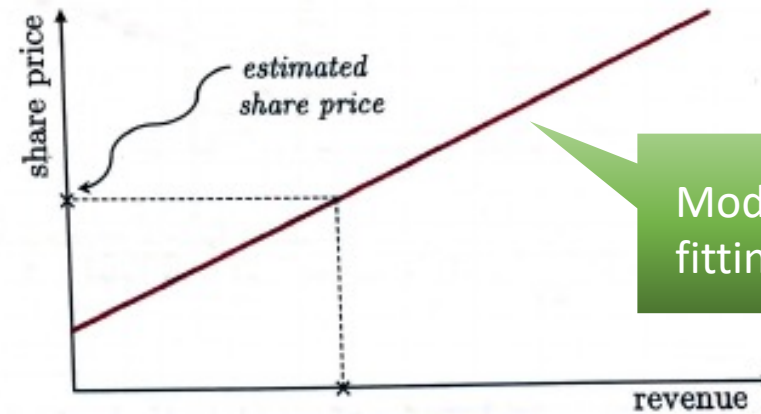
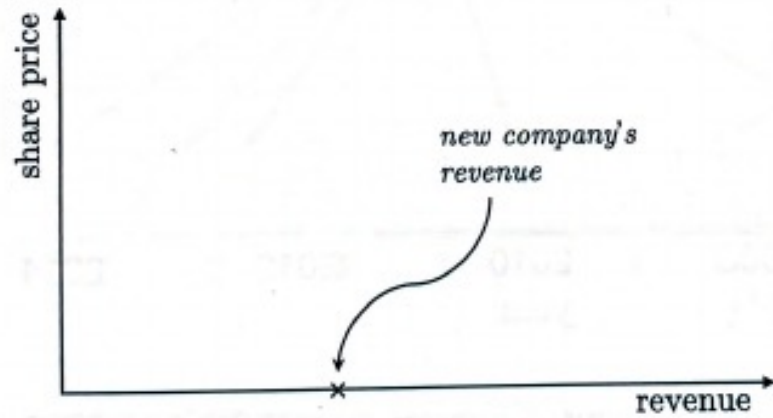
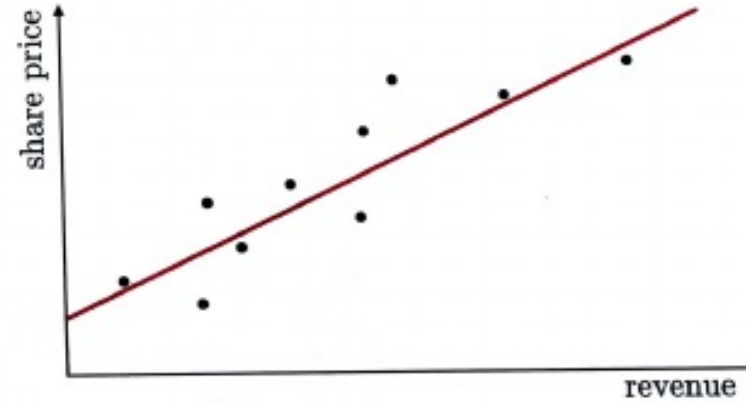
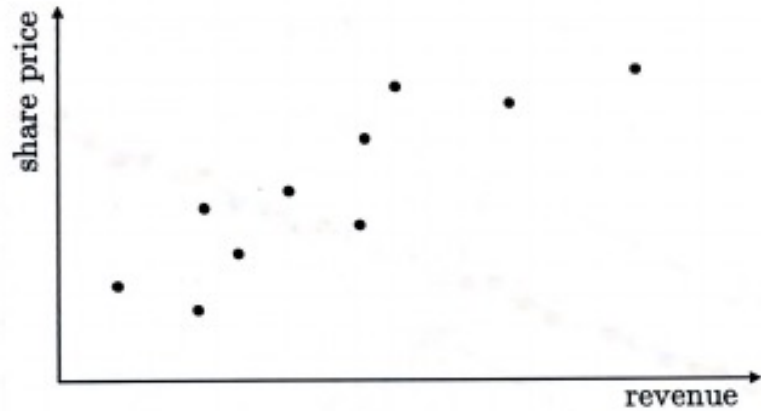


# Regression vs Klassifizierung

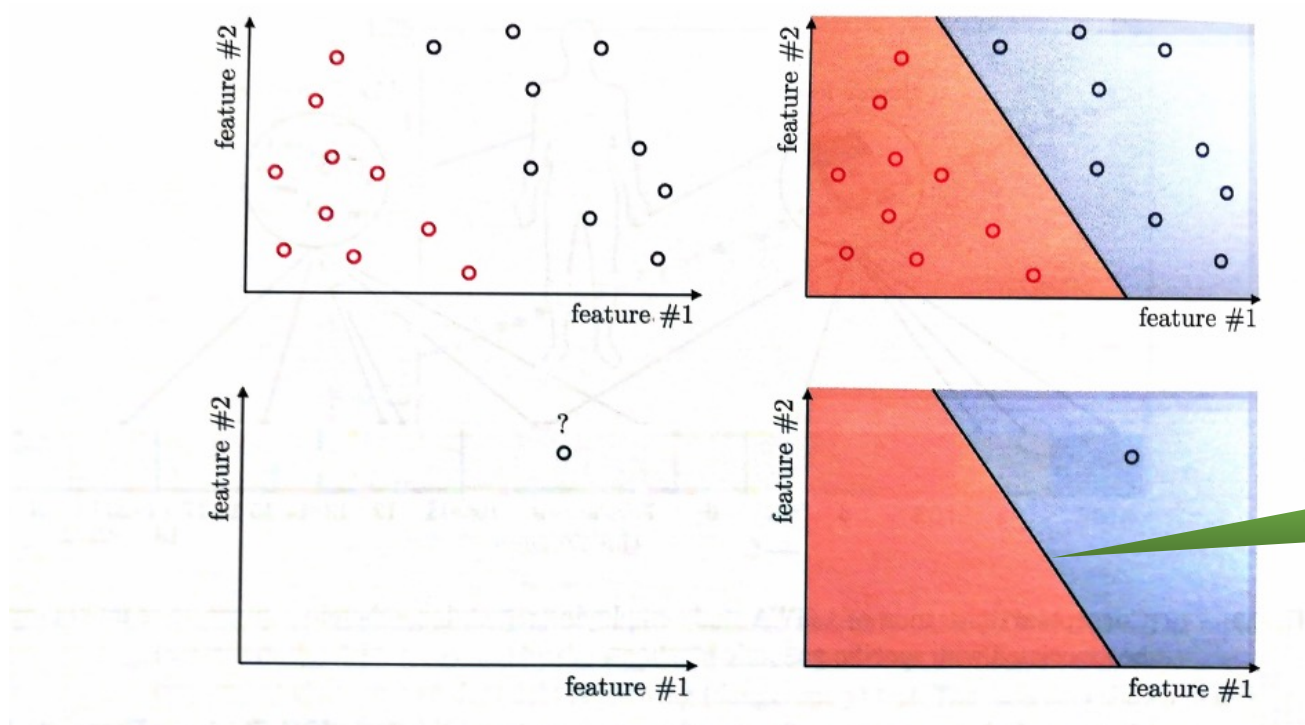
Klassen oder kontinuierliche Werte

# Regression



Model data –  
fitting curve

# Klassifizierung



Divide data –  
Decision plane

# Metriken und Lossfunktionen

Verwirrende Details

# Lossfunktionen

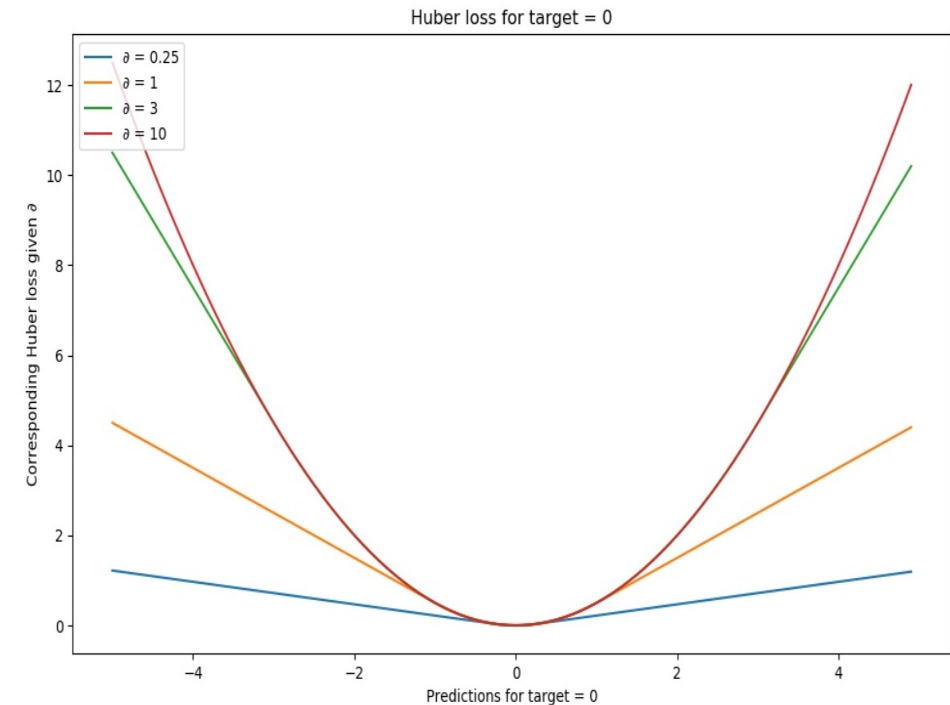
Für Regressionsaufgaben:

$$\text{Mean Squared Error} = \text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

$$\text{Mean Absolute Error} = \text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n}$$

$$\text{Huber Loss} = \text{Huber loss}(t, p) = \begin{cases} \frac{1}{2}(t - p)^2, & \text{when } |t - p| \leq \delta \\ \delta|t - p| - \frac{\delta^2}{2}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\text{Mean Squared Logarithmic Error} = (\log(y_{\text{true}} + 1.) - \log(y' + 1.))^2$$



# Lossfunktionen

Für Klassifikationsaufgaben:

- KreuzEntropie =  $H(X; P; Q) = - \sum_{x \in \Omega} P(X = x) \cdot \log Q(X = x)$
- Kullback-Leibler-Divergence =  $KL(P, Q) = \sum_{x \in X} P(x) \cdot \log \frac{P(x)}{Q(x)}$
- Hinge Loss =  $\ell(y) = \max(0, 1 - t \cdot y)$

Warum gibt es so viele Versionen der Loss-Funktionen:

- Binäre Klassifikation oder Multiklassifikation,
- One-Hot-Encoding oder Scalarwertige Targets.

# Metriken

- Accuracy typisch für Klassifikationsaufgaben
- Absolute Error oft verwendet für Regressionsaufgaben
- Ansonsten stark Usecase abhängig ...