



COMPANY GROUP
«INTELLEKT»

SCIENCECENTRE

Наука и образование в современном мире. Сборник научных трудов, выпуск 5: по материалам V международной научно-практической конференции, Москва, 31 октября 2015 г.

Аль-бахели Васел Ахмед Ахмед

ОБЗОР НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Тверской государственный технический университет

doi:10.18411/sc2015-10-5-8

Аннотация

В статье представлен ретроспективный анализ работ, определяющих различные модели распознавания образов посредством нейронных сетей. Отмечается высокая значимость исследовательских работ в этой области и перспективность применения методик.

Процесс оценки и распознавания объектов, посредством нейронной сети, не сводится лишь к обнаружению объекта: требуется оценка и анализ полученных данных, воспроизведение характеристик состояния объекта в реальном времени и передача обработанной информации.

Ключевые слова: изображение; классификация нейронных сетей; берсты; спайки, модель; аттракторы; теория адаптивного резонанса.

Современное применение нейронных сетей охватывает большинство секторов деятельности человека. Распознавание изображений является необходимым условием эффективности аналитических процедур в экономике, медицине, различных видов инженерии. Посредством нейронных сетей классифицируются и распознаются образы, представленные в виде графических объектов. Нейронные сети, обладая свойствами нелинейности, могут воспроизводить сложные зависимости. При этом уровень компетентности, необходимый для использования нейронных сетей,

значительно ниже, чем при использовании традиционных статистических методов.

Важно отметить, что интерес к применению нейронных сетей для обработки информации обусловлен наличием сложной пространственно-временной динамики в биологических системах обработки информации, т. е. естественных нейронных сетях.

В российских и зарубежных исследованиях широко представлены экспериментальные данные, посвященные человеческому мозгу и нервным системам. В работах зарубежных исследователей делается однозначный вывод о наличии хаотической динамики на уровне функционирования отдельных нейронов и их групп [1].

Выдвигается гипотеза, что нерегулярные временные последовательности, обнаруживаемые во время функционирования мозга, не могут быть отнесены к чисто случайным стохастическим явлениям.

Распознавание образов это процесс формальной классификации (категорирования). Последовательность подачи входных образов определяет необходимость последовательного определения. Распознавание образов, выполняемое нейронной сетью, является статистическим процессом. Образы представляются отдельными точками в многомерном пространстве решений.

Системы распознавания образов, созданные на основе нейронных сетей, можно разделить на два типа: система состоит из двух частей: сети извлечения признаков (feature extraction) (без учителя) и сети классификации (classification) (с учителем).

Рассматривая нейронные сети нельзя не отметить значение математического моделирования. Полная модель нейрона описывается системой дифференциальных уравнений с запаздыванием.

Например, в исследовательских работах Гайла численно отражены модели Фитц-Хью -Нагумо для небольших нейронных сетей и отдельных нейронов. Переход между основными режимами работы нейрона, осуществляется в результате бифуркаций в соответствующих системах.

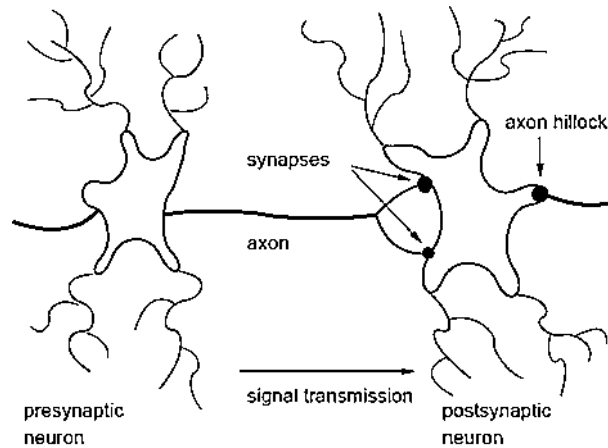


Рис. 1. Условная схема соединения между нейронами [4]

Обзор различного рода моделей нейронов и их связей представлен в работах Рябкова О.И. [3]. Выделяются модели типа Ходкина - Хаксли, однако главным образом работа посвящена моделям, основанным на дискретных отображениях (модели Изикевича, Рутькова, Курбаж—Некоркин - Вдовин, Чиалво). Эти модели формируются двумя способами: либо как численная дискретизация непрерывных, либо как модели, описывающие изменение основных характеристик нейрона в ключевые моменты времени его функционирования, например изменение мембранного потенциала и тока в момент активации («событийные» модели).

Выбор подходов для решения задач распознавания динамических образов определяет необходимость наиболее сочетания теоретических методов на основе теории вычислительного обучения для построения алгоритмов, способных обучаться по прецедентам. Эти методы тесно связаны с извлечением информации и интеллектуальным анализом данных, а их практическая работоспособность была подтверждена научными экспериментами на модельных и реальных данных.

Поскольку отображения не могут быть использованы в качестве точных количественных моделей, их динамика обладает всеми качественными свойствами реальных нейронов.

На рис. 2 приведено поведение модели Изикевича, соответствующее двум основным режимам работы нейрона, известным в биологии: «спайкингу» (spiking, раздельные во времени скачки в мембранном потенциале) и «берстингу» (bursting, режим быстрого хаотического или периодического возбуждения нейрона).

С одной стороны, поскольку фундаментальные механизмы функционирования памяти и других когнитивных процессов все еще остаются практически неизученными, невозможно заранее выделить несущественные черты динамики нейрона. С другой стороны, численное и аналитическое исследование дискретных отображений осуществляется значительно проще, чем, исследование систем обыкновенных дифференциальных уравнений, не говоря уже о системах с запаздыванием. Это, в основном, относится к исследованиям динамики больших групп нейронов.

Реальные биологические системы обработки информации сформированные математические модели, обладают сложной нелинейной и хаотической динамикой, причем последние, играют важную роль в самих процессах обработки информации в нейронных сетях. В то же время сами механизмы, отвечающие за запись, сжатие и поиск информации, остаются во многом неясными, что определяет необходимость построения системы обработки информации на принципах нелинейной или хаотической динамики.

Важной областью применения нейронных сетей к задачам обработки информации являются задачи распознавания образов (а также классификации, кластеризации образов, обучения и т. д.), поскольку именно эти задачи успешно решаются естественными нейронными сетями (например, мозгом человека или животного) и при этом являются крайне сложными для традиционных методов искусственного интеллекта.

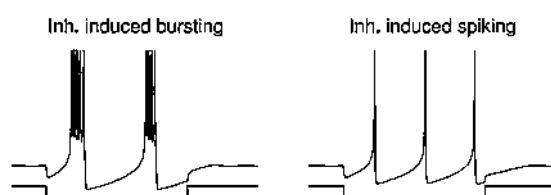


Рис. 2. Берсты и спайки в модели Изикевича

К последним относятся разнообразные типы искусственных нейронных сетей (ИНС), метод потенциальных функций, байесовский подход и многие другие представлены в работе Местецкого Л.М.[7], где также можно найти формализацию различных постановок задач классификации и распознавания.

Обычный многослойный перцептрон не может рассматриваться в качестве динамической системы, поскольку по сути он является многомерной сложной функцией от многих переменных с заданной системой параметризации. Большинство классических нейронных сетей в некотором смысле являются динамическими системами.

Классификация нейронных сетей с точки зрения динамических систем даны в работах Потапова А.Б.[8] Выделяется два класса ИНС: сети с несколькими аттракторами (Multiple-attractor networks) и сети с манипулируемым аттрактором (Attractor manipulation networks). Третьим классом являются функциональные сети (Functional networks), такие как упоминавшийся выше многослойный перцептрон без обратной связи.

Этот класс нейронных сетей не имеет смысла рассматривать с точки зрения динамических систем. Суть работы первого класса сетей заключается в том, что запоминаемые образы представляются аттракторами динамической системы. Входные данные (которые необходимо отнести к тому или иному классу) подаются в сеть в виде начальных данных $x(0) = b$, где $x(t)$ — траектория системы с соответствующими начальными данными (здесь мы опускаем технические моменты, в частности различия между системами с дискретным и непрерывным временем). Результатом работы распознавания является аттрактор, к которому сходится траектория $x(t)$, в частности, в случае аттракторов в виде стационарных решений таковым является значение $x(y)$. Процесс обучения заключается в подборе параметров системы, при которых классификация правильно срабатывает на обучающей выборке.

Границы областей классификации задаются областями притяжения соответствующих аттракторов. Среди традиционных нейронных сетей к этому классу относятся широко известные сети Хопфилда, Brain-State-in-a-Box,

персептрон с обратной связью. Второй класс сетей (сети с манипулируемым аттрактором) работает по несколько отличному принципу. В нем информация поступает в сеть не в виде начальных данных, а в виде параметров системы. При этом предполагается, что при каждом наборе параметров система имеет единственный аттрактор.

Функция, отображающая входные параметры в положение аттрактора системы, и является результатом работы системы, т. е. она выполняет роль классификатора. Как правило, сети этого класса строятся таким образом, чтобы данная функция имела «ступенчатый» характер (поскольку, как правило, задача классификации состоит в отнесении данного образа к тому или иному классу из некоторого дискретного набора). Среди ИНС ко второму классу относятся сети теории адаптивного резонанса (Adaptive resonance theory networks) и оптимизирующие сети Хопфилда—Тэнка (Hopfield—Tank optimization networks). Помимо этого к данному классу также относятся КИИ сети Фримена, которые чуть более подробно будут рассмотрены ниже. Самоорганизующиеся сети Кохонена могут быть отнесены к обоим указанным классам в зависимости от их конкретной реализации.

Подводя итоги, следует отметить, что значительным шагом вперед стала сама постановка задачи, при которой динамическая система (система дифференциальных уравнений или отображение) рассматривается в качестве системы обработки информации. Это привело к появлению ряда любопытных моделей, таких как КИИ сети Фримена. Эти модели могут рассматриваться как самостоятельный объект для изучения, например, с точки зрения природы существующего в них хаоса. Возможно, применение методов, развитых для анализа сложной хаотической динамики процессов головного мозга, что позволит глубже понять принципы, влияющие на возникновение критических ситуаций.

Литература

1. Korn H., Faure Ph. Is there chaos in the brain? II. Experimental evidence and related models // C. R. Biol. 2003. V. 326. P. 787-840.

2. Gail A. Bursting in a model with delay for networks of neurons. Ph. D. dissertation. 2004

3. Рябков О. И. О полимодальных отображениях и их применении к хаотической динамике дифференциальных уравнений // Труды ИСА РАН. 2013. Т. 63. № 2. С. 70-84

4. Nakamura Yu., Kawakami H. Bifurcation and Chaotic Attractor in a Neural Oscillator with Three Analog Neurons // Electronics and Communications in Japan. 2000. Pt. 3. V. 83. № 9. P. 104-110

5. Marwo I. P., Allaria E., Sanjuan M. A. F., Meucci R., Arecchi F. T. Coupling scheme for complete synchronization of periodically forced chaotic CO₂ lasers // Phys. Rev. E. 2004. V. 70. Iss. 3.

6. Pecora L. M., Carroll T L. Synchronization in chaotic systems // Phys. Rev. Lett. 1990. V. 64. No 8. P. 821-824.

7. Местецкий Л. М. Математические методы распознавания образов // Курс лекций МГУ. ВМиК. Кафедра «Математические методы прогнозирования». 2002-2004

8. Ротаров А. В., Алиев М. К. Nonlinear dynamics and chaos in information processing neural networks // Differential Equations and Dynamical Systems. 2001. V. 9. № 3-4. P. 259-319.

Al-baheli Vasel Ahmed Ahmed

OVERVIEW OF NEURAL NETWORKS FOR PATTERN RECOGNITION

Abstract

The article presents a retrospective analysis of works that define various models of pattern recognition by means of neural networks. There is a high importance of research in this area, and prospect of application techniques.

The process of evaluation and recognition of objects by means of a neural network is not limited to the detection of an object: it is required to assess and analyze the data, reproduction characteristics of the state of the object in real time and send the processed information.

Key words: image; classification of neural networks; berste; adhesions model; attractors; adaptive Resonance Theory.