**Критическое поведение в стохастических нейронных сетях**

**Зарькова Е.М.**

аспирант

Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова,физический факультет, Москва, Россия;

младший научный сотрудник

*Институт элементоорганических соединений имени А.Н. Несмеянова*

*Российской академии наук,* Москва, Россия

E–mail: zarkova.em16@physics.msu.ru

В течение последних десятилетий область исследований и применений нейронных сетей получила бурное развитие. Важность их исследований была отмечена Нобелевской премией по физике, которая в 2024 году была присуждена Джону Хопфилду[1,2] и Джеффри Хинтону[3-5] за их новаторские исследования в области машинного обучения. Их исследования внесли значительный вклад в область искусственного интеллекта (ИИ), заложив фундаментальные принципы для нейронных сетей, которые являются важнейшим компонентом современных систем ИИ. Основополагающие работы Хопфилда и Хинтона по нейронным сетям проложили путь к разработке более сложных архитектур, таких как сверточные нейронные сети и рекуррентные нейронные сети, которые используются для распознавания изображений, речи и обработки естественного языка. Дальнейшие исследования моделей нейронных сетей привели к значительному прогрессу в возможностях ИИ, позволяя системам обучаться на основе огромных объемов данных и выполнять задачи, которые ранее были сложными или невыполнимыми для компьютеров.

В данном докладе представлены результаты исследования решеточной модели в критическом состоянии[6], работающей по принципу машины Больцмана[7-9]. Было проанализировано, как в подобной системе меняется со временем значение энтропии в зависимости от узла решетки. На основании такого анализа делаются выводы о том, как вероятно происходит процесс передачи информации в подобных сетях.

**Литература**

1. Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. Proceedings of the National Academy of Sciences, 79(8), 2554–2558.
2. Hopfield, J. J. (1984). Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons. Proceedings of the National Academy of Sciences, 81(10), 3088–3092.
3. Hinton, G. E., & Sejnowski, T. J. (1983). Optimal perceptual inference. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 448–453
4. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. Nature, 323(6088), 533–536.
5. Hinton, G. E., & Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the dimensionality of data with neural networks. Science, 313(5786), 504–507.
6. Bak, Per; Tang, Chao; Wiesenfeld, Kurt (27 July 1987). "Self-organized criticality: an explanation of 1/*f* noise". *Physical Review Letters*. 59 (4): 381–384.
7. Sherrington, David; Kirkpatrick, Scott (1975), "Solvable Model of a Spin-Glass", Physical Review Letters, 35 (35): 1792–1796
8. Ackley, David H.; Hinton, Geoffrey E.; Sejnowski, Terrence J. (1985). "A Learning Algorithm for Boltzmann Machines". Cognitive Science. 9 (1): 147–169.
9. Hinton, Geoffrey E. (2007-05-24). "Boltzmann machine". Scholarpedia. 2 (5): 1668.