

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОЭВОЛЮЦИОННОГО ПОДХОДА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ КЛАССИФИКАЦИИ И АППРОКСИМАЦИИ

Цой Ю.Р., Спицын В.Г.

Кафедра вычислительной техники, Томский политехнический университет,
634054, Томск, ул. Советская 84,
qai@mail.ru, spitsyn@ce.cctpu.edu.ru

Многие задачи распознавания образов, моделирования, управления и принятия решений сводятся к задачам классификации и аппроксимации. Несмотря на обилие предложенных подходов, многие проблемы остаются актуальными в связи с чрезвычайно широким спектром решаемых задач и предметных областей, которые невозможно охватить в рамках одного подхода. Отметим также, что поскольку задачи классификации и аппроксимации часто рассматриваются как соответственно задачи минимизации ошибки классификации и минимизации погрешности аппроксимации, то к существующим подходам применима теорема «Об отсутствии бесплатных обедов» («No free lunch theorem») [1], «уравнивающая» различные методы оптимизации на полном множестве оптимизационных задач.

Одним из сравнительно молодых подходов к решению задач классификации и аппроксимации является использование эволюционных алгоритмов (ЭА) [2] для настройки и обучения искусственных нейронных сетей (ИНС). Соответственно, сам подход называется «нейроэволюционным» (НЭ) [3].

Рассмотрим круг задач, решаемых данным подходом. Поскольку для успешной работы эволюционного алгоритма, и, следовательно, НЭ алгоритма, необходимо определить целевую функцию, то НЭ позволяет решать задачи, имеющие обучающую выборку, для которых значение целевой функции часто определяется по методу наименьших квадратов [4]. Отметим, что, в отличие от градиентных методов, использование НЭ не предъявляет требований к непрерывности и дифференцируемости целевой функции и функций активации нейронов. Также заметим, что целевая функция для эволюционного алгоритма не должна прямо зависеть от значения выходных сигналов нейросети, а ее значение может вычисляться в зависимости от реакции «среды», в которую «помещается» эволюционирующая популяция, на выходной сигнал или серию выходных сигналов ИНС. Эта особенность использования НЭ алгоритмов позволяет применять их для решения задач классификации и аппроксимации, связанные с адаптивным поведением и управлением.



а) Исходное изображение



б) Улучшенное изображение

Рис. 1. Пример использования алгоритма NEvA для улучшения качества изображения

В качестве примера таких задач приведем преследование жертвы [5], поиск игровых стратегий [6], исследования по «искусственной жизни» [7], а также задачи адаптивного управления [8]. Еще одним примером задачи с целевой функцией, не зависящей на-

прямую от значений выходных сигналов ИНС, является задача улучшения качества изображений, как монохромных, так и полноцветных. Результаты работы авторского алгоритма NEvA [9] для последней задачи представлены на рис. 1.

В качестве тестовых задач классификации и аппроксимации использовались задачи из набора Proben1 [10]. Результаты, полученные совместным использованием 10 решений (голосование), а также сравнение с лучшими результатами из [10] приведены в табл.1. E_{Test} – ошибка классификации (аппроксимации) на тестовом множестве, N_H и N_C – соответственно количество скрытых нейронов и связей в структуре ИНС.

Табл.1. Результаты работы алгоритма NEvA для задач из набора Proben1

Название проблемы	Ошибка классификации, %	Структура ИНС, $N_H : N_C$	Ошибка классификации из [Prechelt, 1994], %	Структура ИНС из [Prechelt, 1994], $N_H : N_C$
cancer1	2,29885	2,3 : 26,8	1,32	6 : 48
cards1	11,6279	1,1 : 100,1	13,37	0 : 102
diabetes1	37,5	1 : 16,111	24,1	4 : 24
gene1	31,694	1,9 : 361,7	13,64	0 : 360
glass1	19,4969	1,5 : 53,8	32,7	8 : 120
heart1	20,4348	1 : 70,9	19,72	8 : 296
horse1	20,5128	1,429 : 169,29	29,19	4 : 244
mushroom1	4,08666	1,2 : 249	0	0 : 250
soybean1	7,36842	1,1 : 1560,2	9,06	24 : > 2000
thyroid1	4,85185	1,3 : 65,6	2,32	24 : > 450
building1	0,693222	1,1 : 43,3	0,78	0 : 42
flare1	0,676483	1,2 : 73,1	0,52	0 : 72

Список источников

1. Wolpert D.H., Macready W.G. No free lunch theorems for optimization // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 1997. – No.1(1). – P.67-82.
2. Емельянов В.В., Курейчик В.М., Курейчик В.В. Теория и практика эволюционного моделирования. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 432с.
3. Stanley K.O., Miikkulainen R. Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies. // Evolutionary Computation. - 2002. - №2(10) - P.99-127.
4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. - 344с.
5. Yong C.H., Miikkulainen R. Cooperative Coevolution of Multi-Agent Systems. Technical Report AI01-287. – The University of Texas at Austin. – 2000.
6. Lubberts A., Miikkulainen R. Co-Evolving a Go-Playing Neural Network // Proceedings of Coevolution: Turning Adaptive Algorithms upon Themselves, Birds-of-a-Feather Workshop, Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2001, San Francisco). – 2001.
7. Бурцев М.С. Эволюция кооперации в многоагентной системе. // Труды VII всероссийской научно-практической конференции "Нейроинформатика-2005", Ч.1. – М.: МИФИ, 2005 – с.217-224
8. Gomez F., Miikkulainen R. Active Guidance for a Finless Rocket using Neuroevolution. // Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference 2003 (GECCO 2003). - 2003.
9. Цой Ю.Р., Спицын В.Г. Применение генетического алгоритма для решения задачи адаптивного нейроуправления. // Труды VII всероссийской научно-технической конференции "Нейроинформатика-2005", Ч.1. – Москва, 2005. – С. 35-43.
10. Prechelt L. PROBEN1: A set of neural network benchmark problems and benchmarking rules. Technical report. – University of Karlsruhe, 1994.