

## KO'P VAZNLI BOG'LANGAN LOGISTIK REGRESSIYA USULI

“Sun’iy intellekt” mutaxassisligi 2-kurs magistr **Shohida Abduraimova**<sup>1</sup>,

Ph.D., **Qabul Xudaybergenov**<sup>2</sup>

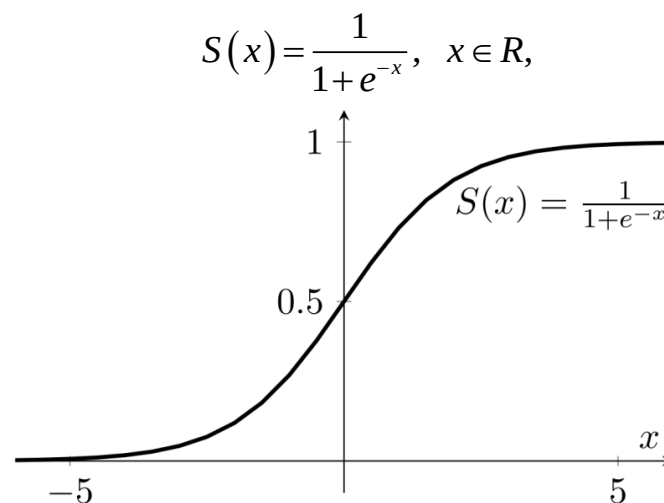
<sup>1,2</sup>Tashkent Kimyo Xalqaro universiteti

kabul85@mail.ru

**Abstrakt:** Ushbu ishda yangi turdagi logistik regressiya modeli taklif qilingan. Bu modelda vazn koeffitsiyentlari o'lchami bitta koeffitsiyentdan bir nechta koeffitsiyentga kengaytiriladi. Ya'ni, har bir kirish va yashirin qatlam o'rtasida yagona bog'lanish koeffitsiyenti emas, balki bir nechta bog'lanish mavjud bo'ladi. CIFAR-10, CDC Diabet va boshqa ma'lumotlar to'plamlarida o'tkazilgan hisoblash tajribalari shuni ko'rsatdiki, mavjud logistik regressiya modelining ishlashi kirish va yashirin qatlam o'rtasidagi bog'langan vaznlarning o'lchamini kengaytirish orqali yaxshilanishi mumkin.

**Kalit so'zlar:** Logistik regressiya, neyron, tasniflash, vazn koeffitsienti

LRMCW modelining formulasi taqdim etilishidan oldin, an'anaviy LR modelini ko'rib chiqamiz. Buning uchun quyidagi funksiyalarni, ya'ni logistik yoki logit funksiyasini aniqlash kerak (1-rasm). Logistik funksiya, shuningdek, sigmoid faollashtirish funksiyasi deb ataladi va u quyidagicha aniqlanadi:



Rasm 1. Logistik funksiya.

LR modelining asosi logistik funksiya yoki sigmoid funksiyadir, u chiziqli tenglamani ehtimollikka aylantiradi – 0 va 1 orasidagi qiymatga. Aslida, bu ehtimollik nazariyasida mashhur funksiyadir. Ushbu funksiya quyidagicha aniqlanadi:

$$P(Y=1) = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0}} \quad (1)$$

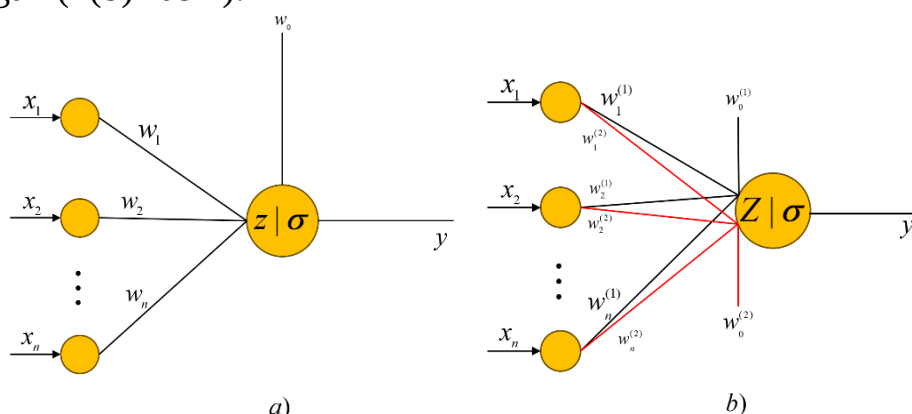
Bu yerda  $P(Y=1)$  - qaram o'zgaruvchining 1 qiymatini olishi ehtimoli, har bir bashoratchining hissasini aniqlaydigan  $w_0, w_1, \dots, w_n$  - model ko'effitsientlari  $x_1, x_2, \dots, x_n$  - mustaqil o'zgaruvchilar (prediktorlar),  $e$  - natural logarifmning asosi.

Bundan tashqari, qulaylik uchun quyidagi formula ikkala LR uchun ham qo'llaniladi

$$y = \sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}, \quad (2)$$

bu yerda  $z = -\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0$ .

Logistik funksiya taxminiy ehtimolliklarning 0dan 1 gacha bo'lgan maqbul diapazonga to'g'ri kelishini ta'minlaydi. Yagona mustaqil o'zgaruvchi  $x$  bilan LR va ma'lumotlar to'plami  $(x_i, y_i)$  bilan ikkilik bog'liq o'zgaruvchi  $y \in \{0, 1\}$  bilan ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) logistik ehtimollik modeliga mos kelishga harakat qiladi (2). Avvalo, taqqoslash uchun an'anaviy Logistik Regressiya (LR) modelining va taklif etilgan LRMCW modelining tuzilishini ko'rib chiqamiz, ular 1-rasmda ko'rsatilgan. Qulaylik uchun LRMCW modeli 2 o'lchovli bog'lanish vaznlari bilan modellashtirilgan (2(b)-rasm).



Rasm-2(a) An'anaviy LR modelining arxitekturasini. (b) 2 o'lchovli vaznlarga ega taklif etilgan LRMCW usuli modeli.

Quyida ikkilik tasniflash muammosi uchun taklif etilgan LRMCW usulining tuzilishi tasvirlangan. Faraz qilaylik, LR modeli kirish ma'lumotlari -  $x_i$  va bashorat qilinadigan chiqish -  $y$  bilan berilgan. Taklif etilgan LR modeli va uning yagona neyronining tuzilishi, shuningdek, an'anaviy LR arxitekturasini va uning bir xil bog'lanish vaznlari 2-rasmda ko'rsatilgan. Misol tariqasida, 2-o'lchovli bog'lanish vaznlari vektori bilan LR modeli 2(b)-rasmda tasvirlangan.

Standart LR modeli bitta kirish elementi va yashirin neyron o'rtasida bitta bog'lanishdan iborat bo'lib, u 2(a)-rasmda ko'rsatilgan. Bu yerda kirish tugunidan yashirin neyron tomon faqat bitta bog'lanish ruxsat etilgan va bir nechta kirishdan bog'lanishlar taqiqlangan. Standart LR modelida ikkita tugun orasidagi bog'lanish haqiqiy qiymat bilan ifodalanadi, ya'ni har bir kirish uchun o'ziga xos vazn

koeffitsiyenti mavjud. Sensor signallari LR usuliga kirish qatlamining tugunlari orqali kiradi va natijada bashorat (tasniflash) olish uchun kirish qatlamidan chiqish tomon tarqaladi

Faraz qilaylik, har bir kirish va yig'ish bloki o'rtasida  $n$  ta bog'lanish mavjud. Shunda quyidagi tenglamalar olinishi mumkin.

$$z_1 = w_0^{(1)} + w_1^{(1)}x_1 + \dots + w_n^{(1)}x_n = \sum_{i=1}^n w_i^{(1)}x_i + w_0^{(1)}, \quad (3)$$

$$z_2 = w_0^{(2)} + w_1^{(2)}x_1 + \dots + w_n^{(2)}x_n = \sum_{i=1}^n w_i^{(2)}x_i + w_0^{(2)}, \quad (4)$$

...

$$z_H = w_0^{(H)} + w_1^{(H)}x_1 + \dots + w_n^{(H)}x_n = \sum_{i=1}^n w_i^{(H)}x_i + w_0^{(H)}. \quad (5)$$

Keyin kirish vektori quyidagi tarzda olinishi mumkin,

$$Z = (z_1, \dots, z_H), \quad (6)$$

Shunday qilib,

$$\sigma(z_1, \dots, z_n) = \frac{1}{1 + \sum_{h=1}^H e^{-z_h}}, \quad (3)$$

Bu yerda  $\sigma(\cdot)$  - odatda neyron tarmoqlarda keng qo'llaniladigan nochiziqli faollashtirish funksiyasi bo'lib, odatda sigmoid faollashtirish funksiyasi deb ataladi,  $h \in \{1, \dots, H\}$  - har bir kirish birligi va yig'ish bloki o'rtasidagi vaznlar soni.

### Adabiyotlar

1. Brian, K., Ian Q, W., & Teskey, G. C. (2014). *An introduction to brain and behavior* (1st Ed.). Ormerod, Spring 2018. ISBN: 10- 1-4641-0601-0.
2. Chen, Y. L., Rinks, D., & Tang, K. (1997). Critical path in an activity network with time constraints. *European Journal of Operational Research*, 100(1), 122–133. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(96\)00140-3](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(96)00140-3) Cheng, C.,
3. Feng, X., Huang, J., Jiao, Y., & Zhang, S. (2022).  $\ell_0$ -Regularized high-dimensional accelerated failure time model. *Computational Statistics & Data Analysis*, 170, 107430.