

Quiz I

$$D = \{ (\overset{\text{feature 1}}{\downarrow} X_1^1, \overset{\text{feature 2}}{\downarrow} X_1^2, \overset{\text{feature 3}}{\downarrow} X_1^3, \dots, y_i) , \dots \}$$

$$X \in \mathbb{R}^{\text{feature space}} \quad \left| \quad X_i = \begin{bmatrix} \text{age} \\ \text{position} \\ \text{experience} \\ \vdots \end{bmatrix} \right\}^d$$

$$Y \in \{ \text{salary} \} \quad \left| \quad \text{label space} \right.$$

66104 02230

၈၃၈၅ ၇၇၆၅၅၅၂

1. If you were to do supervised learning to make predictions about your start salary.

now supervised learning to predict start salary linear

1.1. What type of supervised learning are you in? regression

1.2. Declare how you will define your data set D with feature space X and label space Y . Also, give an example to illustrate a sample in D .

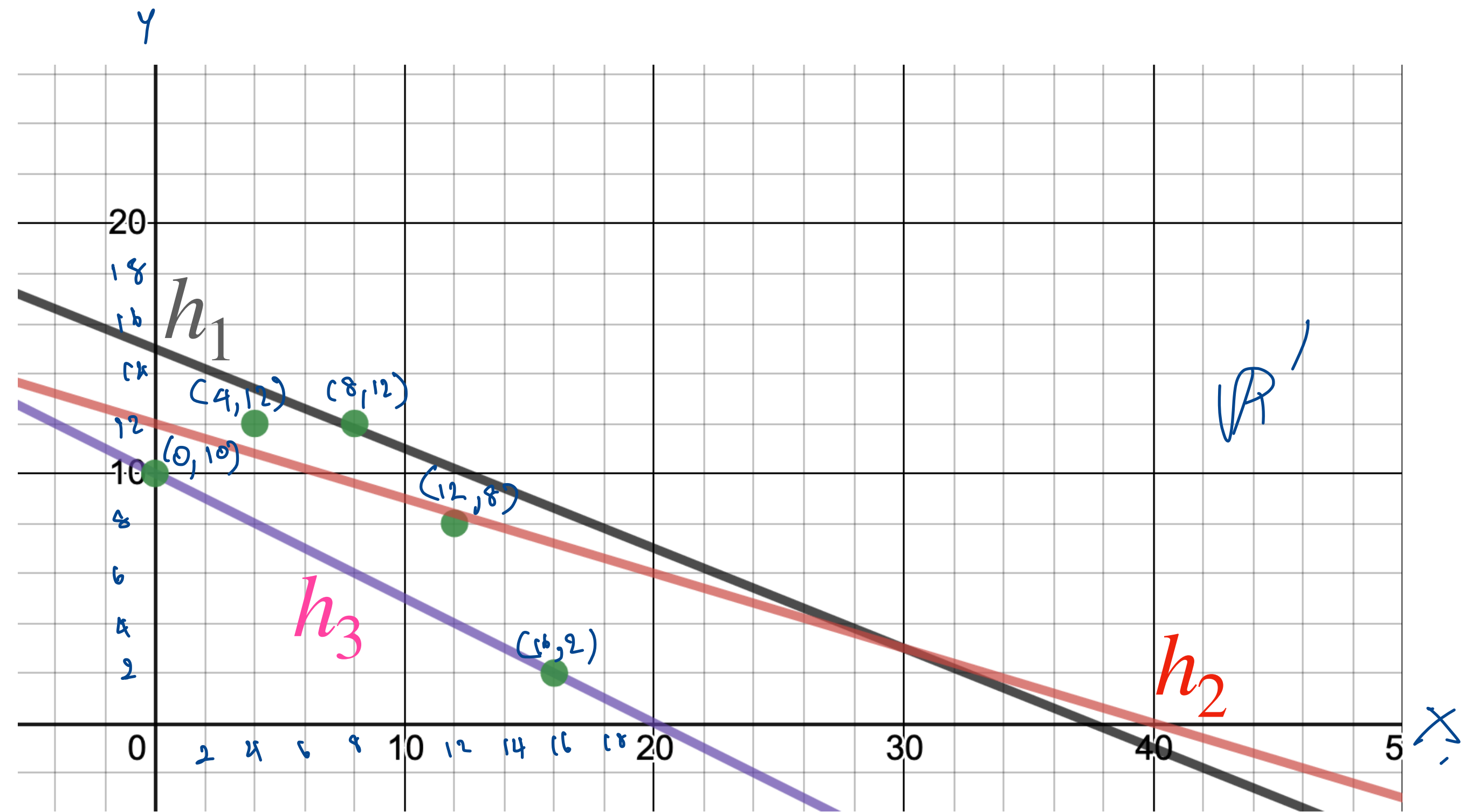
1.3. Describe how would you collect the data set D ?

now from data Kaggle , database , survey , ask for data

6610402230 *Handwritten text*

Quiz I (cont.)

2. Suppose we have 5 data points of the set D the hypothesis class $\mathcal{H} = \{h_1, h_2, h_3\}$ in the following plot.



6610402230 ~~หิ~~ ภาณุธร

Quiz I (cont.)

$|D| = 5$

$$\mathcal{L}_{0/1}(h_1, D) = \frac{4}{5}$$

$$\mathcal{L}_{0/1}(h_2, D) = \frac{4}{5}$$

$$\mathcal{L}_{0/1}(h_3, D) = \frac{3}{5}$$

หิ h_3 เพราะ
 ถ้า $\mathcal{L}_{0/1}(h, D)$ น้อย
 หมายความว่า Hypothesis class $h \in H$
 h_3 มีค่า loss น้อยที่สุด
 เมื่อเทียบกับ h_1, h_2 เพราะ $\mathcal{L}_{0/1}$ มีค่า
 loss น้อยกว่า Regression

2.1. What is the best function in \mathcal{H} if we are to use 0/1 loss function to measure the losses? Please demonstrate your solution.

$$\mathcal{L}_{0/1}(h, D) = \frac{1}{|D|} \sum_{\forall (\vec{x}, y) \in D} \delta(h(\vec{x}), y), \text{ where } d(h(\vec{x}), y) = \begin{cases} 1, & \text{if } h(\vec{x}) \neq y \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

2.2. What is the best function in \mathcal{H} if we are to use square loss function \mathcal{L}_{sq} to measure the losses? Please demonstrate your solution.

หิ h_2
 เพราะ $\mathcal{L}_{sq}(h, D) = \frac{1}{|D|} \sum_{\forall (\vec{x}, y) \in D} (h(\vec{x}) - y)^2$
 ถ้า h_1, h_2, h_3 มีค่า loss น้อยที่สุด
 ทำให้อยู่ใกล้ 0 มากที่สุด \mathcal{L}_{sq} จะน้อยกว่า h_2 เพราะ h_2 มีค่า loss น้อยกว่า h_1, h_3
 data point ที่ h_2 มีค่า loss น้อยกว่า h_1, h_3 data point ที่ h_2 มีค่า loss น้อยกว่า h_1, h_3