

УДК 001(06)+004.032.26 (06)

## НА ЧТО СПОСОБЕН НЕЙРОЭВОЛЮЦИОННЫЙ АЛГОРИТМ БЕЗ ЭВРИСТИК?

Ю.Р. Цой (*yurytsoy@gmail.com*)

Национальный исследовательский Томский  
политехнический университет, Томск

Томский государственный университет систем  
управления и радиоэлектроники, Томск

В статье рассматривается алгоритм эволюции нейронных сетей, не использующий эвристики для улучшения результатов работы. Несмотря на простоту алгоритма в результате анализа его работы был выявлен ряд эвристик, применяемых в известных алгоритмах эволюции нейронных сетей. При этом также получены и новые эвристики. Наиболее интересным является сходство в поведении алгоритма, обнаруженное при решении задач из различных прикладных областей, что дает основания полагать о возможности переноса «опыта работы» алгоритма между различными задачами. Показано, что даже в «базовом» варианте алгоритм без эвристик способен находить решения для ряда задач классификации и адаптивного управления, сопоставимые по качеству с результатами работы известных алгоритмов с эвристиками.

### Введение

При разработке алгоритмов эволюции искусственных нейронных сетей (ИНС) в структуру алгоритма встраивают различные эвристики [Angeline et al., 1993, Igel et al., 2003, Mattiussi et al., 2011, Stanley et al., 2002, Yao et al., 1996], предназначенные для решения следующих задач: сокращение пространства поиска; повышение скорости работы алгоритма; повышение качества получаемых решений.

Применяемые эвристики можно разделить на четыре типа: ограничения на структуру нейронных сетей; эвристики, связанные с выбором операторов изменения ИНС; эвристики, применяемые для определения способа использования операторов; эвристики для целевой функции.

При этом в литературе не рассмотрен анализ возможностей простейшей версии нейроэволюционного (НЭ) алгоритма без эвристик. Данная статья призвана восполнить этот пробел, и в результате будет показано, что такой анализ способен привести к обнаружению как известных эвристик, так и новых, не использованных ранее.

## 1. Алгоритм

Используется схема эволюционного алгоритма без использования оператора кроссинговера, когда популяция потомков создается с применением оператора мутации. Приспособленность потомков оценивается непосредственно после их создания, поэтому оценивание популяции производится только в самом начале работы алгоритма. Таким образом, пошаговую схему алгоритма можно представить следующим образом:

1. Инициализация популяции ИНС.
2. Оценивание.
3. Селекция.
4. Создание потомков и мутация. После каждой мутации производится оценка изменения приспособленности полученных особей.
5. Если не выполнен критерий останова, то переход на **Шаг 3**.

Информация об ИНС кодируется в виде списка связей, а также используется массив с информацией о функциях активации нейронов.

### 1.1. Операторы

Для мутации используются следующие операторы (в скобках приведены условные обозначения операторов, используемые далее):

1. *Добавление нейрона (+Node)*. Добавляется случайный нейрон без связей.
2. *Удаление нейрона (-Node)*. Удаляется случайный нейрон.
3. *Добавление связи (+Conn)*. Добавление связи со случайным весом.
4. *Удаление связи (-Conn)*. Удаление случайной связи.
5. *Изменение функции активации (Act)*. Изменяется функция активации случайно выбранного нейрона. Доступны следующие функции активации: линейная, сигмоидальная, гауссовская.
6. *Изменение веса связи (Weight)*. Оператор изменяет вес связи на случайную величину, распределенную равномерно на интервале  $[-0,1; 0,1]$ .

## 2. Описание экспериментов

Основной целью исследования является *анализ показателей работы используемых операторов алгоритма без эвристик*.

Для проведения исследования используются следующие задачи:

1. Задачи из набора Proben1 [Prechelt, 1994]: cancer1, card1, diabetes1, glass1, heart1, horse1. Представляют задачи минимизации. Требуется построить ИНС, решающую задачу классификации с использованием предварительно сформированных обучающего, проверочного и тестового множеств.

2. Исключающее ИЛИ. Является задачей минимизации. Необходимо синтезировать ИНС, реализующую логическую функцию исключающее ИЛИ.

3. Искусственный муравей (Artificial Ant). Представляет задачу максимизации, в которой необходимо, управляя искусственным муравьем, собрать как можно больше еды на двумерном поле.

4. Балансирование двух шестов (2-Poles Balancing Problem). Представляет задачу максимизации. Требуется, управляя тележкой, удерживать на ней в течение заданного модельного времени два шеста различной длины и массы.

### 3. Результаты экспериментов

Для каждой из перечисленных выше задач были построены графики изменения среднего количества нейронов и связей в нейронных сетях, примеры показаны на рис. 1. Данные усреднены по 10 запускам.

Основные выводы по результатам анализа изменения размеров ИНС:

- В большинстве случаев **рост** числа нейронов и связей **сильно ограничен**.

- Для задач с большим начальным количеством связей, в первых поколениях происходит удаление связей, т.е. **алгоритм «пытается» уменьшить** размерность задачи, отсекая ненужное.

- Была также выявлена следующая эвристика: *Если количество связей в начале поиска велико, то сначала необходимо удалить часть связей. В противном случае нужно добавлять нейроны и связи.*

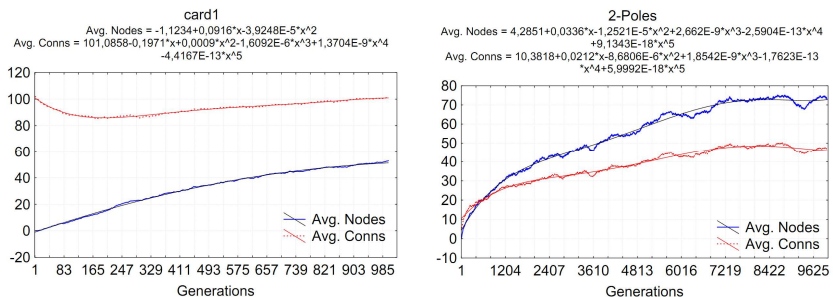
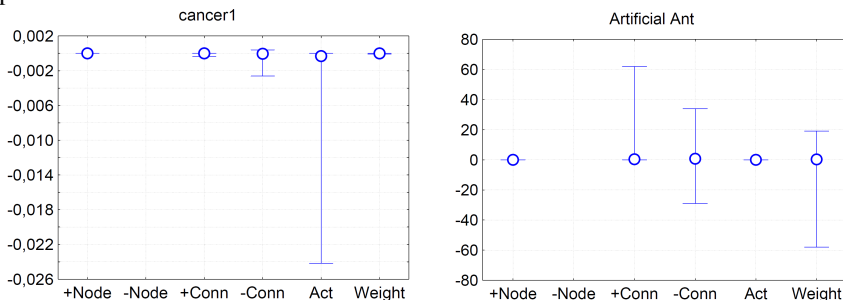


Рис. 1. Пример изменения среднего числа нейронов и связей в ИНС с течением времени.

Изучение полезности операторов проводилось с точки зрения среднего изменения приспособленности, вызванного этим оператором, для лучшей особи по итогам запуска. Некоторые графики для минимального, максимального и среднего изменений приспособленности приведены на рис. 2.



**Рис. 2. Среднее изменение целевой функции, вызванное применением различных операторов, для лучшей особи для задач cancer1 и искусственный муравей. Показаны среднее (окружность), максимальное и минимальное (черточки) значения.**

Основные выводы по результатам анализа полезности операторов:

- Информация о полезности операторов может **существенно отличаться** для различных задач.

- Ни в одной задаче у лучших особей **не был** использован **оператор удаления нейрона**, несмотря на то, что в целом количество использований этого оператора было такое же, как и у других операторов! Другими словами особи, к которым хотя бы раз применялось удаление нейрона, ни разу не стали лучшими в запуске.

- Эвристика: *Изменение функции активации очень полезно.* Любопытно, что изменение функции активации используется лишь в небольшом числе нейроэволюционных алгоритмов.

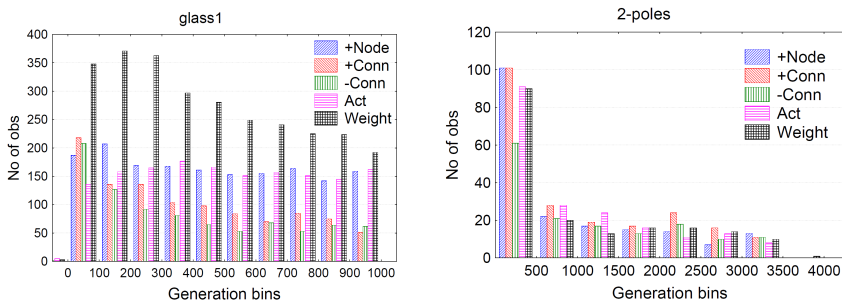
Для анализа результативности мутаций также рассматривалось количество различных операций мутации, успешных и безуспешных, примененных к лучшей особи в популяции на протяжении всего поиска. Примеры полученных результатов представлены на рис. 3.

Основные выводы по результатам анализа количества использований операторов:

- **Успешное применение** операторов изменяется со временем.
- Количество операций **добавления нейрона** оказалось на удивление большим (в силу нейтральности).

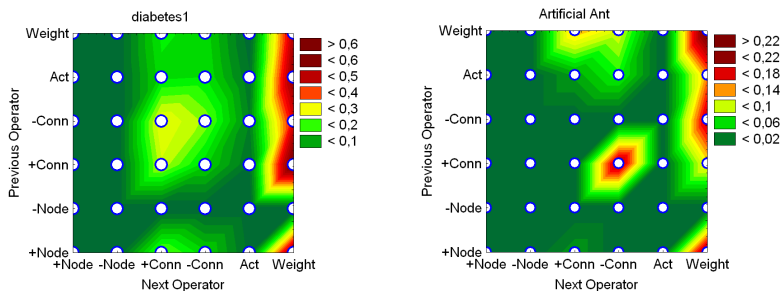
- Отсутствие обновлений лучшей особи свидетельствует о **стагнации** поиска.

- Эвристика: Уменьшение вероятности мутации с ростом числа поколений.
- Эвристика: Оператор мутации веса связи должен иметь большую вероятность по сравнению с другими операторами.



**Рис. 3.** Средние количества использований различных операторов мутации для лучшей особи в зависимости от времени. По горизонтальной оси отложены поколения, по вертикальной – количество использований операторов.

Для выявления возможных закономерностей при использовании операторов при решении различных задач рассматривалась эмпирическая условная вероятность  $P(O_i | O_j)$ , успешного применения оператора  $O_i$  после оператора  $O_j$  для лучшей особи. Визуализация полученных вероятностей приведена на рис. 4.



**Рис. 4.** Визуализация вероятностей успешных переходов между операторами для лучшей особи

Оказалось, что матрицы успешных переходов похожи, даже если задачи существенно различались по типу и рассматриваемой прикладной области. Однако если решение задачи было неуспешным, то матрица переходов имела другой характер (см. рис. 5, слева). Тем не менее,

изменение параметров алгоритма и получение успешного запуска для задачи «Исключающее ИЛИ» привело к матрице переходов, похожей на показанные на рис. 4.

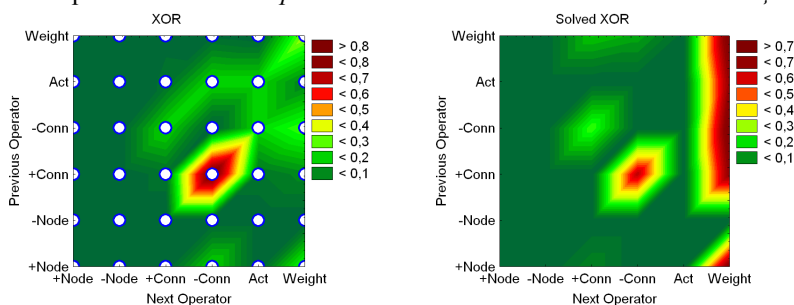
Результаты анализа успешных переходов:

- Матрицы успешных переходов **похожи**, даже для разных по типу задач.

- Если решение задачи неуспешно, то матрица переходов, возможно, будет **«аномальной»**.

- **Удаление связи** в целом полезно. В отсутствие использования оператора удаления нейрона (см. выше), соответствующий оператор играет роль сдерживающего фактора, ограничивающего рост размеров ИНС.

- Эвристика: *Решение различных задач может иметь много общего.*



**Рис. 5. Визуализация вероятностей успешных переходов для неуспешного (слева) и успешного (справа) запусков для задачи «Исключающее ИЛИ»**

Имея пример матрицы успешных переходов между операторами для удачного запуска при решении задачи «Исключающее ИЛИ» была произведена попытка использования этой матрицы для управления выбором операторов для повторного успешного решения этой задачи. Однако эта попытка не увенчалась успехом, в силу следующих возможных причин:

1. Различная **инициализация** весов.
2. Матрица переходов показывает лишь **усредненную** вероятность и не учитывает наличие различных этапов эволюционного поиска. Другими словами вероятность перехода между операторами – нестационарна.
3. Необходимо динамическое (например, по Байесу) **отслеживание применимости операторов**, а не только учет условных вероятностей успеха.

Таким образом, решение задачи переноса «опыта» между различными запусками алгоритма требует более тщательного учета особенностей работы алгоритма и адаптации к этим особенностям.

#### 4. Результаты решения задач

Средняя ошибка классификации при решении задач из набора Proben1 и сравнение с рядом существующих методов приведены в табл. 1. Колонки в табл. 1 обозначают следующие результаты: Proben1 – результаты, полученные автором набора Proben1 путем ручного подбора структуры ИНС [Prechelt, 1994]; GA – ИНС с фиксированной структурой обучается генетическим алгоритмом [Barrera, 2007]; Prunning – результаты обучения ИНС с использования алгоритмов контрастирования [Weman, 2010]; NE pPCA – результаты классификации с предварительным нейроэволюционным сокращением размерности признакового пространства [Цой, 2012]; hNE – рассматриваемый НЭ алгоритм без эвристик для настройки весов и структуры ИНС.

Табл. 1. Ошибки классификации при решении задач из набора Proben1

Задача	Proben1	GA	Prunning	NE pPCA	hNE
cancer1	1,38	1,24	1,10	1,78	4,02
card1	14,05	14,27	13,70	15,64	14,77
diabetes1	24,10	23,40	20,80	25,00	30,63
glass1	32,7	47,62	30,20	32,07	53,23
heart1	19,72	21,87	18,50	20,00	21,26
horse1	29,19	26,44	26,90	30,66	27,36

Видно, что, несмотря на простоту, алгоритм hNE способен решать ряд задач с получением сопоставимых результатов по сравнению с более «продвинутыми» алгоритмами.

Решение задач XOR и балансирования двух шестов оказалось безуспешным. Задача Искусственный муравей была решена в 20% запусков.

#### Заключение

Анализ нейроэволюционного алгоритма без эвристик, проведенный по результатам решения задач классификации, адаптивного управления и поведения, показал, что даже в простейшем варианте алгоритма присутствуют «неявные» эвристики, способствующие повышению качества работы алгоритма. В частности были выделены следующие известные эвристики:

- Малая полезность оператора удаления нейрона.
- Большая вероятность мутации весов.
- Снижение вероятности мутации с течением времени.

Новыми эвристиками являются:

- Адаптация к размерности задачи.
- Полезность изменения функции активации.
- Наличие общих закономерностей в различных задачах.

Также было выявлено, что перенос опыта решения задачи между запусками требует учета «этапности» работы эволюционного алгоритма.

Отметим, что использование в алгоритме оператора кроссинговера и иного оператора добавления нейрона может изменить полученные результаты.

В дальнейшем планируется исследовать применимость найденных эвристик в алгоритмах эволюции нейронных сетей при решении задач распознавания образов и классификации.

**Благодарности.** Исследование выполнено при частичной поддержке РФФИ (проекты № 11-07-00027-а и 12-08-00296-а).

### Список литературы

- [**Angeline et al., 1993**] Angeline P., Saunders G., Pollack J. An evolutionary algorithm that constructs recurrent neural networks // *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1993, vol. 5, pp. 54–65.
- [**Barrera, 2007**] Barrera F. Búsqueda de la estructura óptima de redes neurales con algoritmos genéticos y simulated annealing. verificación con el benchmark Proben1 // *Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 2007, vol. 34, no. 11, pp. 41–61.
- [**Igel et al., 2003**] Igel C., Kreutz M. Operator adaptation in evolutionary computation and its application to structure optimization of neural networks // *Neurocomputing*, 2003, vol. 55, no. 1-2, pp. 347-361.
- [**Mattiussi et al., 2011**] Mattiussi C., Durr P., Marbach D., Floreano D. Beyond graphs: A new synthesis // *J. of Computational Science*, 2011, vol. 2, no. 2, pp. 165–177.
- [**Prechelt, 1994**] Prechelt L. Proben1 - a set of neural network benchmark problems and benchmarking rules. Technical Report 21/94, Fakultat für Informatik, Universität Karlsruhe, Karlsruhe, Germany, 1994.
- [**Stanley et al., 2002**] Stanley K., Miikkulainen R. Evolving neural networks through augmenting topologies // *Evolutionary Computation*, 2002, vol. 10, no. 2, pp. 99–127.
- [**Weman, 2010**] Weman N. Empirical Investigation of the Effect of Pruning Artificial Neural Networks With Respect to Increased Generalization Ability. Linköpings universitet (Sweden), 2010.
- [**Yao et al., 1996**] Yao X., Liu Y. Evolutionary artificial neural networks that learn and generalise well // In *Proc. of the 1996 IEEE International Conf. on Neural Networks (ICNN'96)*, vol. on Plenary, Panel and Special Sessions, 1996, pp. 159–164.
- [**Цой, 2012**] Цой Ю.П. Нейроэволюционный метод псевдо-главных компонент // Научная сессия НИЯУ МИФИ-2012. Нейроинформатика-2012: Сборник научных трудов XIV Всероссийской научно-технической конференции. Т. 1. – Москва, 23-27 января 2012. – Москва: МИФИ, 2012. – С. 21–30.