l'area parieto-occipitale al limite tra i due tipi di aree, con valori della statistica leggermente negativi)

```
p_valz <- matrix(-log(s_m_res2[,5]), nrow=4, ncol=27, byrow=FALSE)

data_2 %>%
  group_by(condition) %>%
  summarize_at(channel_names(.), mean) %>%
  filter(condition %ni% c('h','n')) %>%
  replace_chan(nomi_chans, p_valz[c(1,3),]) %>%
  filter(condition != 'o') %>%
  plot_topo() +
  annotate_head() +
  geom_contour() +
  geom_text(colour = "black") +
  facet_grid(~condition, scale='free') +
  ggtitle('Figura 22: -log(adj-p-values) test di permutazione multiv. (fear/disgust vs obj)')
  subtitle='Dati accorpati con 2° metodo, analisi per canali')
```

Figura 22: $-\log(\text{adj-p-values})$ test di permutazione multiv. (fear/disgust vs obj)
Dati accorpati con 2° metodo, analisi per canali



Similmente ai risultati ottenuti sui dati accorpati con il primo metodo, si ha che i $-log(p - values \ aggiustati)$ (secondo il metodo $maxT$) per le differenze fra stimoli di disgusto e di paura con quelli dell'oggetto mostrano come le aree in cui queste differenze sono tendenzialmente più marcate sono le aree centrale, frontale e temporale destre (in particolare per lo stimolo della paura). Invece, a differenza della situazione precedente, le aree non incluse in quelle ‘significative’ (principalmente i canali relativi ai lobi occipitale e parietale) presentano quasi tutte un p-value corretto pari ad 1 (e non solo l’area parieto-occipitale come prima).

3° Metodo di accorpamento

Ora accorpiamo le osservazioni utilizzando il terzo metodo (differenza tra il massimo nell’intervallo 50-130 ms e il minimo nell’intervallo 130-200 ms) per vedere le analogie e le diversità con i metodi precedenti

```
# accorpamento con il terzo metodo
data_3 <- iso_pick(data_seg, interval_ms = c(50,200),
                     sampl_rate_mhz = 500, method = 'min-max')
```

Analisi per canali

Anche qui passiamo direttamente all’analisi del potenziale fra i vari canali, senza passare per l’analisi per aree cerebrali

```
# sistemazione dati
db_3 <- data_3 %>%
  as_tibble() %>%
  mutate(.key = factor(.key))

# gestione contrasti
contrasts(db_3$condition) <- contr.sum
contrasts(db_3$key) <- contr.sum
```

Modello Lineare

Iniziamo con un modello lineare, utilizzando come covariate: il canale (senza intercetta), la condizione, l’interazione tra canale e condizione e il soggetto

```
# modello lineare
mod_3_1 <- lm(.value ~ 0 + .key * condition + .subj, data=db_3)
Anova(mod_3_1, p.adjust.methods=TRUE, type=3)

## Anova Table (Type III tests)
##
## Response: .value
```

```

##          Sum Sq Df  F value    Pr(>F)
## .key        43327 27 322.1486 < 2.2e-16 ***
## condition     845   4 42.4345 < 2.2e-16 ***
## .subj        8169  19 86.3153 < 2.2e-16 ***
## .key:condition 1952 104   3.7679 < 2.2e-16 ***
## Residuals    12682 2546
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Gli effetti di tutte e 4 le variabili introdotte nel modello sono risultati significativamente diversa da zero

```
summary(glht(mod_3_1, linfct = mcp(condition = 'Tukey'), type='holm'))
```

```

##
##   Simultaneous Tests for General Linear Hypotheses
##
##   Multiple Comparisons of Means: Tukey Contrasts
##
##
## Fit: lm(formula = .value ~ 0 + .key * condition + .subj, data = db_3)
##
## Linear Hypotheses:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## h - f == 0  0.01482   0.13583   0.109  1.0000
## d - f == 0  0.20296   0.13583   1.494  0.5663
## n - f == 0 -0.19851   0.13583  -1.461  0.5877
## o - f == 0 -1.35763   0.13583  -9.995 <1e-04 ***
## d - h == 0  0.18814   0.13583   1.385  0.6373
## n - h == 0 -0.21333   0.13583  -1.571  0.5165
## o - h == 0 -1.37245   0.13583 -10.104 <1e-04 ***
## n - d == 0 -0.40147   0.13583  -2.956  0.0261 *
## o - d == 0 -1.56059   0.13583 -11.490 <1e-04 ***
## o - n == 0 -1.15912   0.13583  -8.534 <1e-04 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## (Adjusted p values reported -- single-step method)

```

```
summary(mod_3_1)
```

```

##
## Call:
## lm(formula = .value ~ 0 + .key * condition + .subj, data = db_3)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -8.7468 -1.0029  0.0421  1.0099 17.8798

```

```

##  

## Coefficients:  

##  

## Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  

## .keyC3 0.197560 0.291316 0.678 0.497729  

## .keyC4 -0.023814 0.291316 -0.082 0.934856  

## .keyCP1 0.190445 0.291316 0.654 0.513338  

## .keyCP2 -0.069730 0.291316 -0.239 0.810844  

## .keyCPz 0.692062 0.291316 2.376 0.017592 *  

## .keyCz 1.189284 0.291316 4.082 4.59e-05 ***  

## .keyF3 0.511765 0.291316 1.757 0.079083 .  

## .keyF4 0.298608 0.291316 1.025 0.305446  

## .keyF7 -0.129146 0.291316 -0.443 0.657571  

## .keyF8 -0.086707 0.291316 -0.298 0.766002  

## .keyFC1 0.918811 0.291316 3.154 0.001629 **  

## .keyFC2 0.659140 0.291316 2.263 0.023742 *  

## .keyFcZ 1.194736 0.291316 4.101 4.24e-05 ***  

## .keyFp1 0.023111 0.291316 0.079 0.936775  

## .keyFp2 0.239830 0.291316 0.823 0.410435  

## .keyFz 0.827219 0.291316 2.840 0.004553 **  

## .key01 8.505018 0.291316 29.195 < 2e-16 ***  

## .key02 8.543463 0.291316 29.327 < 2e-16 ***  

## .keyP3 1.542902 0.291316 5.296 1.28e-07 ***  

## .keyP4 1.875776 0.291316 6.439 1.43e-10 ***  

## .keyP7 9.067545 0.291316 31.126 < 2e-16 ***  

## .keyP8 11.304468 0.291316 38.805 < 2e-16 ***  

## .keyP07 10.485441 0.291316 35.993 < 2e-16 ***  

## .keyP08 11.702513 0.291316 40.171 < 2e-16 ***  

## .keyPz 0.107990 0.291316 0.371 0.710894  

## .keyT7 1.119530 0.291316 3.843 0.000125 ***  

## .keyT8 1.411408 0.291316 4.845 1.34e-06 ***  

## condition1 0.267671 0.085904 3.116 0.001854 **  

## condition2 0.282493 0.085904 3.288 0.001021 **  

## condition3 0.470632 0.085904 5.479 4.71e-08 ***  

## condition4 0.069162 0.085904 0.805 0.420835  

## .subj2 0.623731 0.271653 2.296 0.021754 *  

## .subj3 1.204275 0.271653 4.433 9.68e-06 ***  

## .subj4 3.410420 0.271653 12.554 < 2e-16 ***  

## .subj5 0.536747 0.271653 1.976 0.048279 *  

## .subj6 3.273672 0.271653 12.051 < 2e-16 ***  

## .subj7 6.955687 0.271653 25.605 < 2e-16 ***  

## .subj8 0.910906 0.271653 3.353 0.000811 ***  

## .subj9 2.828169 0.271653 10.411 < 2e-16 ***  

## .subj10 2.506383 0.271653 9.226 < 2e-16 ***  

## .subj11 2.299673 0.271653 8.465 < 2e-16 ***  

## .subj12 0.026771 0.271653 0.099 0.921504

```

```

## .subj13          2.701037  0.271653  9.943 < 2e-16 ***
## .subj14          -1.304502  0.271653 -4.802 1.66e-06 ***
## .subj15          1.788609  0.271653  6.584 5.54e-11 ***
## .subj16          0.200014  0.271653  0.736 0.461627
## .subj17          1.765955  0.271653  6.501 9.58e-11 ***
## .subj18          2.256789  0.271653  8.308 < 2e-16 ***
## .subj19          2.331752  0.271653  8.584 < 2e-16 ***
## .subj20          3.683709  0.271653 13.560 < 2e-16 ***
## .key1:condition1 -0.261199  0.438028 -0.596 0.551024
## .key2:condition1 -0.243541  0.438028 -0.556 0.578264
## .key3:condition1 -0.239274  0.438028 -0.546 0.584940
## .key4:condition1 -0.225662  0.438028 -0.515 0.606473
## .key5:condition1 -0.269125  0.438028 -0.614 0.539005
## .key6:condition1 -0.341089  0.438028 -0.779 0.436233
## .key7:condition1 -0.316518  0.438028 -0.723 0.469994
## .key8:condition1 -0.204338  0.438028 -0.466 0.640902
## .key9:condition1 -0.365967  0.438028 -0.835 0.403521
## .key10:condition1 -0.316113  0.438028 -0.722 0.470562
## .key11:condition1 -0.258641  0.438028 -0.590 0.554930
## .key12:condition1 -0.338764  0.438028 -0.773 0.439366
## .key13:condition1 -0.342378  0.438028 -0.782 0.434501
## .key14:condition1 -0.293257  0.438028 -0.669 0.503242
## .key15:condition1 -0.167878  0.438028 -0.383 0.701561
## .key16:condition1 -0.335713  0.438028 -0.766 0.443498
## .key17:condition1  0.568043  0.438028  1.297 0.194811
## .key18:condition1  0.560315  0.438028  1.279 0.200952
## .key19:condition1 -0.267860  0.438028 -0.612 0.540915
## .key20:condition1 -0.266870  0.438028 -0.609 0.542411
## .key21:condition1  1.210866  0.438028  2.764 0.005745 **
## .key22:condition1  1.271597  0.438028  2.903 0.003728 **
## .key23:condition1  1.028205  0.438028  2.347 0.018984 *
## .key24:condition1  0.876185  0.438028  2.000 0.045575 *
## .key25:condition1 -0.338175  0.438028 -0.772 0.440162
## .key26:condition1  0.046013  0.438028  0.105 0.916348
## .key1:condition2   -0.278077  0.438028 -0.635 0.525591
## .key2:condition2   -0.279534  0.438028 -0.638 0.523423
## .key3:condition2   -0.129633  0.438028 -0.296 0.767294
## .key4:condition2   -0.163105  0.438028 -0.372 0.709655
## .key5:condition2   -0.089583  0.438028 -0.205 0.837968
## .key6:condition2   -0.198231  0.438028 -0.453 0.650909
## .key7:condition2   -0.256034  0.438028 -0.585 0.558926
## .key8:condition2   -0.220481  0.438028 -0.503 0.614762
## .key9:condition2   -0.284294  0.438028 -0.649 0.516376
## .key10:condition2  -0.138246  0.438028 -0.316 0.752325
## .key11:condition2  -0.295677  0.438028 -0.675 0.499725

```

```

## .key12:condition2 -0.227270 0.438028 -0.519 0.603912
## .key13:condition2 -0.278800 0.438028 -0.636 0.524515
## .key14:condition2 -0.244375 0.438028 -0.558 0.576962
## .key15:condition2 -0.305275 0.438028 -0.697 0.485910
## .key16:condition2 -0.285307 0.438028 -0.651 0.514884
## .key17:condition2 0.500863 0.438028 1.143 0.252959
## .key18:condition2 0.511312 0.438028 1.167 0.243197
## .key19:condition2 0.173063 0.438028 0.395 0.692805
## .key20:condition2 -0.066938 0.438028 -0.153 0.878555
## .key21:condition2 0.755133 0.438028 1.724 0.084840 .
## .key22:condition2 0.939337 0.438028 2.144 0.032090 *
## .key23:condition2 0.628092 0.438028 1.434 0.151721
## .key24:condition2 0.530186 0.438028 1.210 0.226240
## .key25:condition2 -0.026219 0.438028 -0.060 0.952274
## .key26:condition2 -0.270794 0.438028 -0.618 0.536491
## .key1:condition3 -0.291251 0.438028 -0.665 0.506166
## .key2:condition3 -0.457196 0.438028 -1.044 0.296696
## .key3:condition3 -0.357775 0.438028 -0.817 0.414128
## .key4:condition3 -0.446859 0.438028 -1.020 0.307749
## .key5:condition3 -0.406566 0.438028 -0.928 0.353405
## .key6:condition3 -0.328053 0.438028 -0.749 0.453968
## .key7:condition3 -0.321027 0.438028 -0.733 0.463692
## .key8:condition3 -0.594216 0.438028 -1.357 0.175038
## .key9:condition3 -0.334238 0.438028 -0.763 0.445503
## .key10:condition3 -0.808528 0.438028 -1.846 0.065032 .
## .key11:condition3 -0.246965 0.438028 -0.564 0.572932
## .key12:condition3 -0.372209 0.438028 -0.850 0.395550
## .key13:condition3 -0.287341 0.438028 -0.656 0.511891
## .key14:condition3 -0.394785 0.438028 -0.901 0.367526
## .key15:condition3 -0.463462 0.438028 -1.058 0.290126
## .key16:condition3 -0.388919 0.438028 -0.888 0.374685
## .key17:condition3 1.077872 0.438028 2.461 0.013931 *
## .key18:condition3 1.262693 0.438028 2.883 0.003976 **
## .key19:condition3 -0.282184 0.438028 -0.644 0.519494
## .key20:condition3 -0.031693 0.438028 -0.072 0.942327
## .key21:condition3 1.127407 0.438028 2.574 0.010114 *
## .key22:condition3 1.577330 0.438028 3.601 0.000323 ***
## .key23:condition3 1.078480 0.438028 2.462 0.013877 *
## .key24:condition3 1.478426 0.438028 3.375 0.000749 ***
## .key25:condition3 -0.408876 0.438028 -0.933 0.350677
## .key26:condition3 -0.107305 0.438028 -0.245 0.806497
## .key1:condition4 -0.068024 0.438028 -0.155 0.876601
## .key2:condition4 -0.060489 0.438028 -0.138 0.890178
## .key3:condition4 -0.085340 0.438028 -0.195 0.845544
## .key4:condition4 -0.053799 0.438028 -0.123 0.902259

```

```

## .key5:condition4 -0.084373 0.438028 -0.193 0.847272
## .key6:condition4 -0.080969 0.438028 -0.185 0.853362
## .key7:condition4 0.084614 0.438028 0.193 0.846840
## .key8:condition4 -0.077135 0.438028 -0.176 0.860232
## .key9:condition4 -0.083276 0.438028 -0.190 0.849234
## .key10:condition4 0.161535 0.438028 0.369 0.712324
## .key11:condition4 -0.078374 0.438028 -0.179 0.858010
## .key12:condition4 -0.091479 0.438028 -0.209 0.834587
## .key13:condition4 -0.108415 0.438028 -0.248 0.804536
## .key14:condition4 -0.152164 0.438028 -0.347 0.728332
## .key15:condition4 -0.105778 0.438028 -0.241 0.809197
## .key16:condition4 -0.073855 0.438028 -0.169 0.866119
## .key17:condition4 0.124130 0.438028 0.283 0.776906
## .key18:condition4 -0.001183 0.438028 -0.003 0.997846
## .key19:condition4 -0.004355 0.438028 -0.010 0.992069
## .key20:condition4 -0.257436 0.438028 -0.588 0.556776
## .key21:condition4 0.470215 0.438028 1.073 0.283157
## .key22:condition4 0.180646 0.438028 0.412 0.680075
## .key23:condition4 0.357557 0.438028 0.816 0.414412
## .key24:condition4 -0.148294 0.438028 -0.339 0.734977
## .key25:condition4 -0.093270 0.438028 -0.213 0.831397
## .key26:condition4 0.125279 0.438028 0.286 0.774896
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.232 on 2546 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.8965, Adjusted R-squared: 0.8903
## F-statistic: 143.3 on 154 and 2546 DF, p-value: < 2.2e-16

```

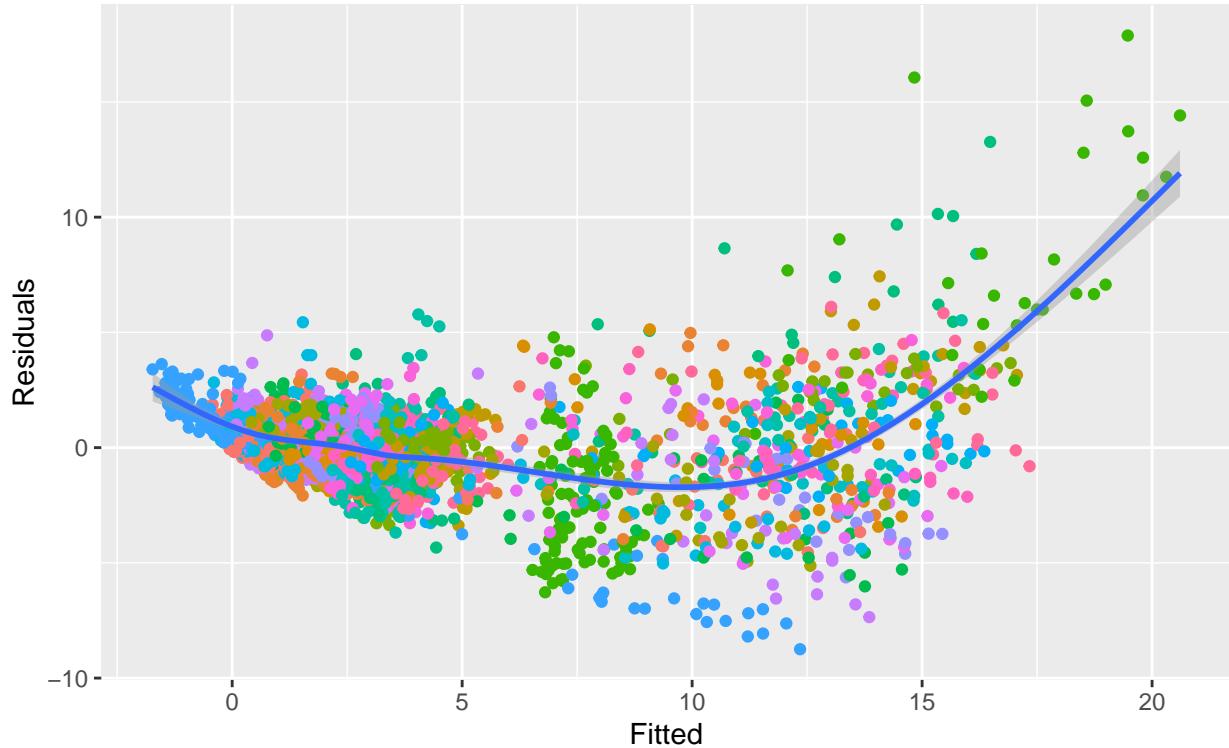
C'è da notare che, utilizzando questo metodo di accorpamento, i coefficienti relativi ai canali e alle interazioni tra canale e condizione hanno il verso opposto rispetto a prima (ora se in un canale il picco è negativo, il coefficiente sarà positivo)

```

ggplot(data=data.frame(Residuals = residuals(mod_3_1),
  Fitted = fitted.values(mod_3_1), subj=db_3$.subj)) +
  geom_point(aes(x=Fitted, y=Residuals,color=subj)) +
  geom_smooth(aes(x=Fitted, y=Residuals)) +
  theme(legend.position = "none") +
  ggtitle('Figura 23: Residuals vs Fitted (per canale)',
  subtitle='modello lineare su dati accorpati con 3° metodo')

```

Figura 23: Residuals vs Fitted (per canale)
 modello lineare su dati accorpati con 3° metodo



Dal grafico dei residui emergono dei problemi (relazione non lineare e eteroschedasticità) che, guardando l'istogramma della risposta (figura 24), possono essere dovuti dall'asimetria della sua distribuzione

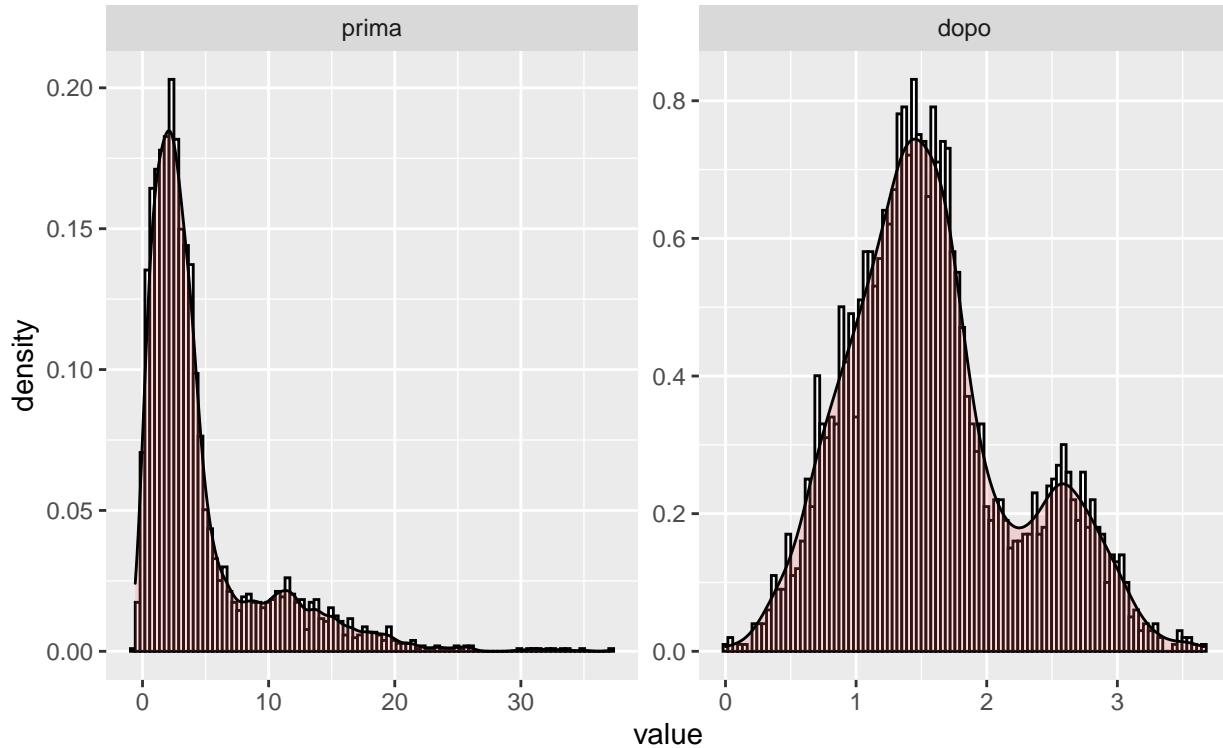
Modello Lineare su dati trasformati

Pertanto, per risolvere il problema, proviamo ad adattare il modello precedente utilizzando come variabile risposta il $\log(potenziale - \min(potenziale) + 1)$

```
lp1m <- function(x) log1p(x-min(x))
db_3 <- db_3 %>% mutate(lpmval = lp1m(.value))

ggplot(aes(x = value), data = data.frame(value = c(db_3$value, db_3$lpmval),
    trasf = relevel(factor(c(rep('prima', NROW(db_3)),
        rep('dopo', NROW(db_3)))), ref='prima')))) +
    geom_histogram(aes(y = ..density..), colour="black", fill="white", bins=100) +
    geom_density(alpha=.2, fill="#FF6666") +
    facet_wrap(~trasf, scale = 'free') +
    ggtitle('Figura 24: Istogramma e densità della variabile risposta',
    subtitle='dati accorpati con 3° metodo, risposta prima e dopo la trasformazione')
```

**Figura 24: Istogramma e densità della variabile risposta
dati accorpati con 3° metodo, risposta prima e dopo la trasformazione**



Come mostrano gli istogrammi (accompagnati dalla stima non parametrica della densità) di figura 24, la trasformazione ha ridotto notevolmente l'asimmetria della distribuzione del potenziale, tuttavia ha evidenziato la presenza di una bimodalità: questa è chiaramente causata dal fatto che stiamo guardando la distribuzione complessiva e non stratificata per canale.

Adattiamo quindi un modello lineare sui dati trasformati, utilizzando le stesse covariate introdotte nel modello precedente

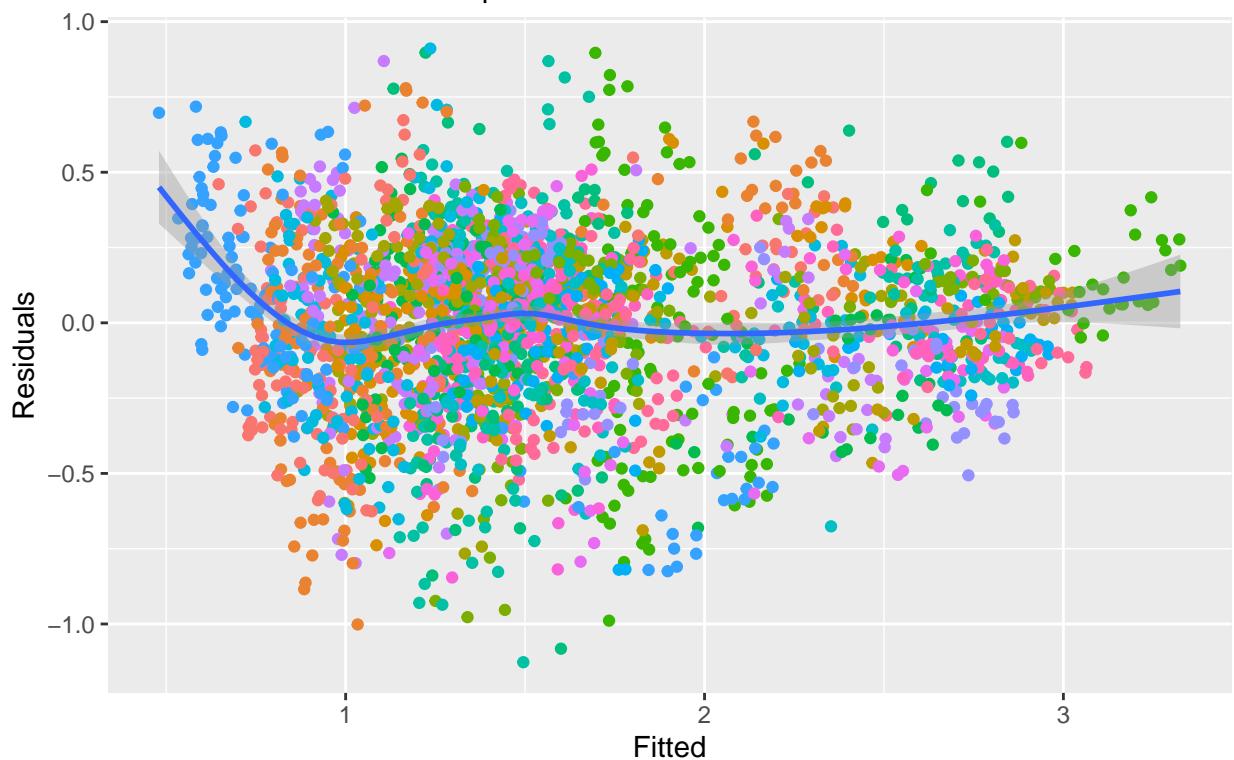
```
# modello lineare su risposta trasformata
mod_3_2 <- lm(lpmval~0+.key*condition+.subj,data=db_3)
Anova(mod_3_2,type=3,p.adjust.methods=TRUE)
```

```
## Anova Table (Type III tests)
##
## Response: lpmval
##             Sum Sq   Df F value    Pr(>F)
## .key          888.94   27 380.2197 < 2.2e-16 ***
## condition      8.40     4  24.2541 < 2.2e-16 ***
## .subj          199.45    19 121.2311 < 2.2e-16 ***
## .key:condition 16.95   104   1.8827 3.106e-07 ***
## Residuals     220.46  2546
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Anche in questo caso l'effetto di tutte le variabili introdotte nel modello è risultato essere significativamente diverso da zero

```
ggplot(data=data.frame(Residuals = residuals(mod_3_2),
                      Fitted = fitted.values(mod_3_2), subj=db_3$.subj)) +
  geom_point(aes(x=Fitted, y=Residuals,color=subj)) +
  geom_smooth(aes(x=Fitted, y=Residuals)) +
  theme(legend.position = "none") +
  ggtitle('Figura 25: Residuals vs Fitted (per canale)', subtitle='modello lineare su dati accorpati con 3° metodo e trasformati')
```

Figura 25: Residuals vs Fitted (per canale)
modello lineare su dati accorpati con 3° metodo e trasformati



```
summary(mod_3_1)$adj.r.squared

## [1] 0.8902887

summary(mod_3_2)$adj.r.squared

## [1] 0.9704634

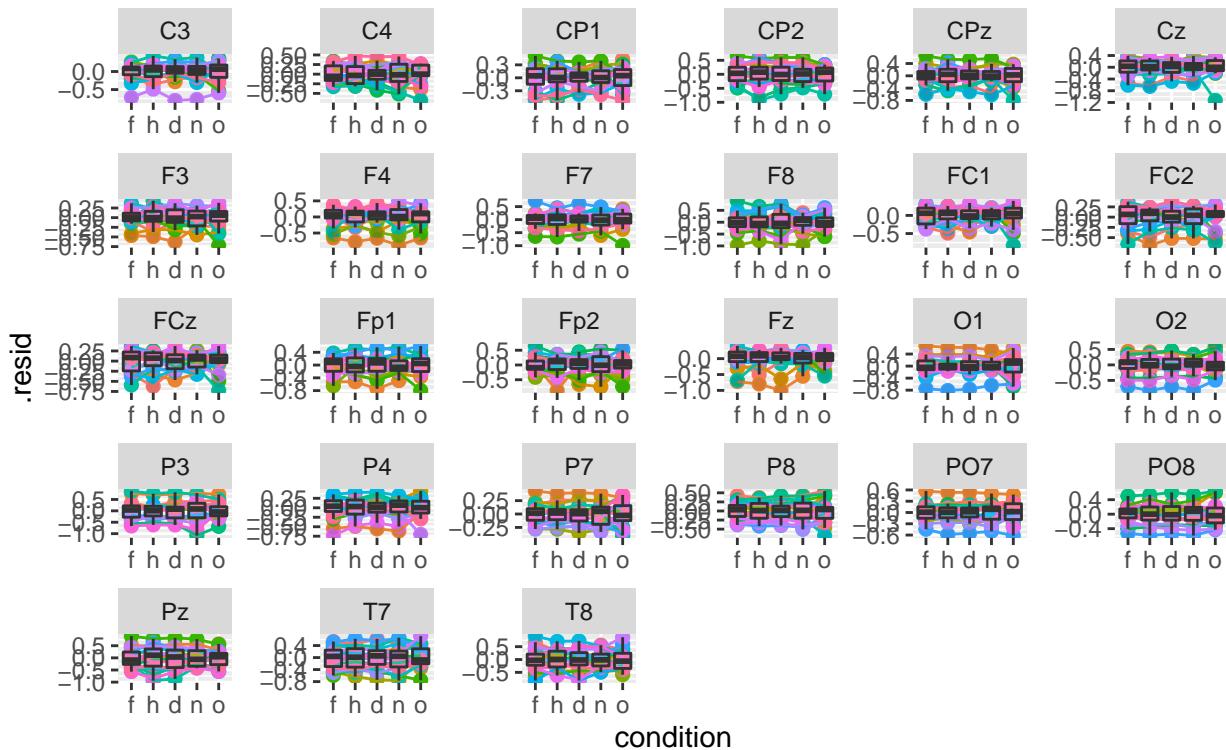
db_3 %>% cbind(.resid = residuals(mod_3_2)) %>%
  ggplot(aes(condition,.resid)) +
  geom_point(aes(group = .subj, colour = .subj),
             size=2,show.legend = FALSE) +
  geom_line(aes(group = .subj, colour = .subj),
```

```

    show.legend = FALSE) +
geom_boxplot(alpha=.1) +
facet_wrap(~.key, scale = 'free') +
ggtitle('Figura 26: Boxplot Residui (per canale)', subtitle='modello lineare su dati accorpati con 3° metodo e trasformati')

```

Figura 26: Boxplot Residui (per canale)
modello lineare su dati accorpati con 3° metodo e trasformati



Sia il grafico dei residui (figura 25) che l' R^2 corretto suggeriscono un miglior adattamento del modello lineare sui dati trasformati rispetto a quello sui dati non trasformati.

Tuttavia introducendo l'effetto del soggetto semplicemente come covariata (fissa) nel modello, anche con i dati accorpati in questo modo, non teniamo in considerazione al meglio l'effetto soggetto-specifico (come si vede anche da figura 26); inoltre non stiamo neppure prendendo in considerazione la correlazione tra i canali

Modello Lineare ad Effetti Misti su dati trasformati

Pertanto, per cercare di risolvere i due problemi sopracitati (principalmente l'effetto soggetto-specifico), come nei casi dei due accorpamenti precedenti, è stato adattato un modello lineare ad effetti misti con intercette casuali specifiche per soggetto e coefficienti casuali relativi ai canali. Data l'elevata asimmetria della distribuzione della risposta, il modello è stato adattato sulla sua trasformazione utilizzata anche nel modello precedente

```

mod_3_3 <- gam(lpmval~0+ .key * condition + s(.key, .subj, bs = 're'),
                 data = db_3, method = 'REML')

```

```
anova(mod_3_3)
```

```
##  
## Family: gaussian  
## Link function: identity  
##  
## Formula:  
## lpmval ~ 0 + .key * condition + s(.key, .subj, bs = "re")  
##  
## Parametric Terms:  
##          df      F p-value  
## .key       27 381.99 <2e-16  
## condition     4   89.14 <2e-16  
## .key:condition 104    6.92 <2e-16  
##  
## Approximate significance of smooth terms:  
##          edf Ref.df      F p-value  
## s(.key,.subj) 496.3  513.0 29.74 <2e-16
```

Anche in questo caso la riduzione di varianza residua apportata dall'introduzione di tutte le variabili nel modello è risultata essere significativamente diversa da zero

```
summary(mod_3_3)
```

```
##  
## Family: gaussian  
## Link function: identity  
##  
## Formula:  
## lpmval ~ 0 + .key * condition + s(.key, .subj, bs = "re")  
##  
## Parametric coefficients:  
##                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  
## .keyC3           1.2390932  0.0851061 14.559 < 2e-16 ***  
## .keyC4           1.1611056  0.0851061 13.643 < 2e-16 ***  
## .keyCP1          1.2246322  0.0851061 14.389 < 2e-16 ***  
## .keyCP2          1.1282578  0.0851061 13.257 < 2e-16 ***  
## .keyCPz          1.3376690  0.0851061 15.718 < 2e-16 ***  
## .keyCz           1.4497815  0.0851061 17.035 < 2e-16 ***  
## .keyF3           1.3172384  0.0851061 15.478 < 2e-16 ***  
## .keyF4           1.2443931  0.0851061 14.622 < 2e-16 ***  
## .keyF7           1.1691862  0.0851061 13.738 < 2e-16 ***  
## .keyF8           1.1565691  0.0851061 13.590 < 2e-16 ***  
## .keyFC1          1.4036949  0.0851061 16.493 < 2e-16 ***  
## .keyFC2          1.3296791  0.0851061 15.624 < 2e-16 ***  
## .keyFCz          1.4583861  0.0851061 17.136 < 2e-16 ***
```

## .keyFp1	1.1856311	0.0851061	13.931	< 2e-16	***
## .keyFp2	1.2517016	0.0851061	14.708	< 2e-16	***
## .keyFz	1.3726470	0.0851061	16.129	< 2e-16	***
## .key01	2.4009458	0.0851061	28.211	< 2e-16	***
## .key02	2.3859168	0.0851061	28.035	< 2e-16	***
## .keyP3	1.5187582	0.0851061	17.845	< 2e-16	***
## .keyP4	1.6171832	0.0851061	19.002	< 2e-16	***
## .keyP7	2.4501659	0.0851061	28.790	< 2e-16	***
## .keyP8	2.6029139	0.0851061	30.584	< 2e-16	***
## .keyP07	2.5584739	0.0851061	30.062	< 2e-16	***
## .keyP08	2.6137505	0.0851061	30.712	< 2e-16	***
## .keyPz	1.1627991	0.0851061	13.663	< 2e-16	***
## .keyT7	1.4793605	0.0851061	17.383	< 2e-16	***
## .keyT8	1.5390622	0.0851061	18.084	< 2e-16	***
## condition1	0.0160281	0.0059080	2.713	0.006724	**
## condition2	0.0344700	0.0059080	5.834	6.25e-09	***
## condition3	0.0484701	0.0059080	8.204	4.03e-16	***
## condition4	0.0091041	0.0059080	1.541	0.123474	
## .key1:condition1	-0.0262787	0.0301248	-0.872	0.383131	
## .key2:condition1	-0.0140120	0.0301248	-0.465	0.641886	
## .key3:condition1	-0.0342262	0.0301248	-1.136	0.256027	
## .key4:condition1	-0.0108687	0.0301248	-0.361	0.718293	
## .key5:condition1	-0.0345015	0.0301248	-1.145	0.252225	
## .key6:condition1	-0.0507630	0.0301248	-1.685	0.092122	.
## .key7:condition1	-0.0350445	0.0301248	-1.163	0.244838	
## .key8:condition1	-0.0075289	0.0301248	-0.250	0.802672	
## .key9:condition1	-0.0399544	0.0301248	-1.326	0.184889	
## .key10:condition1	-0.0408389	0.0301248	-1.356	0.175357	
## .key11:condition1	-0.0310824	0.0301248	-1.032	0.302293	
## .key12:condition1	-0.0571907	0.0301248	-1.898	0.057775	.
## .key13:condition1	-0.0560220	0.0301248	-1.860	0.063075	.
## .key14:condition1	-0.0243499	0.0301248	-0.808	0.419011	
## .key15:condition1	0.0140267	0.0301248	0.466	0.641538	
## .key16:condition1	-0.0546856	0.0301248	-1.815	0.069623	.
## .key17:condition1	0.0608341	0.0301248	2.019	0.043574	*
## .key18:condition1	0.0718839	0.0301248	2.386	0.017113	*
## .key19:condition1	-0.0242341	0.0301248	-0.804	0.421227	
## .key20:condition1	-0.0199088	0.0301248	-0.661	0.508764	
## .key21:condition1	0.1229171	0.0301248	4.080	4.67e-05	***
## .key22:condition1	0.1105108	0.0301248	3.668	0.000250	***
## .key23:condition1	0.0901440	0.0301248	2.992	0.002801	**
## .key24:condition1	0.0838821	0.0301248	2.784	0.005410	**
## .key25:condition1	-0.0537928	0.0301248	-1.786	0.074301	.
## .key26:condition1	0.0589894	0.0301248	1.958	0.050345	.
## .key1:condition2	-0.0282761	0.0301248	-0.939	0.348029	

```

## .key2:condition2 -0.0351533 0.0301248 -1.167 0.243376
## .key3:condition2 0.0105114 0.0301248 0.349 0.727178
## .key4:condition2 -0.0122042 0.0301248 -0.405 0.685430
## .key5:condition2 0.0149814 0.0301248 0.497 0.619022
## .key6:condition2 -0.0152226 0.0301248 -0.505 0.613389
## .key7:condition2 -0.0347895 0.0301248 -1.155 0.248288
## .key8:condition2 -0.0302784 0.0301248 -1.005 0.314967
## .key9:condition2 -0.0380828 0.0301248 -1.264 0.206313
## .key10:condition2 0.0031044 0.0301248 0.103 0.917931
## .key11:condition2 -0.0392955 0.0301248 -1.304 0.192235
## .key12:condition2 -0.0261982 0.0301248 -0.870 0.384590
## .key13:condition2 -0.0383051 0.0301248 -1.272 0.203678
## .key14:condition2 -0.0338199 0.0301248 -1.123 0.261713
## .key15:condition2 -0.0565209 0.0301248 -1.876 0.060765 .
## .key16:condition2 -0.0458560 0.0301248 -1.522 0.128112
## .key17:condition2 0.0500593 0.0301248 1.662 0.096719 .
## .key18:condition2 0.0395136 0.0301248 1.312 0.189780
## .key19:condition2 0.0700444 0.0301248 2.325 0.020161 *
## .key20:condition2 0.0076659 0.0301248 0.254 0.799158
## .key21:condition2 0.0729996 0.0301248 2.423 0.015468 *
## .key22:condition2 0.0664528 0.0301248 2.206 0.027500 *
## .key23:condition2 0.0463796 0.0301248 1.540 0.123816
## .key24:condition2 0.0258183 0.0301248 0.857 0.391520
## .key25:condition2 0.0173847 0.0301248 0.577 0.563943
## .key26:condition2 -0.0204300 0.0301248 -0.678 0.497734
## .key1:condition3 -0.0095690 0.0301248 -0.318 0.750787
## .key2:condition3 -0.0315242 0.0301248 -1.046 0.295474
## .key3:condition3 -0.0142310 0.0301248 -0.472 0.636691
## .key4:condition3 -0.0418233 0.0301248 -1.388 0.165186
## .key5:condition3 -0.0264867 0.0301248 -0.879 0.379377
## .key6:condition3 -0.0140468 0.0301248 -0.466 0.641059
## .key7:condition3 -0.0129265 0.0301248 -0.429 0.667897
## .key8:condition3 -0.0769796 0.0301248 -2.555 0.010679 *
## .key9:condition3 -0.0009922 0.0301248 -0.033 0.973729
## .key10:condition3 -0.1625504 0.0301248 -5.396 7.60e-08 ***
## .key11:condition3 -0.0011217 0.0301248 -0.037 0.970301
## .key12:condition3 -0.0195137 0.0301248 -0.648 0.517212
## .key13:condition3 -0.0137525 0.0301248 -0.457 0.648067
## .key14:condition3 -0.0357422 0.0301248 -1.186 0.235573
## .key15:condition3 -0.0428232 0.0301248 -1.422 0.155316
## .key16:condition3 -0.0461957 0.0301248 -1.533 0.125312
## .key17:condition3 0.0898099 0.0301248 2.981 0.002904 **
## .key18:condition3 0.1055649 0.0301248 3.504 0.000468 ***
## .key19:condition3 -0.0112796 0.0301248 -0.374 0.708123
## .key20:condition3 0.0283809 0.0301248 0.942 0.346246

```

```

## .key21:condition3 0.0959143 0.0301248 3.184 0.001475 **
## .key22:condition3 0.1036205 0.0301248 3.440 0.000594 ***
## .key23:condition3 0.0727904 0.0301248 2.416 0.015766 *
## .key24:condition3 0.0900099 0.0301248 2.988 0.002842 **
## .key25:condition3 -0.0456091 0.0301248 -1.514 0.130177
## .key26:condition3 0.0329944 0.0301248 1.095 0.273532
## .key1:condition4 -0.0090973 0.0301248 -0.302 0.762694
## .key2:condition4 -0.0261714 0.0301248 -0.869 0.385076
## .key3:condition4 -0.0188921 0.0301248 -0.627 0.530644
## .key4:condition4 -0.0111549 0.0301248 -0.370 0.711206
## .key5:condition4 -0.0223702 0.0301248 -0.743 0.457818
## .key6:condition4 -0.0186729 0.0301248 -0.620 0.535425
## .key7:condition4 0.0278434 0.0301248 0.924 0.355454
## .key8:condition4 -0.0276443 0.0301248 -0.918 0.358906
## .key9:condition4 -0.0230293 0.0301248 -0.764 0.444679
## .key10:condition4 0.0703886 0.0301248 2.337 0.019557 *
## .key11:condition4 -0.0029546 0.0301248 -0.098 0.921880
## .key12:condition4 -0.0141209 0.0301248 -0.469 0.639300
## .key13:condition4 -0.0130742 0.0301248 -0.434 0.664334
## .key14:condition4 -0.0333663 0.0301248 -1.108 0.268162
## .key15:condition4 -0.0270604 0.0301248 -0.898 0.369142
## .key16:condition4 -0.0006892 0.0301248 -0.023 0.981751
## .key17:condition4 0.0326044 0.0301248 1.082 0.279242
## .key18:condition4 0.0117252 0.0301248 0.389 0.697154
## .key19:condition4 -0.0188414 0.0301248 -0.625 0.531749
## .key20:condition4 -0.0392182 0.0301248 -1.302 0.193111
## .key21:condition4 0.0513212 0.0301248 1.704 0.088603 .
## .key22:condition4 0.0171176 0.0301248 0.568 0.569945
## .key23:condition4 0.0295558 0.0301248 0.981 0.326653
## .key24:condition4 -0.0059787 0.0301248 -0.198 0.842701
## .key25:condition4 -0.0078998 0.0301248 -0.262 0.793166
## .key26:condition4 0.0249463 0.0301248 0.828 0.407711
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Approximate significance of smooth terms:
##          edf Ref.df   F p-value
## s(.key,.subj) 496.3    513 29.74 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## 
## R-sq.(adj) = 0.944 Deviance explained = 95.7%
## -REML = -29.952 Scale est. = 0.02356 n = 2700

```

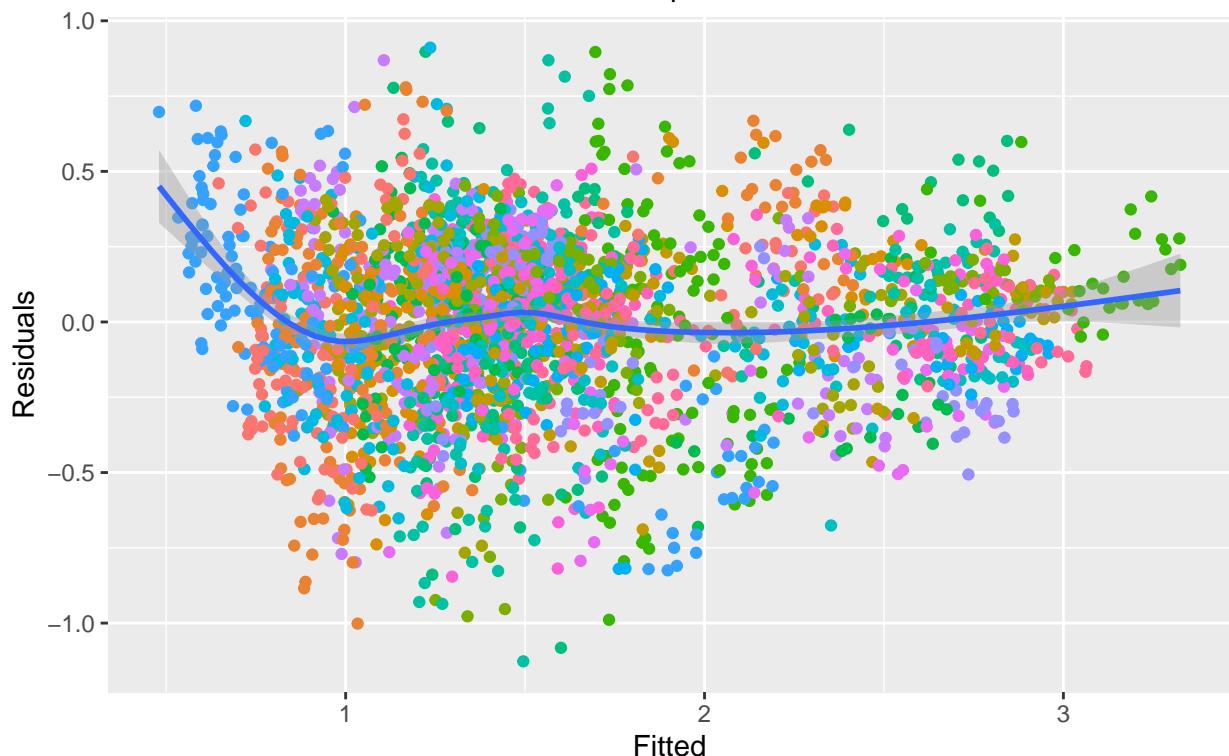
Anche qui, come nel modello ad effetti misti adattato sui dati accorpati con la media, si ha

che i coefficienti dei parametri risultati significativamente diversi da zero sono principalmente quelli relativi ai canali e alle interazioni tra stimolo fear/disgust (differenza tra fear/disgust e object) e i canali (con qualche rara eccezione per le interazioni tra canale e gli altri due stimoli). Inoltre sono risultati significativamente diversi da zero anche i coefficienti relativi agli effetti principali delle condizioni *fear*, *happiness* e *disgust* (coefficienti relativi alle differenze tra questi stimoli e lo stimolo dell'*oggetto*) e con segno positivo: dato che questo metodo di accorpamento ‘inverte’ i segni rispetto al metodo precedente, si ha che l’effetto principale degli stimoli riguarda principalmente i canali con il picco negativo

```
ggplot(data=data.frame(Residuals = residuals(mod_3_2),
                      Fitted = fitted.values(mod_3_2), subj=db_3$.subj)) +
  geom_point(aes(x=Fitted, y=Residuals,color=subj)) +
  geom_smooth(aes(x=Fitted, y=Residuals)) +
  theme(legend.position = "none") +
  ggtitle('Figura 27: Residuals vs Fitted (per canale)',
  subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 3° metodo e trasformati')
```

Figura 27: Residuals vs Fitted (per canale)

modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 3° metodo e trasformati



```
db_3 %>% cbind(.resid = residuals(mod_3_3)) %>%
  ggplot(aes(condition,.resid)) +
  geom_point(aes(group = .subj, colour = .subj),
             size=2,show.legend = FALSE) +
  geom_line(aes(group = .subj, colour = .subj),
```

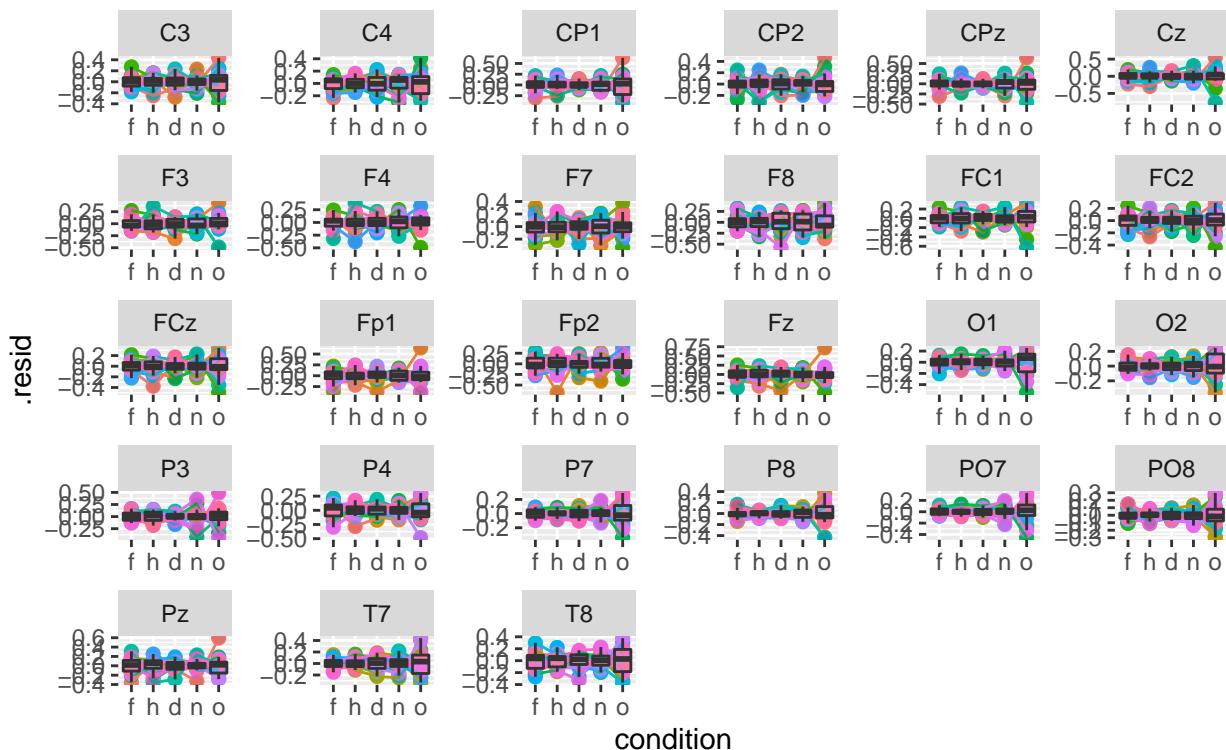
```

    show.legend = FALSE) +
geom_boxplot(alpha=.1) +
facet_wrap(~.key, scale = 'free') +
ggtitle('Figura 28: Boxplot Residui (per canale)', subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 3° metodo e trasformati')

```

Figura 28: Boxplot Residui (per canale)

modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 3° metodo e trasformati



```
AIC(mod_3_2)
```

```
## [1] 1207.993
```

```
AIC(mod_3_3)
```

```
## [1] -1912.157
```

Guardando il grafico e i boxplot dei residui si può vedere come questo modello presenti un buon adattamento e sia riuscito a cogliere gli effetti soggetto-specifici, cosa che non era stato in grado di fare il modello ad effetti fissi: questi fatti, accompagnati da una notevole riduzione nell'AIC, fanno prediligere anche per questo metodo di accorpamento il modello ad effetti misti rispetto al semplice modello lineare

```
tibble(.residuals = db_3$lpval, .key = db_3$key) %>%
pivot_wider(names_from = .key, values_from = .residuals) %>%
apply(2,unlist) %>% ggcorr() +
```

```
ggtitle('Figura 29: Correlazione tra il Potenziale nei vari Canali',
        subtitle='modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 3° metodo e trasformati')
```

Figura 29: Correlazione tra il Potenziale nei vari Canali
modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 3° metodo e trasformati

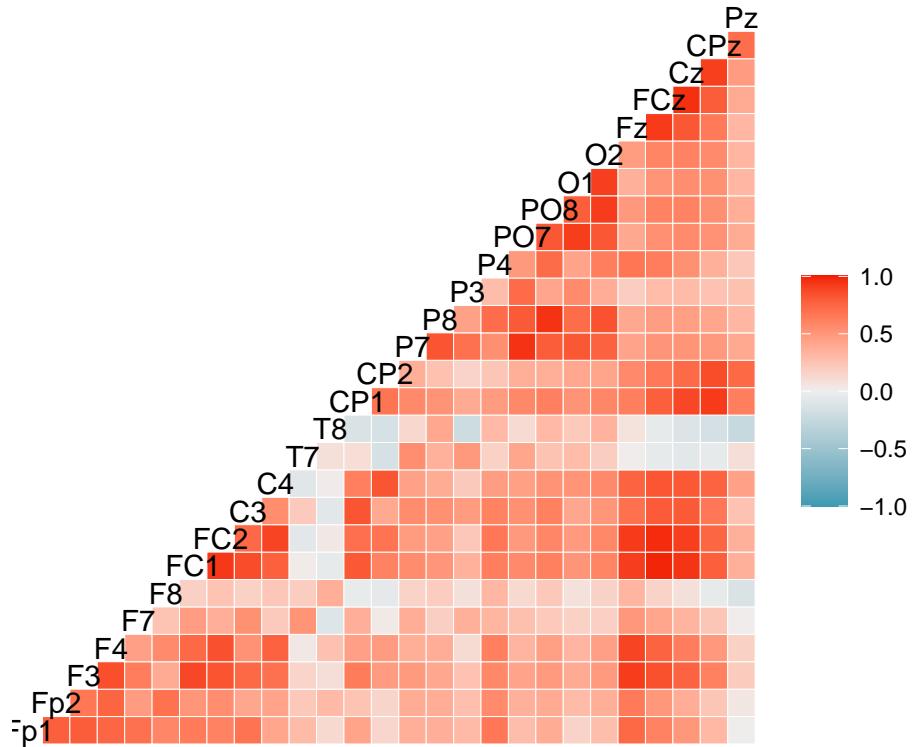
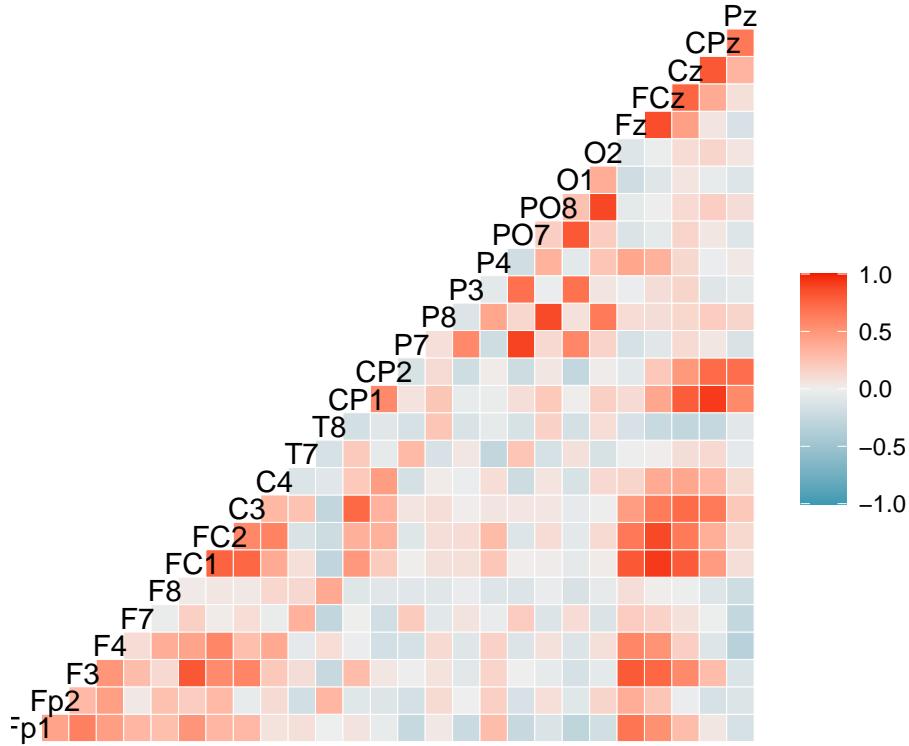


Figura 30: Correlazione tra i Residui Stratificati (per canale)
modello lineare ad effetti misti su dati accorpati con 3° metodo e trasformati



Inoltre, guardando i grafici delle correlazioni fra i canali “prima e dopo” la modellizzazione, si vede che utilizzando un modello ad effetti misti e il terzo metodo di accorpamento (con potenziale trasformato) viene colta maggiormente la correlazione fra canali rispetto ai primi due metodi di accorpamento

Test di Permutazione Multivariati su dati trasformati

Finiamo con un test di permutazione multivariato, effettuato sui dati accorpati con il terzo metodo e trasformati

```
# trasformazione tibble in wide-format
tbl_3_m <- data.frame(matrix(unlist(tapply(db_3$value, db_3$key,
                                             function(x) x)), nrow=100, ncol=27),
                        tapply(db_3$condition, db_3$key, function(x) x)$C4,
                        tapply(db_3$.subj, db_3$key, function(x) x)$C4)

colnames(tbl_3_m) <- c(unique(as.character(db_3$key)), 'condition', '.subj')
tbl_3_m$condition <- relevel(tbl_3_m$condition, ref = 'o')
```

Anche in questo caso trattiamo il soggetto come una variabile confondente

```
mod_3_4 <- flip(~condition, Z=~.subj, data=tbl_3_m, perms=1000) # Strata = ~.subj
summary(flip.adjust(mod_3_4, method='fdr'))
```

```

## Call:
## flip(Y = . ~ condition, Z = ~.subj, data = tbl_3_m, perms = 1000)
## 999 permutations.
##
##                                Test     Stat tail p-value Adjust:fdr sig.
## Fp1_l_condition.f.      t  0.0595  ><  0.9580   0.9980
## Fp1_l_condition.h.      t  0.0406  ><  0.9710   0.9980
## Fp1_l_condition.d.      t  1.6794  ><  0.0730   0.4132
## Fp1_l_condition.n.      t  0.0105  ><  0.9940   0.9980
## Fp2_l_condition.f.      t  0.2552  ><  0.7860   0.9980
## Fp2_l_condition.h.      t  0.0313  ><  0.9710   0.9980
## Fp2_l_condition.d.      t  0.1420  ><  0.8760   0.9980
## Fp2_l_condition.n.      t  0.0917  ><  0.9330   0.9980
## F3_l_condition.f.       t  0.2390  ><  0.8170   0.9980
## F3_l_condition.h.       t  1.3002  ><  0.1650   0.5400
## F3_l_condition.d.       t  0.9551  ><  0.3060   0.7511
## F3_l_condition.n.       t -0.1361  ><  0.8960   0.9980
## F4_l_condition.f.       t  0.4447  ><  0.6190   0.9980
## F4_l_condition.h.       t  1.2756  ><  0.1950   0.6194
## F4_l_condition.d.       t  0.2514  ><  0.7850   0.9980
## F4_l_condition.n.       t  0.1625  ><  0.8620   0.9980
## F7_l_condition.f.       t -0.0116  ><  0.9880   0.9980
## F7_l_condition.h.       t  1.5683  ><  0.1160   0.4818
## F7_l_condition.d.       t  0.5135  ><  0.5650   0.9980
## F7_l_condition.n.       t -0.1217  ><  0.9050   0.9980
## F8_l_condition.f.       t -0.5577  ><  0.5920   0.9980
## F8_l_condition.h.       t  0.6405  ><  0.5040   0.9980
## F8_l_condition.d.       t  1.0893  ><  0.2700   0.7244
## F8_l_condition.n.       t -0.0895  ><  0.9370   0.9980
## FC1_l_condition.f.      t -0.3635  ><  0.7170   0.9980
## FC1_l_condition.h.      t  0.1968  ><  0.8480   0.9980
## FC1_l_condition.d.      t  1.1215  ><  0.2410   0.6674
## FC1_l_condition.n.      t  1.1533  ><  0.2300   0.6537
## FC2_l_condition.f.      t  0.5044  ><  0.6120   0.9980
## FC2_l_condition.h.      t  0.4938  ><  0.6340   0.9980
## FC2_l_condition.d.      t -0.9888  ><  0.2990   0.7510
## FC2_l_condition.n.      t -0.0634  ><  0.9520   0.9980
## C3_l_condition.f.       t -0.9399  ><  0.3600   0.8272
## C3_l_condition.h.       t -0.0171  ><  0.9910   0.9980
## C3_l_condition.d.       t  1.3113  ><  0.2050   0.6326
## C3_l_condition.n.       t -0.1342  ><  0.8790   0.9980
## C4_l_condition.f.       t -0.3126  ><  0.7510   0.9980
## C4_l_condition.h.       t  0.9356  ><  0.3370   0.8088
## C4_l_condition.d.       t -2.2504  ><  0.0260   0.2160
## C4_l_condition.n.       t  1.5099  ><  0.1280   0.5120

```

## T7_ _condition.f.	t	0.0661	><	0.9430	0.9980
## T7_ _condition.h.	t	-0.0965	><	0.9140	0.9980
## T7_ _condition.d.	t	1.6667	><	0.0870	0.4132
## T7_ _condition.n.	t	-0.0674	><	0.9450	0.9980
## T8_ _condition.f.	t	-0.6340	><	0.5290	0.9980
## T8_ _condition.h.	t	0.4919	><	0.6180	0.9980
## T8_ _condition.d.	t	0.8798	><	0.3600	0.8272
## T8_ _condition.n.	t	-0.1985	><	0.8410	0.9980
## CP1_ _condition.f.	t	-0.5423	><	0.6010	0.9980
## CP1_ _condition.h.	t	0.0268	><	0.9710	0.9980
## CP1_ _condition.d.	t	1.3435	><	0.1600	0.5400
## CP1_ _condition.n.	t	-0.2845	><	0.7660	0.9980
## CP2_ _condition.f.	t	-0.2484	><	0.8180	0.9980
## CP2_ _condition.h.	t	0.3703	><	0.7080	0.9980
## CP2_ _condition.d.	t	0.7387	><	0.4390	0.9296
## CP2_ _condition.n.	t	-0.8090	><	0.4080	0.8993
## P7_ _condition.f.	t	0.7630	><	0.4180	0.9029
## P7_ _condition.h.	t	-0.1736	><	0.8700	0.9980
## P7_ _condition.d.	t	0.0546	><	0.9620	0.9980
## P7_ _condition.n.	t	-0.2790	><	0.7930	0.9980
## P8_ _condition.f.	t	-0.5004	><	0.6110	0.9980
## P8_ _condition.h.	t	-0.0207	><	0.9860	0.9980
## P8_ _condition.d.	t	0.6013	><	0.5130	0.9980
## P8_ _condition.n.	t	-0.0345	><	0.9780	0.9980
## P3_ _condition.f.	t	1.8312	><	0.0730	0.4132
## P3_ _condition.h.	t	1.7119	><	0.0840	0.4132
## P3_ _condition.d.	t	3.5913	><	0.0020	0.0540
## P3_ _condition.n.	t	0.4150	><	0.6870	0.9980
## P4_ _condition.f.	t	1.7354	><	0.0880	0.4132
## P4_ _condition.h.	t	1.6611	><	0.0970	0.4365
## P4_ _condition.d.	t	3.9039	><	0.0010	0.0540
## P4_ _condition.n.	t	0.1398	><	0.9110	0.9980
## P07_ _condition.f.	t	-0.0011	><	0.9980	0.9980
## P07_ _condition.h.	t	2.7807	><	0.0070	0.1215
## P07_ _condition.d.	t	1.1046	><	0.2750	0.7244
## P07_ _condition.n.	t	0.3772	><	0.7370	0.9980
## P08_ _condition.f.	t	0.0053	><	0.9920	0.9980
## P08_ _condition.h.	t	1.4508	><	0.1450	0.5156
## P08_ _condition.d.	t	3.0920	><	0.0030	0.0648
## P08_ _condition.n.	t	-1.2630	><	0.2160	0.6480
## O1_ _condition.f.	t	2.5326	><	0.0200	0.2070
## O1_ _condition.h.	t	1.7405	><	0.0830	0.4132
## O1_ _condition.d.	t	2.7570	><	0.0090	0.1215
## O1_ _condition.n.	t	0.8919	><	0.3770	0.8482
## O2_ _condition.f.	t	2.3253	><	0.0210	0.2070

```

## O2_ | _condition.h.      t  1.8219  ><  0.0810  0.4132
## O2_ | _condition.d.      t  3.1821  ><  0.0020  0.0540
## O2_ | _condition.n.      t  0.3649  ><  0.7210  0.9980
## Fz_ | _condition.f.      t  2.3226  ><  0.0230  0.2070
## Fz_ | _condition.h.      t  1.6035  ><  0.1140  0.4818
## Fz_ | _condition.d.      t  2.8197  ><  0.0080  0.1215
## Fz_ | _condition.n.      t  0.7417  ><  0.4790  0.9948
## FCz_ | _condition.f.     t  2.1039  ><  0.0400  0.2880
## FCz_ | _condition.h.     t  1.4737  ><  0.1480  0.5156
## FCz_ | _condition.d.     t  3.8019  ><  0.0010  0.0540
## FCz_ | _condition.n.     t -0.1415  ><  0.8880  0.9980
## Cz_ | _condition.f.      t -0.5780  ><  0.5500  0.9980
## Cz_ | _condition.h.      t  2.1598  ><  0.0220  0.2070
## Cz_ | _condition.d.      t  0.5060  ><  0.5960  0.9980
## Cz_ | _condition.n.      t -0.1973  ><  0.8430  0.9980
## CPz_ | _condition.f.     t  1.8619  ><  0.0690  0.4132
## CPz_ | _condition.h.     t  0.0679  ><  0.9400  0.9980
## CPz_ | _condition.d.     t  2.1735  ><  0.0390  0.2880
## CPz_ | _condition.n.     t  1.1382  ><  0.2300  0.6537
## Pz_ | _condition.f.      t  0.5148  ><  0.6240  0.9980
## Pz_ | _condition.h.      t  1.4898  ><  0.1360  0.5156
## Pz_ | _condition.d.      t  1.0363  ><  0.2950  0.7510
## Pz_ | _condition.n.      t  1.4400  ><  0.1470  0.5156

```

```
npc(mod_3_4)
```

```

##
##      comb.funct nVar  Stat p-value
## V1      Fisher  108 148.3  0.0710

```

Anche attuando una procedura di controllo della molteplicità basata sul *fdr*, solo 3 singoli coefficienti testati sono risultati essere significativamente diversi da zero; inoltre, nel complesso, l'effetto della condizione non sembra essere significativamente diverso da zero (globalmente su tutti i canali, ad un livello di significatività del 5%), differentemente da quanto è accaduto con i test di permutazione effettuati sui dati accorpati con i metodi precedenti

```

nomi_chans <- names(tbl_3_m)[1:27]
s_m_res3 <- flip.adjust(mod_3_4,method='fdr')@res
t_valz <- matrix(s_m_res3[,2],nrow=4,ncol=27,byrow=FALSE)

data_3 %>%
  group_by(condition) %>%
  summarize_at(channel_names(.),mean) %>%
  filter(condition %ni% c('f','h')) %>%
  replace Chan(nomi_chans,t_valz[3:4,]) %>%
  filter(condition != 'o') %>%

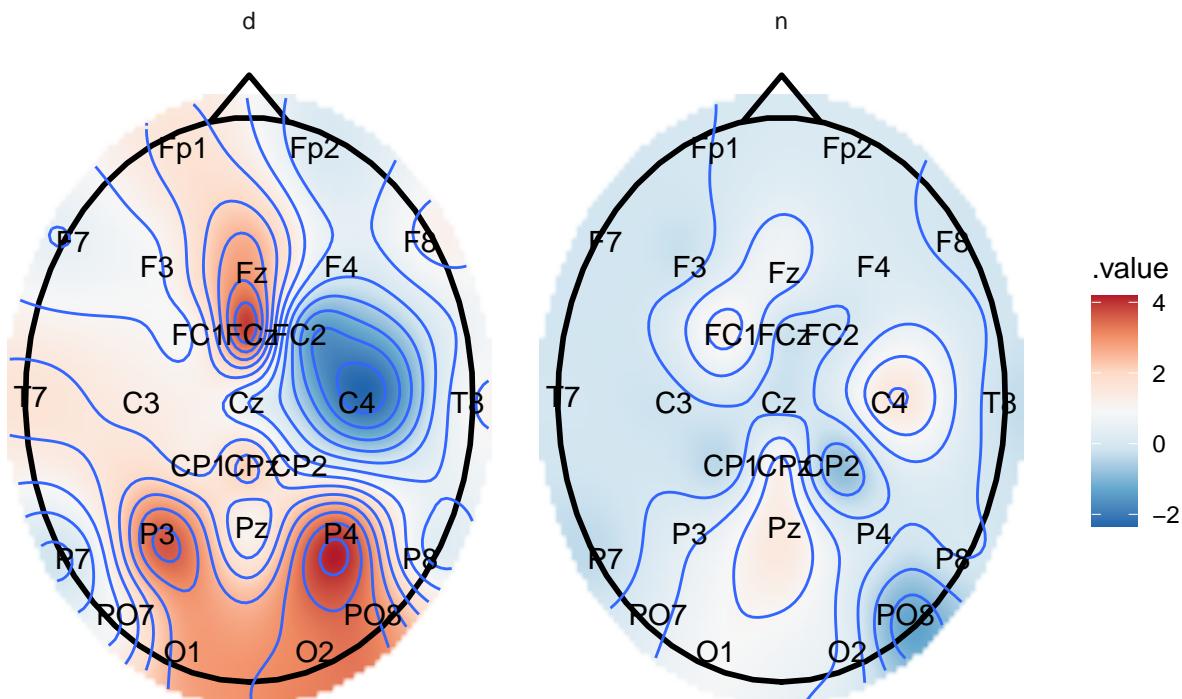
```

```

plot_topo() +
annotate_head() +
geom_contour() +
geom_text(colour = "black") +
facet_grid(~condition,scale='free') +
ggtitle('Figura 31: Stat-values test di permutazione multivariata (disgust/neutral vs
        subtitle='Dati accorpati con 3° metodo e trasformati, analisi per canali')

```

Figura 31: Stat-values test di permutazione multivariata (disgust/neutral vs obj)
Dati accorpati con 3° metodo e trasformati, analisi per canali



I grafici, come per il modello adattato sui dati accorpati con i primi due metodi, mostrano come siano molto più evidenti le differenze tra lo stimolo della paura e quello dell'oggetto rispetto alle differenze fra lo stimolo della felicità e quello dell'oggetto. In particolare, per quanto riguarda lo stimolo della paura, si ha che risulta esservi una differenza negativa (tra paura e oggetto) nei canali relativi principalmente alle aree occipitale, parietale (non P7 e P8), parieto-occipitale e centro-frontale: per queste differenze fra stimoli il valore della statistica è positivo indicando appunto i canali con il picco negativo (dovuto appunto all'inversione del segno causata da questo metodo di accorpamento, come notato in precedenza)

```

p_valz <- matrix(-log(s_m_res3[,5]), nrow=4, ncol=27, byrow=FALSE)
data_3 %>%
  group_by(condition) %>%
  summarize_at(channel_names(.), mean) %>%
  filter(condition %in% c('h', 'n')) %>%

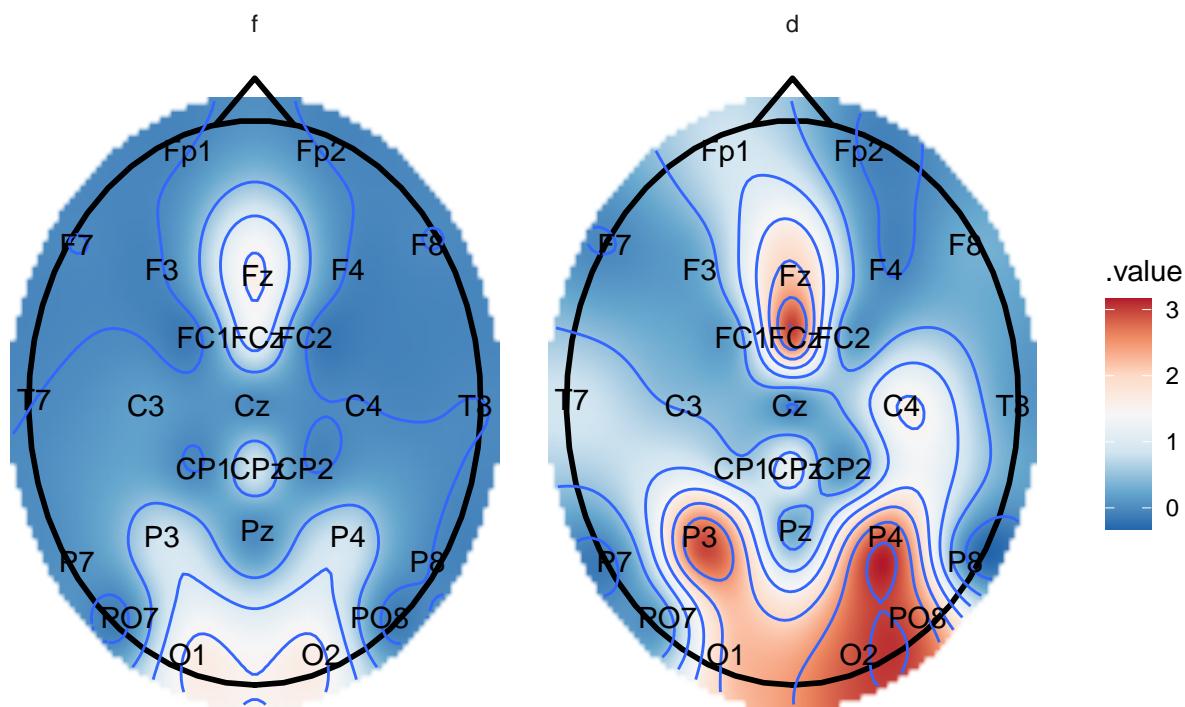
```

```

replace_chan(nomi_chans,p_valz[c(1,3),]) %>%
filter(condition != 'o') %>%
plot_topo() +
annotate_head() +
geom_contour() +
geom_text(colour = "black") +
facet_grid(~condition,scale='free') +
ggtitle('Figura 32: -log(adj-p-values) test di permutazione multiv. (fear/disgust vs c')
       subtitle='Dati accorpati con 3° metodo e trasformati, analisi per canali')

```

Figura 32: $-\log(\text{adj}-\text{p-values})$ test di permutazione multiv. (fear/disgust vs obj)
Dati accorpati con 3° metodo e trasformati, analisi per canali



Diversamente dai risultati ottenuti sui dati accorpati con i primi due metodi, si ha che i $-\log(p - \text{values aggiustati})$ (secondo il metodo *fdr*) relativi alle differenze fra stimoli di disgusto e di paura con quelli dell'oggetto mostrano come le aree in cui queste differenze sono tendenzialmente più marcate sono quelle occipitale, parietale (non P7 e P8) e centro-frontale: queste aree, in particolare per quanto riguarda lo stimolo del disgusto contro quello della paura, erano state individuate come quelle “meno significative” (dall’ordinamento indotto dai p-values aggiustati) dal precedente metodo di accorpamento, mostrando quindi come i due metodi intercettino in maniera più efficace le differenze di potenziale tra alcuni tipi di aree rispetto ad altre (picco positivo o negativo).

Conclusioni

Queste analisi hanno mostrato in primis che utilizzando il pacchetto *eeguana* in sincrono con le librerie ‘core’ del *tidyverse* si possono effettuare comodamente tutte le analisi esplicative/statistiche usuali sui dati derivati da un *ERP experiment*.

Inoltre sono stati adattati vari metodi e modelli per cercare di cogliere al meglio le peculiarità di questi dati. In particolare sono stati utilizzati modelli ad effetti misti e test di permutazione multivariati per cercare di cogliere sia l’effetto dovuto alla specificità dei soggetti, che l’effetto dovuto alla correlazione tra i vari canali/aree cerebrali: i risultati mostrano che spesso è stato raggiunto un notevole adattamento dei modelli ai dati e che in parte le problematicità (peculiarità) presenti nei dati sono state risolte (colte).

Infine sono stati confrontati tre diversi metodi per accorpare i dati attorno al ‘picco dello stimolo’ e, principalmente dai risultati ottenuti con i modelli lineari ad effetti misti e con i test di permutazione, è emerso che: il primo metodo sembra non enfatizzare nessun tipo di picco in particolare, il secondo metodo sembra enfatizzare maggiormente i picchi positivi (più precisamente sembra enfatizzare maggiormente le differenze tra stimoli in aree/canali che presentano un picco del potenziale positivo in risposta allo stimolo) e il terzo metodo sembra enfatizzare maggiormente quelli negativi.

Quindi, da quello che mostra quest’analisi, si può concludere dicendo che la selezione del metodo di accorpamento dovrebbe essere guidata da informazioni a priori (interesse è P170/N170 allora 2°/3° metodo, sennò accorpo con la media), e che utilizzare modelli ad effetti casuali e/o test di permutazione multivariati, rispetto a semplici modelli lineari, aiuta a tenere in considerazione le caratteristiche tipiche di dati derivati da *eeg*.