ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СЛОЖНОСТИ ВХОДНОГО ОБРАЗА В УПРАВЛЕНИИ СТРУКТУРНОЙ СЛОЖНОСТЬЮ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ

Е.Н. Бендерская, О.Н. Граничин
Санкт-Петербургский Государственный Политехнический Университет, Санкт-Петербург
Санкт-Петербургский Государственный Университет, Санкт-Петербург
194021, Тореза, 15, кв.13; 199226, Новосмоленская наб. д.8, кв. 105
+7-921-740-7437, +7-921-740-0337, Helen.bend@gmail.com, Oleg_granichin@mail.ru

Ключевые слова: динамическая система, хаотическая динамика, распознавание образов, интеллектуальные задачи

Аннотация. *В докладе рассматриваются вопросы формирования структуры интеллектуальной системы с помощью входного образа. Представлены основные составляющие нового подхода к решению задач распознавания образов, его достоинства и ограничения. Приведен пример использования хаотической динамики системы для решения задач кластеризации.*

Введение

Одной из актуальных проблем разработки интеллектуальных систем является необходимость обеспечения адекватной сложности системы по отношению к тем задачам, которые она должна решать. Такие системы должны обеспечивать распознавание как простых, так и сложных образов, приближаясь к интеллектуальности биологических природных систем. Один из возможных путей решения этой задачи – многоуровневые системы принятия решения, предполагающие предварительную оценку сложности предстоящей задачи. Чаще всего верхний уровень принятия решений оказывается автоматизированным, а не автоматическим, и требует участия эксперта.

В работе предлагается другой подход, основанный на предположении, что сложностью системы можно управлять за счет ее реакции на динамические изменения входного образа непосредственно. При этом требуется система, состоящая из элементов, высокочувствительных к различиям во входных сигналах, а интерпретация структуры системы и соответственно ее сложности проводится с привлечением понятий сложности динамически системы и сложности аттрактора.

Хаотическая динамика – новые возможности решения сложных задач

Математические методы нелинейной динамики и хаоса можно рассматривать как следующий этап развития математических методов, если прослеживать тенденцию перехода от детерминированных к статистическим моделям, и далее по сложности, к хаотическим, которые могут быть и детерминированными, но за счет нелинейностей и большого числа элементов приводят к сложному и зачастую трудно прогнозируемому поведению.

На рис.1 представлено схематическое изображение этапов развития математического аппарата с точки зрения сложности методов, моделей и объектов, которые могут быть описаны на их основе. Условность этапов заключается в том, что здесь не учитывается время возникновения моделей. Многие из них были предложены давно, но в силу отсутствия в то время подходящих вычислительных средств для их моделирования, не нашли своего применения, а в настоящее время оказываются достаточно востребованными.

Развитие математических методов и моделей с точки зрения аппарата логики (статический акцент, левый ст. рис.1) можно представить следующим образом. Вначале появилась классическая логика, оперирующая с четким числом и с классическими четкими множествами. Во многом поэтому классические вычислительные архитектуры требуют при выполнении вычислений точного и определенного задания всех исходных данных. В ряде сложных и трудно формализуемых задач это не представляется возможным. Значительным прорывом в области обработки информации и преодоления лингвистической неопределенности стало введение понятия нечеткого множества и разработка теории нечеткой логики. Появилась возможность совершать операции сразу с некоторым интервалом. В качестве элемента, над котором совершаются операции, стал интервал, а не отдельная точка. Дальнейшее развитие теории

нечетких множеств и нечеткой логики идет в некотором смысле по экстенсивному пути: определение нечетких множеств второго типа (fuzzy sets type 2), а по сути «интервала в интервале», повышение размерности и т.п. Это, конечно, расширяет возможности аппарата по оперированию со сложно организованными и неопределенными данными, но уже, все же, не является столь эффективным как переход от числа к интервалу.

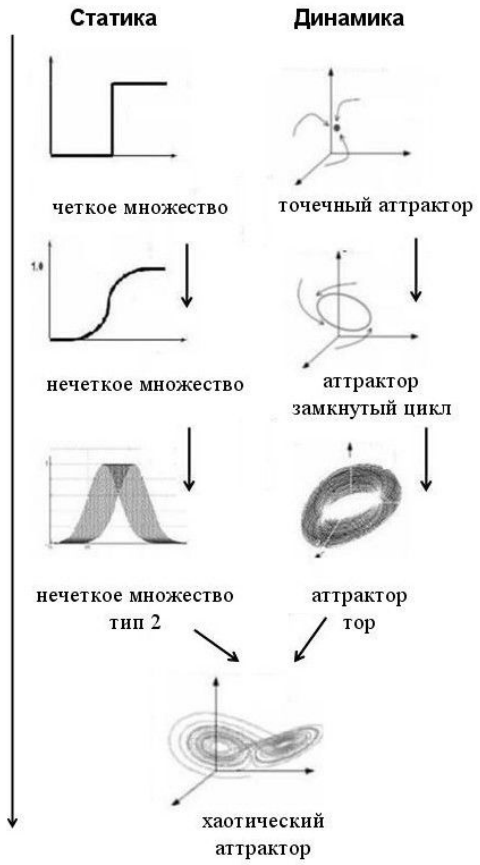

Рис.1. Развитие математических моделей

Усложнение математического аппарата с точки зрения динамических моделей можно проследить на примере усложнения аттракторов – притягивающих множеств динамических систем (правый ст. рис. 1). Вначале – модели систем, динамика которых в фазовом пространстве сходится к множеству отдельных точек притяжения (точечных аттракторов), затем – к множеству замкнутых траекторий (аттракторы типа замкнутый цикл, тор), и наконец, к множеству траекторий, определяющих лишь местоположение в фазовом пространстве в виде бесконечного числа сменяющихся состояний (хаотические аттракторы).

Для статических моделей следующим уровнем обобщения, позволяющим расширить возможности вычислений одновременно над целым множеством вариантов, также являются модели с хаотическим аттрактором.

Управление структурной сложностью системы

Управление хаосом часто ассоциируется с задачей подавления хаотических колебаний, то есть перевода системы либо к устойчивым периодическим движениям, либо в состояние равновесия. В широком смысле, под управлением хаосом понимают преобразование хаотического поведения системы в регулярное или хаотическое, но с другими свойствами.

Возникающие при управлении хаосом задачи значительно отличаются от традиционных задач автоматического управления [2, 3]. Вместо классических целей управления - приведение траектории системы в заданную точку и приближение траектории к заданному движению, при управлении хаосом ставятся ослабленные цели: создание режимов с частично заданными

свойствами, качественное изменение фазовых портретов систем, синхронизация хаотических колебаний и другие.

В отличие от традиционных «управленческих» работ в физических применениях теории хаоса упор делается не на поиск наиболее эффективного способа достижения цели, а на исследование принципиальной возможности ее достижения, на определение класса возможных движений управляемой физической системой.

Исследование динамики ансамблей, состоящих из большого числа нелинейных элементов, представляет собой одно из основных направлений развития нелинейных колебаний и волн. Главным фактором в динамике ансамблей автоколебательных систем, который приводит к упорядоченному пространственно – временному поведению, служит синхронизация элементов ансамбля.

Многочисленные работы показывают что, пространственно-распределенные хаотические колебательные системы обладают богатыми свойствами. В некоторых из них наблюдается самосинхронизация при определенных параметрах системы. Под самосинхронизацией понимается, процесс, при котором идентичные элементы системы, каждый из которых характеризуется хаотической динамикой, будучи проинициализированы различным образом, с течением времени начинают колебаться синхронно без какого-либо внешнего воздействия.

При наличии внешнего воздействия на нелинейную динамическую систему мы получаем реакцию, которая отражает как внешние условия решения задачи, так и входные сигналы, которые характеризуют решаемую задачу. При таком подходе вместо создания модели для решения задачи, задается целевая установка – требуемый итог решения задачи и считается, что решение не единственное, во всяком случае, по форме представления образует многообразие, которое может быть проинтерпретировано и как единственное решение, и как некоторый набор базисных решений.

Укрупненные этапы использования сложных режимов функционирования хаотических систем для решения практических задач можно представить в виде следующей последовательности: задается начальное состояние системы и задается цель - достичь определенного состояния, затем запускается система и на нее подаются входные сигналы, соответствующие задаче. После прохождения некоторого переходного процесса система перейдет в некоторый аттрактор. Далее, используя малые возмущения системы, она переводится на траекторию, которая максимально близко пройдет рядом с требуемой точкой или последовательностью точек, соответствующих требуемому состоянию системы. Если такой аттрактор не находится, то подается случайный вход, чтобы перескочить на другой аттрактор, и так до достижения цели.

Хаотическая нейронная сеть – пример структуры и динамики, определяемой входными образами

Один из разделов теории динамических систем связан с теорией хаоса и синергетикой. В хаотической динамике рождаются структуры под действием внешних возмущений, и она изначально может содержать все множество возможных вариантов. Хаотические системы позволяют выйти на следующий уровень обобщения и расширить возможности вычислений одновременно над целым множеством вариантов, причем это множество будет формироваться под воздействием внешних сигналов и тем самым обеспечивать адекватную сложность. Во многим это похоже на парадигму, используемую в квантовых вычислениях, в этом случае до момента считывания ответа содержится все множество вариантов решений.

Рассмотрим достаточно простой и наглядный пример использования внешних образов для формирования структуры системы – применение различных метрик на основе входных данных для вычисления матриц связности в системе, как в хаотической нейронной сети (ХНС) [4]. Такая сеть способна решать задачи кластеризации только на основе входных данных без дополнительной априорной информации о задаче. Особенностью этой осцилляторной нейронной сети является хаотическая динамика отдельных выходов нейронов и взаимосогласованное, не зависящее от начальных условий функционирования, самообразование кластеров. Это позволяет использовать ХНС для решения задач кластеризации при минимальной априорной информации о кластеризуемых объектах. При этом можно провести аналогии в образовании функционально-логических структур на физической

структуре ХНС с самообразующимися функциональными кластерами активности в мозге при решении различных задач.

ХНС представляет собой однослойную рекуррентную сеть, в которой элементы связаны «каждый с каждым», без образования связи «сам на себя»:

$$y_i(t+1) = \frac{1}{C_i}\sum_{i \neq j}^{N} w_{ij} f(y_i(t)),\ t = 1...T, \tag{1}$$

$$f(y(t)) = 1 - 2y^2(t), \tag{2}$$

$$w_{ij} = \exp(-|x_i - x_j|^2 / 2a^2), \tag{3}$$

где $C_i = \sum_{i \neq j} w_{ij}$, $i, j = \overline{1, N}$, a – масштабирующая константа, вычисляемая по алгоритму, представленному в [4–6], w_{ij} – сила связи (весовой коэффициент) между i и j нейронами, N – число нейронов соответствует числу точек во входном образе, представленных в виде $X = (x_1, x_2 \ \ ... x_m)$, m – размерность пространства образов, T – время моделирования. Как показано в [5] в качестве нелинейного преобразования $f(y(t))$ может использоваться любое отображение, порождающее хаотические колебания, однако, логистическое отображение (2) является более предпочтительным [5].

Обучение ХНС заключается в назначении весовых коэффициентов сети, которые определяются исходя из входного образа по соотношению (3) и однозначно определяют поле, которое действует на все нейроны сети. В связи с тем, что это поле является неоднородным, анализ и разрешение системы разностных уравнений (1) значительно затрудняется.

Исследование динамики ансамблей систем, состоящих из большого числа нелинейных элементов, представляет собой одно из основных направлений развития теории нелинейных колебаний и волн. Главным фактором в динамике ансамблей автоколебательных систем, который приводит к упорядоченному пространственно – временному поведению, служит синхронизация элементов ансамбля [10].

Анализ динамики ХНС для различных образов (входных структур, отображающих внешнее воздействие среды на систему) при одинаковых параметрах системы позволяет однозначно увидеть различную «музыку» колебаний каждого из кластеров, образованных в системе. На рис. 2 можно четко выделить ансамбли элементов, характер выходных колебаний которых сильно отличается, и позволяет говорить о наличии в системе самообразующихся кластеров и о наличии синхронизации – кластерной фрагментарной синхронизации [6]. При такой синхронизации мгновенные значения выходов нейронов, относящиеся к одному кластеру, не совпадают ни по амплитуде, ни по фазе, и не имеют фиксированного сдвига по фазе между любыми двумя последовательностями. Под кластерной фрагментарной синхронизацией понимается синхронизация в том смысле, что каждый кластер характеризуется некоторой уникальной «мелодией» колебаний, закодированной во временной последовательности выходных значений нейронов. Предлагаемый метод выявления кластерной синхронизации подробно описан в [5–6] и основывается на анализе относительной удаленности мгновенных значений выходов каждой из рассматриваемых пар нейронов на переменном интервале времени.

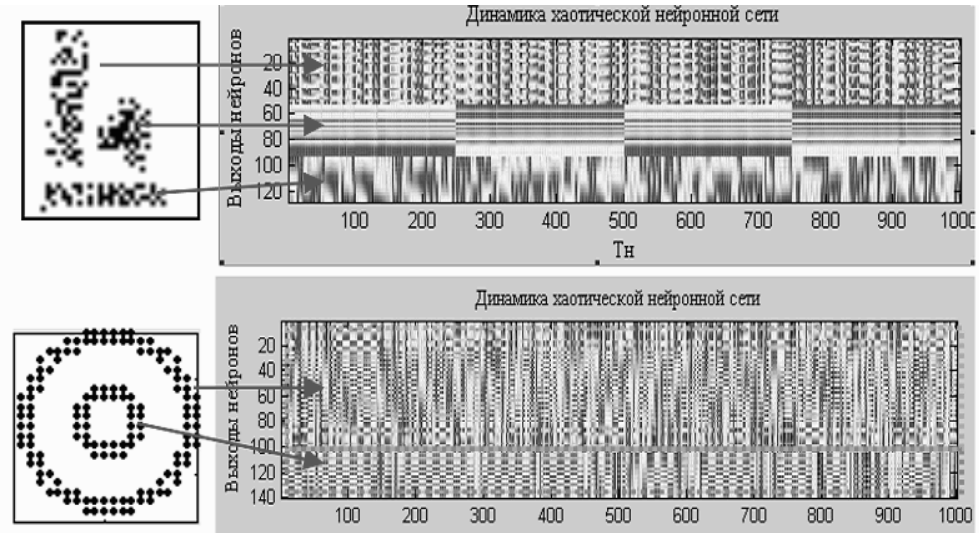

Рис. 2. Кластерная фрагментарная синхронизация для двух различных входных образов (можно выделить «музыку колебаний» каждого из кластеров)

Сложность использования хаоса и разработки логики хаоса заключается еще и в том, что термином «хаос» определяются несколько принципиально разных режимов работы системы. Для выделения полезного хаоса появился термин «детерминированный хаос». Определение «детерминированный» введено для того, чтобы подчеркнуть повторяемость экспериментов, а, следовательно, и вычислений на его основе, и возможность его применения.

Заключение

Таким образом, предлагается общий подход к решению разных задач, за счет сведения исходной задачи или к задаче управления, или к задаче оптимизации, или к задаче распознавания образов. Этот подход схож с нейросетевым в той части, что касается ведения разнотипных задач к однотипным и решаемым однородными сетевыми структурами. При таком подходе сложность метода (устройства) будет адекватна решаемой задаче также, как в формальной теории синтеза структуры нейронной сети через функционалы первичной и вторичной оптимизации [7]. Среди важных принципиальных черт новой парадигмы высокопроизводительного вычислителя выступают: стохастичность, гибридность, асинхронность, кластерность (отсутствие жесткой централизации и динамическая кластеризация на классы связанных моделей), подробное с которыми можно ознакомиться в [1, 8–9].

ЛИТЕРАТУРА

1. **Амелин К.С., Граничин О.Н., Кияев В. И.** Мобильность или супервычисления: кто кого? // Суперкомпьютеры, №4 (4). 2010. С. 30–33.
2. **Андриевский Б.Р., Фрадков А.Л.** Управление хаосом: методы и приложения. II. Приложения // Автомат.и телемех., 2004, №4, 3–34.
3. **Андриевский Б.Р., Фрадков А.Л.** Управление хаосом: методы и приложения. I. Методы // Автомат.и телемех., 2003, №5, 3–45.
4. **Бендерская Е.Н., Жукова С.В.** Решение задач кластеризации с использованием хаотической нейронной сети // Нейроинформатика-2005. VII Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов. Ч.1, М.: МИФИ. 2005. С. 54–60.
5. **Бендерская Е.Н., Жукова С.В.** Осцилляторные нейронные сети с хаотической динамикой в задачах кластерного анализа // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2011. №7. С. 74–86.
6. **Benderskaya E.N., Zhukova S.V.** Clustering by chaotic neural networks with mean field calculated via Delaunay triangulation // Lecture Notes in Computer Science. Spriger. LNAI. 2008. vol. 5271. P. 400–416.
7. **Галушкин А. И.** Нейронные сети. Основы теории.– М: Горячая Линия – Телеком, 2011.
8. **Граничин О.Н.** Характеристики перспективных принципиально новых компьютерных устройств и систем // Механика, управление и информатика. 2011. №5. С. 147–161.
9. **Granichin O.N., Vasil'ev V.I.** Computational model based on evolutionary primitives. Turing machine generalization // International Journal of Nanotechnology and Molecular Computation, v. 2, 2010, no. 2, pp. 30–43.
10. **Пиковский А., Розенблюм М., Куртс Ю.** Синхронизация. Фундаментальное нелинейное явление. М.: Техносфера. 2002. 496с.