

ЭВОЛЮЦИОНИРУЮЩИЕ ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

В.Г. Спицын, Ю.Р. Цой

Томский политехнический университет

E-mail: spitsyn@ce.cctpu.edu.ru, gai@mail.ru

Развитие средств вычислительной техники привело к созданию новых методов и подходов к решению задач из самых различных областей человеческой деятельности. В настоящем докладе описывается относительно молодое направление исследований в области искусственного интеллекта: нейроэволюционный подход, лежащий на стыке концепции *искусственных нейронных сетей* (ИНС) [1] и *эволюционных вычислений* (ЭВ) [2].

Многие практические задачи можно представить в общем виде как задачи построения отображения $X \rightarrow Y$, где X и Y – соответственно пространства входных и выходных признаков. Одним из способов решения таких задач являются ИНС, представляющие собой распределенные вычислительные системы, состоящие из простых связанных между собой нейроноподобных элементов. Структура формального нейрона, а также основные положения концепции ИНС впервые были предложены и сформулированы У.С. Мак-Каллоком и В. Питтсом [3]. Формальным обоснованием использования ИНС является цикл работ А.Н. Колмогорова [4, 5] и В.И. Арнольда [6], в результате которых получен положительный ответ на возможность представимости функции n переменных через суперпозицию функций одного переменного и операций сложения и умножения. В работе А.Н. Горбаня [7], продемонстрировано, что главным условием универсальных аппроксимирующих способностей ИНС является нелинейность функции активации нейронов.

Важнейшими параметрами ИНС является структура межнейронных связей, а также веса этих связей. Данные параметры существенным образом влияют на изменение входного сигнала, проходящего через ИНС, и, следовательно, на реализуемое ИНС отображение $X \rightarrow Y$. Существует множество подходов к настройке структуры ИНС, а также к подстройке ее весов [1, 8]. Однако отметим, что присущая практическим задачам неполнота данных, их искаженность, неизвестность характера зависимости выходных параметров от входных и другие факторы затрудняют настройку ИНС. В частности, проблема выбора структуры ИНС, а также обучение полносвязных ИНС (структура которых соответствует полносвязному графу) остаются актуальными до сих пор. Несмотря на эти проблемы, ИНС успешно применяются для решения задач классификации, диагностики, распознавания, прогнозирования, принятия

решений, моделирования, обработки сигналов и др.

Эволюционные вычисления включают семейство алгоритмов и подходов эвристического поиска и часто используются для решения трудноформализуемых и неформализуемых задач оптимизации и моделирования. Сама идея использования эволюционных принципов к машинному обучению присутствует также и в известном труде А. Тьюринга, посвященном проблемам создания «мыслящих» машин [9]. Основная идея ЭВ – кодирование (часто весьма условное) потенциальных решений в виде хромосомы и моделирование эволюционных изменений для поиска более качественных, с точки зрения рассматриваемой задачи, решений. Важным при использовании ЭВ является предположение, что в результате повторяющегося отбора хромосом, их рекомбинации и вариации будет производиться отсев неудовлетворительных решений и постепенное повышение качества существующих «хороших» решений.

Математического обоснования эффективности ЭВ, как такового, нет, однако известна теорема «Об отсутствии бесплатных обедов» («No free lunch») Д. Уолперта и В. Макреди [10], которая, фактически, «уравнивает» различные подходы к оптимизации на полном множестве задач, дает некоторые основания к использованию ЭВ. Также отметим, что имеющиеся экспериментальные результаты (напр., [11, 12]) позволяют сделать вывод о полиномиальной сложности *настроенного* эволюционного алгоритма, как правило, порядка $O(N \ln N) \div O(N^2 \ln N)$. ЭВ успешно применяются для решения комбинаторных задач (составление расписаний, поиск паросочетаний и минимальных графовых покрытий и др.), а также проблем большой размерности, характеристики пространства поиска которых плохо известны.

Примерами таких проблем являются и проблемы настройки структуры, весов и других параметров ИНС. Использование для их решения ЭВ будем называть *нейроэволюционным* (НЭ) подходом, аналогично терминологии в работах Р. Мииккулайнена и его учеников [13, 14].

В докладе рассматриваются следующие основные задачи нейроэволюционного подхода:

- настройка весов связей ИНС при ее фиксированной структуре;
- настройка структуры ИНС без настройки весов связей;
- одновременная настройка весов и структуры ИНС.

Для каждой из перечисленной задач обсуждаются преимущества и недостатки, рассматриваются особенности генетического кодирования информации.

Отдельно рассматривается применение НЭ алгоритмов для решения задач с качественной оценкой функционирования ИНС. Показывается, что использование эволюционной настройки весов связей ИНС позволяет упростить решение некоторых задач управления и моделирования, а также расширить область применения методов нейроинформатики. В целом, НЭ подход является унифицированным подходом к решению широкого класса задач, сводимых к построению отображения $X \rightarrow Y$.

В качестве примера применения НЭ подхода рассматривается задача попиксельной обработки изображений для повышения их визуального качества. На первом этапе изображение обрабатывается с использованием ИНС, а на втором производится обработка с использованием известного алгоритма автовыравнивания уровней яркости. ИНС обработка изображений производится с учетом локальных характеристик распределения яркости, которые вычисляются по ускоренным формулам.

Как перспективные направления исследований рассматриваются: синтез таблицы правил клеточных автоматов с использованием НЭ подхода, а также применение эволюционирующих ИНС в эволюционном моделировании [15] и в моделях на основе концепции нейродарвинизма Дж. Эдельмана [16].

Также в докладе в качестве краткого обзора представлены некоторые российские и зарубежные мероприятия и издания, участие и публикации в которых, по мнению авторов, будут способствовать освещению теоретических и прикладных аспектов как НЭ подхода, так и методов нейроинформатики, ЭВ и искусственного интеллекта в целом.

Список литературы

- Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. - 344с.
- Michalewicz Z. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. 3rd rev. and extended ed. Berlin: Springer-Verlag, 1996. - 388 p.
- Мак-Каллок У.С., Питтс В. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности // В сб.: «Автоматы» под ред. К.Э. Шеннона и Дж. Маккарти. - М.: Изд-во иностр. лит., 1956. - с.363-384. См. также: <http://neuroscool.narod.ru/>
- Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных суперпозициями непрерывных функций меньшего числа переменных. Докл. АН СССР, 1956. Т. 108, №. 2 С.179-182.
- Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного // Докл. АН СССР, 1957. Т. 114, № 5. С. 953-956.
- Арнольд В.И. О функциях трех переменных // Докл. АН СССР, 1957. Т. 114, № 4. С. 679-681.
- Горбань А.Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей // Сибирский журнал вычислительной математики, 1998. Т.1, №1, с. 12-24. См. также: <http://neuroscool.narod.ru/>
- Haykin S. Neural Networks, a Comprehensive Foundation. - Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1999.
- Turing A. M. Computing machinery and intelligence // Mind, 1950, vol. 236, no. 59.
- Wolpert D.H., Macready W.G. No free lunch theorems for optimization // IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, vol. 1, no. 1, pp. 67-82.
- Thierens D. Scalability problems of simple genetic algorithms // Evolutionary Computation, 1999, vol. 7, no. 4, pp. 331-352.
- Редько В.Г., Цой Ю.Р. Оценка эффективности эволюционных алгоритмов // Доклады АН, 2005. Т. 404, №3, с. 312-315.
- Moriarty D.E., Miikkulainen R. Efficient Reinforcement Learning through Symbiotic Evolution // Machine Learning, 1996, № 22, pp. 11-33. См. также: <http://nn.cs.utexas.edu/>
- Stanley K.O., Miikkulainen R. Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies // Evolutionary Computation, 2002, vol. 10, no. 2, pp. 99-127. См. также: <http://nn.cs.utexas.edu/>
- Редько В.Г. Эволюционная кибернетика. М.: Наука, 2001. - 156с.
- Edelman G.M. Molecular recognition in the immune and nervous systems / In: The Neurosciences: Path of Discovery, Worden F.G., Swaley F.G. and Edelman G. (Eds.). - New York: The Rockefeller University Press, 1975. - P. 65-74.