

**NP-QIYIN MASALALARNI SUN'IY NEYRON TARMOQLARI YORDAMIDA
HAL ETISH USULLARI**

Boltibayev Shuxratjon Komiljanovich

Namangan davlat universiteti dotsenti

Email: sh.boltibayev@gmail.com

Rahimov Boburjon Ma'rufjon o'g'li

Toshkent Kimyo Xalqaro Universiteti Namangan filiali magistranti

Annotatsiya: Ushbu maqolada logistika va amaliy matematikaning murakkab masalalaridan bo'lgan "Eng katta mustaqil to'plam" (Maximum Independent Set) va "Grafni bo'yash" (Graph Coloring) kabi NP-qiyin masalalarni yechishda mashinali o'rganish usullari tahlil qilinadi. An'anaviy algoritmlar o'rniga Graflar neyron tarmoqlari (GNN) hamda Graflar konvolyutsion tarmoqlari (GCN) arxitekturalarini qo'llash orqali masalalarning yechim tezligini oshirish maqsad qilingan.

Kalit so'zlar: Graflar neyron tarmoqlari (GNN), Graflar konvolyutsion tarmoqlari (GCN), NP-qiyin masalalar, kombinatorik optimallashtirish, eng katta mustaqil to'plam, grafni bo'yash, xabarlar uzatish (message-passing).

**МЕТОДЫ РЕШЕНИЯ NP-ТЯЖЕЛЫХ ЗАДАЧ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Болтибаев Шухратжон Комилжанович

Доцент, Наманганский государственный университет

Рахимов Бобуржон Маъруфжон огли

*Магистрант Наманганского филиала Международного университета Кимё в
Ташкенте*

Аннотация: В данной статье анализируются методы машинного обучения для решения таких NP-трудных задач, как «Максимальное независимое множество» (Maximum Independent Set) и «Раскраска графа» (Graph Coloring), которые являются сложными задачами логистики и прикладной математики. Целью работы является повышение скорости решения задач путем применения архитектур графовых нейронных сетей (GNN) и графовых сверточных сетей (GCN) взамен традиционных алгоритмов.

Ключевые слова: графовые нейронные сети (GNN), графовые сверточные сети (GCN), NP-трудные задачи, комбинаторная оптимизация, максимальное независимое множество, раскраска графа, передача сообщений (message-passing).

METHODS FOR SOLVING NP-HARD PROBLEMS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Boltibayev Shuhratjon Komiljanovich

Associate Professor, Namangan State University

Rahimov Boburjon Ma'rufjon o'g'li

Master's student, Namangan branch of Kimyo international university in Tashkent

Abstract: *This paper analyzes machine learning methods for solving NP-hard problems such as Maximum Independent Set (MIS) and Graph Coloring, which are challenging problems in logistics and applied mathematics. The goal of the paper is to improve the speed of problem solving by applying graph neural network (GNN) and graph convolutional network (GCN) architectures to replace traditional algorithms.*

Keywords: *graph neural networks (GNN), graph convolutional networks (GCN), NP-hard problems, combinatorial optimization, maximum independent set, graph coloring, message passing.*

Kombinatorik optimallashtirish masalalari logistika, ta'minot zanjiri va aloqa tarmoqlarini rejalashtirishda keng tarqalgan. Biroq, bu masalalar amaliyotda NP-qiyin sinfiga kiradi, ya'ni hozirgacha ularga polinom vaqt (polynomial time) doirasida aniq hisoblash algoritmlari topilmagan [1]. Graflardagi ma'lumotlar hajmining ortishi bilan an'anaviy aniq algoritmlarning hisoblash vaqti eksponentsial ravishda oshib ketadi [2]. Bunday vaziyatga yechim sifatida sun'iy intellekt va mashinali o'rganish, ayniqsa, Graflar neyron tarmoqlari (GNN) usullaridan foydalanish muhim ahamiyat kasb etmoqda [3]. Neyron tarmoqlari taklif qiladigan yechimlar 100% aniq bo'lmasa-da, juda yuqori hisoblash tezligi evaziga amaliyot uchun qoniqarli suboptimal yechimlarni tez orada taqdim eta olish imkoniyatiga ega [4].

Tadqiqot doirasida neyron tarmoqlar yordamida hal qilish uchun ikki asosiy masalaga e'tibor berilgan:

1. Eng katta mustaqil to'plamni topish: Grafning mustaqil to'plami shunday tugunlardan iboratki, ularning hech biri o'zaro qirra bilan tutashmagan bo'ladi. Bu masalaning maqsadi — berilgan G grafdan eng ko'p tugunlarni o'z ichiga oluvchi eng katta mustaqil to'plamni aniqlashdir [5]. Ushbu masala resurslarni taqsimlash va jadval tuzishda muhim ahamiyatga ega.

2. Grafni bo'yash masalasi: Har bir tugunga shunday rang berilishi kerakki, qo'shni tugunlar har xil rangda bo'lishi lozim [6]. Maqsad — eng kam ranglardan (xromatik son) foydalanib to'g'ri bo'yashni amalga oshirishdir. Zamonaviy tadqiqotlar ushbu masalani Graph Convolutional Networks (GCN) yordamida hal etish samaradorligini ko'rsatmoqda [7, 8].

Graflar noyevklid fazaga mansub bo'lganligi sababli, standart konvolyutsion neyron tarmoqlarini (CNN) ularga bevosita tatbiq qilish mumkin emas. Shuning uchun GNN (Graflar neyron tarmoqlari) va GCN (Graflar konvolyutsion tarmoqlari) modellarning

ixtisoslashtirilgan arxitekturasi ishlab chiqilgan. Modelning ishlashi "Xabarlar uzatish" mexanizmi asosida tashkil etilgan. Ushbu mexanizm har bir tugun o'z qo'shni tugunlardan ma'lumot yig'adi va shu asosda o'z holatini yangilaydi. Hisoblash jarayonini soddalashtirish va vaqtni tejash maqsadida tizim Encoder-Decoder arxitekturasi bilan ta'minlangan. Dastlab katta hajmdagi kiruvchi graf "Encoder" orqali kichik vektorli fazoga o'tkaziladi; so'ngra asosiy blokda bir necha "message-passing" qadamlari bajariladi va yakunda "Decoder" yordamida tugunlarning ranglarga yoki guruhga mansublik ehtimolligi bashorat qilinadi.

GNN va GCN modellarining turli modifikatsiyalari (GraphNetwork, MPNN, CommNet, Deep Sets, GraphSAGE va boshqalar) kompyuter simulyatsiyalarida sinovdan o'tkazilib, xatoliklari tahlil qilindi. Tajribalar "xabarlar uzatish" qadamlari sonini 1 dan 15 gacha oshirib borish orqali amalga oshirildi. Tahlil natijalari quyidagi xulosalarni ko'rsatdi:

- **Xabarlar uzatish qadamlari ta'siri:** Qadamlar soni ortgani sayin modellarning aniqligi ham ortishi tajribada isbotlandi.

- **Qirralarni hisobga olish:** Qirralarni inobatga olmaydigan modellar (Deep Sets va GraphIndependent) 0% aniqlik ko'rsatdi; bu esa kombinatorik masalalarda tugunlararo bog'lanishlarning ahamiyatini tasdiqlaydi.

- **Mustaqil to'plam masalasidagi natijalar:** CommNet modeli eng yaxshi natijani qayd etdi; bu model masalani yechishda 30-40% aniqlikka erishdi. MPNN (28-33%) va GraphNetwork (20-33%) natijalari esa biroz pastroq bo'ldi. GCN modellaridan faqat GraphSAGE (10-15%) ijobiy o'rganish qobiliyatini namoyon etdi.

- **Grafni bo'yash masalasidagi murakkablik:** Bu muammo eng katta mustaqil to'plam muammosidan murakkabroq ekanligi namoyon bo'ldi; dastlabki o'qitishda faqat CommNet (3-4%) va MPNN (1-2%) modellar minimal muvaffaqiyatga erisha oldi.

GNN modelarini NP-qiyin graflar nazariyasi masalalariga tatbiq etishda mutlaq aniq yechim hosil qilish imkoni yo'qdek tuyulsa-da, lekin juda yuqori tezlikda amaliy jihatdan foydali yechimlar olish mumkinligi ko'rinadi (30-40% gacha). Chuqur o'rganish texnologiyalarining bunday kombinatorik vazifalarda tatbiqi logistika, marshrutizatsiya va jadval tuzishda alternativ hamda tezkor yechimlarni taklif etishi shubhasizdir.

ADABIYOTLAR RO'YXATI:

9. Garey M. R., Johnson D. S. Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness. – San Francisco : W. H. Freeman & Co, 1979. – 340 p.
10. Wolsey L. A., Nemhauser G. L. Integer and Combinatorial Optimization. – New York : Wiley-Interscience, 1999. – 784 p.
11. Wu Z., Pan S., Chen F. [et al.] A comprehensive survey on graph neural networks // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. – 2020. – Vol. 32, No. 1. – P. 4–24.
12. Bengio Y., Lodi A., Prouvost A. Machine learning for combinatorial optimization: a methodological tour d'horizon // European Journal of Operational Research. – 2021. – Vol. 290, No. 2. – P. 405–421.

13. Li Z., Chen Q., Koltun V. Combinatorial optimization with graph convolutional networks and guided tree search // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). – 2018. – Vol. 31. – P. 539–548.
14. Lewis R. A Guide to Graph Colouring: Algorithms and Applications. – Cham : Springer Nature, 2021. – 282 p.
15. Kipf T. N., Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks // International Conference on Learning Representations (ICLR). – 2017. – 15 p.
16. Lemos H., Rossi R. A., Matrosova A. [et al.] Graph colouring with graph neural networks // arXiv preprint arXiv:2002.04692. – 2020. – 12 p.