- Regola #1: Capire cosa stiamo facendo! Non usare pacchetti e funzioni alla cieca
- (Generalized) Linear mixed-effects models: la complessità della struttura dei dati raccolti nella ricerca psicologica impone quasi subito l'uso (almeno) dei modelli misti (ma è anche un'opportunità)
- Materiali e codici disponibili su <a href="https://www.memoryandlearninglab.it/">https://www.memoryandlearninglab.it/</a> (i codici sono «autosufficienti» perché producono simulazioni da codice; possono generare dati ogni volta diversi → impostare un seed per riprodurre dati identici)
- Come procedere? Mixed-effects models, generalized models, model selection, SEM, data/effects visualization, design/power analysis, meta-analisi, networks, ecc. Un format utile: portare ogni volta un «problema» reale (come imposto il disegno di ricerca, come analizzo dei dati, come rispondo a un revisore), discuterlo insieme davanti a RStudio dicendoci la brutale verità
- Cosa bolle in pentola: methodological review board? Daniel Lakens ci parlerà (probabilmente il 10 marzo) dell'esperienza di Eindoven; per iscrizioni alla mailing list PsicoStat: https://psicostat.dpss.psy.unipd.it/contact.html

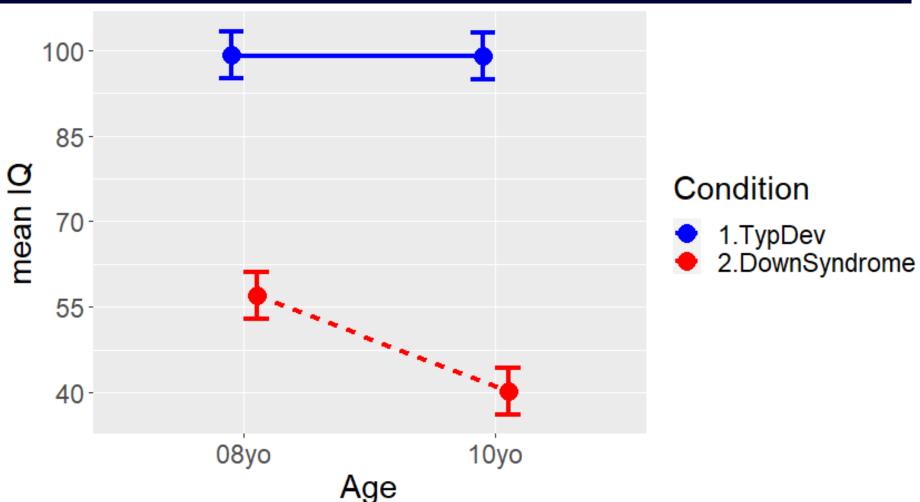
## nature

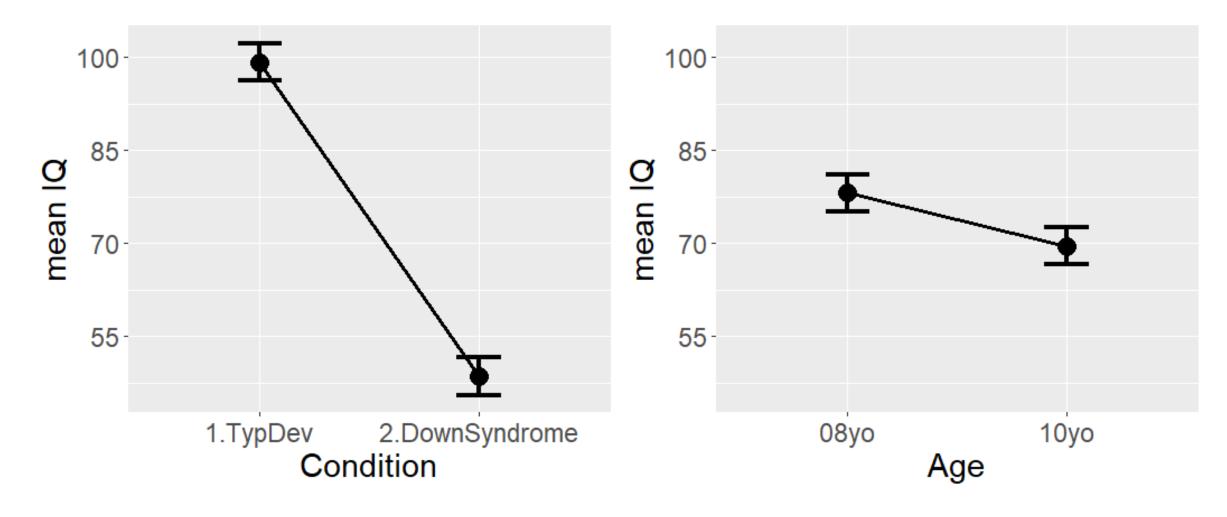
**WORLD VIEW** 03 January 2023

Is my study useless? Why researchers need methodological review boards



```
> fit1 = lm(IQ ~ Condition * Age, data=d)
> summary(fit1)$coef
                                            Std. Error
                                  Estimate
                                                          t value
                                                                       Pr(>|t|)
                                 99.2532660
                                              2.070031 47.9477152 3.171769e-110
(Intercept)
                                              2.927466 -14.4225386 1.294425e-32
Condition2.DownSyndrome
                                -42.2214941
Age10yo
                                 -0.2467921
                                              2.927466 -0.0843023 9.329021e-01
                                                                    8.241451e-05
Condition2.DownSyndrome:Age10yo -16.6501501
                                              4.140062
                                                        -4.0217148
```





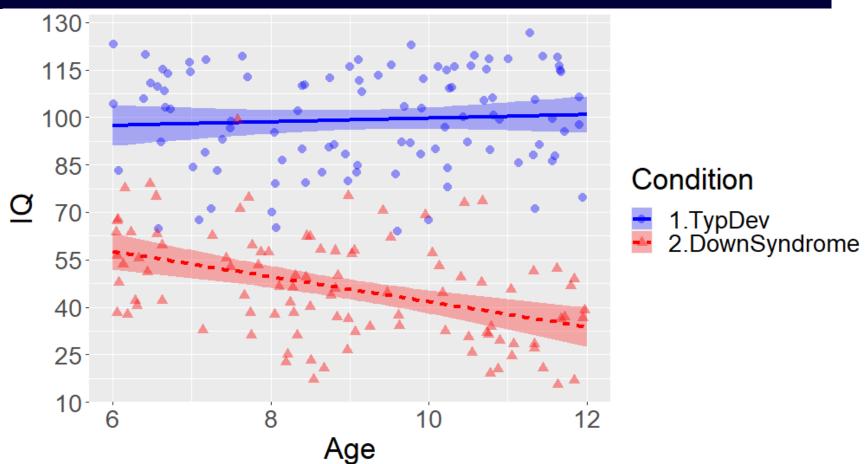
## Model comparisons

```
> AIC(fit0,fit0.C,fit1)
       \mathbf{df}
                AIC
fit0
        4 1660.824
fit0.C 3 1926.360
fit1
         5 1646.965
> BIC(fit0,fit0.C,fit1)
       \mathbf{df}
                BIC
        4 1674.017
fit0
fit0.C 3 1936.255
fit1
         5 1663.457
```

```
> fit0 = lm(IQ ~ Condition + Age, data=d)
> fit0.C = lm(IQ ~ Age, data=d)
> anova(fit0,fit0.C)
Analysis of Variance Table
Model 1: IQ ~ Condition + Age
Model 2: IQ ~ Age
    Res.Df    RSS Df Sum of Sq    F    Pr(>F)
1    197    45459
2    198 173206 -1    -127748 553.61 < 2.2e-16 ***</pre>
```

 $\rightarrow$  Analysis of variance / model comparison indicated significance of the interaction effect, F(1,196) = 16.17, p < .001. AIC and BIC also favoured the model with interaction,  $\triangle$ BIC = -10.6,  $\triangle$ AIC = -13.9,

```
> fit1 = lm(IQ ~ Condition * Age, data=d) # now «Age» is continuous
> summary(fit1)$coef
                               Estimate Std. Error
                                                       t value
                                                                   Pr(>|t|)
(Intercept)
                             94.0076404
                                          8.381826 11.2156514 7.157181e-23 ***
Condition2.DownSyndrome
                                         11.525899 -1.0919597 2.761912e-01
                            -12.5858167
Age
                              0.5715792
                                          0.894484
                                                    0.6390044 5.235661e-01
Condition2.DownSyndrome:Age
                             -4.5396477
                                          1.251005 -3.6288012 3.632354e-04 ***
```



## Una nota sui Residui

La deviazione standard dei RESIDUI (σ) stimata è 15.67 un valore che ci ricorda giustamente cosa?

```
> sigma(fit1)
[1] 15.66665
```

Eppure la deviazione standard di IQ nei dati è

```
> sd(d$IQ)
[1] 31.21299
```

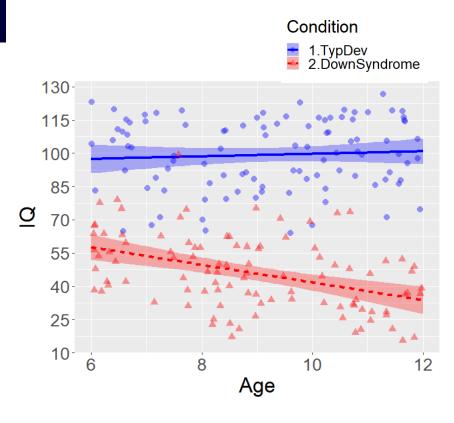
e la distribuzione NON è Normale:

```
> shapiro.test(d$IQ)
Shapiro-Wilk normality test
data: d$IQ
W = 0.94668, p-value = 9.151e-07
```

Fortunatamente, però, è abbastanza Normale

la distribuzione dei RESIDUI:

```
> shapiro.test(residuals(fit1))
Shapiro-Wilk normality test
data: residuals(fit1)
W = 0.98746, p-value = 0.07485
```



- → Il modello spiega una quota ampissima di varianza (~75%) dei dati osservati. Questo modifica molto la distribuzione dei RESIDUI, che sono gli scostamenti verticali dei dati osservati rispetto ai valori predetti
- → NON è la distribuzione dei dati, ma quella dei RESIDUI che deve essere (possibilmente) Normale

## Esercizio

- Riprendiamo l'esempio sulla MathAnxiety: il suo effetto su MathAchievement è negativo, ma M e F hanno due coefficienti di regressione diversi, quindi c'è interazione MathAchievment ~ Gender \* MathAnxiety
- Vogliamo simulare i dati per poi fare una power analysis sul sample size necessario per trovare l'interazione
- Simulare dati dai coefficienti, usando la formula di equazione del modello, è preferibile perché capiamo cosa fa il modello, e perché diventa una strada quasi obbligata per simulare dati coi mixed-models
- Oggi però vediamo un modo più intuitivo:
  - Simuliamo i punti z di MathAchievement e MathAnxiety per due popolazioni distinte: M e F, eventualmente con valori medi leggermente «shiftati» per simulare le differenze medie, che però non sono il focus adesso
  - In ciascuna delle due popolazioni MathAchievement e MathAnxiety devono essere correlate, con dei precisi valori di r (-0.20 per i maschi, -0.30 per le femmine)
  - Combiniamo le due popolazioni in un'unica popolazione
  - Simuliamo uno studio in cui campioniamo N partecipanti dalla popolazione
  - Ripetiamo la simulazione 5000 volte per fare la power analysis