STUDIA UNIVERSITATIS

Revistă științifică a Universității de Stat din Moldova, 2007, nr.8

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ИНС EVENT-THREAD

Александр КИОР

Кафедра технологий програмирования

În articol se descrie un mecanism teoretic nou de prelucrare a datelor în timpul testării şi aplicării *RNA*, care se bazează pe fluxuri asincrone în rețea. Din punct de vedere practic, a fost elaborat un instrumentar preconizat să soluționeze mai calitativ şi rapid problemele formulate.

Puterea de calculare a fost atinsă datorită funcționării paralele a tuturor neuronilor, datorată arhitecturii modelului, orientate spre depăşirea a trei dificultăți convenționale legate de suportul paralelismului: ***blocările duble*** şi ***lipsa mecanismului de excludere a blocărilor***, ***ordinul incorect de blocări***, şi operațiile de ***blocare a secțiilor critice importante*** ale programului aplicativ. Dinamica realizată în modelul *RNA* propus reduce substanțial întârzierile în timpul prelucrării şi transmiterii datelor, dat fiind că modelul funcționează paralel, asincron şi în timp real.

New theoretical framework data have been elaborated during testing and applying of *ANN*-based applications on asynchronous flow in a network, from a practical point of view, the tools will be developed to process better and more quickly.

The increase in computing power will be achieved by the parallel work of neurons, the software architecture model aimed at overcoming three model constraints associated with the support of parallelism. This is a case of ***double locks***, and no ***withdrawal locks***, ***locks on the incorrect order***, as well as on the implementation of ***blocking operations in the critical sections*** of the program. Errors of this kind lead to a serious and unpredictable performance degradation.

Realized in *ANN* dynamics significantly reduce delays in the calculation and also processing will be going directly in real time.

Введение

Тематика исследования относится к прикладной стороне искусственных нейронных сетей (*ИНС*), которые в последнее время становятся всё более востребованными. Последнее десятилетие было ознаменовано огромным количеством разработок в области *ИНС* и генетических алгоритмов (*ГА*). Определённые успехи были достигнуты и в вопросах, касающихся создания моделей *ИНС*, схожих с биологическими нейронными сетями (*НБС*) не только по структуре, но и принципами функционирования, так как *НБС* представляют собой динамические системы с асинхронной параллельной обработкой. Две эти важнейшие характеристики по-разному воплощались в жизнь в прикладных приложениях (*software*) и аппаратных реализациях (*hardware*). Несмотря на то, что был накоплен большой опыт в области *ИНС*, мы всё ещё находимся очень далеко от воссоздания реальных механизмов работы головного мозга. Причем каждая новая работа, каждый дополнительный научный результат всё более увеличивают интерес к исследуемой области, и не только в научных кругах, но и среди простых исследователей и разработчиков, занимающихся прикладными разработками.

1. Математическое моделирование

1.1. Понятие и виды моделирования

Определение*: *Моделирование *– исследование объектов познания на их моделях; построение и изучение моделей реально существующих предметов, процессов или явлений с целью получения объяснений этих явлений, а также для предсказания явлений, интересующих исследователя.*

Выделяют следующие виды моделирования – ***компьютерное***, ***математическое***, ***математико-картографическое, психологическое, статистическое, структурное, экономико-математическое и имитационное*** [1, с.3].

1.2. Процесс и этапы моделирования

Процесс моделирования включает три элемента:

- ***субъект*** (*исследователь*),
- ***объект исследования***,
- ***модель***, определяющую отношения познающего субъекта и познаваемого объекта.

Первый этап построения модели предполагает наличие некоторых знаний об объекте-оригинале. Вопрос о необходимой и достаточной мере сходства оригинала и модели требует конкретного анализа. Модель утрачивает свой смысл как в случае тождества с оригиналом, так и в случае чрезмерного во всех существенных отношениях отличия от оригинала. Любая модель замещает оригинал лишь в строго ограниченном смысле, следовательно, для одного объекта может быть построено несколько *специализированных* моделей, концентрирующих внимание на определенных сторонах исследуемого объекта.

На **втором этапе** модель выступает как самостоятельный объект исследования. Одной из форм такого исследования является проведение *модельных* экспериментов, при которых сознательно изменяются условия функционирования модели и систематизируются данные её "*поведения*". Конечным результатом этого этапа является совокупность знаний о модели.

На **третьем этапе** осуществляется перенос знаний с модели на оригинал – формирование множества знаний. Одновременно происходит переход с *языка* модели на *язык* оригинала.

Четвертый этап – практическая проверка получаемых с помощью моделей знаний и их использование для построения обобщающей теории объекта и его преобразования.

Моделирование – циклический процесс: это означает, что за первым четырехэтапным циклом может последовать второй, третий и т.д. При этом знания об исследуемом объекте расширяются и уточняются, а исходная модель постепенно совершенствуется [1, с.5].

1.3. Математические модели. Классификация и принципы построения.

Определение 1.3.1 Математическая модель *– это система математических соотношений, приближенно, в абстрактной форме описывающих изучаемый процесс или систему.*

Определение 1.3.2 Математическая модель *– это упрощенное описание реальности с помощью математических понятий.*

Математическое моделирование *– процесс построения и изучения математических моделей реальных процессов и явлений.*

Математические модели обладают важным ***свойством универсальности***, когда принципиально разные *реальные явления* могут описываться одной и той же *математической моделью*. Таким образом, изучая одну математическую модель, мы изучаем сразу целый класс описываемых ею явлений.

Можно выделить следующие **этапы построения математической модели**:

- *Определение целей*, которых необходимо добиться в поставленной задаче.
- *Определение параметров модели*, заранее известных фиксированных факторов, на значения которых исследователь не влияет.
- *Формирование управляющих переменных*, изменяя значения которых можно приближаться к поставленной цели. Значения управляющих переменных являются решениями задачи.
- *Определение области допустимых решений,* ограничений, которым должны удовлетворять управляющие переменные.
- *Выявление неизвестных факторов,* величин, которые могут изменяться случайным или неопределенным образом.
- Выражение цели через управляющие переменные, параметры и неизвестные факторы, *формирование целевой функции*, называемой также критерием эффективности или критерием оптимальной задачи.

Введём W – целевую функцию или критерий эффективности (критерий оптимальности):

$$W=W(x, \alpha, \xi),\ x \text{ из } X,$$

где

α – параметры модели;

x – управляющие переменные или решения;

X – область допустимых решений;

ξ – случайные или неопределенные факторы.

В соответствии с введенными терминами, математическая модель задачи имеет следующий вид:

$$W=W(x, \alpha, \xi)\rightarrow \max(\min),\ x \text{ из } X.$$

Решить задачу – значит найти такое оптимальное решение x^* из X, чтобы при данных фиксированных параметрах α и с учетом неизвестных факторов ξ значение критерия эффективности W было бы по возможности максимальным (минимальным).

$$W^* = W(x^*, \alpha, \xi) = \max(\min)\ W(x, \alpha, \xi),\ x \text{ из } X.$$

Принципы построения математической модели:

1. Необходимо соизмерять точность исходных данных и подробность модели.

2. Математическая модель должна отражать существенные черты исследуемого явления.

3. Математическая модель не может быть полностью адекватна реальному явлению, поэтому лучше использовать несколько моделей, применяя разные математические методы.

4. Любая сложная система всегда подвергается малым внешним и внутренним воздействиям, модель должна быть устойчивой, сохраняя свои свойства при этих воздействиях.

По числу критериев эффективности математические модели подразделяются на ***однокритериальные*** и ***многокритериальные***. По учету неизвестных факторов математические модели подразделяются на ***детерминированные***, ***стохастические*** и ***модели с элементами неопределенности***.

В ***стохастических моделях*** неизвестные факторы есть случайные величины, для которых известны функции распределения и различные статистические характеристики (*математическое ожидание, дисперсия и т.п.*) Среди стохастических выделяют ***модели стохастического моделирования***, ***модели теории случайных процессов, модели теории массового обслуживания***.

Для моделирования ситуаций, зависящих от факторов, для которых невозможно собрать статистические данные и значения которых не определены, используются ***модели с элементами неопределенности***. В ***моделях теории игр*** задача представляется в виде игры, в которой участвуют несколько игроков, преследующих разные цели. В ***имитационных моделях*** реальный процесс разворачивается в машинном времени.

Определение 1.3.3: Имитационная модель *– логико-математическое описание объекта, которое может быть использовано для экспериментирования на компьютере в целях проектирования, анализа и оценки функционирования объекта.*

Имитационное моделирование (*ИМ*) *– это метод исследования, основанный на том, что изучаемая система заменяется имитатором и с ним проводятся эксперименты с целью получения информации об этой системе*. Экспериментирование с имитатором называют имитацией (*имитация – это постижение сути явления, не прибегая к экспериментам на реальном объекте*). ИМ является частным случаем математического моделирования.

В ***детерминированных моделях*** неизвестные факторы не учитываются. По виду целевой функции и ограничений детерминированные модели подразделяются на ***линейные, нелинейные, динамические*** и ***графические***.

В ***линейных моделях*** *целевая функция и ограничения линейны по управляющим переменным.*

Нелинейные модели *– это модели, в которых либо целевая функция, либо какое-нибудь из ограничений нелинейны по управляющим ограничениям*. Для нелинейных моделей нет единого метода расчета.

В ***динамических моделях****, в отличие от линейных и нелинейных моделей, учитывается* ***фактор времени***. Критерий оптимальности в динамических моделях может быть самого общего вида (*и даже вообще не быть функцией*), однако для него должны выполняться определенные свойства. ***Расчет динамических моделей сложен, и для каждой конкретной задачи необходимо разрабатывать специальный алгоритм решения***.

Графические модели используются тогда, когда задачу удобно представить в виде графической структуры.

2. Альтернативная модель *ИНС event-thread*

2.1. Математическая модель классической *ИНС*

Рассмотрим модель искусственной нейронной сети (*ИНС*) исходя из базовых понятий математического моделирования (*ММ*). Данная модель, в качестве объекта исследования из реального мира, рассматривает биологические нейронные сети (*БНС*). Классические модели *ИНС* относятся к детерминированным нелинейным моделям.

Характеристики классической *ИНС*, представленной в общем виде:

а. Параметры модели $\boldsymbol{A} = \{\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{k}, \boldsymbol{d_1}, \boldsymbol{d_2}\}$:

скорость обучения (*радиус обучения*) $\boldsymbol{\alpha}$ из диапазона [0, 1] – параметр, участвующий в формировании весов ИНС;

порог ошибки $\boldsymbol{\theta} \to 0$ (E_{max}) – определяет вещественное значение, достигнув которое ИНС считается обученной;

размер обучающей выборки – d_1 (натуральное число), определяет количество примеров, предназначенных для обучения ИНС;

размер тестовой выборки – d_2 (натуральное число), определяет количество примеров, предназначенных для тестирования ИНС;

размер модели k из [1, ***N***], где ***N*** – натуральное число, количество исследуемых характеристик модели *ИНС*, определяющих входящий слой; каждая характеристика имеет собственную область определения; x_{ik} из X_k – временные определяющие ряды;

точность исследуемых характеристик, уровень дискретизации, определяет количество нейронов во входящем слое, соответственно и во всех скрытых слоях.

b. Управляющие переменные $Z = \{z_1\}$:

В моделях *ИНС* множество элементов обучающей выборки может являться управляющим элементом, так как при получении различных результатов именно выборка изменяется, изменяя состояние *ИНС* и её характеристики.

c. Случайные, или неопределенные факторы $\Xi = \{\xi_1\}$:

ξ_1 – ***количество эпох обучения*** – количество циклов, необходимых для достижения E_{max}; данное количество заранее неизвестно, так как зависит от данных для обучения и конкретной структуры *ИНС*.

d. Область допустимых решений $Y = \{y_1\}$:

Пусть параметрические характеристики x_k, k из [1, ***N***]. Допустимые решения определяются непосредственно во время обучения, когда идёт настройка *ИНС*. Исследование выявляет, какими будут области определения и значения.

e. Целевая функция, или критерий эффективности, представляется в виде нелинейных взаимосвязей:

$$W = W(A, \{Z\}, \Xi, Y).$$

Иначе её можно представить в виде $W = \sum\sum \boldsymbol{F}(\boldsymbol{a}, x, z, \xi, y)$, где каждая функция является пороговой функцией конкретного элемента сети (*нейрона*). В данном случае все элементы управляются одной главной пороговой функцией.

Используя в качестве модели *БНС* изложенную концепцию, исследования и процесс моделирования будут иметь следующие ограничения:

2.1.1. Вычисления выхода нейрона предполагаются мгновенными, не вносящими задержки. Моделировать динамические системы, имеющие *внутреннее состояние*, с помощью таких нейронов нельзя.

2.1.2. В модели отсутствуют нервные импульсы. Нет модуляции *уровня сигнала плотностью импульсов,* как в нервной системе.

2.1.3. Отсутствуют четкие алгоритмы для выбора функции активации.

2.1.4. Нет механизмов, регулирующих работу сети в целом.

2.1.5. Чрезмерная формализация понятий ***порог*** и ***весовые коэффициенты***. В реальных нейронах нет числового порога, он динамически меняется в зависимости от активности нейрона и общего состояния сети. *Живые* синапсы обладают пластичностью и стабильностью: весовые коэффициенты настраиваются в зависимости от сигналов, проходящих через синапс.

2.1.6. Существует большое разнообразие биологических синапсов. Они встречаются в различных частях клетки и выполняют различные функции. Тормозные и возбуждающие синапсы реализуются в данной модели в виде весовых коэффициентов противоположного знака, но разнообразие синапсов этим не ограничивается.

2.1.7. В модели не прослеживается различие между градуальными потенциалами и нервными импульсами. Любой сигнал представляется в виде одного числа.

2.2. Биологические нейронные сети

Важнейшие свойства *БНС*:

2.2.1. Параллельность обработки информации. Каждый нейрон формирует свой выход только на основе своих входов и собственного внутреннего состояния под воздействием общих механизмов регуляции нервной системы.

2.2.2. Способность к полной обработке информации. К этой группе свойств относятся ассоциативность (*сеть может восстанавливать полный образ по его части*), способность к классификации, обобщению, абстрагированию.

2.2.3. Самоорганизация. В процессе работы *БНС* самостоятельно, под воздействием внешней среды, обучаются решению разнообразных задач. Нервная система сама формирует алгоритмы своей деятельности, уточняя и усложняя их в течение жизни. Человек пока не сумел создать систем, обладающих самоорганизацией и самоусложнением. Это свойство *БНС* порождает множество вопросов. Ведь каждая замкнутая система в процессе развития упрощается, деградирует. Следовательно, подвод энергии к нейронной сети имеет принципиальное значение. Почему же среди всех диссипативных (*рассеивающих энергию*) нелинейных динамических систем только у живых существ и биологических нейросетей проявляется способность к усложнению? ***Какое принципиальное условие упущено человеком в попытках создать самоусложняющиеся системы***?

2.2.4. *БНС* являются *аналоговыми системами*. Информация поступает в сеть по большому количеству каналов и кодируется по пространственному принципу. Амплитуда входного воздействия кодируется плотностью нервных импульсов, передаваемых по волокну.

2.2.5. *Надежность*. *БНС* обладают фантастической надежностью, и выход из строя даже 10% нейронов в нервной системе не прерывает ее работы (по сравнению с последовательными *ЭВМ*, где сбой одного узла приводит к краху системы).

2.3. Математическая модель альтернативной *ИНС*

Все классические методы работают по принципу **[*сеть→нейрон*]** ***(inside***), то есть спускаются внутрь сети и алгоритмы оперируют только с нейронной сетью как неделимой единицей.

Для более достоверного моделирования *БНС* были задействованы литературные источники биологического направления. В мозгу происходят многочисленные химические и электрические процессы. На ещё более абстрактном уровне химические реакции допустимо трактовать как процессы, происходящие в динамической системе (*ДС*), т.е. мозг представляет собой гигантскую **динамическую систему** [5, с.39].

Для того чтобы исследовать изменение состояния *ДС* во времени, предполагаем, что оно определяется несколькими параметрами, факторами динамической системы (*математической модели*):

1) *текущим состоянием системы;*
2) *связями между компонентами;*
3) *управляющими параметрами;*
4) *случайными событиями.*

Управляющие параметры в биологических системах, в отличие от физических и химических, вырабатываются самой системой и их рассматривают как переменные.

Приведем другой подход в моделировании динамических систем, а именно *ИНС*, использующий принцип **[*нейрон → сеть*]** ***(outside)*** и действующий на уровне нейрона, абстрагируясь от понятия нейронной сети. Нейроны, в данном случае как составные части динамической системы, определяют алгоритм.

Сигнал (аналоговый) распространяется только по тем аксонам, перикарион нейрона которых накопил достаточный импульс для выпуска нейромедиаторов, учитывая рефрактерность, временное блокирование нейрона после передачи сигнала. В классическом случае настраивались все аксоны, вне зависимости от того, был ли накоплен соответствующим нейроном необходимый нервный импульс, по причине того, что классическая модель всего лишь предусматривает полную перенастройку следующего слоя *ИНС*.

Проведенные эксперименты и исследования физиологических основ нейронных сетей показывают избыточность информации в классических *ИНС*. Перегруженные (*тяжелые*) сети очень трудно обучаются, и, кроме того, неудобны в использовании.

Размер, ***форма перикариона***, ***длина*** и ***форма дендритов***, ***длина аксона, форма*** и ***длина дендритного дерева***, ***тип*** и ***объём нейротрансмиттеров*** [5, 7] *определяют внутренние параметры ДС.* ***Скорость непосредственно зависит от диаметра аксона: чем толще аксон, тем больше скорость*** [12].

В то время как одни нейроны испускают сигналы, ***активирующие*** *одни нейроны, существуют другие нейроны, которые испускают сигналы,* ***ингибирующие*** *(тормозящие) действия других нейронов. Таким образом, необходимо отличать активирующие нейроны от ингибирующих. Получая сигналы* *от других нейронов, активаторов или ингибиторов, нейрон суммирует их и формирует постсинаптический сигнал. Преобразования входящих сигналов в исходящие происходит таким образом, что исходящий сигнал может быть испущен только в том случае, если приходящие сигналы превосходят некоторый специфический порог* [5, с.35].

Связи между нейронами имеют другую структуру. Классическая модель *ИНС* представлена обычно в виде ***n***-дольного графа $\boldsymbol{K}(n_1,\ldots,n_m)$, где n_i – размерность каждого слоя. В этой модели каждый нейрон из одного слоя контактирует со всеми нейронами из соседнего слоя. На практике реализовать такую модель возможно только в топологии, но не в трехмерной физической среде, особенно при достаточно большом количестве нейронов. Опираясь на результаты теории графов, можно показать, что в трехмерном пространстве такая система нереализуема [7]. Данный факт основывается на том, что размеры всех элементов клетки (*перикарион, дендриты, аксон*) имеют конечную размерность. Миелиновая оболочка также влияет на плотность нейронов в единице объёма.

Независимо от своего типа, нейрон может испускать только одну разновидность сигнала – короткий импульс продолжительность около 1 миллисекунды. Этот электрический импульс распространяется вдоль аксона.

Степень возбуждения нейрона кодируется ***скоростью*** *испускания сигналов. Чем выше уровень активации или чем больше постсинаптический потенциал, тем с большей* ***скоростью*** *испускаются импульсы. При передаче сигналов используется импульсно-кодовая модуляция, причём клетки разных зон мозга используют один и тот же код* [5, с.36].

Основываясь на изложенных фактах и перечисленных недостатках классических моделей, предложим альтернативную математическую модель *ИНС*, которая будет более адекватно имитировать функции нервной системы:

2.3.1. Задержка происходит из-за ожидания нейроном всех сигналов из внутреннего слоя. Как только необходимый импульс накоплен, сигнал передаётся далее. Так как модель реализована в соответствии с принципами компонентно-ориентированного программирования (*КОП*) – каждый нейрон имеет собственное внутреннее состояние.

2.3.2. В модели предусмотрен класс-аналог – *искусственный нервный импульс*. Передача сигнала вглубь сети происходит в результате накопления нервных импульсов и образования из них достаточного исходящего сигнала (нервного импульса). Технология *event-thread* ядра операционной системы позволяет выполнять синхронные вычисления по мере поступления сигналов.

2.3.3. Каждый нейрон обладает собственной функцией активации.

2.3.4. Каждый искусственный нейрон представляет собой унитарную единицу, в зависимости от собственных параметров, скорости обучения, пороговой функции.

2.3.5. Сигнал распространяется далее после проверки его на достижение порогового коэффициента для данного нейрона путём суммирования всех поступивших сигналов из предыдущего (*внутреннего*) слоя.

2.3.6. Модель даёт возможность организации всевозможных аналогий синаптических связей, так как один метод типа ***event*** позволяет переопределять себя более одного раза в рамках заданной модели или системы.

2.3.7. Сигналы (*искусственные нервные импульсы*) представлены классом-аналогом, который не только имеет набор значений, но и набор методов для самоорганизации и конфигурирования.

Аналитическое представление альтернативной *ИНС* будет отличаться от модели, изложенной выше, так как каждый нейрон сам себя оптимизирует, обладая собственными параметрами, пороговой функцией и элементами, управляющими его динамикой.

$$W = F_W(A, \{Z\}, \Xi, Y)) \equiv f(W),$$

где $\boldsymbol{f}$ является оптимальной функцией для каждого отдельного нейрона. Равносильное представление такой модели можно передать в виде декартового произведения нейронов-вычислителей.

$$W = \boldsymbol{\Pi} f(W).$$

3. Прикладная ценность альтернативной модели

Разработан новый теоретический механизм обработки данных во время тестирования и применения *ИНС*, основанный на асинхронных потоках в сетях. С практической точки зрения разработанный инструментарий будет решать поставленные задачи более качественно и более быстро.

Увеличение мощности вычислений будет достигнуто за счёт параллельной работы всех нейронов, причём программная архитектура модели ориентирована на преодоление трех типовых затруднений, связанных с поддержкой параллелизма. Речь идет о возникновении ***двойных блокировок*** и ***отсутствии снятия блокировок***, о ***некорректном порядке блокировок***, а также о выполнении операций ***блокировки в критически важных разделах*** программы. Ошибки подобного рода приводят к серьезному и непредсказуемому снижению производительности.

Реализованная в *ИНС* динамика существенно снизит задержки при вычислениях, так как вся работа будет идти непосредственно в режиме реального времени.

Литература:

1. Хазанова Л.Э. Математические методы в экономике, 2-е изд. - Москва: БЕК, 2002. - 144 с.
2. Жуков В.В., Пономарёва Е.В. Анатомия нервной системы. - Москва, 1998. - 68 стр.
3. Encyclopedia of the Human Brain. Vol.1-4. Elsevier Science, USA, 2002.
4. Герман Хакен. Принципы работы головного мозга. - Москва: ПЕР СЭ, 2001.
5. Peter Dayan, L.F.Abbott, Theoretical Neuroscience. – Computational and Mathematical Modeling of Neural Systems, 2000. - 341 p.
6. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели. - Воронеж: Воронежский государственный университет, 1999 (статья).
7. Лоскутов А.Ю., Михайлов А.С. Введение в синергетику. - Москва: Наука, 1990.
8. Тарнавский Г.А., Шпак С.И. Декомпозиция методов и распараллеливание алгоритмов решения задач аэродинамики и физической газовой динамики: вычислительная система "Поток-3" // Программирование. - 2000. - №6. - С.45-57.
9. Бреслер С.Е. Успехи физических наук: Проблемы биофизики, выпуск 4. - Ленинград: Институт высокомолекулярных соединений АН СССР, 1969.

Prezentat la 28.09.2007