

2) Сделан анализ функциональных возможностей онлайн – переводчиков «Яндекс» и «Google».

3) Проведен опрос среди 30 респондентов для исследования оценки востребованности онлайн-переводчиков пользователями для различных задач.

4) Разработаны рекомендации по использованию онлайн-переводчиков при работе с терминами, литературными и техническими текстами.

Библиографический список

1. Питер Норвиг и Стюарт Рассел: Искусственный интеллект: современный подход // Prentice Hall —1994; 1152 с.
2. К.А. Дроздова: Машинный перевод: история, классификация, методы // СПб —2015;
3. Леонтьева Н. Н. Автоматическое понимание текстов: Системы, модели, ресурсы: Учебное пособие//Академия — 2006, 304 с.

УДК 04.021

А.С. Узунян

Распознавание типа струй частиц с использованием нейро-нечеткого логического вывода

*Филиал «Протвино» государственного университета «Дубна»
Секция «Информационные технологии»*

Научный руководитель – Нурматова Елена Вячеславовна, кандидат технических наук, доцент кафедры информационных технологий филиала «Протвино» государственного университета «Дубна».

В данной работе рассмотрен принцип работы нейронных сетей, рассмотрена проблема распознавания типов струй частиц в современной физике и спроектирована собственная обучающаяся модель на основе нейро-нечеткого вывода.

Ключевые слова: нейро-нечеткий логический вывод, глюонная струя, кварковая струя, нейросеть.

Об авторе

Узунян Александр Сергеевич, студент 3 курса направления «Информатика и вычислительная техника» филиала «Протвино» государственного университета «Дубна».

A.S. Uzunyan

RECOGNITION THE TYPES OF JET PARTICLES USING THE NEURO-FUZZY LOGICAL CONCLUSION

Scientific adviser – Nurmatova Elena Vyacheslavovna, candidate of technical sciences, associate professor of the department information technology of the branch "Protvino" state University "Dubna".

In this paper we studied the principal of neural networks, the problem of recognition the types of jet particles and designed the train model based on neuro-fuzzy logical conclusion.

Keywords: neuro-fuzzy logical conclusion, gluon jet, quark jet, neural network.

About the author

Uzunyan Alexander Sergeevich – 3rd year student of the direction "Informatics and computer engineering" of the branch "Protvino" state University "Dubna".

“You don’t need to explain the rules of go to neural network, it teaches it itself” (А. Крайнов)

“Нейросети можно не объяснять правила игры в го — она сама их выучит” (А. Крайнов)

Проблема: Решение задачи прогнозирования типа струи элементарных частиц путем построения и использования адаптивной системы нейро-нечеткого вывода.

Объект исследования: Алгоритм адаптивной системы нейро-нечеткого вывода.

Актуальность проблемы: Необходимость в науке (в частности) работать с большими объемами данных, требующими автоматической сортировки.

Теоретическая часть

Для применения в качестве нейронного эмулятора объекта была выбрана гибридная технология адаптивной нейро-нечеткой системы заключений (ANFIS), обладающая, по сравнению с другими методами высокой скоростью обучения, простотой алгоритма и оптимальной проработанностью программного обеспечения в системе математического моделирования MatLAB.

ANFIS - это аббревиатура Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System - адаптивная сеть нечеткого вывода. Она была предложена Янгом (Jang) в начале девяностых. ANFIS является одним из первых вариантов гибридных нейро-нечетких сетей - нейронной сети прямого распространения сигнала особого типа. Архитектура нейро-нечеткой сети изоморфна нечеткой базе знаний. В нейро-нечетких сетях используются дифференцируемые реализации треугольных норм (умножение и вероятностное ИЛИ), а также гладкие функции принадлежности. Это позволяет применять для настройки нейро-нечетких сетей быстрые алгоритмы обучения нейронных сетей, основанные на методе обратного распространения ошибки.

ANFIS реализует систему нечеткого вывода Сугено в виде пятислойной нейронной сети прямого распространения сигнала. Назначение слоев следующее:

первый слой - термы входных переменных;

второй слой - antecedentes (посылки) нечетких правил;

третий слой - нормализация степеней выполнения правил;

четвертый слой - заключения правил;

пятый слой - агрегирование результата, полученного по различным правилам.

Адаптивные сети являются обобщенной системой всех типов нейронных сетей прямого распространения с возможностью управляемого обучения. Часть узлов сети являются адаптивными, т.е. выходные значения этих узлов зависят от параметров, принадлежащих данному узлу. Правила обучения определяют методы изменения параметров адаптивных узлов для минимизации отклонения от тестового набора данных.

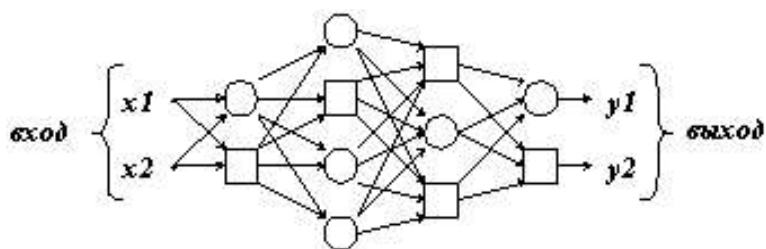


Рис. 1 Общая схема адаптивной сети прямого распространения

Каждый узел адаптивной сети выполняет определенное преобразование входных сигналов в соответствии с набором параметров, принадлежащих данному узлу (узловая функция). Узловые функции различных узлов могут отличаться друг от друга, изменяя при этом и полную функцию адаптивной сети. Заметим, что связи адаптивной сети показывают в данном случае лишь направление распространения сигналов в сети.

Введение в проблему распознавания частиц

В современной физике существует проблема отделения сигнала от бэкграунда, или, проблема распознавания нужных частиц по их характеристикам, исходя из определенных корреляций. Одной из таких задач является определение кварковых и глюонных струй – нескольких элементарных частиц, летящих в одном направлении в одном конусе.

Такие струи получаются в результате адронизации (процесс формирования адронов из глюонов или кварков), в частности, в процессе столкновения электрона и позитрона. Но для нейросетей важна не столько физика, сколько поставленная задача. Эти два типа струй или обладают различными характеристиками. Так, у кварковой струи конус шире, а у глюонной, соответственно, уже, поэтому распределение энергий на детекторе будет плотнее для глюонных струй и рассредоточеннее для кварковых. В современной физике задачи такого типа решаются нейросетями, работающими без обучающих данных. Такие программы учатся распознавать объекты путем построения корреляций между имеющимися разрозненными данными.

Идея состоит в том, чтобы обрабатывать показания энергий в калориметре как 2D картинку, используя в качестве осей псевдобыстроту (отличие направления движения элементарной частицы от направления оси пучка) и азимутальный угол. В контексте доклада важно то, что изображение с калориметра преобразуется в плоскую картинку с разными цветовыми значениями, которая затем обрабатывается нейросетью. Задача нейронной сети здесь – обработать изображение, распознать в нем значения энергий, входящие в пучок и определить корреляции между значениями энергий, которые позволят определить был ли это пучок глюонным или кварковым.

Постановка задачи

В данной работе предлагается метод распознавания объекта на основе известной обучающей выборки, то есть, зная некоторое среднее значение определенной величины, требуется предсказать её последующее среднее значение. Таким образом, для задачи распознавания глюонных и кварковых струй, на основе обучающих данных программа строит для свою собственную предсказательную модель, с которой затем можно сравнивать результаты измерений предшествующих нейросетей. Следовательно, создается дополнительный критерий определения точности измерений.

Предположим, что нечеткая модель гибридной сети будет содержать несколько входных переменных. При этом первая входная переменная будет соответствовать, например, плотность распределения энергии (то есть, число) для первого участка на калориметре, для которого точно известен тип струи, вторая – плотности распределения энергии для второго участка, итд. Тогда, на основе этих данных, можно будет построить модель, предсказывающую среднее значение отдельно для глюонной и кварковой струй и, затем, сравнивать результаты измерений с этим средним значением.

Данная задача выполнялась в программе MathLab. На первом этапе, обучающая выборка, представляющая собой матрицу чисел с арифметической прогрессией, сохранялась во внешнем файле. Затем, данный файл загружался в редактор ANFIS. Для обучения гибридной сети был применен гибридный метод обучения с уровнем ошибки 0 и количеством циклов обучения равным 10. Полученная система сохранялась в отдельный файл, после чего загружалась в редакторе. Конечным этапом работы была проверка адекватности построенной нечеткой модели гибридной сети. Для этого предсказанный прогноз сравнивался с рассчитываемым по формуле продолжением арифметической прогрессии.

В заключение

Проблема сортировки и классификации в современном мире решается самыми различными способами. В том числе, задачи подобного типа решаются нейросетями, работающими как с обучающей выборкой, так и без обучающей выборки. В данной работе была рассмотрена физическая задача, решаемая нейросетевыми алгоритмами второго типа.

В результате проведенного исследования была выдвинута гипотеза о возможном использовании обучающих данных для решения задач распознавания объектов по известным характеристикам (в данной работе по плотности энергий), этих объектов, в частности, для задач распознавания кварковых и глюонных струй в современной физике. Для демонстрации данного механизма была спроектирована и разработана обучающаяся модель, предсказывающая следующее число в матрице чисел, являющейся арифметической прогрессией, которую, затем, можно распространить на экспериментальные данные по кварковых и глюонных струй.

Выводы:

1. Рассмотрен принцип работы нейросетевого алгоритма.

2. Проанализирован метод решения задачи распознавания кварковых и глюонных струй в современной физике.
3. Сформулирована гипотеза о решении задачи распознавания кварковых и глюонных струй путем работы с обучающей выборкой.
4. Построена собственная обучающаяся модель на основе нейро-нечеткого вывода, предсказывающая следующее число арифметической прогрессии.

Библиографический список

1. Дьяконов В. П. MATLAB. Полный самоучитель./ В.П. Дьяконов// ДМК Пресс — 2012; С. 768
2. С. Хайкин Нейронные сети Полный курс./ С. Хайкин // Издательский дом “Ви-льямс” —2008; С. 1187.
3. Ф. Хелзен Кварки и лептоны: Введение в физику частиц / А. Хелзен, Ф. Мартин // Издательство “Мир” — 1987; С. 456.
4. К.Бишоп Распознавание образов и машинное обучение / К. Бишоп // М: Springer — 2006; С 728.

УДК 621.31

В. Д. Фефилова

Анализ работы исполнительного двигателя электропривода с использованием пакета VisSim

*Филиал «Протвино» государственного университета «Дубна»
Секция «Естественные и инженерные науки»*

Научный руководитель – Леонов Анатолий Петрович, кандидат технических наук, старший научный сотрудник, доцент кафедры автоматизации технологических процессов и производств, заместитель директора по учебной и научной работе филиала «Протвино» государственного университета «Дубна».

Для электропривода, работающего в режиме S5 разработан и реализован с использованием системы моделирования VisSim интерактивный алгоритм выбора трехфазного асинхронного двигателя с короткозамкнутым ротором с программой расчета допустимого числа его включений.

Ключевые слова: повторно-кратковременный номинальный режим с частыми пусками и электрическим торможением, трехфазный асинхронный двигатель с короткозамкнутым ротором, допустимое число включений электродвигателя.

Об авторе

Фефилова Вера Дмитриевна – студентка 4 курса направления «Автоматизация технологических процессов и производств» филиала «Протвино» государственного университета «Дубна».

V.D. Fefilova

ANALYSIS OF THE ELECTRIC DRIVE EXECUTIVE MOTOR USING THE VISSIM SIMULATION PACKAGE

Scientific adviser – Leonov Anatoliy Petrovich, candidate of engineering sciences, senior staff scientist, associate professor department of automation of technological processes and production deputy of director on educational and scientific work of the branch "Protvino" state University "Dubna".