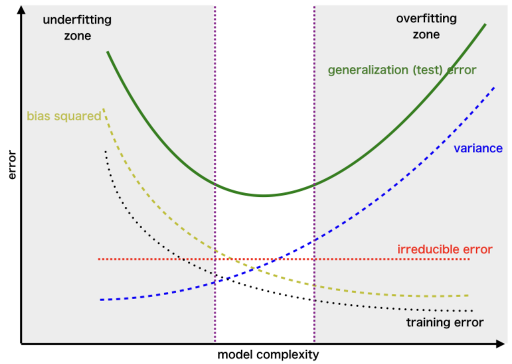
# 1 Grundlagen

- Grundlagen
  - $Y = f(x) + \epsilon$
  - $Y$ = Zielgröße, $f()$ = unbekanntes/wahres Modell, $X$ = Prädiktoren, $\epsilon$ Nicht reduzierbarer Fehler
  - $\hat{Y} = \hat{f}(X) + \epsilon$
  - $\hat{Y}$ = Schätzung der Zielgröße, $\hat{f}$ = Schätzung des Modells
  - Ziel: Möglichst genaue Schätzung finden
- Ziel:
  - Prediction (Vorhersage von Werten)
  - Inference (Ursachenanalyse, wie wirken sich Änderungen aus)
- Bias-Variance Tradeoff
  - Bias: Fähigkeit des Models die eigentliche Beziehung der Daten abzubilden
  - Variance: Fähigkeit des Models auf anderen Subsets gleich gute Modelle zu erzeugen
  - TrainingsError: Wird immer kleiner, da Modell sich immer besser anpasst
  - TestError: Wird erst kleiner, steigt dann aber wieder (Overfitting)
  - Nichtreduzierbarer Error: Bleibt immer gleich (Messfehler etc.)




# 2 Regression

- Modellgüte:
  - Schätzung der Parameter $\beta_0 und \beta_1$ über kleinste Quadrate
    - $\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\overline{x})*(y_i-\overline{y})}{\sum_{i=1}^{n}(x_1-\overline{x})^2}$
    - $\beta_0 = \overline{y} - \beta_1 \overline{x}$
    - Erwartungstreue: $E(\hat{\beta}_0) = \beta_0$ und $E(\hat{\beta}_1) = \beta_1$
  - $RSS = \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$
  - $RSE = \sqrt{\frac{1}{n-2}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}$ (Zielgröße weicht im Durchschnitt RSE Einheiten von der Regressionsgeraden ab)
  - $R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS}$, je größer desto besser $0 <= R^2 <= 1$ (Var(Zielwert) wird durch $R^2$% der Prädiktoren erklärt)
  - $R^2_{adj} = 1 - \frac{(1-R^2)(N-1)}{N-p-1}$ Adjustiert mit Anzahl der Prädiktoren
  - Standardfehler und Intervalle
    - $Var(\epsilon) = \frac{1}{n-2}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$
    - $(SE(\hat{\beta}_0))^2 = Var(\epsilon) * (\frac{1}{n} + \frac{\overline{x}^2}{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\overline{x})^2})$
    - $(SE(\hat{\beta}_1))^2 = \frac{Var(\epsilon)}{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\overline{x})^2}$
    - Intervallschätzung: $[\hat{\beta}_1 - 2 * SE(\hat{\beta}_1), \hat{\beta}_1 + 2 * SE(\hat{\beta}_1)]$
    - Interpret: Aus 100 Proben liegt $\beta_1$ in 95 Fällen im Interval
  - t-Test
    - 
  - F-Test
    - 
- Qualitative Prädiktoren:
  - **Prädikatoren mit 2 Ausprägungen:**
  - DummyVariable aka 0(No) oder 1 (Yes)
  - Achte auf Normalausprägung von R
  - $\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 * x_i$
  - Koeffizient $\beta_1$ kürzt sich je nach Ausprägung raus
  - **Prädikatoren mit $k$ Ausprägungen:**
  - Erstelle $k-1$ Dummyvariablen
  - Andere ist Normalzustand
- Interaktionseffekte:
  - Synergieeffekte zwischen zwei oder mehreren Variablen
  - $\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_1 x_2 + \epsilon$
  - Auswirkung erkennen durch Umformung:
  - $\hat{y} = \beta_0 + +\beta_2 x_2 + (\beta_1 + \beta_3 x_2) * x_1$
  - Erhöht man $x_1$ um eine Einheit erhöht sich $\hat{y}$ um $\beta_1 + \beta_3 x_2$ Einheiten
  - $x_1$ moderiert $x_2$ und Vice versa
  - Signifikanz über p-value feststellen
  - Interaktion zwischen Qauli udn Quanti Variablen:
  - Kürzt sich komplett raus (wenn 0) oder ist $*1$ (wenn 1)

# 3 Klassifikation

# 4 Resampling

# 5 Modellauswahl

# 6 R - Hilfe

- $set.seed(X)$ Setzt Seed für random Number Generator
- $c(1,2,3,4)$ Vektor mit Zahlen 1-4
- $df[2,3]$ Greift auf Element der 2.Reihe und 3.Spalte des DFs zu
- $df[,-3]$ Entfernt 3. Spalte
- $head()$ Zeigt erste X Zeilen von DF an
- $summary()$ gibt Zusammenfassung von Modellen (DF, Modelle etc.)
- **Modelle:**
  - $lm(AB + poly(C,2) + BC)$ Lineare Regression für A mit Interaktivität von BC und C mit Exponent 2
  - $predict(Modell, DataFrame, interval = , type =)$
    - DF: $data.frame(x1 = c(2), x2 = c(3))$
    - $interval$ Konfidenzinterval(confidence), Prognoseinterval(prediction)
    - $type$ OFFEN!
  - $coef()$ Zeigt Koeffizienten des Modells
  - $confint()$Zeigt Konfidenzintervalle für Koeff.
- **Plots:**
  - $pairs()$ Zeigt Pärchenplott aller qantitativer Variabeln
  - $plot()$ Zeigt X/Y Plot zweier Variablen
  - $abline(Modell, col = "red")$ Zeigt Regressionslinie
  - $qplot()$ aus ggplot2 für quickplot