Сотник С.Л.

Идентификация колебательного звена Методом Группового Учета Аргументов и искусственной нейронной сетью с генетическим алгоритмом обучения

Лев состоит из съеденных им баранов.
Древнеримское изречение.

Введение:

В настоящее время наблюдается большой повторный всплеск количества публикаций в области искусственных нейронных сетей. Первый имел место в 60-х годах, после выхода в свет работы Ф. Розенблатта «Принципы нейродинамики» [1]. Большая первоначальная активность вскоре сменилась большим разочарованием, поскольку стало ясно, что простые в организации персептроны для самообучения в решении сложных задач требуют слишком много времени.

И все же идея самообучения слишком привлекательна для того, чтобы ее надолго забыли. Толчком нового бума в этой области послужили работы Хопфилда [2] (нейронные сети Хопфилда) и Хинтона [3] (нейронные сети с обратным распространением ошибки). Получены обнадеживающие результаты применения нейронных сетей различных типов в самых разных областях. Это к примеру, распознавание очень зашумленных сигналов, распознавание текстов по их матричному изображению, прогнозирование курсов валют.

Однако иногда нейронные сети пытаются применить в областях, где существуют более эффективные методы. Данная статья представляет собой попытку оценить возможные области применения искусственных нейронных сетей, и выяснить пути, повышающие их эффективность в остальных случаях.

Обзор методов, рассматриваемых в статье:

Модель нейронной сети.

Нейронная сеть состоит из множества одинаковых элементов — нейронов, поэтому рассмотрение работы искусственной нейронной сети начнем с модели одиночного нейрона.

Биологический нейрон моделируется как устройство, имеющее несколько входов (дендриты), и один выход (аксон). Каждому входу ставится в соответствие некоторый весовой коэффициент (w), характеризующий пропускную способность канала и оценивающий степень влияния сигнала с этого входа на сигнал на выходе. В зависимости от конкретной реализации, обрабатываемые нейроном сигналы могут быть аналоговыми или цифровыми (1 или 0). В теле нейрона происходит взвешенное суммирование входных возбуждений, и далее это значение является аргументом активационной функции нейрона, как это представлено на Рис. 1:

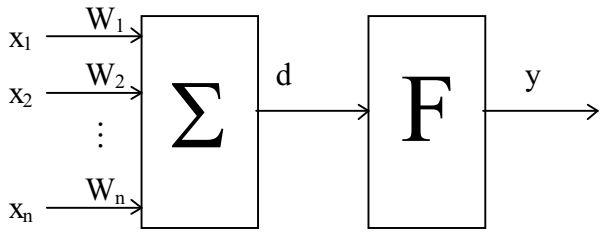


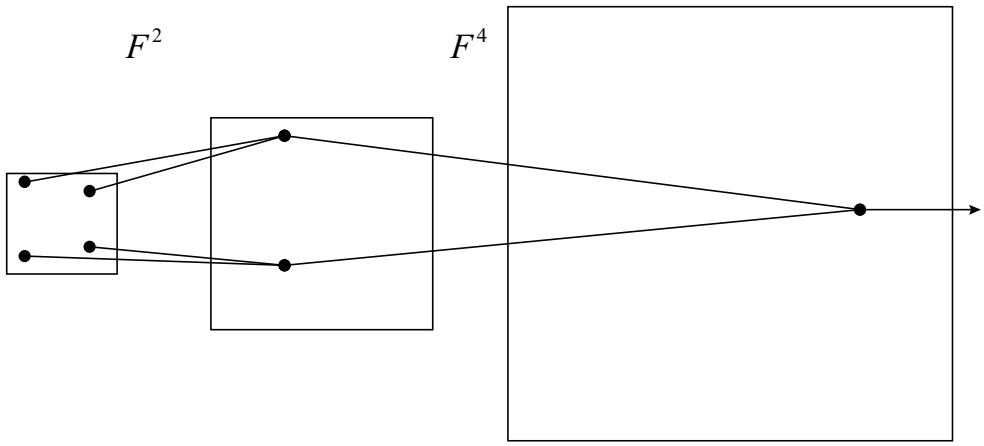
Рис. 1. Одиночный нейрон.

При этом суммирующий элемент реализует функцию $d=\Sigma w_i*x_i$, а активационная функция F может иметь самый различный характер, например $y=F(d)=1/(1+e^{-d})$ (сигмоидная функция), или $y=F(d)=e^{-|d|}$ (radial basis function).

Будучи соединенными определенным образом, нейроны образуют нейронную сеть. Работа сети разделяется на обучение и адаптацию. Под обучением понимается процесс адаптации сети к предъявляемым эталонным образцам путем модификации (в соответствии с тем или иным алгоритмом) весовых коэффициентов связей между нейронами. Заметим, что этот процесс является результатом алгоритма функционирования сети, а не предварительно заложенных в нее знаний человека, как это часто бывает в системах искусственного интеллекта.

Общая схема построения алгоритмов метода группового учета аргументов (МГУА).

Заимствование алгоритмов переработки информации у природы является одной из основных идей кибернетики. «Гипотеза селекции» утверждает, что алгоритм массовой селекции растений или животных является оптимальным алгоритмом переработки информации в сложных задачах. При массовой селекции высевается некоторое количество семян. В результате опыления образуются сложные наследственные комбинации. Селекционеры выбирают некоторую часть растений, у которых интересующее их свойство выражено больше всего (эвристический критерий). Семена этих растений собирают и снова высевают для образования новых, еще более сложных комбинаций. Через несколько поколений селекция останавливается и ее результат является оптимальным. Если чрезмерно продолжать селекцию, то наступит «инцухт» — вырождение растений. Существует оптимальное число поколений и оптимальное количество семян, отбираемых в каждом из них.



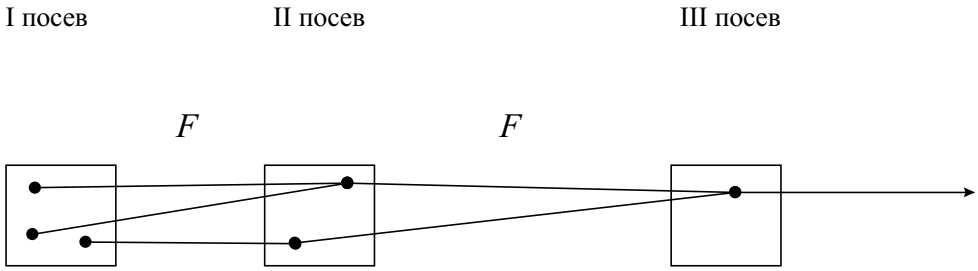


Рис. 2. Селекция самого черного тюльпана при расширяющемся опытном поле (эквивалент полного перебора), и при постоянном размере поля (эквивалент селекции при сохранении свободы выбора решений F = const).

Алгоритмы МГУА воспроизводят схему массовой селекции [5], показанной на Рис. 2. В них есть генераторы усложняющихся из ряда в ряд комбинаций и пороговые самоотборы лучших из них. Так называемое «полное» описание объекта

$$\varphi = f(x_1,x_2,x_3,\ldots,x_m),$$

где f — некоторая элементарная функция, например степенной полином, заменяется несколькими рядами «частных» описаний:

1-ряд селекции: $y_1= f(x_1x_2)$, $y_2= f(x_1x_3)$,..., $y_s= f(x_{m-1}x_m)$,

2-ряд селекции: $z_1= f(y_1y_2)$, $z_2= f(y_1y_2)$,..., $z_p= f(y_{s-1}y_s)$, где $s= C_n^2$, $p= C_s^2$ и т.д.

Входные аргументы и промежуточные переменные сопрягаются попарно, и сложность комбинаций на каждом ряду обработки информации возрастает (как при массовой селекции), пока не будет получена единственная модель оптимальной сложности.

Каждое частное описание является функцией только двух аргументов. Поэтому его коэффициенты легко определить по данным обучающей последовательности при малом числе узлов интерполяции [4]. Исключая промежуточные переменные (если это удается), можно получить «аналог» полного описания. Математика не запрещает обе эти операции. Например, по десяти узлам интерполяции можно получить в результате оценки коэффициентов полинома сотой степени и т. д.

Из ряда в ряд селекции пропускается только некоторое количество самых регулярных переменных. Степень регулярности оценивается по величине среднеквадратичной ошибки (средней для всех выбираемых в каждом поколении переменных или для одной самой точной переменой) на отдельной проверочной последовательности данных. Иногда в качестве показателя регулярности используется коэффициент корреляции.

Ряды селекции наращиваются до тех пор, пока регулярность повышается. Как только достигнут минимум ошибки, селекцию, во избежание «инцухта», следует остановить. Практически рекомендуется остановить селекцию даже несколько раньше достижения полного минимума, как только ошибка начинает падать слишком медленно. Это приводит к более простым и более достоверным уравнениям.

Алгоритм с ковариациями и с квадратичными описаниями.

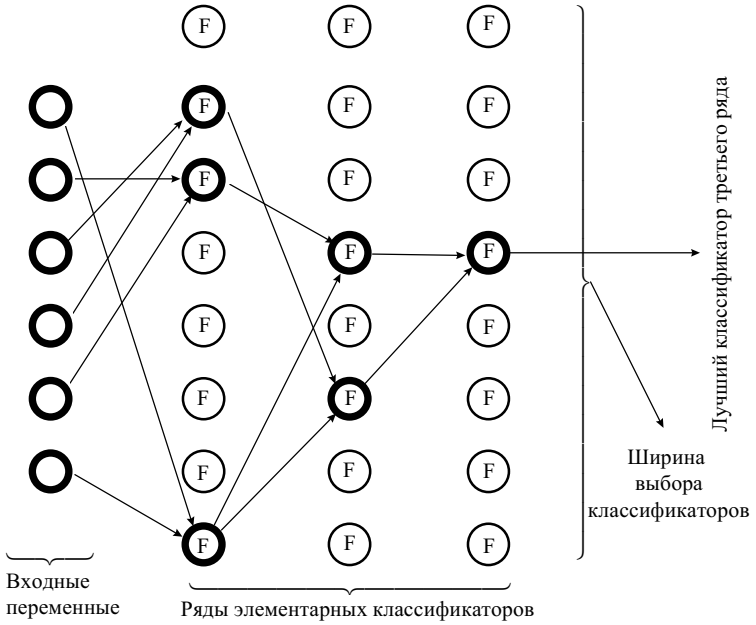


Рис. 3. МГУА как эквивалент массовой селекции.

В этом алгоритме [5, 6] используются частные описания, представленные в следующих формулах:

$y_i=a_0+a_1x_i+a_2x_j+a_3x_ix_j;$

$y_k=a_0+a_1x_i+a_2x_j+a_3x_ix_j+a_4x_i^2+a_5x_j^2.$

Сложность модели увеличивается от ряда к ряду селекции как по числу учитываемых аргументов, так и по степени. Степень полного описания быстро растет. На первом ряду — квадратичные описания, на втором — четвертой степени, на третьем — восьмой и т. д. В связи с этим минимум критерия селекции находится быстро, но не совсем точно. Кроме того, имеется опасность потери существенного аргумента, особенно на первых рядах селекции (в случае отсутствия протекции). Специальные теоремы теории МГУА определяют условия, при которых результат селекции не отличается от результата полного перебора моделей.

Для того чтобы степень полного уравнения повышалась с каждым рядом селекции на единицу, достаточно рассматривать все аргументы и их ковариации как обобщенные аргументы и пользоваться составленными для них линейными описаниями.

Сравнение полученных результатов.

Поводом для написания данной статьи явилась работа [7]. На Рис. 4 представлены результаты моделирования инерционного звена второго порядка (модель электрической машины постоянного тока независимого возбуждения) нейроэмулятором с генетическим алгоритмом оптимизации.

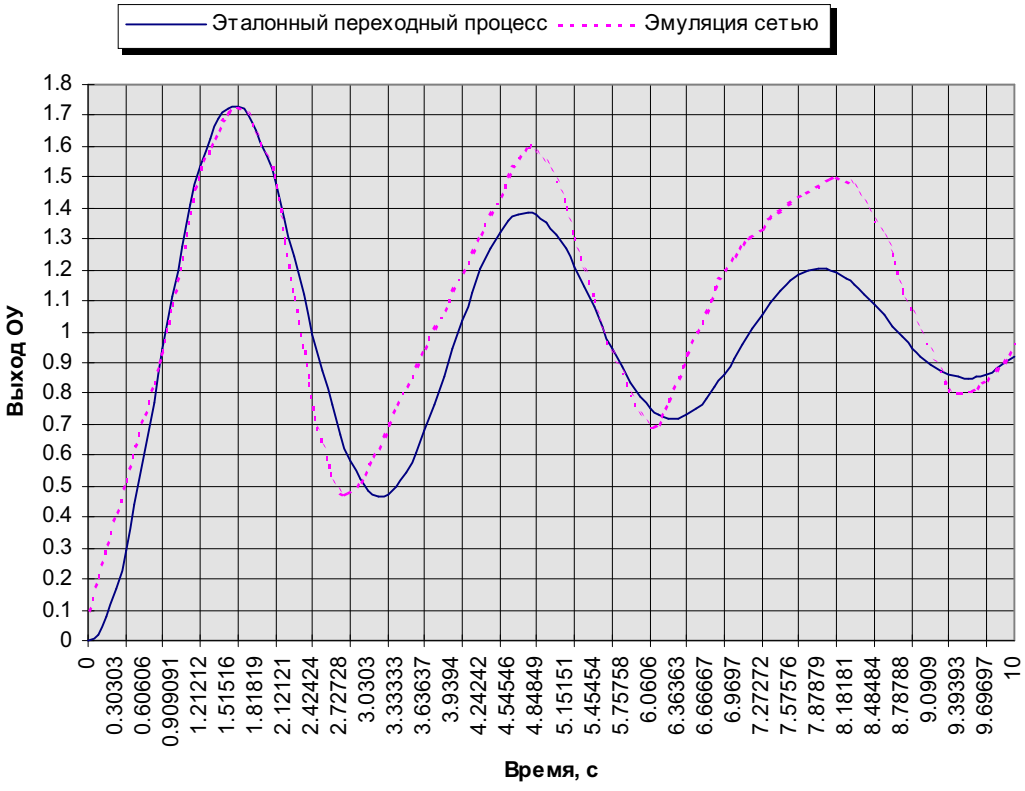


Рис. 4. Переходная функция исследуемого ОУ.

Передаточная функция эталонного ОУ:

$$\Phi = \frac{k}{\mathrm{T}^2 s^2 + 2\mathrm{T}\varsigma s + 1},$$

где k = 1, T = 0.5 и ς = 0.1. Значения параметров подобраны таким образом, чтобы колебательные свойства объекта управления (ОУ) были выражены хорошо. Нейронная сеть, использованная в работе [7], была трехслойной, с тремя узлами во входном слое (входной сигнал, выходной сигнал эмулятора на предыдущем шаге и его производная), восемью узлами в скрытом слое, и двумя узлами в выходном слое (первая и вторая производная выходного сигнала).

Для исследования способности МГУА к моделированию динамических объектов автором была создана программная система на языке Delphi [8], которая имеет возможность генерировать программный модуль на языке Паскаль, реализующий логику полученного дерева МГУА. Этот модуль может затем использоваться различными программами в качестве математической модели.

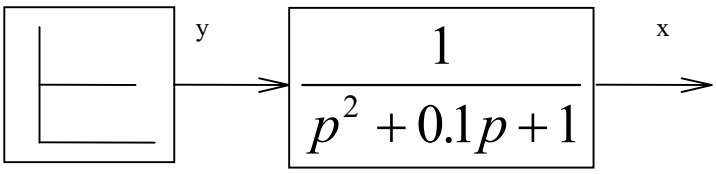


Рис. 5. Структурная схема моделируемого звена.

Для моделирования колебательного звена построим для начала переходный процесс для схемы, представленной на Рис. 5. После этого в электронных таблицах Excel, построим данные в следующем виде: каждый последующий столбец по-

вторяет предыдущий с запаздыванием на 1 такт (1 такт примем равным 0.1 секунде). Всего тактов возьмем 100. Для проверки способности МГУА отбрасывать лишнюю информацию, на вход сети подадим данные за четыре последних такта.

Сравним полученные результаты с эталоном (данные в таблице 1 приведены за такты 90…100, соответствующие 9…10 с):

Таблица 1. Сравнение данных переходного процесса эталонного колебательного звена, и его модели.

Расчет	Эталон
1.35921205906378E+0000	1.35923
1.37237263595137E+0000	1.37239
1.38151170083833E+0000	1.38152
1.38661758311519E+0000	1.38663
1.38771955537757E+0000	1.38772
1.38488671317641E+0000	1.38488
1.37822647536123E+0000	1.37821
1.36788272797653E+0000	1.36786
1.35403363778640E+0000	1.35400
1.33688916428515E+0000	1.33686

Даже на сотом такте разница между эталоном и расчетом имеется только в шестой значащей цифре, поэтому показывать эту разницу на графике не имеет смысла.

Заключение.

Что имел в виду автор, использовав в качестве эпиграфа римскую поговорку?

Попробуйте вручную собрать из функций вида $1/(1+e^{-d})$ либо $e^{-|d|}$ уравнение прямой. Это будет особенно трудно, если ограничить глубину вложенности функций тремя уровнями. Именно поэтому МГУА на линейной задаче дал такие прекрасные результаты, и оказался точнее нейронной сети. Использование последней представляется в данном случае стрельбой из пушки по воробьям. Однако при переходе к нелинейным задачам МГУА уже не имеет такого явного преимущества, хотя в большинстве случаев получаемая точность все-таки достаточна для практического применения.

Это отнюдь не означает, что нейронные сети плохо, МГУА — хорошо. Это всего лишь «животные» с различным, хотя и частично пересекающимся ареалом обитания. На основании проведенного сравнения представляется, что искусственные нейронные модели будут

более эффективны при следующих условиях:

•моделируемый объект очень сложен;

•моделируемый объект существенно нелинеен;

•для моделирования участков объекта, имеющих несложное математическое описание, предпочтительно использование вспомогательных частных моделей (использующих к примеру алгоритмы типа МГУА).

Данная работа частично поддержана Международной Соросовской программой поддержки образования в области точных наук (ISSEP), грант № GSU051376.

Литература:

1. ***Розенблатт Ф.*** Принципы нейродинамики (перцептрон и теория механизмов мозга). // *М.: Мир, 1965.—480с.*

2. ***Hopfield J. J.*** Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. // *Proc. of the National Academy of Sciences. —1982.-79.- pp. 2554-2558.*

3. ***Hinton G. E.*** Connectionist Learning Procedures // *Artificial Intelligence, Vol 40, 1989, pp 185 — 234.*

4. ***Лигун А. А., Малышева А. Д.*** Математическая обработка результатов эксперимента. // *Днепродзержинск: ДИИ, 1992, 47 стр.*

5. ***Ивахненко А. Г.*** Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. // *К.: "Техника", 1975, 312 стр.*

6. ***Васильев В. И., Коноваленко В. В., Горелов Ю. И.*** Имитационное управление неопределенными объектами. // *К.: "Наукова думка", 1989, 216 стр.*

7. ***Клепиков В. Б., Вороновский Г. К., Сергеев С. А., Махотило К. В.*** Искусственные нейронные сети: новая парадигма в управлении. // *Тр. конф с международным участием «Проблемы автоматизированного электропривода». — Харьков, 1995 — с 111-115*

8. ***Сотник С. Л.*** Разработка и исследование искусственной нейронной модели котлоагрегата как объекта управления *// Дипломный проект. Днепродзержинский государственный технический университет, 1996.*