
СИНТЕЗ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА ОСНОВЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ ГРАНУЛ

Лариса Катеринич, Александр Провотар

Аннотация: *Предлагается функциональная модель коммутационного элемента нейронной сети (информационной гранулы).*

Ключевые слова: *искусственный интеллект, нейронные сети, обучение нейронных сетей, информационная гранула.*

ACM Classification Keywords: *F.1.1 Models of Computation – neural networks, C.1.3 Other Architecture Styles – Neural Nets.*

Conference: *The paper is selected from XIVth International Conference "Knowledge-Dialogue-Solution" KDS 2008, Varna, Bulgaria, June-July 2008*

Введение

При реализации системы Гомеопат [Катеринич, 2007] возникло ряд проблем связанных с тем, что выбранная архитектура сети в некоторых случаях не может полностью удовлетворять решению поставленной перед ней задачи. А именно, возникает такая ситуация, когда решение задачи диагностики является ошибочным или не полным. Для устранения таких ошибок предлагается, как правило, решать задачи в сети с другой архитектурой и другим алгоритмом обучения соответственно.

Как известно [Хайкин, 2006]:

- структура нейронных сетей тесно связана с используемым алгоритмом обучения, причем разные алгоритмы обучения эффективны для решения определенных классов задач и проблем
- важным свойством нейронных сетей является их способность обучаться на основе данных окружающей среды и в результате обучения повышать свою производительность. Повышение производительности происходит со временем в соответствии с определенными правилами.
- не существует универсального алгоритма обучения, подходящего для всех архитектур нейронных сетей [Барский, 2004]. Существует лишь набор средств, представленный множеством алгоритмов обучения (алгоритмы обучения отличаются друг от друга способом настройки синоптических весов нейронов), каждый из которых имеет свои преимущества и недостатки.
- отличительной характеристикой обучаемой нейросети является способ ее связи с внешним миром.

Учитывая то, что существующие основные модели обучения: на основе коррекции ошибок (реализует метод оптимальной фильтрации), с использованием памяти (предполагает явное использование обучающих данных), Хеббовское и конкурентное обучение (основаны на нейробиологических принципах) и метод Больцмана (на основе идей статической механики) имеют ряд ограничений, при создании универсальных систем с использованием нейронных сетей обойтись одной из моделей обучения очень сложно. А если учесть еще ряд других вопросов и задач, возникающих в каждой конкретной предметной области, то построение универсальной системы на основе существующих моделей и соответствующего математического аппарата представляется достаточно сложной, если не разрешимой задачей.

Информационная гранула

Исходя из этого возникла идея создания так называемого коммутационного элемента, обладающего набором необходимых значений-параметров для взаимодействия сетей, оптимально решающих разные задачи из представленной предметной области (ПО), основываясь на разных методах обучения, архитектуре сетей и т.д. с возможностью построения универсальной системы для этой ПО (возможно и

для смежных ПО). Важным и очень ценным свойством таких систем была бы возможность идентификации узкой проблемы или задачи, что позволяло бы системе оптимально подобрать метод обучения всей системы новыми данными с учетом ранее приобретенных знаний.

Коммутационным элементом может выступать так называемая информационная гранула. Информационная гранула в общем случае может быть интерпретирована как одна из многочисленных маленьких частиц, формирующих большую единицу. Они имеют, по крайней мере, три основных свойства: внутренние свойства, внешние свойства, контекстные свойства. Также гранулу рассматривают как объединение единичных элементов, охарактеризованные внутренними свойствами и как неразделимое целое, охарактеризованное внешними свойствами гранулы. Формально информационная гранула A может быть представлена в некотором пространстве X как отображение $A : X \rightarrow \delta(X)$. δ обозначает формальную структуру информационной гранулы того пространства в котором она рассматривается. [Bargiela, 2003]

Информационная гранула имеет свою семантику и синтаксис. Семантический аппарат обращается непосредственно к грануле, а именно к тому составляющему компоненту, который отвечает за накопление и отображение соответствующей информации. Синтаксический аппарат информационной гранулы четко отделим от семантического аппарата. Он имеет свою архитектуру и формальные методы обработки представленной информации. При четком разделении между компонентами гранулы существует постоянная связь. Она обеспечивает возможность контролирования потоков информации.

В нашем случае информационная гранула обладает следующими базовыми свойствами: возможностью классификации входной и выходной информации, подготовкой выходной информации с оптимальной подготовленной структурой данных для дальнейшей обработки.

Рассмотрим реализацию этого механизма на таком примере.

Алгоритм синтеза нейросетей.

1. *Первое, что необходимо сделать, это выделить те характеристики, по которым система будет классифицировать входные данные и в дальнейшем выбирать ту модель обучения, которая является оптимальной в этой ситуации.* Для решения такой задачи можно отталкиваться от следующего, то есть выполнять ряд проверок.

Например, если входные данные (представлены вектором) выбраны из двух линейно-разделимых классов, алгоритм персептрона разработанный Розенблатом [Хайкин, 2006] сходится и формирует поверхность решений в форме гиперплоскости, разделяющих эти два класса. Для большего количества классов требуется гораздо больше времени для обучения сети. Таким образом, однослойный персептрон не дает большой скорости обучения и поэтому для больших наборов данных является не оптимальным в использовании. В тоже время на меньших объемах входных данных он будет работать, и давать результаты гораздо быстрее и эффективнее чем более поздние его собратья. Данный подход позволяет использовать его для решения очень узкой задачи из представленной ПО.

Способность к обучению на собственном опыте обеспечивает вычислительную мощь многослойного персептрона. Однако же эти же качества являются причиной неполноты современных знаний о поведении такой среды [Хайкин, 2006].

2. *Следующим шагом есть обучения подсистемы на основе выбранной модели и передача полученных знаний в реестр коммутационного элемента.* Основной задачей последнего является определения важности полученных знаний с более узкой предметной области и передача их другой подсистеме для получения необходимых или недостающих знаний в другой подсистеме.

Подсистема – это функциональный элемент основной системы, реализованный с помощью нейронной сети с использованием метода обучения оптимальной для решения задачи в более узкой предметной области. Таких коммутационных элементов может быть $n-1$, где n количество подсистем.

3. *И последним этапом является выдача нужной информации пользователю системы.*

Такой подход позволяет решить большой круг задач, а именно создать более универсальную систему, функционирующую на основе объединения нейронных сетей умеющих оптимально решать узкий класс задач, используя оптимальный для решения существующий на данный момент алгоритм. Другими словами была предложена концепция построения так называемых объединенных нейронных сетей с использованием коммутационных элементов (информационных гранул).

Классификация данных в системе Гомеопат

В системе «Гомеопат» основными входными данными есть симптомы пациентов, а также вспомогательные (дополнительные) данные такие как фамилия, имя, возраст, и т.д. Набор вспомогательных данных фиксирован, набор симптомов возможных для ввода пациентом неограничен. Таким образом мы имеем множество $G_{imp}=\{S, P\}$, где $S=\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ – множество симптомов пациента, $P=\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ – множество вспомогательной информации, G_{imp} - множество всей допустимых входных данных.

Рассмотрим пример задачи классификации. В упрощенной модели представления данных задача состоит в выработке правил классификации симптомов для передачи корректных данных на вход соответствующей сети в зависимости, например, от их корректности.

Для удобства изложения ограничимся двумя НС сетями решающие разные классы задач. В контексте системы ГОМЕОПАТ это может быть, например, классификация корректности ввода симптомов. Например, классификация симптомов заболевания сердца и дыхательных путей. Для решения проблемы разделения образцов на классы потребуется несколько гиперплоскостей (проблема называется нелинейной.). Функция выбора решения смоделирована с помощью нейронной сети.

Обучение и наполнение информационных гранул в системе Гомеопат

Обучение системы происходит по одной из моделей обучения. Передача данных происходит напрямую. Все действия по обработке данных выполняет коммутационный элемент. Коммутационный элемент реализован с помощью НС. Задача такого элемента есть дальнейшая классификация входной в него информации с дальнейшим распределением по сетям оптимально решающие задачи конкретной предметной области. Входной информацией на первом данном этапе будет корректные симптомы заболеваний.

Как известно проектирование, обучение и работа в рабочем режиме сети накладывает ряд ограничений. Сеть должна обучиться (обучающая выборка), а уже в дальнейшем, в рабочем режиме при подаче на вход НС сходной информации правильно реагировать. Также НС направляет представленную ей входную информацию на входы НС оптимально решающую этот класс задач. Обучающей выборкой в системе ГОМЕОПАТ, на первом этапе, служит правильно классифицированная информация, а на дальнейших этапах результаты работы НС решающие оптимально задачи ПО с разной архитектурой и методами обучения. Входная выборка $VX_1 \dots VX_N$ – входная информация. Пример функциональной структуры информационной гранулы представлен в таблице 1.

Таблица 1. Функциональная структура информационной гранулы

VX1	VX2	VX3	...	VXN	Класс задач, алгоритм обучения
Управляемое обучение. НС обучается классифицировать образцы в соответствии инструкциями. Целевой входной образец дает информацию сети, о том, к какому классу следует научиться относить входной образец.					Классификация образов

Обучение без управления. Сеть выполняет разделение на группы (кластеризацию) самостоятельно. Все образцы одного кластера должны иметь общую суть – тогда они будут оцениваться как подобные.	Кластеризация образцов
Суть заключается в выборе нужного образца из памяти, даже при отсутствии всей необходимой информации для начала поиска сохраненного образца.	Ассоциация образов
Обработка структуры входных данных как последовательности. Последовательность(П) – это цепочка образцов, имеющих отношение к одному и тому же объекту. П имеют разную длину.	Рекуррентные сети

Заключение

Представленный подход позволяет, используя как коммутационный элемент - информационную гранулу, построить систему, состоящую из разных сетей с разной архитектурой и методом обучения, что в свою очередь позволяет ускорить в целом реакцию всей системы на представленную информацию. Коммутационный элемент в силу своих функциональных свойств позволяет классифицировать представленную на вход информацию и на выходе предоставлять информацию с той структурой данных, которая наиболее оптимально подходит для нейронной сети решающую этот класс задач. Также следует отметить, что одним из ключевых функций является возможность обработки входной информации с дальнейшим выбором алгоритма и архитектуры сети.

Библиография

- [Катеринич, 2007] Л. Катеринич, А. Проватар. Диагностирование на нейронных сетях в системе Гомеопат // XIII-th International Conference: Knowledge Dialogue Solution. - Sofia, 2007. - V1. – P.64-68.
- [Хайкин, 2006] С. Хайкин. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 220с.
- [Bargiela, 2003] Bargiela, Andrzej and Pedrycz, Witold. Granular Computing: An introduction. – Kluwer Academic Publishers, 2003. – 5р.
- [Барский, 2004] А.Б. Барский. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений.- М.: «Финансы и статистика», 2004. - 398с.
- [Оссовский, 2002] С.Оссовский. Нейронные сети для обработки информации. – М: «Финансы и статистика», 2002. – 365с.
- [Терехов, 2002] В.А. Терехов, Д.В.Уфимов, И.Ю. Тюкин. Нейросетевые системы управления.- М.: «Радиотехника», 2002. – 467с.

Информация об авторах

Катеринич Лариса Александровна – ассистент факультета кибернетики Киевского национального университета имени Тараса Шевченка, katerinich@rambler.ru

Проватар Александр Иванович – доктор физико-математических наук, профессор, заведующий кафедрой информационных систем факультета кибернетики Киевского национального университета имени Тараса Шевченка, aprowata@unicyb.kiev.ua