

Б. В. Бенгус, П. В. Федотов (Ростов-на-Дону, РГСУ). **Об иерархической темпоральной памяти.**

В последнее время получили широкое применение и развиваются по сей день различные технологии искусственного интеллекта, в частности, хорошо зарекомендовавшие себя искусственные нейронные сети (далее ИНС). ИНС, как известно, является математической моделью, построенной на основе функционирования биологических нейронных сетей [1]. В последнее время становится популярна технология машинного самообучения, нацеленная на повторение структуры и алгоритмических свойств коры головного мозга — НТМ (*Hierarchical temporal memory*, иерархическая темпоральная память). Исследование посвящено именно этой технологии. Авторы технологии Джефф Хокинс (*Jeff Hawkins*) и Дилип Джорж (*Dileep George*) [4], основавшие компанию *Numenta*. Авторы утверждают, что НТМ можно отнести к новому классу ИНС, так как, по определению, любая модель, основывающаяся на архитектурных особенностях коры мозга — нейронная сеть. Однако это определение не очень подходит к НТМ, так как термин «нейронная сеть» применяется к слишком широкому классу разных систем и моделей.

НТМ, как сказано выше, это технология, имитирующая структурные и алгоритмические свойства неокортекса. Как известно, слух, зрение, осязание, язык, поведение и многое другое, выполняемое неокортексом, работают по единому алгоритму. Именно это свойство отличает НТМ от моделей, предназначенных для решения узкого круга задач. Вводится отличная от классических ИНС терминология. Следующие категории, составляют структуру НТМ: регион памяти (*region*), колонки (*columns*), состоящие из тесно взаимосвязанных клеток (*cells*). Регион и его основные свойства заимствованы из нейробиологии. Авторы считают большой сложностью процесс подготовки данных, в виде «разреженных пространственных представлений» (*Sparse Distributed Representations*) и не описывают тонкости и особенности их формирования в правильном для НТМ формате. Но на практике это сводится к задачам разреженного кодирования сигнала.

В процессе работы с НТМ выделяют два основных алгоритма обучения: пространственный группировщик (*spatial pooler*) и темпоральный группировщик (*temporal pooler*). Основная задача данного алгоритма — выявление списка активных колонок. Источником данных является подмножество входных битов в виде разреженных пространственных представлений. Алгоритм пространственного группировщика включает в себя следующие фазы: инициализация, перекрытие (*overlap*), подавление (*inhibition*) и обучение. Если в пространственном группировщике операции производятся в основном с колонками, синапсами и дендритными сегментами, то в темпоральном группировщике основная работа будет проводиться с клетками НТМ. Фазы темпорального группировщика: вычисление активности клеток региона НТМ, вычисление состояний предсказания для каждой клетки. Последнее можно назвать «предчувствием активации». Необходимо отметить, что темпоральный группировщик опционально может содержать фазу обучения (ослабления латеральных сегментов слабопредсказывающих клеток). На первой фазе вычисляются клетки-победители для каждой победившей колонки.

Подводя итог, можно сказать, НТМ, заслуживает внимания и является достаточно интересным предметом исследований. Однако анализируя работу, проделанную компанией Numenta, можно увидеть сходство с другими методиками распознавания объектов и выделения решающих признаков, в частности со стохастической геометрией в распознавании образов [3]. Например, методы стохастической геометрии (см. [5], [6]) применяются к бинарным изображениям (черно-белым), а входом для региона НТМ является бинарное разреженное пространственное представление. В теории распознавания образов, основанной на стохастической геометрии [4], также важно сформировать систему групп/композиций признаков (в НТМ — последовательности паттернов). При распознавании образов обычно выделяют пару этапов: формирование признаков и решающую процедуру — в НТМ им соответствует работа регионов с подавлением неактивных синапсов и фаза предсказания темпорального группировщика. Так же, как и в НТМ, наиболее сложной частью алгоритма является формирование определяющих признаков.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 14-01-00579 а.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Бодянский Е. В., Руденко О. Г.* Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004, 369 с.
2. *Белявский Г. И., Лиля В. Б., Пучков Е. В.* Алгоритм и программная реализация гибридного метода обучения искусственных нейронных сетей. — Программные продукты и системы, 2012, № 4, с. 96–100.
3. *Лиля В. Б.* Алгоритм и программная реализация адаптивного метода обучения искусственных нейронных сетей. — Инженерный вестник Дона (электронный журнал), 2012, № 1. URL: <http://ivdon.ru/magazine/archive/n1y2012/626>.
4. *Hawkins J., Ahmad S., Dubinsky D.* Hierarchical Temporal Memory Including HTM Cortical Learning Algorithms. Version 0.2.1. Redwood, CA: Numenta, 2011, 68 p. — (Русск. перев. — *Хокинс Дж., Ахмад С., Дубински Д.* Иерархическая темпоральная память (НТМ) и ее кортикальные алгоритмы обучения. Версия 0.2.1 от 12 сентября 2011 г./ Пер. с англ. М. Нетова.)
5. *Федотов Н. Г.* Методы стохастической геометрии в распознавании образов. М.: Радио и связь, 1990.
6. *Федотов Н. Г.* Теория признаков распознавания образом на основе стохастической геометрии и функционального анализа. М.: Физматлит, 2009, 304 с.