

Особенности управления распознаванием статических образов в синергетической нейронной сети

Е. Н. Бендерская¹, К. В. Никитин², А. М. Сазанов³

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

¹helen.bend@gmail.com, ²drezet@gmail.com, ³arseny.sazanov@gmail.com

Аннотация. В работе рассматривается задача распознавания образов при помощи синергетической нейронной сети Хакена. Демонстрируются возможности данной нейронной сети по управлению распознаванием образов. На разработанных компьютерных моделях синергетической нейронной сети для микроуровня и макроуровня моделирования процессов распознавания иллюстрируется применение сети в задаче узнавания человеческих лиц.

Ключевые слова: синергетическая нейронная сеть; распознавание образов; моделирование; управление динамикой распознавания

I. ВВЕДЕНИЕ

Одной из ключевых проблем в теории управления в настоящее время является создание интеллектуальных систем, выполняющих задачи управления в условиях неформализуемого функционирования объекта управления в сложной окружающей среде.

В данных системах любая ситуация рассматривается как определенный образ, отличный от других и требующий обработки для формирования решения управляющего воздействия. В связи с этим одной из ключевых задач, которую должна решать интеллектуальная система является задача ассоциативной памяти или распознавание образов.

Распознавание образов является одной из нетривиальных задач, выполняемых человеческим мозгом. Распознавание образов формально определяется как процесс, в котором получаемый сигнал/образ должен быть отнесен к одному из предопределенных классов. Все попытки решить данную задачу направлены на то, чтобы как можно подробнее и реалистичнее воссоздать процесс распознавания, который происходит в человеческом мозге. Попытки решить данную задачу на функционально-алгоритмическом уровне характеризуются экспоненциальным ростом сложности задачи с увеличением ее размерности. Поэтому было предложено искать решение с помощью аппарата нейронных сетей. Это обусловлено тем, что нейронные сети по своему строению и свойствам схожи с отдельными участками коры головного мозга.

Поскольку распознавание образов является динамическим процессом, то лучше всего использовать рекуррентные нейронные сети, характеризующиеся сложным поведением и динамикой. Наиболее распространенным подходом к распознаванию образов в рекуррентных нейронных сетях является управление их многомерной динамикой или работа с подмножеством отдельных состояний – аттракторов. При этом каждому из хранимых образов соответствует определенный аттрактор и при задании в качестве начальных условий сети входного воздействия происходит переход сети в одно из устойчивых состояний, соответствующих запомненному образу.

Одной из первых моделей аттракторных нейронных сетей является сеть Хопфилда, имеющая физическую структуру, подобную спиновым стеклам. Модель Хопфилда имеет ряд недостатков, таких как хранение ложных образов, небольшая емкость памяти, долгое время распознавания. Немецким ученым Г. Хакеном была предложена модель синергетической нейронной сети [1], относящаяся к аттракторным нейронным сетям, но имеющая более сложную структуру по сравнению с сетью Хопфилда. Одной из особенностей данной сети является отсутствие ложных образов и возможность описания ее функционирования при помощи динамики параметров порядка, связанных с хранимыми образами. Данная возможность позволяет легко управлять распознаванием образов, в частности контролировать внимание системы распознавания.

II. ОПИСАНИЕ СИНЕРГЕТИЧЕСКОГО КОМПЬЮТЕРА

A. Математическая модель синергетического компьютера

Как и в модели Хопфилда, в синергетической нейронной сети в ходе распознавания образов система переходит в состояние с минимальной энергией. Но если в сети Хопфилда минимумам соответствуют не только хранимые образы, но и ложные, то в модели Хакена они строго соответствуют хранимым образам.

Пусть состояние системы задается при помощи вектора $\vec{q} = (q_1, q_2, \dots, q_N)$, где N – число элементов или компонент системы. Тогда уравнение, описывающее процесс

распознавания образов в синергетическом компьютере, выглядит следующим образом [1]:

$$\frac{d\vec{q}}{dt} = \sum_{k=1}^M \lambda_k (\vec{v}_k^+ \vec{q}) \vec{v}_k - B \sum_{k,k' \neq k}^M (\vec{v}_k^+ \vec{q})^2 (\vec{v}_{k'}^+ \vec{q}) \vec{v}_{k'} - C (\vec{q}^+ \vec{q}) \vec{q} \quad (1)$$

где M – число хранимых образов, \vec{v}_k – вектора искомым образов, \vec{v}_k^+ – вектора, сопряженные векторам хранимых образов.

Первый член в (1) содержит параметры внимания λ_k . Образ может быть извлечен только в том случае, если соответствующий параметр внимания положителен. Величины этих параметров задают границы областей притяжений аттракторов.

Любой начальный вектора состояния $\vec{q}(t=0)$, лежащий в области притяжения k потенциальной ямы, притягивается ко дну этой потенциальной ямы – соответствующему вектору – образу $\vec{v}_k = (v_1^k, v_2^k, \dots, v_N^k)$.

Движение системы ко дну потенциальной ямы в пространстве состояний самой системы может быть определено при помощи энергии:

$$\frac{d\vec{q}}{dt} = - \frac{\partial E}{\partial \vec{q}^+} \quad (2)$$

С помощью данной формулы может быть получено общее выражение для текущего значения энергии системы [1]:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^P \lambda_k (\vec{v}_k^+ \vec{q})^2 + \frac{1}{4} B \sum_{k,k' \neq k}^P (\vec{v}_k^+ \vec{q})^2 (\vec{v}_{k'}^+ \vec{q})^2 + \frac{1}{4} C \sum_{k,k'}^P (\vec{q}^+ \vec{q})^2 \quad (3)$$

Первое слагаемое играет наиболее важную роль в окрестности точки равновесия. Модель Хопфилда и множество других известных моделей ограничивается именно этим слагаемым [2].

Уравнения (1)–(3) описывают динамику на микроуровне – в пространстве состояний самой системы. Переход в описании на макроуровень может быть произведен разложением вектора состояния \vec{q} по векторам \vec{v}_k хранимых образов [1]:

$$\vec{q}(t) = \sum_{k=1}^M \xi_k(t) \vec{v}_k + \vec{w}(t) \quad (4)$$

где ξ_k – параметр порядка, принадлежащий вектору-образу \vec{v}_k , а $\vec{w}(t)$ – остаточный член, со временем обращающийся в нуль. Таким образом, эволюция состояния системы полностью определяется параметрами порядка ξ_k . Подставляя уравнение (4) в (1), можно получить уравнение, описывающее процесс распознавания на уровне параметров порядка:

$$\frac{d\xi_k}{dt} = \lambda_k \xi_k - B \sum_{k' \neq k}^P \xi_{k'}^2 \xi_k - C \sum_{k'=1}^P \xi_{k'}^2 \xi_k \quad (5)$$

Начальные значения для параметров порядка определяются следующим образом:

$$\xi_k(0) = (\vec{v}_k^+ \vec{q}(0)) \quad (6)$$

Уравнения (4)–(6) описывают динамику синергетического компьютера на макроуровне – уровне параметров порядка.

В. Архитектура синергетического компьютера

Синергетический компьютер может быть реализован двумя способами. В зависимости от этого могут быть использованы две различные архитектуры нейронной сети.

Первый способ основывается на использовании системы уравнений (1). Данный способ является естественным в том смысле, что он отражает реальное поведение системы на уровне ее состояния со всеми присущими особенностями. Для реализации этого способа необходимо преобразовать уравнение (3) к виду, в котором явно присутствуют компоненты q_i вектора состояния системы:

$$\frac{dq_j}{dt} = \sum_{l=1}^N \lambda_{jl} q_l + \sum_{lmn} \lambda_{jlmn} q_l q_m q_n \quad (7)$$

Сопоставляя (1) и (7), можно найти все коэффициенты λ_{jl} , λ_{jlmn} и, таким образом, вычислить все весовые коэффициенты нейронной сети. Архитектура синергетического компьютера в рассматриваемом случае приведена на рис. 1. Каждый нейрон в ней функционирует согласно уравнению (7).

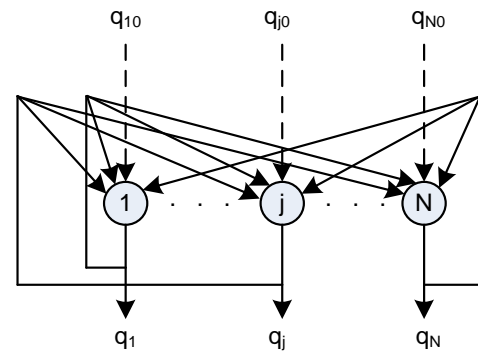


Рис. 1. Первый способ построения синергетического компьютера

Второй способ построения синергетического компьютера – через парадигму параметров порядка. Архитектура синергетического компьютера для этого случая приведена на рис. 2. Это трехслойная нейронная сеть. Первый слой является входным. На него поступает входной образ. Второй слой представляет собой параметры порядка, соответствующие хранимым образам. Выходной сигнал с первого слоя устанавливает начальные значения параметров порядка второго слоя,

соответствующие входному образу. Связи между первым и вторым слоями определяются уравнением (6).

Слой параметров порядка имеет конкурентную динамику, определяющуюся уравнением (5). В результате работы этого слоя один из параметров порядка побеждает. Его значение становится равным по модулю единице, в то время как значения остальных параметров порядка стремятся к нулю.

Выигравший параметр порядка возбуждает нейроны третьего – выходного слоя, так что в результате на выходе получается соответствующий ему хранимый образ. Связи между слоями в данном случае определяются уравнением (4) без учета ошибки w .

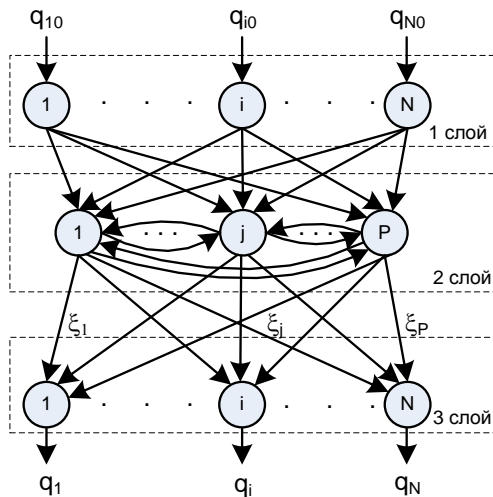


Рис. 2. Второй способ построения синергетического компьютера

С. Обучение

Обучение синергетического компьютера заключается в нахождении коэффициентов нейронных сетей, которые в свою очередь строго определяются через вектора хранимых образов \vec{v}_k , сопряженные им вектора \vec{v}_k^+ и параметры внимания λ_k . Следовательно, процедура обучения синергетического компьютера состоит в нахождении векторов \vec{v}_k, \vec{v}_k^+ и задании параметров внимания.

Для решения этой задачи существуют два способа в зависимости от требований и условий.

Если предполагается, что вектора хранимых образов известны и общее их число позволяет достаточно быстро вычислить сопряженные им вектора, то целесообразно по заданным векторам \vec{v}_k определить сопряженные вектора \vec{v}_k^+ с помощью известных алгоритмов. Недостатком этого способа является не очень высокая эффективность при добавлении в память системы нового образа.

Второй способ обучения был предложен в [3] и по своим свойствам является оптимизационным. Его

применение целесообразно при не точных данных о хранимых образах. Решение ищется путем минимизации энергетического функционала (5). На вход системы подается обучающий сигнал в форме вектора \vec{q} и параллельно ищутся оптимальные значения векторов \vec{v}_k и \vec{v}_k^+ , минимизирующие функционал (5). В силу свойств функционала в результате обучения могут быть найдены искомые вектора. Параметрами внимания можно влиять на процесс обучения.

III. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

Для исследования распознавания образов в синергетическом компьютере была написана программа в среде Matlab. В ней реализуются две архитектуры синергетического компьютера, рассмотренные выше (рис. 1 и 2). Каждый из входных или хранимых образов задается как двумерное изображение, состоящее из набора пикселей. Пиксели изображения кодируются 8 битами и могут быть отображены одним из 256 оттенков серого цвета.

Каждый из образов сначала проходит предобработку для удовлетворения необходимых условий [1]:

- двумерный массив признаков (оттенков пикселей) преобразуется в одномерный;
- производится нормализация одномерного массива для обеспечения нулевого МО и единичного СКО.

При запуске моделирования процесса распознавания образов всегда производится:

- предобработка хранимых образов;
- определение исходных векторов-прототипов и векторов, сопряженных им;
- предобработка входного изображения.

Далее в зависимости от используемой модели моделируется распознавание образов. В случае полносвязной сети в течение заданного времени решается система дифференциальных уравнений (1). В случае трехслойной сети производятся следующие действия:

- вычисление начальных значений параметров порядка по формуле (6);
- динамика параметров порядка в соответствии с (5).

Для наглядности в программе отображается график динамики изменения параметров порядка, а также эволюция изменения выходного образа в дискретные моменты времени. Для каждого из хранимых образов имеется возможность задавать параметры внимания, учитывая определенные приоритеты распознавания.

В качестве основных распознаваемых образов использовался набор из 9 лиц. Эти изображения вносились в память синергетического компьютера. После этого для различных начальных входных изображений моделировался процесс распознавания.

На рис. 3 показаны примеры распознавания образов при различных входных изображениях. Из этих примеров видно, что синергетический компьютер способен распознавать сильно зашумленные и частично заданные изображения. При задании неоднозначных входных

изображений естественным является задание параметров внимания для указания синергетическому компьютеру образов, которые, скорее всего, должны быть распознаны. В этом проявляется одна из форм управления распознаванием.

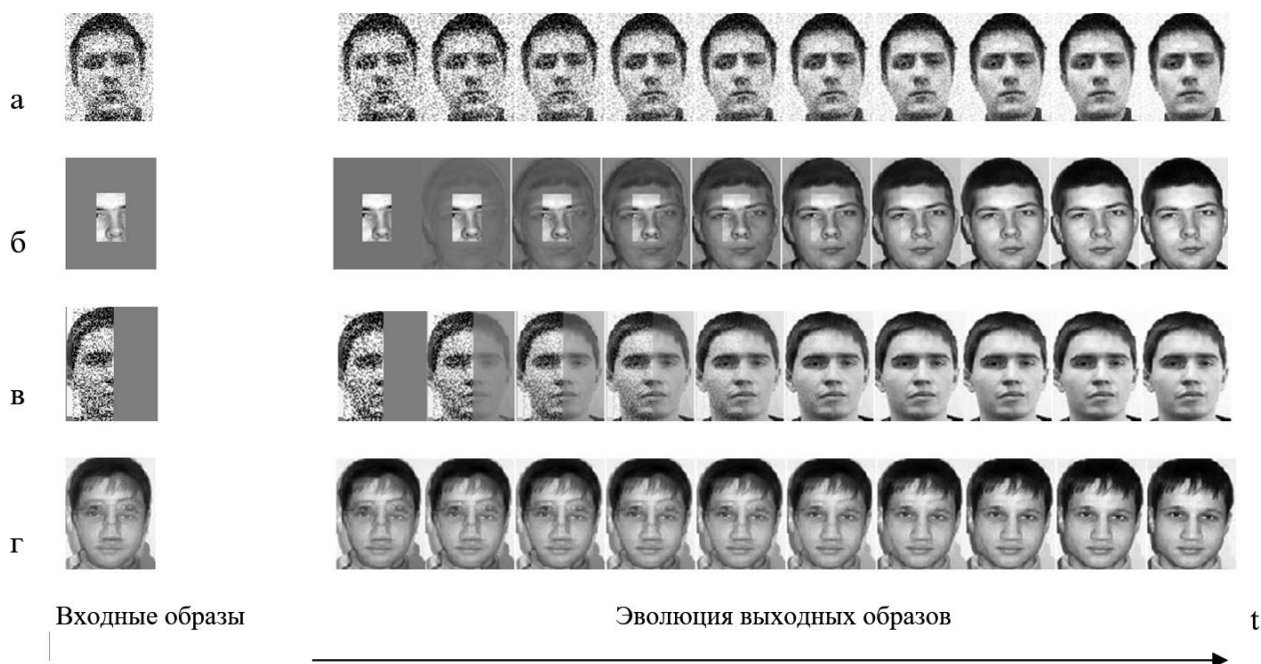


Рис. 3. Эволюция распознаваемого выходного образа при зашумленном входном образе (а), частично заданном входном образе (б), одновременно зашумленном и частично заданном входном образе (в), неоднозначном входном образе (г)

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Синергетический компьютер представляет собой мощное средство для распознавания статических образов. По своим возможностям распознавания зашумленных, частично заданных образов он значительно превосходит имеющиеся альтернативные решения. Применение синергетического компьютера в системах биометрической идентификации и оптического распознавания подтверждает его широкие возможности [4].

Дальнейшие исследования планируется выполнить по нескольким направлениям. Одним из таких направлений является исследование инвариантного распознавания образов [5, 6].

К другому направлению относится исследование возможностей расширенного распознавания образов за счет манипулирования параметрами внимания λ_k . В частности, можно привести несколько примеров такого распознавания [7]:

- ассоциативные цепочки распознавания, когда «забытый» образ инициирует правильное распознавание путем «указания» на следующий;

- воспроизведение последовательностей образов по начальному (задача прогнозирования).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Хакен Г. Принципы работы головного мозга: синергетический подход к активности мозга, поведению и когнитивной деятельности, М: ПЕР СЕ, 2001. 351 с.
 - [2] Перуш М., Математические модели ассоциативных нейронных сетей, СПб: Капо, 2000. 64 с.
 - [3] Haken H., Haas R., Banzaaf W. A new learning algorithm for synergetic computers, Biological Cybernetics, vol.62, 1989, pp. 107-111.
 - [4] Frischholz R.W., Dieckmann U., BioID: A multimodal biometric identification system, IEEE, February 2000, pp. 64-68.
 - [5] Benderskaya E.N. Nonlinear Trends in Modern Artificial Intelligence: A New Perspective. Beyond AI: Interdisciplinary Aspects of Artificial Intelligence. Topics in Intelligent Engineering and Informatics, Springer, 2013, vol.4, pp. 113-124.
 - [6] Fuchs A., Haken H. Pattern recognition and associative memory as dynamical processes in a synergetic system// Biological Cybernetics, vol. 60, № 1, 1988, pp. 17-22.
- Юдашкин А.А. Бифуркации стационарных решений в синергетической нейронной сети и управление распознаванием образов // Автоматика и телемеханика, №11, 1996, С. 139-147.