

SUN'IY INTELLEKT ALGORITMLARIDA OPTIMALLASHTIRISHNING MATEMATIK MODELLARI

Isomurodov Aslamjon Asqar o'g'li

Denov tadbirkorlik va peagogika instituti, Pedagogika mutaxassisligi 1-kurs magistr talabasi. Email: aslamjonisomurodov@gmail.com

Telefon raqami: +998 94 533 51 17

Aktamova Vasila O'ktamovna

Samarqand davlat veterinariya meditsinasi, chorvachilik va biotexnologiyalar universiteti, "Axborot texnologiyalari, tabiiy va aniq fanlar" kafedrasida o'qituvchisi

Email: vasilaaktamova@gmail.com

Telefon raqami: +998 90 604 54 81

<https://doi.org/10.5281/zenodo.17773677>

Annatsiya: Ushbu maqolada sun'iy intellekt (SI) algoritmlarining samaradorligini oshirish uchun qo'llaniladigan matematik optimallashtirish modellari tahlil qilinadi. Ta'kidlanishi lozim bo'lgan asosiy jihatlar gradientga asoslangan metodlar, stokastik optimallashtirish, konveks va no-konveks funksiyalarni minimallashtirish, shuningdek, zamonaviy evolyutsion va metaevristik yondashuvlardir.

Kalit so'zlar: konveks, gradient tushishi, stokastik gradient, adam algoritmi, metaevristik va evolyutsion optimallashtirish.

Kirish qism: Sun'iy intellekt tizimlari, xususan, mashinaviy o'qitish (MO) va chuqur o'rganish (Deep Learning) modellarining muvaffaqiyati ko'p jihatdan optimallashtirish jarayoniga bog'liq. Model parametrlarining optimal qiymatlarini topish murakkab matematik masala bo'lib, odatda yo'qotish funksiyasi minimallashtiriladi:

$$\theta^* = \arg\min_{\theta \in \mathbb{R}^n} L(\theta)$$

Bu yerda — model parametrlari, esa yo'qotish funksiyasidir.

1. Optimallashtirishning nazariy asosi

1.1. Konveks optimallashtirish

Agar yo'qotish funksiyasi konveks bo'lsa, har qanday lokal minimum — global minimumga teng:

$$L(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda L(x) + (1-\lambda)L(y)$$

Konveks modellarda yechimning mavjudligi va yagona bo'lishi kafolatlanadi. Lasso, Ridge Regression kabi algoritmlar konveks optimallashtirishdan foydalanadi.

1.2. No-konveks optimallashtirish

Chuqur neyron tarmoqlarning yo'qotish funksiyalari odatda no-konveks bo'ladi. Bunday hollarda global minimumni topish qiyin, shuning uchun:

- ✓ lokal minimumlar,
- ✓ egar nuqtalar,
- ✓ tekis minimumlar muammosi paydo bo'ladi.

Shu sababli gradientga asoslangan stokastik usullar qo'llanadi.

2. Gradientga asoslangan optimallashtirish modellari

2.1. Gradient tushishi

Eng keng tarqalgan model:

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

Bu yerda — o'rganish tezligi (learning rate).

2.2. Stokastik gradient tushishi (SGD)

Katta ma'lumotlar uchun:

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

Afzalliklari:

- hisoblash tezligi yuqori,
- katta datasetlar bilan ishlaydi.

Kamchiliklari:

- tebranishlar kuzatiladi,
- o'rganish tezligi sozlashni talab qiladi.

2.3. Tezlashtirilgan gradientlar (Momentum, Nesterov)

Inersiya qo'shiladi:

$$v_{t+1} = \gamma v_t + \eta \nabla L(\theta_t)$$

Bu no-konveks funksiyalarda tezroq yaqinlashishni ta'minlaydi.

2.4. Moslashuvchan optimallashtirish (Adam, RMSProp, Adagrad)

Adam algoritmining umumiy formulasi:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad \checkmark$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \frac{m_t}{\sqrt{v_t} + \epsilon}$$

Bu usullar qiyin sirtlarda ham barqaror yaqinlashishni ta'minlaydi.

3. Metaevristik va evolyutsion optimallashtirish

3.1. Genetik algoritmlar

Biologik evolyutsiyaga asoslanadi:

- ❖ seleksiya,
- ❖ krossingover,
- ❖ mutatsiya.

Murakkab yo'qotish funksiyalarida global minimumga yaqin yechimlar topadi.

3.2. To'da razvedkasi optimallashtirish (PSO)

Jismoniy zarrachalar harakati modellashtiriladi:

$$v_i(t+1) = w v_i(t) + c_1 r_1 (p_i - x_i) + c_2 r_2 (g - x_i)$$

3.3. Qidiruvga asoslangan metaevristiklar

- ✓ Arilar algoritmi
- ✓ Muxlis tizimi (Simulated Annealing)
- ✓ Ant Colony Optimization

Bu usullar ko'pincha kombinator optimallashtirish masalalarida qo'llanadi.

4. Optimallashtirish modellari SI tizimlarida qo'llanilishi

4.1. Chuqur o'rganish

CNN, RNN, Transformerlar uchun Adam, RMSProp keng ishlatiladi.

Yengillashtirilgan optimallashtirish modellarining yaqinlashish tezligi sezilarli darajada yuqori.

4.2. O'yin nazariyasi va agentlar o'qitish

Reinforcement Learning'da:

- ✚ Q-optimization
- ✚ Policy Gradient
- ✚ Proximal Policy Optimization (PPO)

matematik optimallashtirishga asoslanadi.

4.3. Kompyuter ko'rish va tabiiy tilni qayta ishlash NLP modellari (BERT, GPT) millionlab parametrga ega bo'lgan no-konveks tizimlar bo'lib, optimallashtirishning barqaror usullarini talab qiladi.

Xulosa qism: Xulosa qilib aytish mumkinki, sun'iy intellekt algoritmlarida optimallashtirish matematik modellarining roli nihoyatda katta. Konveks optimallashtirish nazariy asos vazifasini bajarsa, no-konveks muammolar uchun gradientga asoslangan va metaevristik usullar samarali yechimlar taqdim etadi. To'g'ri tanlangan optimallashtirish algoritmi SI modelining aniq ishlashi, tez yaqinlashishi va umumlashma qobiliyatini keskin yaxshilaydi.

Adabiyotlar, References, Литературы:

1. Boyd, S. & Vandenberghe, L. — Convex Optimization.
2. Nocedal, J. & Wright, S. J. — Numerical Optimization (2nd ed.).
3. Goodfellow, I., Bengio, Y. & Courville, A. — Deep Learning.
4. Bishop, C. M. — Pattern Recognition and Machine Learning.
5. Kingma, D. P. & Ba, J. — “Adam: A Method for Stochastic Optimization” (ICLR 2015/2014 preprint).
6. 12. Sra, S., Nowozin, S. & Wright, S. J. (eds.) — Optimization for Machine Learning (MIT Press, 2012).