

Learning to optimize black-box functions

Никитин Г.М. (ИТМО), Семенов М.Д. (ИТМО)

Научный руководитель – кандидат технических наук, доцент Трифанов А.И.
(ИТМО)

Введение. Оптимизация черного ящика (ВВО) представляет собой важную задачу во многих областях техники и науки, когда целевая функция не имеет явного аналитического выражения или ее нельзя напрямую оптимизировать из-за высокой сложности. В таких случаях классические методы оптимизации могут оказаться неэффективными, что обуславливает необходимость разработки и применения обучаемых систем, способных адаптироваться к специфике задачи.

Основная часть. В докладе рассматривается применение обучаемых систем, в частности, рекуррентных нейронных сетей, для решения задач ВВО. На примере оптимизации параметров виртуальной беспроводной сети демонстрируется, как такие системы могут быть обучены на наборе функций для эффективного поиска оптимальных решений в новых, неизвестных задачах оптимизации. Обучаемые системы показывают значительные преимущества перед традиционными методами за счет их способности адаптироваться к особенностям задачи и эффективно исследовать пространство поиска.

Выводы. Исследование подчеркивает значимость и перспективность применения обучаемых систем для задач оптимизации черного ящика. Разработанные подходы открывают новые возможности для решения сложных оптимизационных задач в различных областях, где традиционные методы могут оказаться неэффективными. Показано, что обучаемые системы, в частности на базе рекуррентных нейронных сетей, предоставляют мощный инструмент для адаптивного и глубокого исследования пространств решений.

Список использованных источников:

1. Marcin Andrychowicz, Misha Denil, Sergio Gomez, Matthew W Hoffman, David Pfau, Tom Schaul, Brendan Shillingford, and Nando De Freitas. Learning to learn by gradient descent by gradient descent. *Advances in neural information processing systems*, 29, 2016.
2. Pauline Bennet, Carola Doerr, Antoine Moreau, Jeremy Rapin, Fabien Teytaud, and Olivier Teytaud. Nevergrad: black-box optimization platform. *ACM SIGEVOlution*, 14(1):8–15, 2021.
3. Xiangning Chen, Chen Liang, Da Huang, Esteban Real, Kaiyuan Wang, Hieu Pham, Xuanyi Dong, Thang Luong, Cho-Jui Hsieh, Yifeng Lu, et al. Symbolic discovery of optimization algorithms. *Advances in neural information processing systems*, 36, 2024.
4. Yutian Chen, Matthew W Hoffman, Sergio Gomez Colmenarejo, Misha Denil, Timothy P Lilli-crap, Matt Botvinick, and Nando Freitas. Learning to learn without gradient descent by gradient descent. In *International Conference on Machine Learning*, pp. 748–756. PMLR, 2017.
5. Nikolaus Hansen and Andreas Ostermeier. Completely derandomized self-adaptation in evolution strategies. *Evolutionary computation*, 9(2):159–195, 2001.
6. Nikolaus Hansen, Anne Auger, Raymond Ros, Olaf Mersmann, Tea Tusar, and Dimo Brockhoff. ~Coco: A platform for comparing continuous optimizers in a black-box setting. *Optimization Methods and Software*, 36(1):114–144, 2021.
7. Sepp Hochreiter and Jurgen Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8):1735–1780, 1997.
8. James Kennedy and Russell Eberhart. Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, volume 4, pp.

- 1942–1948. *IEEE*, 1995.
9. Ke Li and Jitendra Malik. Learning to optimize neural nets. *arXiv preprint arXiv:1703.00441*, 2017.
 10. Olaf Mersmann, Bernd Bischl, Heike Trautmann, Mike Preuss, Claus Weihs, and Gunter Rudolph. Exploratory landscape analysis. In *Proceedings of the 13th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, pp. 829–836, 2011.
 11. Martin Pelikan and Martin Pelikan. Bayesian optimization algorithm. *Hierarchical Bayesian optimization algorithm: toward a new generation of evolutionary algorithms*, pp. 31–48, 2005.
 12. Vladimir Stanovov, Shakhnaz Akhmedova, and Eugene Semenkin. The automatic design of parameter adaptation techniques for differential evolution with genetic programming. *Knowledge-Based Systems*, 239:108070, 2022.
 13. Rainer Storn and Kenneth Price. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of global optimization*, 11:341–359, 1997.
 14. Vishnu TV, Pankaj Malhotra, Jyoti Narwariya, Lovekesh Vig, and Gautam Shroff. Meta-learning for black-box optimization. In *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, pp. 366–381. Springer, 2019.
 15. Eugene Vorontsov, Chiheb Trabelsi, Samuel Kadoury, and Chris Pal. On orthogonality and learning recurrent networks with long term dependencies. In *International Conference on Machine Learning*, pp. 3570–3578. PMLR, 2017.
 16. David H Wolpert and William G Macready. No free lunch theorems for optimization. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 1(1):67–82, 1997.