

The Compact Description of Variative Fields of Physical Variables in the Repetitive Tasks of Simulation of Atmospheric Pollution's Transfer

This work deals with the problem of compactization of the data fields resulting from mathematical simulation of the atmospheric flows. In the first stage such fields are clustered (using k-means) by the similar values. In the second stage each such metacluster is clustered by space variables. In the third stage each resulting cluster is described by a sequence of neural networks (this is a proposed compression). A special algorithm of the selection of an optimal set of networks is proposed. This algorithm uses a prediction-correction technique. The prediction is realized by an extrapolation using a specially builded (interpolating) function. The correction is realized using a probe network results. The proposed scheme can give a compression of the data fields into 45–70 times. The task has a big calculating cost and is solved in parallel on the multicore machine.

Keywords: lossy data compression, clustering, artificial neural networks, numerical simulation, adaptive algorithm, parallelization

References

1. **Pekunov V. V.** Lokal'nye neyrosetevye modeli turbulentsnosti (Local neural network models of turbulence), *Mat. Mezhdunar. nauch.-tekh. konf. "XVIII Benardosovskie chteniya"* (Proceedings of the International Scientific-Technical Conference "XVIII Benardos readings"). Ivanovo, 2015, vol. 2, pp. 331–334 (in Russian).

2. **Ketzel M., Louka P., Sahm P., Guilloteau E., Sini J.-F.** The use of computational fluid dynamics in modelling air quality in street canyons, *Included in the final report of the TMR research network TRAPOS "Optimisation of Modelling Methods for Traffic Pollution in Streets"*, submitted to the European Commission, July 2001.

3. **Ketzel M., Louka P., Sahm P., Guilloteau E., Sini J.-F., Moussiopoulos N.** Intercomparison of Numerical Urban Dispersion Models. Part II: Street Canyon in Hannover, Germany, *The 3rd Urban Air Quality conference — Loutraki 19–23 March 2000*.

4. **Schatzmann M., Leitl B., Liedtke J.** *Ausbreitung von Kfz-Abgasen in Straßenschluchten / Forschungsbericht FZKA-BWPLUS* (Final report of the research project PEF 2 96 001). 1999.

5. **Pekunov V. V.** Model' obrazovaniya i rasprostraneniya tverdykh, zhidkikh i gazoobraznykh zagryazniteley. Optimal'noe rasparrallelivanie (Model of creation and propagation of solid, liquid and gaseous pollutants. Optimal Parallelization), *Matematicheskoe modelirovanie* [Mathematical Modelling], 2009, vol. 21, no. 3, pp. 69–82 (in Russian).

6. **Pekunov V. V.** Novye metody parallel'nogo modelirovaniya rasprostraneniya zagryazneniy v okrestnosti promyshlennykh i munitsipal'nykh ob"ektov (New methods of parallel modeling of pollution propagation near the plants and city objects), *Dis. dokt. tekhn. nauk* [Thesis of doctor of engineering]. Ivanovo, 2009 (in Russian).

УДК 004.5; 004.94

С. Д. Кургалин, д-р физ.-мат. наук., профессор, kurgalin@bk.ru,

Я. А. Туровский, канд. мед. наук, доц., yaroslav_turovsk@mail.ru,

С. В. Борзунов, канд. физ.-мат. наук, доц., borzunov@cs.vsu.ru

Воронежский государственный университет, Воронеж

А. А. Адаменко, аспирант, adamenko.artem@gmail.com

Воронежский государственный университет инженерных технологий, Воронеж

Теоретические аспекты оптимизации эволюционного обучения нейрочипов с использованием "изолятов"*

Для эволюционного подхода к обучению нейрочипов, применяемых для восстановления поврежденных нервной ткани, разработан алгоритм оптимизации, в основе которого лежит метод биологической изоляции в популяции. Предложено использовать понятие "изолята" — множества дочерних искусственных нейронных сетей (ИНС) одного поколения, имеющих одну и ту же родительскую ИНС. Представлены теоретические обоснования применения "изолятов" на основе модели линейного города. Они могут быть использованы в большинстве алгоритмов обучения ИНС без учителя, основывающихся на эволюции ИНС путем скрещивания их весовых коэффициентов. Разработанный алгоритм может быть применен при конструировании нейрочипов, используемых для восстановления поврежденной нервной ткани. Он позволяет в большинстве случаев определить правильное направление изменения весовых коэффициентов связей ИНС для уменьшения числа ошибок классификации и достигнуть лучших показателей обучения нейрочипа по сравнению с применением эволюционного алгоритма без "изолятов", что в конечном итоге приводит к улучшению результата восстановления поврежденной нервной ткани.

Ключевые слова: нейрочип, нервная ткань, искусственная нейронная сеть, эволюционный алгоритм, моделирование обучения

* Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ (грант 16-29-08342-офи_м).

Введение

Одним из перспективных направлений исследований, которые проводят в целях восстановления работоспособности поврежденной нервной ткани, является создание нейрочипов (НЧ), которые при необходимости могут взять на себя часть функций нервной ткани, утраченных в результате ее повреждения. Нейрочипы, при их интеграции в нервную ткань, для выполнения своих функций должны быть "подстроены" под нее путем проведения этапа предварительного обучения. Один из вариантов обучения НЧ базируется на использовании искусственных нейронных сетей (ИНС). При этом реализованная тем или иным способом архитектура НЧ должна будет соответствовать функциям и структуре ИНС. В настоящее время существует большое число алгоритмов обучения ИНС "с учителем", в том числе и для ИНС прямого распространения. Однако одним из главных недостатков этих алгоритмов является необходимость наличия обучающих выходных паттернов для соответствующих входных векторов обучающей выборки (ОВ). Выходные паттерны представляют собой ожидаемый вектор классов, соответствующих обучающим входным векторам ОВ. Такой подход к обучению ИНС не представляется возможным для случая, когда ИНС нужно использовать в качестве инструмента для моделирования автоматизированного обучения НЧ для восстановления поврежденной нервной ткани, потому что неизвестны выходные векторы, в роли которых выступают паттерны нейронной активности.

Одной из основных проблем при создании НЧ является то, что существующие в настоящее время возможности не позволяют внедрять с требуемой степенью точности ($\ll 10$ мкм) в заданные участки нервной ткани необходимые для ее изучения приспособления: микроэлектроды, оптические волокна, микропипетки и т.п. Вследствие этого отсутствует возможность сформировать у исследователей и врачей требуемое для проведения реабилитации представление о функционировании той области нервной ткани, в которую вживлено устройство ввода/вывода информации для НЧ.

В случаях, когда не представляется возможным использование алгоритмов обучения ИНС с учителем для моделирования обучения НЧ, наиболее подходящим является применение эволюционного алгоритма [1]. Его удобно использовать, когда в силу особенностей работы НЧ неизвестны его выходные параметры, например, такие, как электрические паттерны активности нейронных микроансамблей, и, следовательно, неясно, куда следует "двигаться" весовым коэффициентам (ВК) межнейронных связей в их n -мерном пространстве для минимизации числа ошибочных распознаваний ИНС. Исходя из того, что конкретные параметры направления движения в n -мерном пространстве ВК отсутствуют, с целью минимизации ошибки распознавания ИНС направление этого движения следует выбирать путем наблюдения за реакцией того целостного организма, в который был вживлен НЧ. Однако у такого алгоритма обучения ИНС есть недостаток — в результате его работы значения функции ошибки в большинстве случаев ока-

зываются расположенными в локальном минимуме функции ошибки ИНС. Причиной этого является то, что "подстройка" ВК ИНС для достижения большего числа правильно распознанных классов ОВ происходит без определения направления изменения ВК в n -мерном пространстве ВК, в отличие от обучения с учителем, например, при использовании метода градиентного спуска. Поэтому для выхода функции ошибки ИНС из локального минимума предусмотрен механизм "встряхивания" ВК, который используется также и в других алгоритмах обучения [2,3]. "Встряхивание" заключается в том, что значения ВК изменяют случайным образом в целях вывода функции ошибки ИНС из локального минимума. Такое "встряхивание", реализованное в созданном в рамках настоящей работы программном обеспечении [4] для моделирования обучения НЧ, основано на применении коэффициента вариации позиций ВК в топологии ИНС определенного поколения. Но и применение этого метода часто бывает недостаточно для вывода функции ошибки ИНС из локальных минимумов и достижения наилучшего распознавания классов ОВ. Таким образом, представляется актуальным совершенствование метода эволюционного алгоритма обучения НЧ, используемого для восстановления поврежденной нервной ткани.

"Изолятом" будем называть множество дочерних ИНС одного поколения, имеющих одну и ту же родительскую ИНС. При создании дочерних ИНС от родительской происходит клонирование последней и изменение значений ВК у дочерней ИНС в пределах заданного диапазона уже имеющихся значений этих же ВК, хранящихся в векторе ВК родительской ИНС на момент клонирования. В итоге, в n -мерном пространстве ВК в окрестностях функции ошибки родительской ИНС формируется пул дочерних ИНС, а исходя из того, что значение функции ошибки родительской ИНС находится вблизи минимума функции ошибки, наличие дочерних ИНС позволят определить направление, в котором нужно двигаться для достижения этого минимума.

Цель настоящей работы — создание подхода на основе использования "изоляции" популяции ИНС применительно к эволюционному алгоритму, его теоретическое обоснование и демонстрация возможностей его применения для моделирования обучения НЧ, восстанавливающего поврежденную нервную ткань.

1. Подход на основе использования "изоляции" популяции ИНС

В настоящей работе предлагается подход на основе применения "изоляции" популяции ИНС и эволюционного алгоритма, использующий аналогию с методом биологической или социальной изоляции в популяции.

Сущность биологического "изолята" заключается в том, что объекты скрещиваются только внутри изолированной географической или социальной группы. Применительно к задачам эволюционного обучения это означает, что на определенном этапе эволюции ИНС скрещивание ВК будет проходить не во всей популяции ИНС, а лишь внутри отобранных субпопуляций, изолированных друг от друга в пространстве ВК. Скрещивание ИНС во всей популяции носит ве-

роятностный характер, следовательно, функция ошибки ИНС может попадать в области локальных минимумов функции ошибки.

Однако трудно определить, находятся ли результаты функции ошибки ИНС вблизи локальных минимумов функции ошибки, поэтому можно использовать лучшие по распознаванию классы ИНС из популяции в качестве родительских для формирования "изолятов".

На рис. 1 изображена блок-схема реализованного в программном пакете *ANNBuilder* алгоритма моделирования обучения НЧ с использованием эволюционного алгоритма. Выделен модуль, отвечающий за процесс "изоляции" ИНС. Каждый i -й ВК w_i^d в дочерней ИНС изменяется по отношению к родительскому ВК w_i^p следующим образом:

$$w_i^d = w_i^p \left(1 + \frac{r}{q} \right), \quad (1)$$

где $r \in [-1; 1]$ является случайной величиной; q — заданный процент изменения ВК дочерней ИНС; $i = 1, \dots, n$, где n — число всех ВК ИНС.

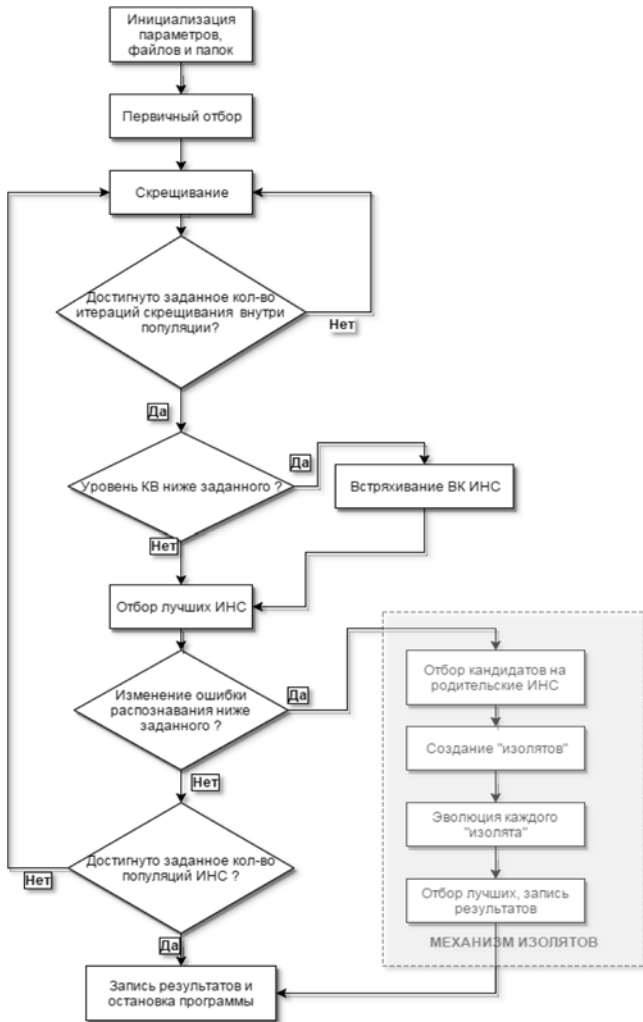


Рис. 1. Блок-схема алгоритма моделирования обучения НЧ с применением метода "изоляции" и использованием эволюционного алгоритма

Вектор \mathbf{W} ВК всей ИНС можно представить в виде совокупности ее ВК:

$$\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_n), \quad (2)$$

Путем изменения родительских векторов создается k дочерних ИНС, содержащих векторы ВК вида (2) от родительской ИНС:

$$\mathbf{W}^{dk} = (w_1^{dk}, w_2^{dk}, \dots, w_n^{dk}), \quad k = 1, \dots, m, \quad (3)$$

где m — заданное число ИНС в поколении.

В свою очередь, в конкретной сессии работы алгоритма может быть t штук "изолятов". Каждый из них имеет по одной родительской ИНС от основного процесса работы эволюционного алгоритма. Только ИНС, получившие наилучшие результаты классификации, становятся родительскими, и дочерние ИНС порождаются именно от них при использовании каждой своего "изолята" t :

$$\mathbf{W}^{dkt} = (w_1^{dkt}, w_2^{dkt}, \dots, w_n^{dkt}), \quad t = 1, \dots, l, \quad (4)$$

где l — максимальное число родительских ИНС, формирующих совокупность "изолятов".

В итоге клонирования создается множество множеств ИНС. Каждый "изолят", в свою очередь, также проходит обучение эволюционным алгоритмом с заданными опциями [5, 6], тем самым формируя более высокую дисперсию значений ВК в какой-либо окрестности их значений, что дает возможность значению функции ошибки ИНС выйти из локального минимума.

Итак, по окончании эволюции каждой популяции ИНС сравнивается текущий результат распознавания ИНС с результатом, полученным для предыдущего поколения. Если модуль их разности оказывается меньше заданного порогового значения, то это указывает на отсутствие улучшения результата распознавания классов при эволюции ИНС. В этот момент и запускается процесс "изоляции" ИНС. После завершения процесса эволюции в каждом "изоляте" отбирается ИНС с наилучшим показателем распознавания классов, она в дальнейшем используется для выбора лучшей ИНС из всех "изолятов".

2. Основные исходы "изоляции" пулов ИНС

Покажем, что если в ряду итераций обучения "изолята" ИНС не достигла числа ошибок меньше, чем число ошибок для лучшей ИНС первого поколения клонирования "изолята", то значения функции ошибки "изолятов" находятся на "склоне" одного из локальных минимумов функции ошибки ИНС.

Данное утверждение будет применяться при "изоляции" с использованием эволюционного алгоритма в рамках моделирования обучения НЧ, восстанавливающего поврежденную нервную ткань.

Для доказательства утверждения удобно воспользоваться моделью линейного города [7, 8]. Пусть: а) используется один ВК w_0 ; б) существует функция ошибки $E(w_0)$; в) в ходе клонирования получено множество дочерних ИНС, имеющих один ВК w_0 такой, что $w_{\min} < w_0 < w_{\max}$; где w_{\min} и w_{\max} — наименьшее и наибольшее значение ВК среди ВК всего "изолята",

соответственно; г) ВК в первом поколении определяются как

$$w^1 = \frac{w_x^0 + w_y^0}{2}, \quad (5)$$

где w_x^0 и w_y^0 — случайно выбранные ВК для скрещивания первой популяции "изоляция". Тогда, если функция ошибки $E(w_0)$ монотонно убывает или монотонно возрастает в диапазоне изменения w от w_{\min} до w_{\max} , то ВК w^{z+1} поколения, следующего за z -м поколением, полученный как половина от суммы двух предыдущих ВК, не может быть большим максимального из слагаемых этой суммы.

Отметим, что для того, чтобы ускорить изменение в нужном направлении результата классификации с использованием ИНС, возможно получение ВК ИНС следующего поколения с использованием поправочных коэффициентов для w_x^0 и w_y^0 (в случае (5) они равны единице). Но так как значения функции $E(w)$ в окрестностях w_x^0 и w_y^0 неизвестны, то выбор их поправочных коэффициентов для w_x^0 и w_y^0 , в отличие от равных и единичных, весьма затруднен.

Рассмотрим иллюстрацию к доказательству указанного выше утверждения, представленную на рис. 2. Для иллюстрации было выбрано пять ИНС.

На рис. 2 указано пять точек, обозначающих нахождение лучших ИНС поколения в одномерном простран-

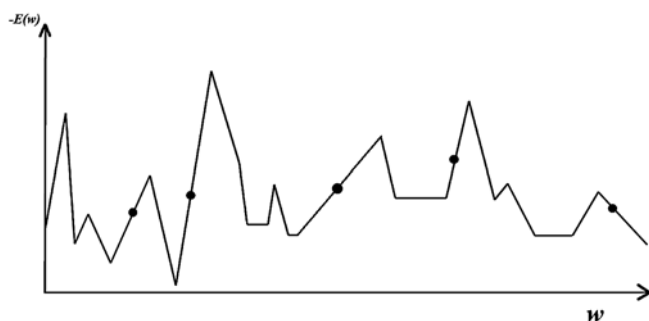


Рис. 2. Демонстрация расположения на графике функции $E(w)$ результатов расчета значений $E(w)$ ИНС для лучших ИНС первого поколения; w — ВК ИНС. Точками на графике обозначены значения функции ошибки родительских ИНС для "изолятов"

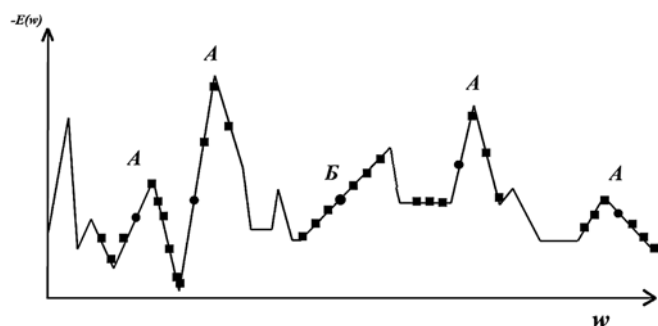


Рис. 3. Значения функции ошибки $E(w)$ для ИНС для распознавания дочерних и родительской ИНС ("изолятов") в одномерном пространстве ВК; w — ВК ИНС. Точками обозначены значения функции ошибки родительской ИНС, а квадратами — значения функции ошибки дочерних ИНС. Символом А на графике отмечено попадание дочерних ИНС относительно родительской ИНС оба склона функции ошибки $E(w)$; символом Б — попадание всех дочерних ИНС на один склон функции ошибки $E(w)$

стве ВК. Эти пять ИНС при запуске процесса "изоляции" станут родительскими. Для простоты иллюстрации использования утверждения было выбрано по шесть дочерних ИНС для каждого "изолята". После порождения дочерних ИНС получим следующее состояние поколения ИНС относительно ошибок классификации этого поколения. На рис. 3 квадратами обозначены ошибки распознавания теперь уже дочерних ИНС, полученных путем изменения ВК пяти родительских ИНС.

С учетом того, что результат скрещивания в разработанном программном обеспечении вычисляется как среднее значение между двумя ВК двух ИНС, из рис. 3 видно, что "изоляты", находящиеся на "склоне" функции ошибки, не дадут лучшего результата, чем результат для "изолята" при первичном клонировании. Если значения функции ошибки дочерних ИНС "изолята" находились на "пиках" или на других "склонах" пространства ошибок при первичном клонировании, то, исходя из средних значений ВК при скрещивании, будет получен лучший результат по сравнению с результатом использования "изолята" при первичном клонировании.

Таким образом, если применение "изолятов" не дает лучшего результата распознавания ИНС по сравнению с лучшим результатом при первичном клонировании, то из этого следует, что значения ВК ИНС "изолятов" находились в тех областях одномерного пространства ВК для текущей ОВ, которые дают результаты распознавания ИНС, попадающие на "склон" одного из локальных минимумов функции ошибки ИНС. Учтем, что если разброс ВК "изолятов" был слишком малым, т.е. значения функции ошибки дочерних ИНС расположены достаточно близко друг к другу и к значению ошибки родительской ИНС, то они ложатся на "склон" локального минимума функции $E(w)$, и мы не получим улучшения результатов распознавания ИНС. Если же ВК для дочерних ИНС достаточно сильно различаются между собой и отличаются от родительской ИНС, то значения функции ошибки дочерних ИНС могут "проваливаться" в локальные минимумы функции ошибки ИНС, и положительный эффект от применения "изолятов", заключающийся в увеличении числа правильных распознаваний классов, уменьшается. В этом случае необходимо заново выполнить клонирование ИНС внутри всего "изолята", взяв в качестве родительской ИНС какую-либо другую ИНС из "изолята" с наилучшим результатом правильного распознавания классов. При этом через несколько итераций клонирования будет достигнут минимум значений функции ошибки ИНС, и таким образом "изоляция" выполнит свою функцию, после чего работа с ним, согласно созданному алгоритму, будет завершена.

На рис. 4 представлен случай, когда все значения функции ошибки всех дочерних ИНС лежат только на одном из ее "склонов", а не на двух, вблизи локальных минимумов. Видно, что согласно утверждению, результат не может быть лучшим, чем значение функции ошибки в точке А, однако функция ошибки $E(w)$ позволяет определить направление изменения ВК, что обеспечивает перемещение значений функции ошибки всего "изолята" в сторону минимума функции ошибки ИНС и, таким образом, дает возможность обнаружить этот минимум.

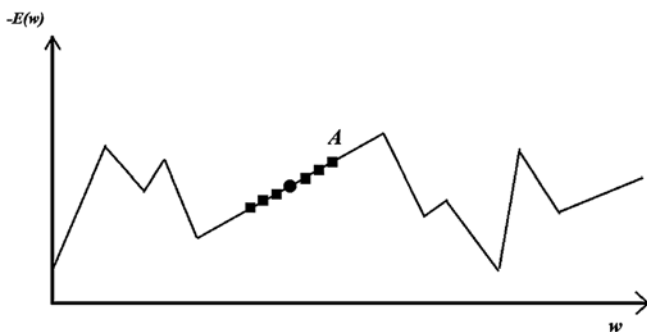


Рис. 4. Демонстрация попадания значений функции ошибки дочерних ИНС на склон функции ошибки $-E(w)$; w — ВК ИНС; точкой обозначено значение функции ошибки родительской ИНС, а квадратами — значения функции ошибки дочерних ИНС

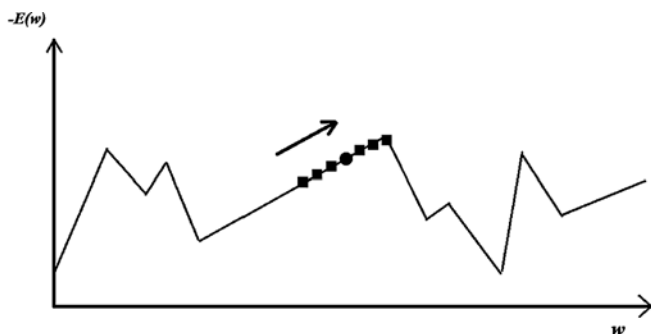


Рис. 5. Сдвиг значений функции $-E(w)$ для "изолята" вниз по "склону" в сторону минимума функции ошибки $-E(w)$ после создания вторичного изолята; w — ВК ИНС; точкой обозначено значение функции ошибки родительской ИНС, а квадратами — значения функции ошибки дочерних ИНС

Если после n -й итерации скрещивания ИНС внутри "изолята" значение функции ошибки ИНС изменится меньше, чем на заданный процент текущего значения ошибки относительно значения ошибки на предыдущей итерации скрещивания, то снова для клонирования берется ИНС, наилучшая по результату распознавания классов. Теперь ИНС берется уже из самого "изолята", и на основе нее делается повторное клонирование ИНС. Тем самым значение функции ошибки $E(w)$ сдвигается вниз по "склону" этой функции и "движется" в сторону ее локального минимума.

На рис. 5 изображен сдвиг значений функции $E(w)$ для "изолята" по "склону" функции ошибки в сторону локального минимума.

Таким образом, повторное создание "изолята" в случае, когда его действие перестает улучшать распознавание классов, позволяет значению ошибки функции ошибки ИНС переместиться вниз по "склону" этой функции в пространстве ошибок и улучшить результат распознавания классов ИНС для всего "изолята".

Представленные выше результаты позволяют сделать вывод, что применение "изолятов" дает возможность оптимизировать обучение НЧ, направленное на восстановление нервной ткани.

Отметим, что подходы, основанные на параллельном поиске нескольких локальных оптимумов в пространстве ВК ИНС с применением "изолятов", не имеют ограничений в области применения и могут быть использованы для решения широкого класса задач, связанных с разработкой классификаторов. Учи-

таявая быстрое развитие систем параллельных вычислений, использование представленного в настоящей работе подхода может в ряде случаев дать существенный выигрыш во времени по сравнению с подходами, применяющими последовательный поиск оптимумов классификатора.

Заключение

Для эволюционного алгоритма обучения ИНС, который используется для моделирования обучения НЧ, предложен алгоритм оптимизации обучения ИНС, в основе которого лежит способ биологической "изоляции". Предложены и обоснованы теоретические аспекты применения "изолятов" на основе модели линейного города. Данный подход оптимизирует поиск глобального минимума функции ошибки ИНС в пространстве ошибок путем изолирования лучших ИНС из всей популяции ИНС при их обучении с применением эволюционного алгоритма. Он может быть применен к большинству алгоритмов обучения ИНС без учителя, основывающихся на эволюции ИНС, путем скрещивания ВК.

Разработанный подход может быть применен для конструирования НЧ, используемого для восстановления поврежденной нервной ткани. Так как при обучении ИНС эволюционным алгоритмом отсутствуют конкретные параметры направления движения в n -мерном пространстве ВК и направление этого движения выбирается только путем наблюдения за реакцией ИНС, моделируя обучение НЧ, то разработанный подход позволяет в большинстве случаев определить правильное направление движения ВК для уменьшения числа ошибок классификации и достигнуть лучших результатов обучения НЧ по сравнению с использованием эволюционного алгоритма без "изолятов", и соответственно, улучшить результаты восстановления поврежденной нервной ткани.

Рассмотрение теоретических аспектов "изоляции" и ее использование при обучении ИНС с применением эволюционного алгоритма позволяет повысить эффективность обучения НЧ, внедренного в поврежденную нервную ткань в целях ее восстановления.

Список литературы

1. Туровский Я. А., Кургалин С. Д., Адаменко А. А. Автоматизированное обучение нейрочипов // Актуальные направления научных исследований века: теория и практика: сб. статей. Воронеж, 2015. Вып. 5—2 (16-2). С. 191—196.
2. Сараев П. В. Численные методы интервального анализа в обучении нейронных сетей // Автоматика и телемеханика. 2012. Вып. 11. С. 129—143.
3. Клюкин В. И., Николаенков Ю. К. Нейросетевые структуры и технологии. Часть 1. Электрические и математические модели нейронов. НС прямого распространения: учеб. пособие для вузов. Воронеж: Изд-во ВГУ, 2008. С. 32—37.
4. Туровский Я. А., Кургалин С. Д., Адаменко А. А. Моделирование обучения нейрочипов, внедренных в нервную ткань // Цифровая обработка сигналов. Воронеж, 2016. Вып. 1. С. 50—56.
5. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2015619800.
6. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016614262.
7. Горбенко А. М. Модель линейного города с экзогенной конкуренцией по Штакельбергу // МТИП. 2013. Вып. 5, ч. 2. С. 64—81.
8. Лимонов Л. Э. Региональная экономика и пространственное развитие. М.: Изд-во Юрайт, 2015. С. 82—83.

S. D. Kurgalin, DSc, Professor, kurgalin@bk.ru,
Ya. A. Turovsky, PhD, Associate Professor, yaroslav_turovsk@mail.ru,
S. V. Borzunov, PhD, Associate Professor, borzunov@cs.vsu.ru
Voronezh State University, Voronezh
A. A. Adamenko, Postgraduate Student, adamenko.artem@gmail.com
Voronezh State University of Engineering Technologies, Voronezh

Theoretical Aspects of Optimization of Evolutionary Learning of Neurochips Using "Isolates"

The evolutionary learning algorithm neurochips, used to restore the damaged nervous tissue, proposed and developed an optimization algorithm based on the method of biological isolation. Proposed and justified the use of theoretical statements "isolates" based on the model of linear city. "Isolated" can be applied to most artificial neural network learning algorithm (INS) without a teacher, based on the evolution of the INS, by crossing the weighting coefficients. Developed approach can be used to construct neurochip used to restore the damaged nervous tissue. The proposed approach makes it possible in most cases to define the proper direction of weight change coefficient to reduce classification errors and achieve the best results neurochip training, compared with using an evolutionary algorithm without "isolates" and, consequently, improve the recovery of damaged nervous tissue.

Keywords: neurochip, nervous tissue, artificial neural networks, evolutionary algorithms, simulation training

References

1. **Turovskij Ja. A., Kurgalin S. D., Adamenko A. A.** Avtomatizirovanie obuchenija nejrochipov [Automate learning neurochips], *Aktual'nye napravlenija nauchnyh issledovanij XXI veka: teorija i praktika: sb. statej*, Voronezh, 2015, no. 5-2 (16-2), pp. 191–196.
2. **Saraev P. V.** Chislennye metody interval'nogo analiza v obuchenii nejronnyh setej [Numerical methods of interval analysis in training neural networks]. *Avtomat. i telemeh.* Voronezh, 2012, no. 11, pp. 129–143.
3. **Kljukin V. I., Nikolaenkov Ju. K.** Nejrosetevye struktury i tehnologii. Chast' 1. Jelektricheskie i matematicheskie modeli nejronov. NS prjamogo rasprostraneniya. [Neural structures and technologies. Part 1: Electric and mathematical models of neurons] Uchebnoe posobie dlja vuzov / Voronezh, VSU, 2008, pp. 32–37.
4. **Turovskij Ja. A., Kurgalin S. D., Adamenko A. A.** Modelirovanie obuchenija nejrochipov, vnedrennyh v nervnuju tkan' [Simulation training neurochips implanted in nervous tissue], *Cifrovaja obrabotka signalov*, Voronezh, 2016, no. 1, pp. 50–56.
5. **Svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii programmy dlja PC** [Certificate for state registration of the computer program] № 2015619800.
6. **Svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii programmy dlja PC** [Certificate for state registration of the computer program] № 2016614262.
7. **Torbenko A. M.,** Model' linejnogo goroda s jekzogennoj konkurenciej po Shtakel'bergu [Model of linear city with exogenous competition Stackelberg], *MTIP*, 2013, no. 5, vol. 2, pp. 64–81.
8. **Limonov L. Je.** Regional'naja jekonomika i prostranstvennoe razvitie [Regional economy and spatial development], Moscow, Izdatel'stvo Jurajt, 2015, pp. 82–83.

Адрес редакции:

107076, Москва, Стромьинский пер., 4

Телефон редакции журнала (499) 269-5510

E-mail: it@novtex.ru

Технический редактор *Е. В. Конова*.

Корректор *Т. В. Пчелкина*.

Сдано в набор 28.10.2016. Подписано в печать 20.10.2016. Формат 60×88 1/8. Бумага офсетная.

Усл. печ. л. 8,86. Заказ IT1116. Цена договорная.

Журнал зарегистрирован в Министерстве Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций.

Свидетельство о регистрации ПИ № 77-15565 от 02 июня 2003 г.

Оригинал-макет ООО "Авансед солюшнз". Отпечатано в ООО "Авансед солюшнз".

119071, г. Москва, Ленинский пр-т, д. 19, стр. 1.
