

ДИСКУССИИ

УДК 159.92:004.032.26

**КОГНИТИВНЫЕ ПРЕИМУЩЕСТВА “ТРЕТЬЕГО ВОЗРАСТА”:
НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ СТАРЕНИЯ МОЗГА**

© 2009 г. М. П. Карпенко, Л. М. Качалова, Е. В. Будилова, А. Т. Терехин

*Институт когнитивной нейрологии Современной гуманитарной академии, Москва,
Биологический факультет Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова,
e-mail: terekhin_a@mail.ru*

Поступила в редакцию 03.06.2008 г.

Принята в печать 20.10.2008 г.

Рассматривается нейросетевая модель возрастного изменения когнитивных свойств мозга, основанная на сети Хопфилда с сигмоидной функцией активации нейрона. Возраст входит в функцию активации как параметр в виде знаменателя показателя экспоненты, что позволяет учесть в модели реально наблюдаемое ослабление межнейронных связей при старении мозга. Анализ свойств связанной с сетью функции Ляпунова показывает, что при увеличении параметра возраста ее рельеф сглаживается, а число локальных минимумов (аттракторов сети) уменьшается. Результатом этого является то, что сеть реже застревает в ближайших локальных минимумах функции Ляпунова и легче достигает глобального минимума, соответствующего наиболее эффективному решению поставленной когнитивной задачи. Логично предположить, что аналогичные изменения реально происходят в мозге при его старении. Феноменологически эти изменения могут проявляться как формирование в пожилом возрасте такого когнитивного качества, как мудрость, т.е. способность к нахождению оптимальных решений в сложных противоречивых ситуациях, умение отвлечься от второстепенных аспектов и увидеть проблему в целом.

Ключевые слова: старение мозга, “третий возраст”, высшие когнитивные функции, мудрость, нейросетевые модели, сеть Хопфилда, функция Ляпунова, аттракторы нейронной сети.

Cognitive Advantages of the Third Age: A Neural Network Model of Brain Aging

M. P. Karpenko, L. M. Kachalova, E. V. Budilova, A. T. Teriokhin

*Institute of Cognitive Neurology, Modern Academy for the Humanities;
Lomonosov State University, Moscow,
e-mail: terekhin_a@mail.ru*

We consider a neural network model of age-related cognitive changes in aging brain based on Hopfield network with a sigmoid function of neuron activation. Age is included in the activation function as a parameter in the form of exponential rate denominator, which makes it possible to take into account the weakening of interneuronal links really observed in the aging brain. Analysis of properties of the Lyapunov function associated with the network shows that, with increasing parameter of age, its relief becomes smoother and the number of local minima (network attractors) decreases. As a result, the network gets less frequently stuck in the nearest local minima of the Lyapunov function and reaches a global minimum corresponding to the most effective solution of the cognitive task. It is reasonable to assume that similar changes really occur in the aging brain. Phenomenologically, these changes can be manifested as emergence in aged people of a cognitive quality such as wisdom i.e. ability to find optimal decisions in difficult controversial situations, to distract from secondary aspects and to see the problem as a whole.

Key words: brain aging, “third age”, higher cognitive functions, wisdom, neural network models of cognition, Hopfield network, Lyapunov function, neural network attractors.

С возрастом в мозге происходит множество нейроанатомических и нейрохимических изменений. В частности, начиная с 20-летнего

возраста, постоянно снижается плотность многих постсинаптических рецепторов, вследствие чего снижается чувствительность нейро-

нов к входящим сигналам [5, 12, 15]. Ослаблению межнейронных связей способствуют также многие другие естественные возрастные физиологические изменения [9].

Что касается изменений в функционировании мозга на когнитивном уровне, то его основной тенденцией является снижение успешности решения задач, требующих активного использования рабочей и долговременной памяти, концентрации внимания, проведения сложных логических рассуждений [14].

Однако наряду с возрастным снижением многих когнитивных способностей примерно на прежнем уровне сохраняются способности к выполнению рутинных повседневных и профессиональных работ, лингвистические и вычислительные способности, а также способности к решению задач, требующих главным образом использования процедурной памяти [6, 17]. Более того, на повседневном уровне широко распространено убеждение, что с возрастом увеличиваются возможности более эффективного решения плохо формулируемых и противоречивых проблем, требующих привлечения такой трудно определяемой когнитивной способности, как мудрость.

Эрик Кандел, лауреат Нобелевской премии по медицине 2000 г., в свои 77 лет сказал: “Я думаю, что сейчас более успешно работаю в науке, чем когда был молод. В науке очень важна проницательность, а теперь я лучше понимаю, какие проблемы важны, а какие – нет”. Однако экспериментальная проверка существования такого феномена наталкивается на существенные методологические сложности, вызванные трудностью точного определения понятия “мудрость” [2–4, 19]. В настоящей работе проблема рассматривается с теоретической точки зрения на основе анализа свойств нейросетевой модели старения мозга. Этот анализ показывает, что одним из последствий деструктивных, на первый взгляд, возрастных нейрофизиологических изменений мозга должно быть приобретение им качественно новой ценной когнитивной способности, которую можно квалифицировать как мудрость.

МЕТОДИКА

Для моделирования процесса старения мозга мы используем подход к моделированию когнитивных функций мозга, предложенный Джоном Хопфилдом в его пионерских публикациях [10, 11].

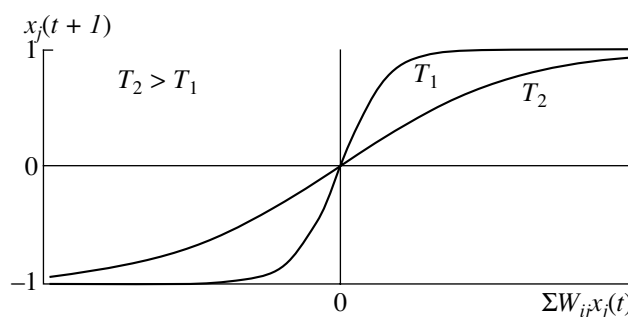


Рис. 1. Форма сигмоидальной функции активации формального нейрона сети Хопфилда для разных значений параметра T .

Fig. 1. Change of the shape of sigmoid activation function for different values of T .

Модель Хопфилда представляет собой сеть связанных между собой “формальных нейронов”, каждый из которых характеризуется своим состоянием – уровнем возбуждения x_i . Состояние нейрона в каждый момент времени t сигмоидально зависит от взвешенной суммы сигналов, поступающих к нему от других нейронов

$$x_i(t) = \frac{1 - e^{-\frac{G}{T} \sum w_{ij} x_j(t-1)}}{1 + e^{-\frac{G}{T} \sum w_{ij} x_j(t-1)}}$$

Веса w_{ij} характеризуют силу синаптической связи между нейронами (предполагается, что $w_{ij} = w_{ji}$ и $w_{ii} = 0$), а множитель G/T , стоящий перед взвешенной суммой входных сигналов определяет крутизну сигмоидной кривой, называемой функцией активации нейрона. При фиксированном значении параметра крутизны G знаменатель T этого множителя можно интерпретировать как возраст – чем больше значение T , тем меньше крутизна кривой (рис. 1).

Учет влияния старения в форме уменьшения крутизны функции активации нейронов нейросетевой модели использовался в некоторых работах [16, 18] для объяснения механизма отрицательного влияния возрастных нейрофизиологических изменений на когнитивные способности мозга. Однако можно показать, и в этом состоит наша цель, что уменьшение крутизны функции активации может иметь и положительный когнитивный эффект.

Основной заслугой Хопфилда было использование при анализе работы нейронной сети связанной с ней функции Ляпунова, называемой также “функцией энергии”. Функция энергии зависит от состояния системы и при каждом его из-



Рис. 2. Функция энергии (объяснение в тексте).
Fig. 2. Energy function (see the text).

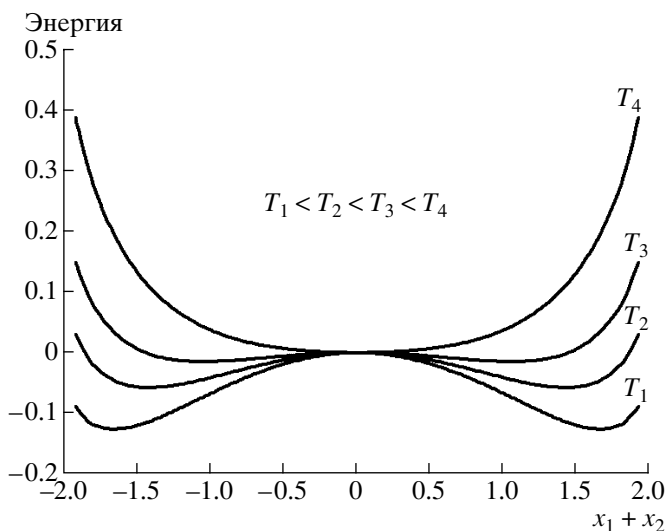


Рис. 3. Функция энергии для сети Хопфилда из двух нейронов с сигмоидальной функцией активации для разных значений параметра T .
Fig. 3. Energy function for Hopfield network composed of two neurons with sigmoid activation function for different values of T parameter.

менении может только уменьшиться. Наглядным примером функции энергии может служить любая неровная поверхность в поле силы тяжести с помещенным на нее шариком. Состояние системы – это координаты шарика, потенциальная энергия которого определяется высотой, на которой он находится. Очевидно, что шарик может двигаться только в направлении уменьшения высоты и, следовательно, уменьшения своей потенциальной энергии: из любого положения шарик будет перемещаться в

направлении ближайшего локального минимума и, достигнув его, в нем останется (рис. 2). Локальные минимумы функции энергии называются “аттракторами системы”, а множество состояний, движение из которых приводит к данному аттрактору, называется его “бассейном притяжения” (аналогия – водосборные бассейны озер и морей).

Таким образом, состояния сети – это все возможные паттерны активностей всех ее нейронов, а аттракторы – это устойчивые состояния, которые можно ассоциировать со сформировавшимися в ней мысленными образами и понятиями.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

Функция энергии в случае сигмоидальной функции активации может быть получена в явном виде – см. уравнение (11) в работе [11]. Она представляет собой сумму трех слагаемых, первое из которых зависит от возраста T , а второе и третье – нет

$$E = -\frac{G}{2T} \sum_i \sum_j w_{ij} x_i x_j + \sum_i \ln[(1+x_i)(1-x_i)] + \sum_i x_i \ln\left(\frac{1+x_i}{1-x_i}\right).$$

Если возраст T мал, то множитель G/T в уравнении сигмоидной функции активации велик и функция активации имеет большую крутизну – близка к пороговой. Что же касается функции энергии, то в этом случае относительные вклады в нее второго и третьего слагаемых малы и ее форма определяется в основном первым членом. Например, для сети из двух нейронов функция энергии в этом случае имеет два аттрактора, соответствующих активностям нейронов, близким к наивысшим.

Если же возраст T велик, то, наоборот, вклад первого слагаемого в функцию энергии мал и ее форма определяется в основном вторым и третьим слагаемыми. В этом случае она имеет только один минимум, соответствующий нулевой активности нейрона.

В промежуточных случаях каждый из членов вносит свой вклад в функцию энергии. С увеличением возраста два первоначальных аттрактора становятся все менее выраженными и в конце концов полностью исчезают, т.е. с возрастом рельеф функции энергии сглаживается (рис. 3).

В качестве примера мы исследовали изменение числа аттракторов в модельной нейронной сети из 81 нейрона при увеличении значения параметра возраста T от 1 до 100 при фиксированном значении параметра $G = 100$. Исходно сеть была обучена по правилу Хебба [7, 10] путем предъявления ей 200 образов, полученных путем случайных искажений нескольких базовых образов, – кольца, квадрата, креста и звезды на поле 9×9 . Результаты представлены на рис. 4, из которого видно, что число аттракторов, равное 27 при $T = 1$, монотонно снижается до 1 при увеличении T до 100.

На рис. 5 когнитивный эффект возрастного сглаживания функции энергии нейронной сети изображен наглядно. Пунктирной линией показана исходная несглаженная функция энергии (младшая возрастная группа), а сплошной – сглаженная функция (старшая возрастная группа). Мы видим, что глобальный аттрактор, соответствующий стратегически более правильному решению проблемы, находится довольно далеко от исходного состояния сети и не может быть достигнут в случае несглаженной функции энергии, так как сеть остановится в состоянии, соответствующем ближайшему аттрактору. И наоборот в случае сглаженной функции энергии глобальный аттрактор может быть легко достигнут.

Конечно, при сглаживании теряются мелкие детали, которые в определенных ситуациях могут быть очень важны. Но также следует признать, что во многих случаях “заикливание” на частностях не способствует нахождению наилучшего решения. Метафорически выражаясь, можно сказать, что когнитивный эффект сглаживания рельефа функции энергии способствует возможности “увидеть за деревьями лес”, т.е. помогает стратегическому видению ситуации.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Таким образом, проведенный анализ показывает, что ослабление межнейронных связей в модельной нейронной сети влечет сглаживание рельефа ее функции энергии, что в свою очередь позволяет сети избегать застревания в локальных субоптимальных состояниях.

Следует отметить, что в принципе имеется еще один механизм выхода из локальных оптимумов функции энергии – это введение шума в нейронную сеть. Этот механизм может быть реализован в стохастическом аналоге сети Хопфилда – так называемой машине Больцмана [8, 17] (см. также [1]). В машине Больцмана

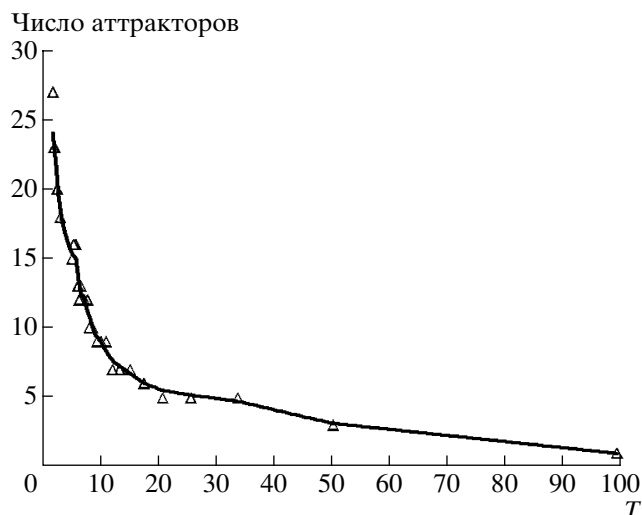


Рис. 4. Изменение числа аттракторов при увеличении параметра T от 1 до 100 в модельной нейронной сети из 81 нейрона.

Fig. 4. Decrease of attractors number in artificial neural network composed of 81 neurons when T parameter increases from 1 to 100.

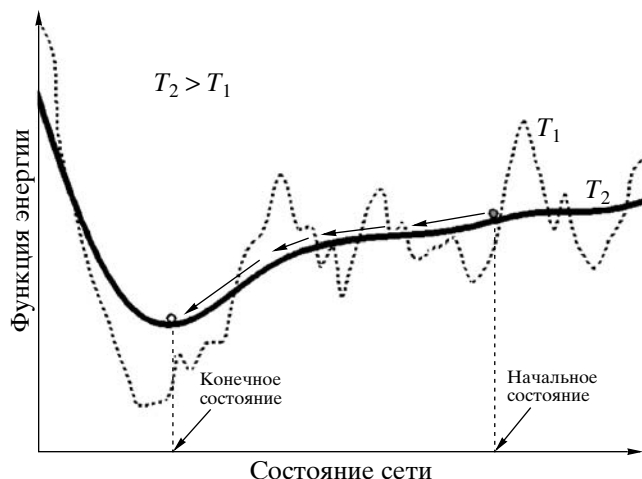


Рис. 5. Когнитивный эффект возрастного сглаживания нейронной сети (объяснение в тексте).

Fig. 5. Cognitive effect of age-related smoothing of neural network (see the text).

состояние нейрона может принимать лишь крайние значения – “-1” или “1”, однако оно не определяется однозначно взвешенной суммой входов нейрона, а зависит от нее стохастически. А именно, вероятность состояния “1” определяется сигмоидальной функцией

$$p\{x_i = 1\} = \frac{1}{1 + e^{-\frac{G}{T} \sum w_{ij} x_j(t-1)}}$$

Параметр T этой функции принято называть “температурой сети” – чем больше T , тем слабее состояния нейронов зависят от взвешенной суммы их входов и тем легче состояния сети “выскакивает” из локальных минимумов. Возвращаясь к аналогии с положением шарика на неровной поверхности, в случае машины Больцмана эту поверхность можно представить вибрирующей с амплитудой вибрации, увеличивающейся с увеличением температуры сети. Был даже предложен специальный алгоритм (“метод моделирования отжига” – simulated annealing [13]), облегчающий достижение глобального минимума функции энергии машины Больцмана, состоящий в установлении высокой температуры T в начале поиска оптимума и постепенном ее снижении в конце.

Мы полагаем, что в реальных нейронных сетях могут быть задействованы оба механизма выхода из второстепенных локальных минимумов – шум (нестабильность нейробиологических процессов) и ослабление межнейронных связей. Ослабление межнейронных связей может иметь шумовой характер, быть временным (например, под влиянием некоторых психоактивных веществ, в частности алкоголя), а также иметь характер тенденции, как это наблюдается при старении мозга.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Полученные результаты позволяют сделать вывод, что ослабление межнейронных связей в реальном мозге вследствие его возрастных нейробиологических изменений должно благоприятствовать более целостному видению анализируемой ситуации и вычленению ее наиболее важных аспектов, т.е. появлению когнитивной способности, которую можно квалифицировать как мудрость.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Терехин А.Т., Будилова Е.В. Сетевые механизмы биологической регуляции. Успехи физиол. наук. 1995. 26(4): 75–97.
2. Ardeli M. Intellectual versus wisdom-related knowledge: the case for a different kind of learning in the later years of life. *Educ. Gerontol.* 2000. 26: 771–789.
3. Baltes P.B., Smith J. The psychology of wisdom and its ontogenesis. *Wisdom: Its Nature, Origins, and Development*. Ed. Sternberg R.J. Cambridge: Cambridge Univ. Press. 1990: 87–120.
4. Baltes P.B., Staudinger U.M. Wisdom: A metaheuristic (pragmatic) to orchestrate mind and virtue toward excellence. *Am. Psychologist.* 2000. 55: 122–136.
5. Braver T.S., Barch D.M., Keys B.A., Carter C.S., Cohen J.D., Kaye J.A. Context processing in older adults: evidence for a theory relating cognitive control to neurobiology in healthy aging. *J. Exp. Psychol. Gen.* 2001. 130: 746–763.
6. Churchill J.D., Stanis J.J., Press C., Kushelev M., Greenough W.T. Is procedural memory relatively spared from age effects? *Neurobiol. Aging.* 2003. 24: 883–892.
7. Hebb D.O. *The Organization of Behavior. A Neuropsychological Theory*. N.Y.: Wiley. 1949. 335 p.
8. Hinton G. E., Sejnowski T. J. Learning and relearning in Boltzman machines. *Parallel Distributed Processing. Explorations in the Microstructure of Cognition*. Ed. McClelland J.L., Rumelhart D.E. Cambridge, Massachusetts: MIT Press. 1986. 1: 282–317.
9. Hof P.R., Morrison J.H. The aging brain: morphomolecular senescence of cortical circuits. *Trends Neurosci.* 2004. 27: 607–613.
10. Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA.* 1982. 79: 2554–2558.
11. Hopfield J.J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA.* 1984. 81: 3088–3092.
12. Kaasinen V., Vilkinen H., Hietala J., Nagren K., Helenius H., Olsson H. Age-related dopamine D2/D3 receptor loss in extrastriatal regions of the human brain. *Neurobiol. Aging.* 2000. 21: 683–688.
13. Kirkpatrick S., Gelatt C.D., Vecchi M. P. Optimization by simulated annealing. *Science.* 1983. 220: 671–680.
14. Kramer A.F., Bherer L., Colcombe S.J., Dong W., Greenough W.T. Environmental influences on cognitive and brain plasticity during aging. *J. Gerontol.* 2004. 59A(9): 940–957.
15. Li S.-C., Lindenberger U., Frensch P.A. Unifying cognitive aging: from neuromodulation to representation of cognition. *Neurocomputing.* 2000. 32–33: 879–890.
16. Li S.-C., Lindenberger U., Sikstrom S. Aging cognition: from neuromodulation to representation. *Trends Cognit. Sci.* 2001. 5(11): 479–486.
17. Schaie K. W. *Intellectual Development in Adulthood: The Seattle Longitudinal Study*. Cambridge: Cambridge Univ. Press. 1996. 395 p.
18. Servan-Schreiber D., Printz H., Cohen J.D. A network model of catecholamine effects: gain, signal-to-noise ratio, and behavior. *Science.* 1990. 249(4971): 892–895.
19. Staudinger U.M. Older and wiser? Integrating results on the relationship between age and wisdom-related performance. *Int. J. Behav. Dev.* 1999. 23 (3): 641–664.