

Երևանի Պետական Համալսարան  
Ինֆորմատիկայի և Կիրառական Մաթեմատիկայի Ֆակուլտետ  
Թվային անալիզի և մաթեմատիկական մոդելավորման ամբիոն

---

## Մագիստրոսական Թեզ

**Թեմա՝** Տրանսֆերային ուսուցման որոշակի մեթոդի ընդհանրացման  
սխալանքի գնահատման մասին

**Ուսանող՝** Մինասյան Գևորգ

**Ղեկավար՝** ֆիզ. մաթ. գիտ. թեկնածու  
Հ.Է. Դանդան

## **Բովանդակություն**

<b>Նշանակումներ և սահմանումներ</b>	<b>2</b>
<b>Օժանդակ արդյունքներ</b>	<b>5</b>
<b>Գրականություն</b>	<b>15</b>

## Նշանակումներ և սահմանումներ

$\mathcal{X}$ -ով նշանակենք բոլոր հնարավոր տվյալների օրինակները, իսկ  $\mathcal{C}$ -ով նշանակենք բոլոր պիտակների կամ դասերի բազմությունը: Յուրաքանչյուր  $c \in \mathcal{C}$  դասին համապատասխանում է  $\mathcal{X}$  բազմության վրա որոշված ինչ-որ  $\mathcal{D}_c(x)$  բաշխում, այն ցույց է տալիս, թե  $x$  օրինակը ինչքանով է  $c$  դասին համապատասխան: Ուսուցումը կատարվում է  $\mathcal{F}$  ներկայացումների ֆունկցիաների դասի վրա:  $\forall f \in \mathcal{F}$  ֆունկցիա  $\mathcal{X}$  տվյալների բազմությունը արտապատկերում  $d$ -չափանի Էվկլիդեսյան  $\mathcal{R}^d$  տարածություն՝  $f: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{R}^d$ , բացի այդ կոդիտարկենք միայն սահմանափակ ֆունկցիաները՝

$$\|f(x)\| \leq R \forall x \in \mathcal{X} \text{ և } R > 0:$$

## Վերահսկվող առաջադրանքներ

Այժմ կնկարագրենք այն առաջադրանքները, որոնց միջոցով փորձարկվելու է ներկայացումների  $f$  ֆունկցիան:  $k + 1$  դասերից բաղկացած  $\mathcal{T}$  վերահսկվող առաջադրանքը, բաղկացած է

$$\{c_1, \dots, c_{k+1}\} \subseteq \mathcal{C}$$

միմյանցից տարբեր դասերից: Կենթադրենք որ վերահսկվող առաջադրանքները ունեն  $\mathcal{P}(\mathcal{T})$  բաշխում, որը բնութագրում է այդ առաջադրանքը դիտարկվելու հավանականությունը:  $k + 1$  դասերից բաղկացած վերահսկվող առաջադրանքների բաշխումը հետևյալն է՝

$$\mathcal{P}(\mathcal{T} \mid |\mathcal{T}| = k + 1)$$

Պիտակավորված տվյալների բազմությունը  $\mathcal{T}$  առաջադրանքի համար բաղկացած է  $m$  հատ միմյանցից անկախ և միևնույն բաշխումից ընտրված օրինակներից: Այդ օրինակները ընտրվում են ստորև նկարագրված պրոցեսով:

$c \in \{c_1, \dots, c_{k+1}\}$  դասը ընտրվում է ըստ  $\mathcal{D}_{\mathcal{T}}$  բաշխման, որից հետո  $x$  օրինակը ընտրվում է  $\mathcal{D}_c$  բաշխումից: Դրանք միասին ձևավորում են պիտակավորված  $(x, c)$  զույգը, որը ունի հետևյալ բաշխումը՝

$$\mathcal{D}_{\mathcal{T}}(x, c) = \mathcal{D}_c(x) \mathcal{D}_{\mathcal{T}}(c) :$$

## Վերահսկվող ներկայացումների գնահատման չափը

$f$  ներկայացումների ֆունկցիաի որակի գնահատումը կատարվում է  $\mathcal{T}$  բազմադաս դասակարգման առաջադրանքի միջոցով՝ օգտագործելով գծային դասակարգիչ: Ֆիքսենք  $\mathcal{T} = \{c_1, \dots, c_{k+1}\}$  առաջադրանքը:  $\mathcal{T}$  առաջադրանքի բազմադաս դասակարգիչը ֆունկցիա է՝  $g : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{R}^{k+1}$ , որի արժեքի կորդինատները ինդեքսավորված են  $\mathcal{T}$  առաջադրանքի դասերով:  $(x, y) \in \mathcal{X} \times \mathcal{T}$  կետում  $g$  դասակարգիչով պայմանավորված կորուստը սահմանենք հետևյալ կերպ՝

$$l(\{g(x)_y - g(x)_{y'}\}_{y \neq y'}),$$

որը ֆունկցիա կախված  $k$  չափանի վեկտորից, այն ստացվում է  $k + 1$  չափանի  $g(x)$  վեկտորի կորդինատների տարբերությունից, բացի այդ  $\{g(x)_y - g(x)_{y'}\}_{y \neq y'}$  վեկտորի կոմպոնենտները կամայական հերթականությամբ կարելի է համարակալել և  $l$ -ի արժեքը կախված չէ վեկտորի կոմպոնենտների համարակալման հերթականությունից: Պրակտիկայում մեծ կիրառություն ունեցող երկու կորուստի ֆունկցիաներ ենք դիտարկելու աշխատանքում՝ ստանդարտ հինգ կորուստի ֆունկցիան որը սահմանվում է հետևյալ կերպ՝

$$l(v) = \max\{0, 1 + \max_i \{-v_i\}\}$$

և լոգիստիկ կորուստի ֆունկցիան՝

$$l(v) = \log_2(1 + \sum_i e^{-v_i}),$$

որտեղ  $v \in \mathcal{R}^k$ :  $\mathcal{T}$  առաջադրանքի համար  $g$  դասակարգիչի կորուստը հետևյալն է՝

$$L(\mathcal{T}, g) \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{E}_{(x, c) \sim \mathcal{D}_{\mathcal{T}}} [l(\{g(x)_c - g(x)_{c'}\}_{c \neq c'})]$$

$f$  ներկայացումների ֆունկցիան օգտագործելու նպատակով,  $g(x) = Wf(x)$  տեսքի դասակարգիչներն ենք դիտարկելու, որտեղ  $W \in \mathcal{R}^{(k+1) \times d}$ , որը ունի սահմանափակ նորմ  $\|W\| \leq Q$  և  $Q > 0$ :  $\mathcal{W}$ -ով նշանակենք սահմանափակ նորմ ունեցող մատրիցաների բազմությունը՝

$$\mathcal{V} = \{W : \|W\| \leq Q \text{ և } Q > 0\}$$

$\mathcal{T}$  առաջադրանքի համար  $g(x) = Wf(x)$  ներկայացումից կախված գծային դասակարգիչի կորուստի ֆունկցիան հետևյալն է՝

$$L(\mathcal{T}, f, W) \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{E}_{(x, c) \sim \mathcal{D}_{\mathcal{T}}} [l(\{Wf(x)_c - Wf(x)_{c'}\}_{c \neq c'})]$$

Ֆիքսելով որևէ  $f$  ներկայացում կարելի լավագույն  $W$  գտնել, այնպես որ  $f$ -ից կախված գծային դասակարգչի կորուստը լինի ամենափոքրը, ուստի  $f$  ներկայացման վերահսկիչ կորուստը  $\mathcal{T}$  առաջադրանքի համար կսահմանենք, այն կորուստը, երբ լավագույն  $W$  ենք ընտրել  $f$ -ի համար՝

$$L(\mathcal{T}, f) \stackrel{\text{def}}{=} \inf_{W \in \mathcal{V}} L(\mathcal{T}, f, W)$$

**Սահմանում 1** (վերահսկիչ միջին կորուստ).  $k + 1$  դասերից բաղկացած առաջադրանքների վերահսկիչ միջին կորուստը  $f$  ներկայացման համար սահմանվում է որպես՝

$$L(f) \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{E}_{\mathcal{T} \sim \mathcal{P}} [L(\mathcal{T}, f) \mid |\mathcal{T}| = k + 1]$$

**Սահմանում 2** (Էմպիրիկ վերահսկիչ միջին կորուստ). *Դիցուք ունենք միմյանցից անկախ  $\mathcal{P}(\mathcal{T} \mid |\mathcal{T}| = k + 1)$  բաշխումից ընտրված  $N$  հատ առաջադրանքներ՝  $\mathcal{T}_1, \dots, \mathcal{T}_N$ : Էմպիրիկ վերահսկիչ միջին կորուստը  $f$  ներկայացման համար հետևյալն է՝*

$$\hat{L}(f) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(\mathcal{T}_i, f)$$

## Օժանդակ արդյունքներ

**Լեմմա 1** (Հոֆդինգի անհավասարություն). *Դիցուք  $Z_1, \dots, Z_m$  անկախ և միևնույն բաշխման պատահական մեծություններ են և  $\bar{Z} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_i$ : Ենթադրենք  $\mathbb{E}[\bar{Z}] = \mu$  և յուրաքանչյուր  $i$ -ի համար  $\mathbb{P}[a \leq Z_i \leq b] = 1$ : Այդ դեպքում ցանկացած  $\epsilon > 0$  թվի համար տեղի ունի հետևյալը՝*

$$\mathbb{P}\left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_i - \mu > \epsilon\right] \leq e^{\frac{-2m\epsilon^2}{(b-a)^2}}$$

և

$$\mathbb{P}\left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_i - \mu < -\epsilon\right] \leq e^{\frac{-2m\epsilon^2}{(b-a)^2}}$$

**Լեմմա 2.** *Դիցուք ունենք միմյանցից անկախ  $\mathcal{P}(\mathcal{T} \mid |\mathcal{T}| = k + 1)$  բաշխումից ընտրված  $N$  հատ առաջադրանքներ՝  $T_1, \dots, T_N$  և ֆիքսենք կամայական  $f \in \mathcal{F}$  ներկայացում:  $\hat{L}(f)$  Էմպիրիկ վերահսկիչ միջին կորուստն է  $f$  ներկայացման համար, իսկ  $L(f)$ -ը վերահսկիչ միջին կորուստը և դիցուք  $|\cup_{i=1}^N T_i| = n$ : Այդ դեպքում առնվազն  $1 - \delta$  հավանականությամբ տեղի ունի հետևյալ անհավասարությունը:*

$$\hat{L}(f) \geq L(f) - B \sqrt{\frac{(k+1) \log\left(\frac{1}{\delta}\right)}{2n}} \quad (1)$$

որտեղ  $B$  ինչ-որ դրական հաստատուն է:

*Ապացույց.* Օգտվելով  $L(T_i, f)$  սահմանումից և օգտագործելով  $f$ -ի սահմանափակությունը հեշտ է համոզվել որ գոյություն ունի  $B$  դրական թիվ այնպես որ կամայական  $i \in [N]$  տեղի ունի հետևյալը՝

$$0 \leq L(T_i, f) \leq B$$

Այժմ նկատենք որ **Հոֆդինգի լեմմայի** պայմանները բավարարված են և օգտվելով այդ լեմմայի անհավասարությունից կունենաք՝

$$\mathbb{P}[\hat{L}(f) - L(f)] < -\epsilon] \leq e^{\frac{-2N\epsilon^2}{B^2}}$$

որտեղից և հավանականության  $\mathbb{P}[A] = 1 - \mathbb{P}[\bar{A}]$  հատկությունը օգտագործելով՝

$$\mathbb{P}[\hat{L}(f) - L(f) \geq -\epsilon] \geq 1 - e^{\frac{-2N\epsilon^2}{B^2}}$$

$e^{\frac{-2N\epsilon^2}{B^2}}$  հավասարեցնենք  $\delta$ -ի՝

$$\delta = e^{\frac{-2N\epsilon^2}{B^2}}$$

և լուծելով այն  $\epsilon$ -ի նկատմամբ՝ կունենաք հետևյալը՝

$$\epsilon = B \sqrt{\frac{\log\left(\frac{1}{\delta}\right)}{2N}}$$

Այսպիսով առնվազն  $1 - \delta$  հավանականությամբ տեղի ունի հետևյալ անհավասարությունը՝

$$\hat{L}(f) \geq L(f) - B \sqrt{\frac{\log\left(\frac{1}{\delta}\right)}{2N}}$$

Նկատենք որ  $n \leq (k+1)N$ , որտեղից անմիջապես հետևում է հետևյալ անհավասարությունը՝

$$\sqrt{\frac{k+1}{n}} \geq \sqrt{\frac{1}{N}}$$

Օգտագործելով վերջին անհավասարությունը կունենանք, որ առնվազն  $1 - \delta$  հավանականությամբ տեղի ունի

$$\hat{L}(f) \geq L(f) - B \sqrt{\frac{(k+1) \log\left(\frac{1}{\delta}\right)}{2n}}$$

անհավասարությունը: □

**Պնդում 1.** Կամայական  $v \in \mathbb{R}^d$  վեկտորի համար տեղի ունի հետևյալը՝

$$\|v\| \leq \sqrt{2} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^d} \left| \sum_{i=1}^d \sigma_i v_i \right|$$

**Թեորեմ 1.** Դիցուք  $\mathcal{X}$ -ը որևէ բազմություն է և  $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in X^N$ : Տրված է նաև  $\mathcal{F}$  ֆունկցիաների բազմություն, որի կամայական  $f \in \mathcal{F}$  ֆունկցիա  $\mathcal{X}$  բազմությունը արտապատկերում է  $\mathbb{R}^d$  Էվկլիդեսյան տարածություն՝  $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}^d$ : Դիցուք  $h_i$  ֆունկցիաներ ունենք որոնք  $\mathbb{R}^d$  Էվկլիդեսյան տարածությունը արտապատկերում են իրական թվերի  $\mathbb{R}$  տարածություն՝  $h_i : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ , կամայական  $i \in [n]$  համար: Կենթադրենք, որ բոլոր  $h_i$  ֆունկցիաները, ինչ-որ  $L$  դրական հաստատունով Լիպշից հատկությամբ օժտված ֆունկցիաներ են: Այդ դեպքում տեղի ունի հետևյալ անհավասարությունը՝

$$\mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^n} \left[ \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^n \sigma_i h_i(f(x_i)) \right] \leq \sqrt{2} L \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{nd}} \left[ \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f_j(x_i) \right] \quad (2)$$

Թեորեմ 2-ը կարելի է ընդհանրացնել  $h_i(v, y) \in \mathbb{R}$  ֆունկցիաների համար, որտեղ  $v \in \mathbb{R}^d$ ,  $y \in \mathcal{Y}$  և  $h_i$  ֆունկցիաները ըստ  $v$  փոփոխականի  $L$  հաստատունով Լիպշից հատկությամբ օժտված ֆունկցիաներ են կամայական  $y \in \mathcal{Y}$  համար:

**Թեորեմ 2.** Դիցուք  $\mathcal{X}$ -ը և  $\mathcal{Y}$ -ը որևէ բազմություններ են և  $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in X^N$ : Տրված է նաև  $\mathcal{F}$  ֆունկցիաների բազմություն, որի կամայական  $f \in \mathcal{F}$  ֆունկցիա  $\mathcal{X}$  բազմությունը արտապատկերում է  $\mathbb{R}^d$  Էվկլիդեսյան տարածություն՝  $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}^d$ : Դիցուք  $h_i$  ֆունկցիաներ ունենք՝

$$h_i : \mathbb{R}^d \times \mathcal{Y} \rightarrow \mathbb{R}$$

կամայական  $i \in [n]$  համար: Կենթադրենք, որ բոլոր  $h_i(v, y)$  ֆունկցիաները, ինչ-որ  $L$  դրական հաստատունով  $L$ իպչից հատկությամբ օժտված ֆունկցիաներ են ըստ  $v$ -ի կամայական  $y \in \mathcal{Y}$  համար: Այդ դեպքում տեղի ունի հետևյալ անհավասարությունը՝

$$\mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^n} \left[ \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^n \sigma_i h_i(f(x_i), y) \right] \leq \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{nd}} \left[ \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f_j(x_i) \right] \quad (3)$$

Ապացույց. Սկզբում ցույց տանք, որ բոլոր  $i \in [n]$ -երի համար և կամայական  $g : \mathcal{F} \times \mathcal{Y} \rightarrow \mathbb{R}$  ֆունկցիոնալի համար տեղի ունի հետևյալ անհավասարությունը՝

$$\mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \epsilon h_i(f(x_i), y) + g(f, y) \leq \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{j=1}^d \epsilon_j f_j(x_i) + g(f, y) \quad (4)$$

Դիցուք  $\delta > 0$  կամայական դրական թիվ է: Այդ դեպքում համաձայն Ռադեմախերի փոփոխականի սահմանաման կունենանք՝

$$2 \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \epsilon h_i(f(x_i), y) - \delta = \sup_{f, \bar{f} \in \mathcal{F}} h_i(f(x_i), y) + g(\bar{f}, y) - h_i(\bar{f}(x_i), y) + g(\bar{f}, y) - \delta$$

Օգտվելով սուպրեմումի սահմանումից՝ գոյություն ունեն  $f^*, \bar{f}^* \in \mathcal{F}$  ֆունկցիաներ, որ տեղի ունի հետևյալը՝

$$\begin{aligned} & \sup_{f, \bar{f} \in \mathcal{F}} h_i(f(x_i), y) + g(\bar{f}, y) - h_i(\bar{f}(x_i), y) + g(\bar{f}, y) - \delta \leq \\ & \leq \sup_{y \in \mathcal{Y}} h_i(f^*(x_i), y) - h_i(\bar{f}^*(x_i), y) + g(f^*, y) + g(\bar{f}^*, y) \end{aligned}$$

Օգտագործելով  $h_i$  ֆունկցիայի  $L$ իպչից հատկությամբ օժտված լինելը կունենանք՝

$$\begin{aligned} & \sup_{y \in \mathcal{Y}} h_i(f^*(x_i), y) - h_i(\bar{f}^*(x_i), y) + g(f^*, y) + g(\bar{f}^*, y) \leq \\ & \leq L \|f^*(x_i) - \bar{f}^*(x_i)\| + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(f^*, y) + g(\bar{f}^*, y) \end{aligned}$$

Պնդում 1-ը կիրառելով կստանանք՝

$$\begin{aligned} & L \|f^*(x_i) - \bar{f}^*(x_i)\| + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(f^*, y) + g(\bar{f}^*, y) \leq \\ & \leq \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \left| \sum_{j=1}^d \epsilon_j (f_j^*(x_i) - \bar{f}_j^*(x_i)) \right| + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(f^*, y) + g(\bar{f}^*, y) \leq \\ & \leq \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{f, \bar{f} \in \mathcal{F}} \left| \sum_{j=1}^d \epsilon_j f_j(x_i) - \sum_{j=1}^d \epsilon_j \bar{f}_j(x_i) \right| + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(f, y) + g(\bar{f}, y) \end{aligned}$$



Հեշտ է նկատել, որ կամայական ֆիքսված  $\epsilon$ -ի դեպքում

$$\sup_{f, \bar{f} \in \mathcal{F}} \left| \sum_{j=1}^d \epsilon_j f_j(x_i) - \sum_{j=1}^d \epsilon_j \bar{f}_j(x_i) \right| = \sup_{f, \bar{f} \in \mathcal{F}} \sum_{j=1}^d \epsilon_j f_j(x_i) - \sum_{j=1}^d \epsilon_j \bar{f}_j(x_i)$$

և քանի որ  $\sup_{y \in \mathcal{Y}} g(f, y) + g(\bar{f}, y)$  ինվարիանտ է  $f, \bar{f}$  ֆունկցիաների փոփոխման նկատմամբ, կունենանք՝

$$\begin{aligned} & \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \left| \sum_{j=1}^d \epsilon_j (f_j^*(x_i) - \bar{f}_j^*(x_i)) \right| + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(f^*, y) + g(\bar{f}^*, y) \leq \\ & \leq \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{f, \bar{f} \in \mathcal{F}} \sum_{j=1}^d \epsilon_j f_j(x_i) - \sum_{j=1}^d \epsilon_j \bar{f}_j(x_i) + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(f, y) + g(\bar{f}, y) = \\ & = \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{j=1}^d \epsilon_j f_j(x_i) + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(f, y) + \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{\bar{f} \in \mathcal{F}} - \sum_{j=1}^d \epsilon_j \bar{f}_j(x_i) + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(\bar{f}, y) \end{aligned}$$

Հաշվի առնելով Ռադեմախների  $\epsilon_j$  փոփոխականների սիմետրիկությունը կստանանք՝

$$\begin{aligned} & \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{j=1}^d \epsilon_j f_j(x_i) + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(f, y) + \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{\bar{f} \in \mathcal{F}} - \sum_{j=1}^d \epsilon_j \bar{f}_j(x_i) + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(\bar{f}, y) = \\ & = 2 \left( \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{j=1}^d \epsilon_j f_j(x_i) + \sup_{y \in \mathcal{Y}} g(f, y) \right) = \\ & = 2 \left( \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{j=1}^d \epsilon_j f_j(x_i) + g(f, y) \right) \end{aligned}$$

Այսպիսով կամայական  $\delta > 0$  դրական թվի համար՝

$$\mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{f \in \mathcal{F}} \epsilon h_i(f(x_i), y) - \delta \leq \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^d} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{j=1}^d \epsilon_j f_j(x_i) + g(f, y)$$

Քանի որ վերջինս տեղի ունի ցանկացած  $\delta$ -ի համար, այստեղից անմիջապես հետևում է 4 անհավասարությունը:

Այժմ ինդուկցիայի միջոցով ցույց տանք, որ ցանկացած  $m \in \{0, \dots, n\}$  համար տեղի ունի հետևյալ անհավասարությունը:

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^n} \left[ \sup_{\substack{f \in \mathcal{F} \\ y \in \mathcal{Y}}} \sum_{i=1}^n \epsilon_i h_i(f(x_i), y) \right] \leq \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{md}} \left[ \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f_j(x_i) \right] + \\ & + \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^{n-m}} \left[ \sup_{\substack{f \in \mathcal{F} \\ y \in \mathcal{Y}}} \sum_{i=m+1}^n \epsilon_i h_i(f(x_i), y) \right] \end{aligned}$$

3 անհավասարությունը անմիջապես հետևում է՝ վերցնելով  $m = n$ : Երբ  $m = 0$  անհավասարության երկու կողմերում նույն արտահայտությունն է գրված և հետևաբար տեղի ունի անհավասարությունը: Կատարենք ինդուկցիոն ենթադրություն և համարենք անհավասարությունը տեղի ունի  $(m-1)$ -ի համար, որտեղ  $m \leq n$ :

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^n} \left[ \sup_{\substack{f \in \mathcal{F} \\ y \in \mathcal{Y}}} \sum_{i=1}^n \epsilon_i h_i(f(x_i), y) \right] \leq \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{(m-1)d}} \left[ \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f_j(x_i) \right] + \\ & + \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^{n-m+1}} \left[ \sup_{\substack{f \in \mathcal{F} \\ y \in \mathcal{Y}}} \sum_{i=m}^n \epsilon_i h_i(f(x_i), y) \right] = \\ & = \mathbb{E}_{\substack{\epsilon \sim \{\pm 1\}^{n-m} \\ \sigma \sim \{\pm 1\}^{(m-1)d}}} \mathbb{E}_{\epsilon_m \sim \{\pm 1\}} \left[ \sup_{\substack{f \in \mathcal{F} \\ y \in \mathcal{Y}}} \left( \epsilon_m h_m(f(x_m), y) + \sqrt{2}L \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f_j(x_i) + \sum_{i=m+1}^n \epsilon_i h_i(f(x_i), y) \right) \right] \end{aligned}$$

Սահմանենք

$$g(f, y) = \sqrt{2}L \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f_j(x_i) + \sum_{i=m+1}^n \epsilon_i h_i(f(x_i), y)$$

և տեղադրելով այն վերջինիս մեջ և օգտագործելով 4 անհավասարությունը կստանանք՝

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}_{\substack{\epsilon \sim \{\pm 1\}^{n-m} \\ \sigma \sim \{\pm 1\}^{(m-1)d}}} \mathbb{E}_{\epsilon_m \sim \{\pm 1\}} \left[ \sup_{\substack{f \in \mathcal{F} \\ y \in \mathcal{Y}}} (\epsilon_m h_m(f(x_m), y) + g(f, y)) \right] \leq \\ & \leq \mathbb{E}_{\substack{\epsilon \sim \{\pm 1\}^{n-m} \\ \sigma \sim \{\pm 1\}^{(m-1)d}}} \mathbb{E}_{\sigma_m \sim \{\pm 1\}^d} \left[ \sup_{\substack{f \in \mathcal{F} \\ y \in \mathcal{Y}}} \left( \sum_{j=1}^d \sigma_{mj} f_j(x_m) + g(f, y) \right) \right] = \\ & = \sqrt{2}L \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{md}} \left[ \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f_j(x_i) \right] + \mathbb{E}_{\epsilon \sim \{\pm 1\}^{n-m}} \left[ \sup_{\substack{f \in \mathcal{F} \\ y \in \mathcal{Y}}} \sum_{i=m+1}^n \epsilon_i h_i(f(x_i), y) \right] \end{aligned}$$

□

**Թեորեմ 3.** Դիցուք  $\mathcal{G}$  ֆունկցիաների բազմությունը, որի յուրաքանչյուր ֆունկցիա  $Z$ -ը արտապատկերում է  $[0, 1]$  և  $S = \{z_i\}_{i=1}^m$   $m$  հզորությամբ միմյանցից անկախ և միևնույն բաշխումից ընտրված օրինակների բազմություն է: Այդ դեպքում ցանկացած  $\delta$  դրական թվի համար առավել  $1 - \delta$  հավանականությամբ բոլոր  $g \in \mathcal{G}$  ֆունկցիաների համար տեղի ունի հետևյալ անհավասարությունները՝

$$\mathbb{E}[g(z)] \leq \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m g(z_i) + 2\mathcal{R}_m(\mathcal{G}) + \sqrt{\frac{\log\left(\frac{1}{\delta}\right)}{2m}} \quad (5)$$

և

$$\mathbb{E}[g(z)] \leq \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m g(z_i) + 2\mathcal{R}_S(\mathcal{G}) + 3\sqrt{\frac{\log\left(\frac{2}{\delta}\right)}{2m}} \quad (6)$$

Դիցուք ունենք միմյանցից անկախ  $\mathcal{P}(\mathcal{T} \mid |\mathcal{T}| = k + 1)$  բաշխումից ընտրված  $N$  հատ առաջադրանքներ՝  $\mathcal{T}_1, \dots, \mathcal{T}_N$  և  $\mathcal{T} = \cup_{i=1}^N \mathcal{T}_i$ : Միավորված առաջադրանքի հզորությունը  $n$  է՝  $|\mathcal{T}| = n$ : Այժմ ենթադրենք միավորված  $\mathcal{T}$  առաջադրանքի համար ունենք միմյանցից անկախ և  $D_{\mathcal{T}}$  բաշխումից ընտրված  $M$  օրինակներ՝

$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_M, y_M) \mid x_i \in \mathcal{X}, y_i \in \mathcal{T} \text{ և } i \in [M]\}$$

$\mathcal{T}$  առաջադրանքի համար դիցուք  $g(x) = Wf(x)$  գծային դասակարգչն է ըստ  $f \in \mathcal{F}$  ներկայացման, որտեղ  $W$ -ն  $(n+1) \times d$  չափանի մատրիցա է և  $W \in \mathcal{V}$ :  $g(x)$  դասակարգչի էմպիրիկ սխալանքը  $S$  բազմության վրա սահմանենք հետևյալ կերպ՝

$$\hat{L}(\mathcal{T}, f, W) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M l(\{(Wf(x_i))_{y_i} - (Wf(x_i))_{y_j}\}_{y_i \neq y_j})$$

Ալգորիթմը որով սովորելու ենք ներկայացման ֆունկցիա  $\mathcal{F}$  դասից հետևյալն է՝

$$(\hat{f}, \hat{W}) = \underset{\substack{f \in \mathcal{F} \\ W \in \mathcal{V}}}{\operatorname{argmin}} \hat{L}(\mathcal{T}, f, W)$$

որտեղ  $\hat{f}$  փնտրվող ներկայացումն է: Այսպիսով ալգորիթմը ըստ  $f$  ներկայացման և գծային դասակարգիչի  $W$  մատրիցայի միևնույն ժամանակում է  $\mathcal{T}$  առաջադրանքի վերահսկիչ էմպիրիկ սխալանքը  $S$  օրինակների բազմության վրա:

**Լեմմա 3.** Դիցուք  $\delta$ -ն կամայական դրական թիվ է: Այդ դեպքում առնվազն  $1 - \delta$  հավանականությամբ կամայական  $f \in \mathcal{F}$  ներկայացման և կամայական  $W \in \mathcal{V}$  մատրիցայի համար տեղի ունի հետևյալ անհավասարությունը՝

$$L(\mathcal{T}, \hat{f}, \hat{W}) \leq L(\mathcal{T}, f, W) + \operatorname{Gen}_M$$

,

Ապացույց. Սահմանենք  $G$  ֆունկցիաների բազմությունը հետևյալ կերպ՝

$$G = \left\{ (x, y) \mapsto g_{f,W}(x, y) = \frac{1}{B} l(\{[Wf(x)]_y - [Wf(x)]_{y'}\}_{y \neq y'}) | f \in \mathcal{F}, W \in \mathcal{V} \right\}$$

Վերցնենք  $Z = \mathcal{X} \times \mathcal{T}$  և  $S = \{z_i = (x_i, y_i)\}_{i=1}^M$ , կիրառելով 3 թեորեմը  $G$  ֆունկցիաների բազմության համար կունենանք՝

$$\mathbb{E}[g(z)] \leq \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m g(z_i) + \frac{2}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^M} \sup_{\substack{f \in \mathcal{F} \\ W \in \mathcal{V}}} \sum_{i=1}^M \sigma_i g_{f,W}(z_i) + 3 \sqrt{\frac{\log\left(\frac{2}{\delta}\right)}{2m}} \quad (7)$$

Այժմ ցույց տանք, որ ցանկացած  $W \in \mathcal{V}$  և  $i \in [M]$  համար  $h_i(f(x_i), W) = g_{f,W}(z_i)$  ֆունկցիան ըստ  $f(x_i)$ -ի ինչ-որ  $L$  հաստատունով օժտված է Լիպշիցի հատկությամբ: Ներմուծենք  $\Phi_y(f(x), W)$  ֆունկցիան, այնպես որ  $h_i = \frac{1}{B} l \circ \Phi_{y_i}$ : Ֆիքսենք որևէ  $y \in \mathcal{T}$  դաս և մնացած  $n$  դասերը համարակալենք  $\mathcal{T} \setminus \{y\} = \{y'_1, y'_2, \dots, y'_n\}$ :  $\Phi_y: \mathbb{R}^d \times \mathcal{V} \rightarrow \mathbb{R}^n$  որի տեսքը հետևյալն է՝

$$\Phi_y(x, W) = (w_y x - w_{y'_i} x)_{i \in [n]}$$

Ըստ  $x$  փոփոխականի  $\Phi_y$  ֆունկցիայի Յակոբյանը նշանակենք  $J_{\Phi_y}$ -ով:

$$J_{\Phi_y} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \Phi_{y1}}{\partial x_1} & \frac{\partial \Phi_{y1}}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial \Phi_{y1}}{\partial x_d} \\ \frac{\partial \Phi_{y2}}{\partial x_1} & \frac{\partial \Phi_{y2}}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial \Phi_{y2}}{\partial x_d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \Phi_{yn}}{\partial x_1} & \frac{\partial \Phi_{yn}}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial \Phi_{yn}}{\partial x_d} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} w_{y1} - w_{y'_1 1} & w_{y2} - w_{y'_1 2} & \dots & w_{yd} - w_{y'_1 d} \\ w_{y1} - w_{y'_2 1} & w_{y2} - w_{y'_2 2} & \dots & w_{yd} - w_{y'_2 d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{y1} - w_{y'_n 1} & w_{y2} - w_{y'_n 2} & \dots & w_{yd} - w_{y'_n d} \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \|J_{\Phi_y}\|_F &= \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^d (w_{yk} - w_{y'_i k})^2} = \sqrt{n \sum_{k=1}^d w_{yk}^2 - 2 \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^d w_{yk} w_{y'_i k} + \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^d w_{y'_i k}^2} \\ &\leq \sqrt{nQ^2 + 2nQ^2 + nQ^2} = 2Q\sqrt{n} \end{aligned}$$

Այսպիսով  $\Phi_y$  ֆունկցիան ըստ  $x$ -ի փոփոխականի  $2Q\sqrt{n}$  հաստատունով Լիպշիցի հատկությամբ օժտված ֆունկցիա է և բանի որ  $l$ -ը  $\eta$  հաստատունով Լիպշիցի հատկությամբ էր օժտված, ապա կունենաք որ  $h_i$  ֆունկցիաները բոլոր  $i \in [M]$  համար  $\frac{2\eta Q\sqrt{n}}{B}$  հաստատունով ըստ  $f(x_i)$ -ի Լիպշիցի հատկություն ունի ցանկացած  $W \in \mathcal{V}$  մատրիցայի համար:

Նկատենք որ թեորեմ 2-ի պայմանները բավարարված են և կիրառելով այն կունենանք՝

$$\mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^M} \sup_{\substack{f \in \mathcal{F} \\ W \in \mathcal{V}}} \sum_{i=1}^M \sigma_i g_{f,W}(z_i) \leq \frac{2\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{B} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i)$$

Վերջինս տեղադրենք 7-ի մեջ և անհավասարության երկու կողմը բազմապատկենք  $B$ -ով, ցանկացած  $g \in G$  համար կունենանք՝

$$\mathbb{E}[Bg(z)] \leq \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M Bg(z_i) + \frac{4\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i) + 3B\sqrt{\frac{\log\left(\frac{2}{\delta}\right)}{2M}}$$

որտեղից էլ՝

$$L(\mathcal{T}, f, W) \leq \hat{L}(\mathcal{T}, f, W) + \frac{4\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i) + 3B\sqrt{\frac{\log\left(\frac{2}{\delta}\right)}{2M}} \quad (8)$$

որը տեղի ունի  $\forall f \in \mathcal{F}$  և  $\forall W \in \mathcal{V}$ : Քանի որ 8-ը տեղի ունի  $\forall f \in \mathcal{F}$  և  $\forall W \in \mathcal{V}$ , հետևաբար այն տեղի ունի նաև  $\hat{f}$  և  $\hat{W}$ -ի համար՝

$$L(\mathcal{T}, \hat{f}, \hat{W}) \leq \hat{L}(\mathcal{T}, \hat{f}, \hat{W}) + \frac{4\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i) + 3B\sqrt{\frac{\log\left(\frac{2}{\delta}\right)}{2M}} \quad (9)$$

Դիցուք  $f^*, W^* = \operatorname{argmin}_{f \in \mathcal{F}, W \in \mathcal{V}} L(\mathcal{T}, f, W)$ : Կիրառելով Հոֆդինգի անհավասարությունը առնվազն  $1 - \frac{\delta}{2}$  հավանականությամբ տեղի ունի հետևյալը՝

$$\hat{L}(\mathcal{T}, f^*, W^*) \leq L(\mathcal{T}, f^*, W^*) + B\sqrt{\frac{\log\left(\frac{2}{\delta}\right)}{2M}}$$

Հաշվի առնելով որ  $\hat{L}(\mathcal{T}, \hat{f}, \hat{W}) \leq \hat{L}(\mathcal{T}, f^*, W^*)$ ՝ 9 անհավասարությունը կարող ենք գրել հետևյալ կերպ՝

$$L(\mathcal{T}, \hat{f}, \hat{W}) \leq L(\mathcal{T}, f^*, W^*) + \frac{4\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i) + 4B\sqrt{\frac{\log\left(\frac{2}{\delta}\right)}{2M}} \quad (10)$$

Հեշտ է նկատել որ 10 տեղի ունի  $\forall f \in \mathcal{F}$  և  $\forall W \in \mathcal{V}$  համար՝

$$L(\mathcal{T}, \hat{f}, \hat{W}) \leq L(\mathcal{T}, f, W) + \frac{4\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i) + 4B\sqrt{\frac{\log\left(\frac{2}{\delta}\right)}{2M}} \quad (11)$$

Կիրառելով պատահականների միավորման բանաձևը 11 տեղի ունի առնվազն  $1 - \delta$  հավանականությամբ և լեմման ապացուցված է:

□

**Թեորեմ 4.** Դիցուք  $\delta$  կամայական դրական թիվ է, այդ դեպքում առնվազն  $1 - \delta$  հավանականությամբ տեղի ունի հետևյալ անհավասարությունը՝

$$L(\hat{f}) \leq L(\mathcal{T}, f, W) + \operatorname{Gen}_{M,n} \quad \forall f \in \mathcal{F} \text{ և } \forall W \in \mathcal{V}$$

Որտեղ  $M$  ուսուցման օրինակների քանակն է, իսկ  $N$ -ը առաջադրանքների քանակը:

Ապացույց. Առաջին հերթին կարելի է հեշտությամբ համոզվել որ դիտարկվող հինգ և լոգիստիկ կորստի ֆունկցիաները բավարարում են հետևյալ հատկությանը՝

$$\forall I \subseteq [t] \ l(\{v_i\}_{i \in I}) \leq l(\{v_i\}_{i \in [t]}) \quad (12)$$

Դիցուք ունենք  $N$  հատ միմյանցից անկախ  $\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2, \dots, \mathcal{T}_N$  առաջադրանքները ընտրված

$$\mathcal{P}(\mathcal{T} \mid |\mathcal{T}| = k + 1)$$

բաշխումից և  $\mathcal{T} = \cup_{i=1}^N \mathcal{T}_i$ , որի հզորությունը հավասար է  $n + 1$ -ի: Ինչպես նաև ունենք  $M$  հատ օրինակների ուսուցման բազմությունը ընտրված  $\mathcal{D}_{\mathcal{T}}$  բաշխումից՝

$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_M, y_M) \mid x_i \in \mathcal{X}, y_i \in \mathcal{T} \ \forall i \in [M]\}$$

Այժմ ֆիքսենք ցանկացած  $\delta$  դրական թիվ: Օգտվելով լեմմա 3-ից առնվազն  $1 - \frac{\delta}{2}$  հավանականությամբ տեղի ունի հետևյալ անհավասարությունը  $f \in \mathcal{F}$ -ի և  $W \in \mathcal{V}$ -ի համար՝

$$L(\mathcal{T}, \hat{f}, \hat{W}) \leq L(\mathcal{T}, f, W) + \frac{4\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i) + 4B \sqrt{\frac{\log(\frac{4}{\delta})}{2M}} \quad (13)$$

Ըստ 12 հատկության  $\forall i \in [N]$  համար, քանի որ  $T_i \subseteq \mathcal{T}$ , տեղի ունի հետևյալը՝

$$L(\mathcal{T}_i, \hat{f}, \hat{W}_{\mathcal{T}_i}) \leq L(\mathcal{T}, \hat{f}, \hat{W}) \quad (14)$$

որտեղ  $\hat{W}_{\mathcal{T}_i}$  կազմված է  $T_i$  առաջադրանքում մասնակցող դասերին համապատասխան  $\hat{W}$  մատրիցայի տողերից: Համաձայն  $L(\mathcal{T}_i, \hat{f})$  սահմանման ակնհայտ է, որ՝

$$L(\mathcal{T}_i, \hat{f}) \leq L(\mathcal{T}_i, \hat{f}, \hat{W}_{\mathcal{T}_i}) \quad (15)$$

Միավորելով 13, 14 և 15-ը  $\forall i \in [N]$ ՝ կունենանք՝

$$L(\mathcal{T}_i, \hat{f}) \leq L(\mathcal{T}, f, W) + \frac{4\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i) + 4B \sqrt{\frac{\log(\frac{4}{\delta})}{2M}} \quad (16)$$

Այժմ 16 անհավասարության աջ և ձախ մասերը ըստ բոլոր  $i$ -երի գումարենք և անհավասարության երկու մասերը բաժանենք  $N$ -ի կստանանք՝

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(\mathcal{T}_i, \hat{f}) \leq L(\mathcal{T}, f, W) + \frac{4\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i) + 4B \sqrt{\frac{\log(\frac{4}{\delta})}{2M}} \quad (17)$$

Նկատենք որ 17 անհասարության ծախ մասը  $\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2, \dots, \mathcal{T}_N$  առաջադրանքների էմպիրիկ վերահսկիչ միջին կորուստն է  $\hat{f}$  ներկայացման համար՝

$$\hat{L}(\hat{f}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(\mathcal{T}_i, \hat{f}) \quad (18)$$

18-ը տեղադրենք 17-ի մեջ՝

$$\hat{L}(\hat{f}) \leq L(\mathcal{T}, f, W) + \frac{4\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i) + 4B \sqrt{\frac{\log\left(\frac{4}{\delta}\right)}{2M}} \quad (19)$$

Համաձայն լեմմա 2-ի առնվազն  $1 - \frac{\delta}{2}$  հավանականությամբ  $\hat{f}$  ներկայացման համար տեղի ունի հետևյալը՝

$$\hat{L}(\hat{f}) \geq L(\hat{f}) - B \sqrt{\frac{(k+1) \log\left(\frac{2}{\delta}\right)}{2(n+1)}} \quad (20)$$

Կիրառելով պատահականների միավորման բանաձևը՝ 21, 20-ից հետևում է, որ առնվազն  $1 - \delta$  հավանականությամբ՝

$$L(\hat{f}) \leq L(\mathcal{T}, f, W) + \frac{4\sqrt{2}\eta Q\sqrt{n}}{M} \mathbb{E}_{\sigma \sim \{\pm 1\}^{Md}} \sup_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^d \sigma_{ij} f(x_i) + 4B \sqrt{\frac{\log\left(\frac{4}{\delta}\right)}{2M}} + B \sqrt{\frac{(k+1) \log\left(\frac{2}{\delta}\right)}{2(n+1)}}$$

□

## Գրականություն

- [1] John R Firth. *A synopsis of linguistic theory, 1930-1955*. Studies in linguistic analysis, 1957.
- [2] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S Corrado, and Jeff Dean. *Distributed representations of words and phrases and their compositionality*. In C. J. C. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani, and K. Q. Weinberger, editors, Advances in Neural Information Processing Systems 26, pages 3111–3119. Curran Associates, Inc., 2013c.
- [3] Karen Sparck Jones. *A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval*. Journal of documentation, 28(1):11–21, 1972.
- [4] Tomas Mikolov, Quoc V Le, and Ilya Sutskever. *Exploiting similarities among languages for machine translation*. arXiv preprint arXiv:1309.4168, 2013b.
- [5] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber. *Long short-term memory*. Neural computation, 9(8):1735–1780, 1997.
- [6] Yoshua Bengio, Réjean Ducharme, Pascal Vincent, and Christian Jauvin. *A neural probabilistic language model*. Journal of machine learning research, 3(Feb):1137–1155, 2003.
- [7] Ilya Sutskever, Oriol Vinyals, and Quoc V Le. *Sequence to sequence learning with neural networks*. In Advances in neural information processing systems, pages 3104–3112, 2014.
- [8] Dzmitry Bahdanau, Kyunghyun Cho, and Yoshua Bengio. *Neural machine translation by jointly learning to align and translate*. arXiv preprint arXiv:1409.0473, 2014.
- [9] Ramesh Nallapati, Bowen Zhou, Cicero dos Santos, Caglar Gulcehre, and Bing Xiang. *Abstractive text summarization using sequence-to-sequence rnns and beyond*. CoNLL 2016, page 280, 2016.
- [10] Kelvin Xu, Jimmy Ba, Ryan Kiros, Kyunghyun Cho, Aaron Courville, Ruslan Salakhudinov, Rich Zemel, and Yoshua Bengio. Show, attend and tell: *Neural image caption generation with visual attention*. In International Conference on Machine Learning, pages 2048–2057, 2015.



- [11] Oriol Vinyals, Alexander Toshev, Samy Bengio, and Dumitru Erhan. Show and tell: *A neural image caption generator*. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pages 3156–3164, 2015.
- [12] Guillaume Lample, Miguel Ballesteros, Sandeep Subramanian, Kazuya Kawakami, and Chris Dyer. *Neural architectures for named entity recognition*. In Proceedings of NAACL-HLT, pages 260–270, 2016.
- [13] Richard Socher, Alex Perelygin, Jean Wu, Jason Chuang, Christopher D Manning, Andrew Ng, and Christopher Potts. *Recursive deep models for semantic compositionality over a sentiment treebank*. In Proceedings of the 2013 conference on empirical methods in natural language processing, pages 1631–1642, 2013.
- [14] Sanjeev Arora, Yuanzhi Li, Yingyu Liang, Tengyu Ma, and Andrej Risteski. Rand-walk: *A latent variable model approach to word embeddings*. arXiv preprint arXiv:1502.03520, 2015
- [15] Gerard Salton. *The smart retrieval system experiments in automatic document processing*. 1971.
- [16] Gerard Salton and Christopher Buckley. *Term-weighting approaches in automatic text retrieval*. *Information processing and management*, 24 (5):513–523, 1988.
- [17] John S Breese, David Heckerman, and Carl Kadie. *Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering*. In Proceedings of the Fourteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence, pages 43–52. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1998.
- [18] Zi Yin, Keng-hao Chang, and Ruofei Zhang. *Deepprobe: Information directed sequence understanding and chatbot design via recurrent neural networks*. In Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pages 2131–2139. ACM, 2017.
- [19] Andrea Frome, Greg S Corrado, Jon Shlens, Samy Bengio, Jeff Dean, Tomas olov, et al. *Devise: A deep visual-semantic embedding model*. In Advances in neural information processing systems, pages 2121–2129, 2013.
- [20] Eliya Nachmani, Elad Marciano, Loren Lugosch, Warren J Gross, David Burshtein, and Yair Beery. *Deep learning methods for improved decoding of linear codes*. arXiv preprint arXiv:1706.07043, 2017.

- [21] Scott Deerwester, Susan T Dumais, George W Furnas, Thomas K Landauer, and Richard Harshman. *Indexing by latent semantic analysis*. *Journal of the American society for information science*, 41(6):391, 1990.
- [22] Kenneth Ward Church and Patrick Hanks. *Word association norms, mutual information, and lexicography*. *Computational linguistics*, 16(1):22–29, 1990.
- [23] Yoshiki Niwa and Yoshihiko Nitta. *Co-occurrence vectors from corpora vs. distance vectors from dictionaries*. In *Proceedings of the 15th conference on Computational linguistics-Volume 1*, pages 304–309. Association for Computational Linguistics, 1994.
- [24] Omer Levy and Yoav Goldberg. *Neural word embedding as implicit matrix factorization*. In *Advances in neural information processing systems*, pages 2177–2185, 2014.
- [25] Ronan Collobert and Jason Weston. 2008. *A unified architecture for natural language processing: Deep neural networks with multitask learning*. In *Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning*.
- [26] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. *Efficient estimation of word representations in vector space*. *ICLR Workshop*, 2013.
- [27] X. Rong. *word2vec parameter learning explained*. arXiv:1411.2738, 2014. <https://arxiv.org/abs/1411.2738>
- [28] Gutmann, M. and Hyvarinen, A. (2010). *Noise-contrastive estimation: A new estimation principle for unnormalized statistical models*. In *Proceedings of The Thirteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS’10)*.
- [29] J. Pennington, R. Socher, and C. D. Manning. *GloVe: Global vectors for word representation*. In *EMNLP*, 2014.