

1) Վերահսկվող ուսուցում (supervised learning)

Ակտիվ բնույթի ճանաչողական ճանաչողություն:  
Ենթադրվում է որ գրանցանքային փակ ունենում ցվյալներ՝

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n), \quad n \in \mathbb{N},$$

որտեղ յուրաքանչյուր  $x_i$  երկնից ներկայացվում է  $p$ -չափանի վեկտոր՝  $x_i \in \mathbb{R}^p$  իսկ յուրաքանչյուր  $y_i$  (ժամանակ) իրական թիվ է՝  $y_i \in \mathbb{R}$ : Այս երկու արժեքները  $x_i$ -ն և  $y_i$ -ն չափումներ են արված նույն առարկայի, օբյեկտի կամ առարկա վրա:

Նպատակն է կառուցել ֆունկցիա՝

$$g: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y} \quad \text{որտեղ } \mathcal{X} \subset \mathbb{R}^p \quad \mathcal{Y} \subset \mathbb{R}$$

այնպիսին, որ երբե ժող

գրանցանքներ ի նոր օբյեկտի

բոլոր  $x_i$ -երը  
պարունակող  
բազմություն

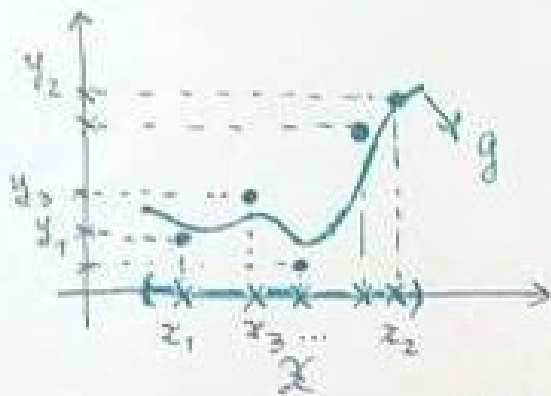
բոլոր  $y_i$ -երը  
պարունակող  
բազմություն

վրա արված  $x_{n+1}$  չափումները, ինչի հարչերով

$\hat{y}_{n+1} = g(x_{n+1})$  արժեքը կկանխատեսվի կամ կգնահատվի

այդ օբյեկտի վրա արված  $y_{n+1}$  չափումը:

Այսպես կառուցված, որ  $x_i$ -ները համակարգչային (label) վեկտորներ են (feature vector),  $y_i$ -ները պիտակներ են,  $g: X \rightarrow Y$  շարժիչ ֆունկցիաները՝ կանխատեսիչներ (prediction function):



- երբե  $Y = \{0, 1\}$ , կենսական բինար դասակարգման ճանաչում (binary classification)
- երբե  $Y = \mathbb{R}$  կամ  $Y = [a, b]$ , կենսական ռեգրեսիայի ճանաչում:

Արդյունքի գնահատման կանխատեսման որակը, պարզ է անվանել «կորուստ» ֆունկցիա (loss function)

•  $l: Y \times Y \rightarrow \mathbb{R}$ .

- երբե  $l(y, \hat{y}) = c$  փոքր է, այսինքն  $\hat{y}$ -ը  $y$ -ի ճշգրիտ կանխատեսում է:

Իրականացնող փոքրամասշտաբային (անբախտանաճ կամ նոնբախտանաճ)

Գոյություն ունի  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  հասկանալի փոքրամասշտաբային, այնպիսով որ  $n$  կամ նրա վրա որոշված  $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n), (X_{n+1}, Y_{n+1})$  անկախ և ինքնիշխան բաշխված (independent and identically distributed, iid) պատահական վեկտորներ, այնպիսով, որ

$\exists \omega \in \Omega$  st.  $X_i(\omega) = x_i, Y_i(\omega) = y_i, \forall i \in \{1, \dots, n+1\}$

Կանխատեսման բնագիր գրվել  $g: X \rightarrow Y$  կանխատեսիչ, այնպիսով, որ  $E[l(Y_{n+1}, g(X_{n+1}))]$ -ը լինի փոքր:

## 2) Ռիսկի և Բայեսի կանխատեսության

Հիշանկալի ենթադրությամբ  $R(g) = E[\ell(Y_{n+1}, g(X_{n+1}))]$  -ով

$g: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$  կանխատեսության ռիսկը:

Օրինակներ՝

$$\underline{1)} \quad \underbrace{\ell(y, y') = \mathbb{1}(y \neq y')}_{0-1 \text{ կորուստ}} \quad \mathcal{Y} = \{0; 1\} \text{ բինար ֆունկցիոնալներ}$$

$$\begin{aligned} R(g) &= E[\mathbb{1}(Y_{n+1} \neq g(X_{n+1}))] \\ &= P(Y_{n+1} \neq g(X_{n+1})) \\ &= P(\{\omega: Y_{n+1}(\omega) \neq g(X_{n+1}(\omega))\}) \end{aligned}$$

$$\underline{2)} \quad \underbrace{\ell(y, y') = (y - y')^2}_{\text{ֆունկցիոնալների կորուստ}} \quad \mathcal{Y} = \mathbb{R} \text{ նվազագույնի ֆունկցիոնալների սեղանային:}$$

$$R(g) = E[(Y_{n+1} - g(X_{n+1}))^2]$$

Կարևոր դիտարկում (նրանց հաճախ ուղիղ անդրադարձի չափի արտահայտում)

$(X_1, Y_1): \Omega \rightarrow \mathcal{X} \times \mathcal{Y} \subset \mathbb{R}^p \times \mathbb{R}$  պարզապես յուրաքանչյուր  $(\mathbb{R}^p \times \mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}^p \times \mathbb{R}))$  չափերի պարամետրացված վրա որոշված: Այդ ֆունկցիոնալը կոչվում է  $P_{(X, Y)}$  կամ կարծեցիկ  $P^*$ : Այս նշանակում է, որ

$$\forall A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^p \times \mathbb{R}) \quad P^*(A) = P(\{\omega: (X_1(\omega), Y_1(\omega)) \in A\})$$

Ռիսկը կարող էլի գրել այսպես՝

$$R(g) = \mathbb{E}[l(Y_{n+1}, g(X_{n+1}))] =$$

$$= \int_{\mathcal{X} \times \mathcal{Y}} l(y, g(x)) dP^*(x, y)$$

Հետեզի ինտեգրացիա  $P^*$  համաձայնականացիկն չափի նկարագրած:

Ասեմ 1 Եթե տրված են  $l$  կորագրի ֆունկցիան և  $P^*$  բաշխումը (data generating distribution), կանխանելի բաշխի կանխարժեքի կանայական  $g^*: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$  այնպիսին, որ

$$g^* \in \text{arg min}_g R(g)$$

$$\Leftrightarrow R(g^*) = \min_g R(g):$$

Պիտարկում

1)  $g^*$ -ը կարող է գոյություն չունենալ (եթե միմյանց հասանելի չեն, այսինքն ինֆիմում է):

2) կարող է գոյություն ունենալ մի քանի բաշխի կանխարժեքի: Բայց նրանից բոլորը մեկ համար կլինեն համարժեք, քանի որ ունեն ժեներացիոն ռիսկը:

Ասեմ 2 Նյստեպեր հետևյալ ֆունկցիան

$$\eta^*(x) = \mathbb{E}[Y_1 | X_1 = x]$$

կանխանելի օրգրեսիոն կամ օրգրեսիոն ֆունկցիա:  
regression function

Օրինակ Էկսպերտիզ  $X_i = (W_i, S_i) \in [40, 70] \times \{0, 1\}$

$$\text{և } Y_i = 100 + W_i + 10 \times S_i + \xi_i \text{ որտեղ } \xi_i \text{-ն}$$

0-ժողովրդական գաղափարական ստատիստիկական օժանդակ  $(W_i, S_i)$ -ից:

Չեյս օրինակ  $\forall x = (\omega, s)$  -ի համար

$$\eta^*(x) = \eta^*(\omega, s) = \mathbb{E}[Y_i | X_i = (\omega, s)]$$

$$= \mathbb{E}[100 + W_i + 10S_i + \xi_i | W_i = \omega, S_i = s]$$

$$= 100 + \mathbb{E}[\omega + 10s + \xi_i | W_i = \omega, S_i = s]$$

$$= 100 + 10s + \omega + \mathbb{E}[\xi_i | W_i = \omega, S_i = s]$$

$$= 100 + 10s + \omega + \mathbb{E}[\xi_i] \quad \leftarrow \begin{array}{l} \text{քանի որ } \xi_i \text{-ը} \\ \text{անկախ է } (W_i, S_i)\text{-ից} \end{array}$$

$$= 100 + \omega + 10s$$

Հետևաբար  $\eta^*(x) = \eta^*(\omega, s) = 100 + \omega + 10s$ :

(Չեյս օրինակի համապատասխանում է հետևյալ կիրառություններ՝  $\omega$ -ի հարցում և  $s$ -տեսք ունեցող անջի հասակի գուշակում - կանխարժեքներ: Չեյս օրինակ  $s = 1$ -ը համապատասխանում է արական, իսկ  $s = 0$ -ը՝ իգական սեռի:

Քերտեմ 1. Երբեք  $\mathcal{Y} = \{0, 1\}$  և  $l(y, y') = \mathbb{1}(y \neq y')$ , այսինքն

$g^*(x) = \mathbb{1}(\eta^*(x) \geq 1/2)$  - Ը Բայց յայնպես կանխարժեքի է:

Ձեռնարկ 2. Եթե  $Y = \mathbb{R}$  և  $l(y, y') = (y - y')^2$ ,

ապա  $g^*(x) = \eta^*(x)$  - ը Բայեսյան կանխարժեք է:

### Պարբերակ

Եթե թեորեմների Բայեսյան կանխարժեքները կիրառելի չեն, փակի որ հիմնված են  $E^*$  բաշխման իմացության վրա: Իրոք, որպեսզի հաշվենք  $\eta^*$ -ը, պետք է իմանանք  $E^*$  բաշխումը: Վեֆերմանյան սահման ինչպես նաև վիճակագրության նպատակն է չափագրել տղանակով փոխարինել  $E^*$ -ի իմացությունը  $\{(X_i, Y_i); i=1, \dots, n\}$  նմուշների իմացությամբ:

### Ձեռնարկ 1-ի ապացույց

կարելի է հեշտ սրուզել, որ  $\forall X \in \mathcal{X} \forall Y \in \{0, 1\}$

$$a) (Y - g(x))^2 = \mathbb{1}(Y \neq g(x)) \quad \forall g: \mathcal{X} \rightarrow \{0, 1\}$$

$$b) (\eta^*(x) - g(x))^2 \geq (\eta^*(x) - g^*(x))^2 \quad \forall g: \mathcal{X} \rightarrow \{0, 1\}$$

$$c) \mathbb{E}[Y \cdot g(x)] = \mathbb{E}[\eta^*(x) \cdot g(x)]$$

Վերջ նշված a) և c) կետերից հեջվում է, որ

$$R(g) = \mathbb{E}[(Y - g(x))^2] \stackrel{c)}{=} \mathbb{E}[Y^2 - \eta^*(x)^2] + \mathbb{E}[(\eta^*(x) - g(x))^2]$$
$$\stackrel{a)}{\rightarrow} \geq \mathbb{E}[Y^2 - \eta^*(x)^2] + \mathbb{E}[(\eta^*(x) - g^*(x))^2]$$

$$\stackrel{a)+c)}{\rightarrow} = R(g^*) \quad \blacksquare$$