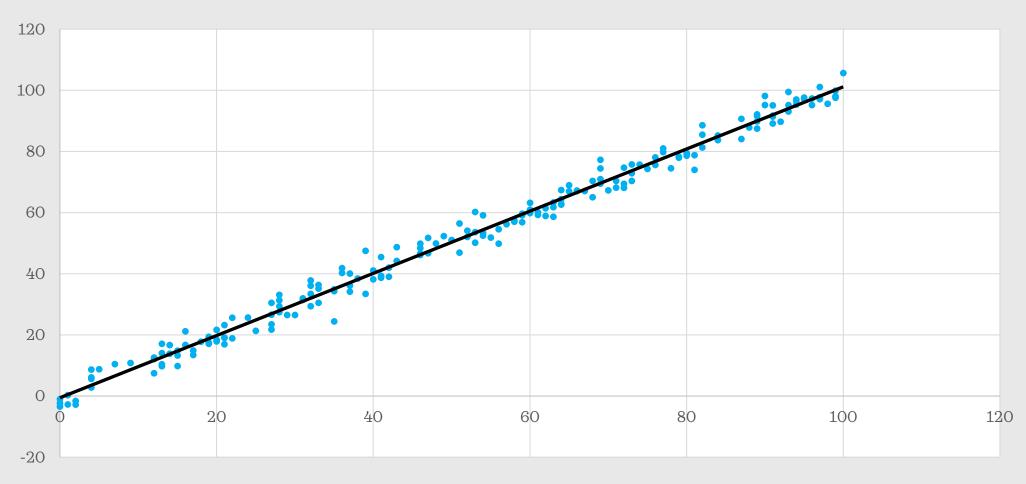
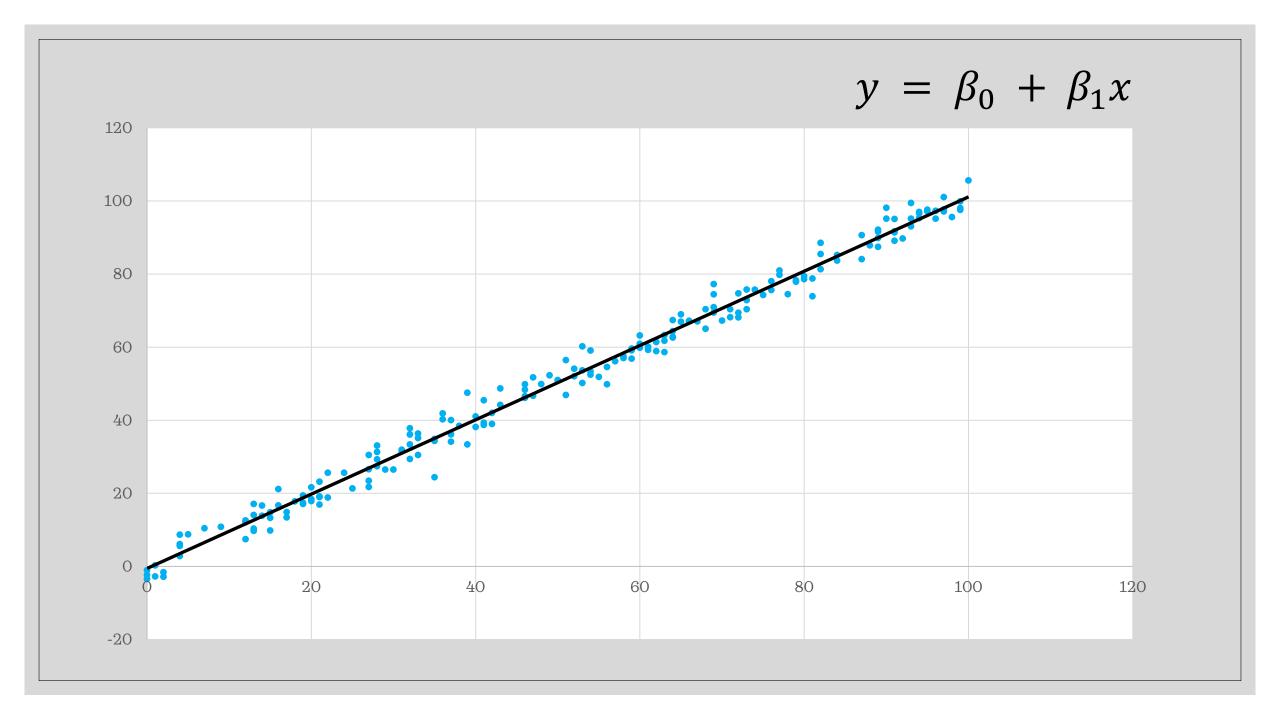


#### Problem regresji liniowej

Mamy zbór punktów i chcemy dopasować do niego linię, która będzie najlepiej opisywać wszystkie dane





#### Mean Square Error – funkcja straty

Jak sprawdzić jak daleko jesteśmy od prawdziwego wyniku?

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-pred_i)^2$$

### Zmniejszamy $\beta_0$ i $\beta_1$ o stałą wartość $\alpha$

#### Dlaczego to nie zadziała?

- Jeśli α jest za duża to będziemy mieli duży error
- Jeśli α jest za mała to będziemy mieli długi czas liczenia

### Liczymy pochodne cząstkowe z funkcji straty

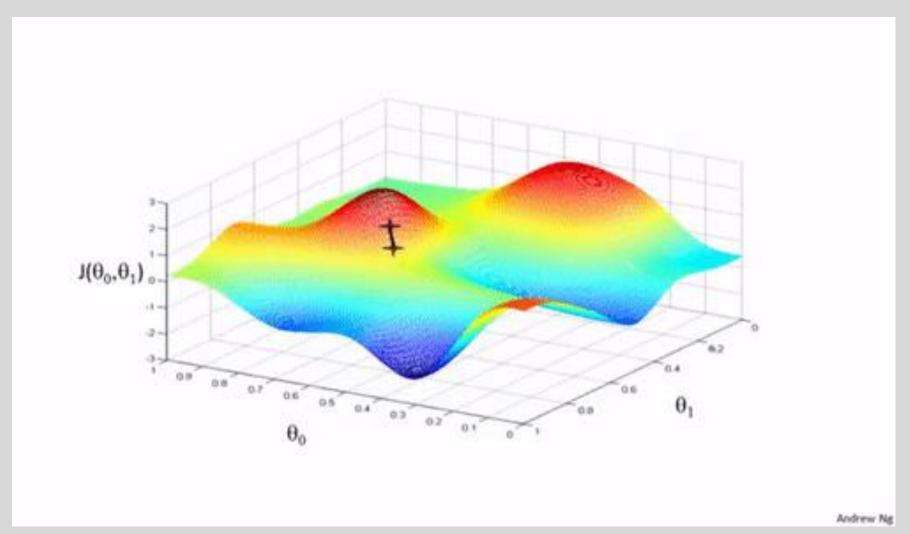
Pochodna po  $\beta_0$ :

$$D_0 = \frac{-2}{n} \sum_{i=0}^{n} (y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i))$$

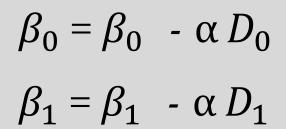
Pochodna po  $\beta_1$ :

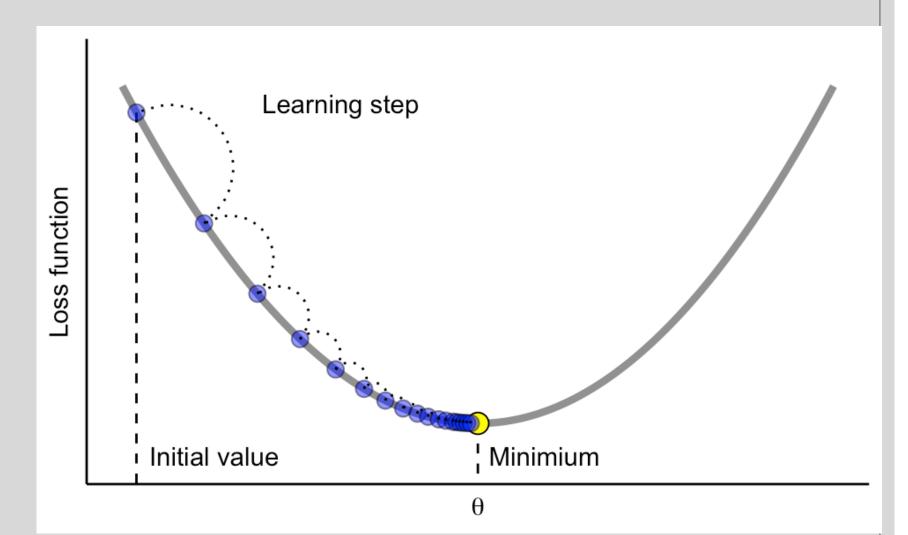
$$D_1 = \frac{-2}{n} \sum_{i=0}^{n} x_i (y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i))$$

# Spadek gradientu



#### Używamy gradientu i wpółczynnika α





## Więcej niż jedna wartość

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + ... + \beta_p x_p$$

Wtedy:

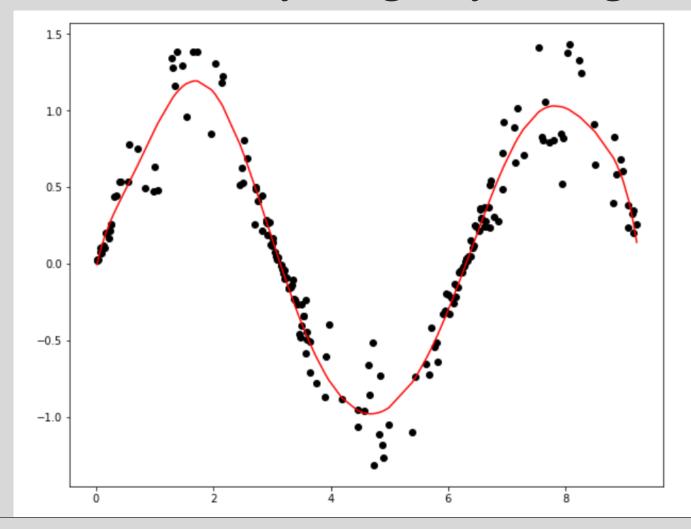
$$\beta_0 = \beta_0 - \alpha D_0$$

$$\beta_1 = \beta_1 - \alpha D_1$$

•••

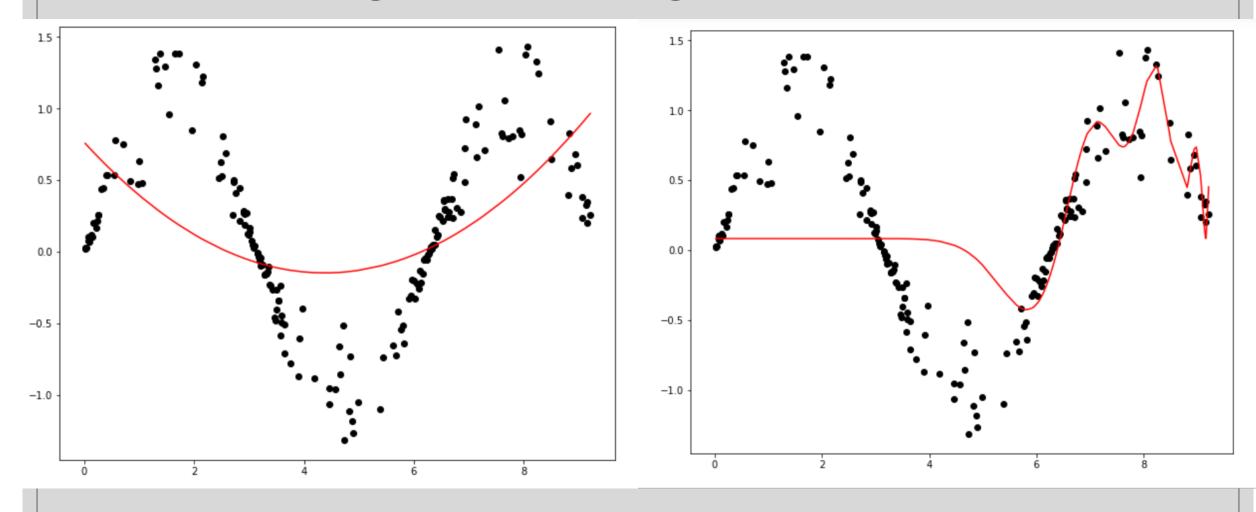
$$\beta_p = \beta_p - \alpha D_p$$

### Inne rodzaje regresji – regresja wielomianowa



$$y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + ... + \beta_p X^p$$

# underfitting & overfitting



## Regularyzacja – zapobiegamy overfittingowi

 $\circ$  Jeśli $\beta_0$  ,  $\beta_1$  ,  $\beta_2$  ,  $\beta_3$  wynoszą kolejno 0.1, 0.2, 0.04, 500 to  $\beta_3$  ma decydujący wpływ na wynik

$$\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n} (y_i - pred)^2 + \lambda \sum_{j=0}^{p} {\beta_j}^2 - \text{ridge regularization}$$

$$\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n} (y_i - pred)^2 + \lambda \sum_{j=0}^{p} |\beta_j| - \text{lasso regularization}$$

