

# ZAMONAVIY MASHINALI O'QITISH ALGORITMLARI VA ULARNING TAHLILI

<sup>1</sup>Primbetov Abbaz, <sup>2</sup>Primbetov Aziz

<sup>1</sup>PhD talaba, Muhammad al Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari universiteti

<sup>1</sup>Katta o'qituvchi, Toshkent amaliy fanlar universiteti

<sup>2</sup>Nukus davlat texnika universiteti

[abbaz0203@mail.ru](mailto:abbaz0203@mail.ru), [aziz2212@mail.ru](mailto:aziz2212@mail.ru)

**Annotatsiya:** Mazkur maqolada zamonaviy mashinali o'qitish algoritmlarining nazariy asoslari, matematik modellari hamda amaliy qo'llanilish imkoniyatlari tahlil qilingan. Tadqiqotda sun'iy intellekt modellarining optimallashtirish jarayonlari, yo'qotish funksiyalari va gradient tushishi algoritmlarining ishlash prinsiplari ko'rib chiqilgan. Shuningdek, klassik mashinaviy o'rganish algoritmlaridan Random Forest, Support Vector Machine (SVM) hamda Gradient Boosting va XGBoost modellarining matematik asoslari, afzalliklari va cheklovlari tahlil etilgan. Ushbu algoritmlarning sensor signallarini qayta ishlash, texnik diagnostika, tasvirlarni klassifikatsiya qilish va material xossalarini bashoratlashdagi samaradorligi yoritilgan. Tadqiqot natijalari klassik mashinaviy o'rganish algoritmlarining kichik va o'rta hajmdagi ma'lumotlarda yuqori aniqlik bilan ishlashini ko'rsatadi.

**Kalit so'zlar:** Sun'iy intellekt, mashinali o'qitish, Deep Learning, Random Forest, Support Vector Machine (SVM), Gradient Boosting, XGBoost,

## Kirish

Zamonaviy sun'iy intellekt algoritmlarining rivojlanishi murakkab fizik jarayonlarni modellashtirish, katta hajmdagi ma'lumotlarni qayta ishlash hamda aqlli materiallar xossalarini bashorat qilishda yangi ilmiy imkoniyatlarni yaratdi. Ayniqsa, robototexnika, signal va tasvirlarga ishlov berish, intellektual boshqaruv tizimlari hamda Big Data texnologiyalarida sun'iy intellekt algoritmlarining qo'llanilishi zamonaviy ilm-fanning asosiy yo'nalishlaridan biriga aylandi.

Sun'iy intellekt algoritmlarining asosiy maqsadi kirish ma'lumotlari va chiqish natijalari orasidagi murakkab bog'lanishlarni aniqlash hamda noma'lum ma'lumotlar uchun bashorat hosil qilishdan iborat. Umumiy holda sun'iy intellekt modeli quyidagi matematik ifoda orqali tavsiflanadi:

$$y = f(X, \theta) + \varepsilon$$

$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ — kirish parametrlar vektori;

$y$ — bashorat qilinuvchi natija;

$\theta$ — model parametrlari;

$\varepsilon$ — tasodifiy xatolik.

Sun'iy intellekt modellarini o'qitish jarayoni parametrlarni optimallashtirishga asoslanadi. Ushbu jarayonning asosiy maqsadi model xatoligini minimallashtirish hisoblanadi:

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} L(\theta)$$

bu yerda:

$L(\theta)$ — yo'qotish funksiyasi (loss function);

$\theta^*$ — optimal parametrlar to'plami.

Ko'p hollarda regressiya masalalarida kvadratik yo'qotish funksiyasi qo'llaniladi:

$$L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

bu yerda:

- $y_i$ — haqiqiy qiymat;
- $\hat{y}_i$ — model bashorati;
- $N$ — namunalar soni.

Parametrlarni iterativ yangilash gradient tushishi (Gradient Descent) algoritmi orqali amalga oshiriladi:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \nabla_{\theta} L(\theta_t)$$

bu yerda:

- $\eta$ — o‘rganish tezligi (learning rate);
- $\nabla_{\theta} L(\theta_t)$ — yo‘qotish funksiyasining gradienti.

Zamonaviy sun‘iy intellekt algoritmlari funksional imkoniyatlari va qo‘llanilish sohasi bo‘yicha bir necha ierarxik guruhlariga ajratiladi.

### Klassik mashinaviy o‘rganish algoritmlari (Classical Machine Learning)

Klassik mashinaviy o‘rganish algoritmlari kichik va o‘rta hajmdagi ma’lumotlarni tahlil qilish uchun samarali hisoblanadi. Ushbu algoritmlar asosan feature engineering yondashuviga asoslanadi, ya’ni modelga uzatiladigan xususiyatlar oldindan ajratib olinadi va optimallashtiriladi. Klassik ML algoritmlarining matematik modeli umumiy holda quyidagicha ifodalanadi:

$$\hat{y} = f(X)$$

bu yerda:

- $X$ — featurelar matritsasi;
- $\hat{y}$ — model chiqishi.

Ushbu algoritmlar odatda ehtimollik nazariyasi, statistik tahlil va optimallashtirish metodlariga asoslanadi.

#### 1. Random Forest algoritmi

Random Forest ansambl o‘rganish (ensemble learning) algoritmlaridan biri bo‘lib, bir nechta qaror daraxtlari asosida ishlaydi. Modelning asosiy g‘oyasi ma’lumotlarning turli qismlarida mustaqil daraxtlar qurish va yakuniy natijani o‘rtacha qiymat sifatida hisoblashdan iborat.

Matematik model:

$$\hat{y} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M T_m(x)$$

bu yerda:

- $M$ — daraxtlar soni;
- $T_m(x)$ —  $m$ -daraxt bashorati.

Random Forest algoritmi Bootstrap Aggregating (Bagging) metodiga asoslanadi. Har bir daraxt tasodifiy tanlangan ma’lumotlar qismida o‘qitiladi:

$$D_m \subset D$$

bu yerda:

- $D$ — umumiy dataset;
- $D_m$ — tasodifiy tanlangan subset.

Random Forest algoritmi bir nechta qaror daraxtlari asosida ishlovchi ansambl model hisoblanadi. Ushbu algoritm overfitting ehtimolini kamaytirishi, kichik va o'rta hajmdagi ma'lumotlarda yuqori aniqlik bilan ishlashi hamda feature importance aniqlash imkoniyatiga ega ekanligi bilan ajralib turadi. Shu sababli u sensor signallarini klassifikatsiya qilish va material xossalarini bashoratlashda keng qo'llaniladi.

Biroq katta hajmdagi ma'lumotlarda hisoblash murakkabligi ortadi hamda murakkab nolinear bog'lanishlarni chuqur o'rganishda Deep Learning modellariga nisbatan samaradorligi cheklangan hisoblanadi.

## 2. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine algoritmi klassifikatsiya va regressiya masalalarida keng qo'llaniladi. Ushbu algoritm ma'lumotlarni maksimal masofa bilan ajratib turuvchi optimal gipertekislikni aniqlashga asoslanadi.

$$f(x) = w^T x + b$$

bu yerda:

- $w$ — vaznlar vektori;
- $b$ — bias parametri.

Optimallashtirish masalasi:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

cheklov:

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1$$

SVM algoritmidan nolinear bog'lanishlarni aniqlash uchun kernel funksiyalaridan foydalaniladi:

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$$

SVM algoritmidan ma'lumotlarni ajratish uchun turli kernel funksiyalaridan foydalaniladi. Eng ko'p qo'llaniladigan kernel funksiyalariga Linear Kernel, Polynomial Kernel va Radial Basis Function (RBF) kiradi. Ushbu yondashuv SVM modeliga nolinear bog'lanishlarni aniqlash imkonini beradi.

SVM algoritmi kichik hajmdagi ma'lumotlar to'plamida yuqori aniqlik bilan ishlashi hamda overfittingga nisbatan barqarorligi bilan ajralib turadi. Shu sababli u material xossalarini klassifikatsiya qilish va texnik diagnostika masalalarida samarali qo'llaniladi.

Biroq katta hajmdagi ma'lumotlarda algoritmnining ishlash tezligi pasayadi va hisoblash murakkabligi ortadi. Bundan tashqari, kernel turi va parametrlarini optimal tanlash jarayoni murakkab hisoblanadi.

## 3. Gradient Boosting va XGBoost algoritmlari

Gradient Boosting algoritmlari ketma-ket quriladigan zaif modellar yordamida umumiy xatolikni minimallashtirishga asoslanadi. Modelning umumiy ko'rinishi:

$$F_t(x) = F_{t-1}(x) + \eta h_t(x)$$

bu yerda:

- $F_t(x)$ — umumiy model;
- $h_t(x)$ — yangi qo'shilgan model;
- $\eta$ — learning rate.

Gradient:

$$g_i = \frac{\partial L(y_i, F(x_i))}{\partial F(x_i)}$$

Gradient Boosting algoritmlari ketma-ket quriladigan zaif modellar asosida ishlaydi va umumiy xatolikni bosqichma-bosqich kamaytirishga qaratilgan. Ushbu algoritmlar murakkab nolinear bog‘lanishlarni aniqlashda hamda yuqori aniqlikdagi bashoratlarni amalga oshirishda samarali hisoblanadi. Bundan tashqari, model feature importance tahlilini bajarish imkonini beradi, bu esa material xossalariga ta’sir qiluvchi asosiy parametrlarni aniqlashda muhim ahamiyatga ega.

Biroq Gradient Boosting algoritmlarida overfitting xavfi mavjud bo‘lib, model parametrlarini noto‘g‘ri tanlash natijasida umumlashuv qobiliyati pasayishi mumkin. Shuningdek, ushbu algoritmlar katta hajmdagi ma’lumotlarda yuqori hisoblash resurslarini talab qiladi va parametrlarni optimal sozlash jarayoni murakkab hisoblanadi.

Tahlillar shuni ko‘rsatadiki, klassik mashinaviy o‘rganish algoritmlari kichik va o‘rta hajmdagi ma’lumotlar bilan ishlashda yuqori samaradorlikka ega. Ayniqsa, sensor signallarini klassifikatsiya qilish, texnik diagnostika va material xossalarini bashorat qilish masalalarida Random Forest, SVM va XGBoost algoritmlari keng qo‘llaniladi.

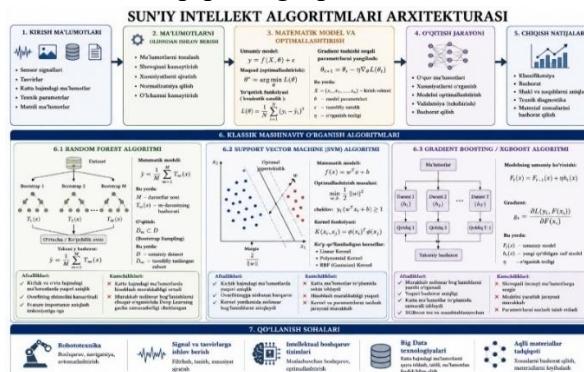
| Algoritm                            | Afzalliklari                                                                                                                                                                                                                                                        | Kamchiliklari                                                                                                                                                                     |
|-------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Random Forest</b>                | Overfitting ehtimolini kamaytiradi, kichik va o‘rta hajmdagi ma’lumotlarda yuqori aniqlik bilan ishlaydi hamda feature importance aniqlash imkonini beradi. Sensor signallarini klassifikatsiya qilish va material xossalarini bashoratlashda samarali hisoblanadi. | Katta hajmdagi ma’lumotlarda hisoblash murakkabligi ortadi. Murakkab nolinear bog‘lanishlarni chuqur o‘rganishda Deep Learning modellari nisbatan samaradorligi cheklangan.       |
| <b>Support Vector Machine (SVM)</b> | Kichik hajmdagi ma’lumotlarda yuqori aniqlik va barqarorlikni ta’minlaydi. Kernel funksiyalari orqali nolinear bog‘lanishlarni aniqlash imkoniga ega. Texnik diagnostika va klassifikatsiya masalalarida samarali qo‘llaniladi.                                     | Katta hajmdagi datasetlarda ishlash tezligi pasayadi va hisoblash resurslari ko‘proq talab qilinadi. Kernel turi va parametrlarini optimal tanlash murakkab jarayon hisoblanadi.  |
| <b>Gradient Boosting / XGBoost</b>  | Murakkab nolinear bog‘lanishlarni aniqlashda yuqori samaradorlikka ega. Yuqori aniqlikdagi bashoratlarni amalga oshiradi hamda feature importance tahlilini bajaradi.                                                                                               | Overfitting xavfi mavjud. Parametrlarni noto‘g‘ri sozlash modelning umumlashuv qobiliyatini kamaytiradi. Katta hajmdagi ma’lumotlarda yuqori hisoblash resurslarini talab qiladi. |

*1-jadval. Klassik mashinaviy o‘rganish algoritmlarining afzalliklari va kamchiliklari tahlili*

Biroq ushbu algoritmlar yuqori o‘lchamli tasviriy va signal ma’lumotlarda chuqur semantik bog‘lanishlarni aniqlashda cheklangan hisoblanadi. Shu sababli zamonaviy ilmiy tadqiqotlarda Deep Learning va Graph Neural Network algoritmlariga asoslangan yondashuvlar tobora keng qo‘llanilmoqda.

Quyidagi rasmda zamonaviy sun’iy intellekt algoritmlarining umumiy arxitekturasi va ishlash jarayonini tasvirlaydi. Grafikda ma’lumotlarni qabul qilish, oldindan qayta ishlash,

matematik modellashtirish va optimallashtirish bosqichlari ketma-ket ko'rsatilgan. Shuningdek, klassik mashinaviy o'rganish algoritmlari — Random Forest, Support Vector Machine (SVM) va Gradient Boosting/XGBoost modellarining ishlash prinsiplari, matematik ifodalari, afzalliklari hamda cheklovlari yoritilgan. Diagrammaning yakuniy qismida sun'iy intellekt algoritmlarining robototexnika, signal va tasvirlarga ishlov berish, intellektual boshqaruv tizimlari, Big Data texnologiyalari va aqlli materiallar tadqiqotidagi qo'llanilish sohalari aks ettirilgan.



1-rasm Klassik mashinaviy o'rganish algoritmlari

## Xulosa

Zamonaviy mashinali o'qitish algoritmlari katta hajmdagi ma'lumotlarni tahlil qilish, murakkab bog'lanishlarni aniqlash va bashoratlash masalalarini samarali hal qilish imkonini beradi. Tadqiqot davomida Random Forest, SVM hamda Gradient Boosting kabi klassik mashinaviy o'rganish algoritmlarining matematik asoslari va amaliy imkoniyatlari tahlil qilindi. Natijalar ushbu algoritmlarning kichik va o'rta hajmdagi ma'lumotlarda yuqori aniqlik va barqarorlik bilan ishlashini ko'rsatdi. Biroq yuqori o'lchamli tasviriy va signal ma'lumotlarida chuqur semantik bog'lanishlarni aniqlashda ularning imkoniyatlari cheklanganligi aniqlandi. Shu sababli zamonaviy ilmiy tadqiqotlarda Deep Learning va Graph Neural Network asosidagi algoritmlardan foydalanish tobora muhim ahamiyat kasb etmoqda. Kelgusida ushbu yondashuvlarni takomillashtirish hamda ularni real vaqt tizimlarida qo'llash sun'iy intellekt texnologiyalarining samaradorligini yanada oshirishga xizmat qiladi.

## Foydalanilgan adabiyotlar ro'yxati

- [1] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- [2] Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer.
- [3] Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
- [4] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273–297.
- [5] Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *Annals of Statistics*, 29(5), 1189–1232.
- [6] Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785–794). ACM.
- [7] Géron, A. (2022). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (3rd ed.). O'Reilly Media.
- [8] Murphy, K. P. (2012). *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. MIT Press.
- [9] Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson Education.
- [10] Zhang, A., Lipton, Z. C., Li, M., & Smola, A. J. (2023). *Dive into Deep Learning*. Cambridge University Press.