

Исследование динамических нейронных сетей в интересах проектирования вычислительных сетей заданной топологии (часть 2). Алгоритм построения и функционирования нейросетевой модели

А.Г. Волков
к.т.н., доц., volkov-ag@mail.ru
Финансовый ун-т, г. Москва
Н.Г. Журавлёва
н.с., zhurav@ipu.rssi.ru
ИПУ РАН, г. Москва
Г.Н. Гудов
ст.преп, goodov4747@mail.ru
РГГУ / МФЮА, г. Москва

Исследуются вопросы применения нейросетевых технологий для быстрого проектирования вычислительных сетей. Предложен подход к проектированию вычислительных сетей наземного комплекса управления космическим аппаратом заданной топологии на основе динамических нейронных сетей. Разработанный пошаговый алгоритм позволяет провести нейросетевую интерпретацию задачи проектирования структуры сети заданной конфигурации.

Во второй части работы представлен алгоритм построения и функционирования модели.

The report describes the possibility of using neural network technologies for the rapid design of computer networks. An approach to the design of computer networks for a ground control system of a spacecraft with defined topology based on dynamic neural networks is described. The developed step-by-step algorithm allows for a neural network interpretation of the problem of designing a network structure of the defined configuration.

The algorithm of construction and functional model in the second part of the work is presented.

Введение

Как указано в первой части доклада, проблемам предпроектных исследований в аэрокосмической области посвящено множество публикаций [1-3]. В числе прочих непосредственный интерес представляет ряд проблем принятия решений при разработке и эксплуатации космической техники, которые могут быть представлены в виде дискретных и комбинаторных оптимизационных задач. Одной из таких актуальных задач является задача проектирования структуры вычислительной сети наземного комплекса управления (НКУ) с учётом временных и финансовых ограничений. В связи с этим большое практическое значение приобретает развитие способов получения эффективного решения группы таких задач. Анализ развития теории дискретных и комбинаторных оптимизационных задач и практика их решения показывают, что такая задача может быть решена методом полного перебора, который, однако, характеризуется значительной трудоёмкостью [4,5]. В первой части работы приведены постановка задачи, общий подход к решению и соответствующая базовая модель. Во этой части покажем алгоритм построения и функционирования модели.

Алгоритм построения и функционирования нейросетевой модели

Алгоритм построения и функционирования нейросетевой модели включает следующие этапы: нейросетевая интерпретация постановки задачи проектирования СПД; конструирование энергетической функции нейросетевой модели; определение искомых параметров нейросетевой модели - матрицы весов W , вектора смещений I ; Динамическое функционирование нейросетевой модели. Первый этап состоит из 3 основных шагов:

1-й шаг:

Нейросетевая интерпретация вектора параметров задачи проектирования сети X_{ij} (матрицы соединений хостов и коммутаторов), т.е. определение взаимнооднозначного отображения φ , ставится в соответствие каждому вектору X_{ij} вектор состояния нейросети Y_{ij} , соответствует выходу ij – нейрона:

$$X_{ij} \xrightarrow{\varphi} Y_{ij}$$

2-ой шаг:

Нейросетевая интерпретация ограничений исходной задачи, т.е. такого отображение ψ , которое ставит в соответствие каждому ограничению вида (18)-(20), заданных в пространстве параметров исходной задачи, ограничения (18')-(20'), заданных в пространстве состояний сети:

$$\sum_{j=1}^M x_{ij} = 1 \xrightarrow{\psi_1} \sum_{j=1}^M Y_{ij} = 1$$

при $i \neq 1$ и $\forall j = 1 \dots M$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_{ij} = N \xrightarrow{\psi_2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Y_{ij} = N$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M B_{ij} Y_{ij} = \sum_{j=1}^M P_{jj+1} \xrightarrow{\psi_3} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M B_{ij} Y_{ij} = \sum_{j=1}^M P_{jj+1}$$

3-й шаг:

Нейросетевая интерпретация оптимизируемой целевой функции, т.е. определения отображения

$$Q = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M m_{ij} x_{ij} \xrightarrow{\eta} Q = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Y_{ij} m_{ij} \quad (15)$$

Второй этап заключается в конструировании энергетической функции сети, причем строго формализованных методов построения такой функции неизвестно. Воспользуемся функцией Ляпунова [6, 9], и представим в виде суммы (7):

$$E(Y) = E_L(Y) + E_Q(Y),$$

где минимизация последнего слагаемого $E_Q(Y)$ соответствует оптимизации целевой функции вида (6'), а первого слагаемого $E_L(Y)$ – обеспечивает выполнение соответствующих ограничений (2')-(4').

Третий этап состоит в определении начального состояния сети, которое в дальнейшем определяет качество решения задачи оптимизации структуры сети нейросетевой моделью в процессе собственной динамики. Определение начальных значений параметров нейросетевой модели является решением равенства вида энергетической функции $E(Y; W; I)$ вида:

$$E(Y, W, I) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{\mu=1}^N \sum_{\nu=1}^M W_{ij\mu\nu} Y_{ij} Y_{\mu\nu} + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Y_{ij} I_{ij},$$

заданной в общем виде, энергетической функции вида:

$$E(Y) = F \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Y_{ij} m_{ij} + \frac{G}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{j \neq \nu} Y_{ij} Y_{i\nu} + \frac{B}{2} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Y_{ij} B_{ij} - \sum_{j=1}^M P_{jj+1} \right)^2 + \frac{C}{2} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Y_{ij} - n \right)^2,$$

сконструированной в соответствии с условиями задачи.

Причем сопоставление линейных членов функции позволит определить смещение нейронов I_{ij} (13), а квадратичных - веса синаптических связей W_{ij} (12).

На четвертом этапе:

1. Задать начальные состояния элементов сети, которые являются входными векторами (Y^0, W^0, I^0).
2. Выбрать случайным образом элемент [нейрон в соответствие с (12) и (13)] для обновления.
3. Определить состояние нейрона путем взвешенного суммирования сигналов от других нейронов сети:

$$net_{ij} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Y_{ij} W_{ij} \quad (16)$$

4. Изменить состояние нейрона в соответствии с условием (пороговая функция), $net_{ij} = 1$ если $net_{ij} > 0$, и $net_{ij} = 0$ если $net_{ij} < 0$ (т.к. нейроны бинарные)

5. Выполнять шаги 1 - 4, до тех пор, пока хотя бы один нейрон меняет свое состояние.

6. Сеть достигает устойчивого состояния, когда ни один из элементов, выбранных для обновления, не меняет свое состояние - это соответствует решению поставленной задачи. Сформированная матрица Y_{ij} выходов сети представляет собой схему подключения хостов сети к коммутаторам и содержит нулевые и единичные элементы.

Заключение

В заключении настоящего доклада выделим вопрос оценки качества решаемой в работе задачи.

Для оценки качества решения рассмотренной выше задачи разбиения введем показатель

$$\Phi_q(m) = \frac{q_{cp}(m) - q(m, x^*)}{q_{cp}(m) - q(m, x^{\min})},$$

в котором m обозначает множество исходных данных задачи, которые будут представлять собой матрицу $[m_{ij}]$.

Значения целевой функции $q_{cp}(m)$ и $q(m, x^{\min})$ определяются любым известным методом, например, путем полного перебора или методом ветвей и границ. Для оценки среднестатистического значения качества $\Phi_q(m)$ рассматриваются 10 различных вариантов исходных данных, случайно выбираемых из диапазона $[0, 1]$, для каждого из которых получают 10 решений для различных начальных условий эволюции сети $Y^{(0)}$.

Очевидно, что по показателю оперативности разработанные нейросетевые модель и алгоритм имеют преимущества перед традиционными в связи с использованием значительного меньшего числа тактов для достижения системой конечного состояния.

Таким образом, разработанный пошаговый алгоритм позволяет провести нейросетевую интерпретацию задачи проектирования структуры сети заданной конфигурации на базе нейросети Хопфилда, а определение начальных значений параметров нейросети приводит к требуемому качеству решения задачи проектирования вычислительной сети НКУ в рассматриваемых частных условиях временных и финансовых ограничений.

В завершении также приведём ряд работ авторского коллектива в развитие указанного подхода [10-20].

Литература

1. Рожнов А.В., Лобанов И.А., Бимаков Е.В. Обоснование задач системной интеграции и информационно-аналитическое моделирование проблемно-ориентированных системы управления на предпроектном этапе жизненного цикла / Труды XII Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2014, Москва). М.: ИПУ РАН, 2014. С. 7474-7479.
2. Лобанов И.А., Рожнов А.В. Оценивание эффективности проблемно-ориентированной системы управления на ранних стадиях жизненного цикла комплекса ЛА с использованием модели FREE DISPOSAL HULL / Материалы 5-й Международной научной конференции "Фундаментальные проблемы системной безопасности и устойчивости" (Елец, 2014). Елец: Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина, 2014. С. 377-379.

3. Антиох Г.М., Рожнов А.В. Исследование задач интегрированной системы моделирования и анализа эффективности среды функционирования в развитии идеи Joint Warfare System / Труды 14-й Международной конференции «Системы проектирования, технологической подготовки производства и управления этапами жизненного цикла промышленного продукта» (CAD/CAM/PDM-2014, Москва). М.: ООО "Аналитик", 2014. С. 101-103.
4. Поляк Б. Т. Введение в оптимизацию. – М.: Наука. – 1983. – 132 с.
5. Хетагуров Я. А. Основы проектирования управляющих вычислительных систем. – М.: Радио и связь. – 1991. – 288 с.
6. Понтрягин Л.С. Основы комбинаторной топологии. – М.: Наука. – 1986. – 263 с.
7. Амосов Н. М. и др. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы. – Киев: Наук. Думка. – 1991. – 272 с.
8. Головкин В. А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн.4: Учеб. пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. – М.:ИПРЖ. – 2001. – 256 с.
9. Ефимов В. В. Нейроподобные сети в бортовых информационно-управляющих комплексах космических аппаратов. – СПб.: ВИКА им. А.Ф. Можайского. – 1996. – 113 с.
10. Оганджян С.Б., Рожнов А.В., Бурмистров П.А., Лобанов И.А., Тюрин С.А. Творческие материалы «круглого стола». Часть I. Ретроспектива и реальная конкорданция исследований в сфере интеллекта // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2016. № 1. С. 17-29.
11. Рожнов А.В. Творческие материалы «круглого стола». Часть II. Системная интеграция и моделирование новых эффектов в сфере интеллекта // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2016. № 3. С. 3-12.
12. Рожнов А.В. Некоторые проблемные вопросы системной интеграции направлений научной деятельности в задачах нейрокомпьютинга // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2014. № 1. С. 3-9.
13. Русаков К.Д., Гончаренко В.И., Горелов А.В. Модель прогноза технического состояния космического аппарата на основе искусственных модульных нейросетей / Труды 19-й Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение - DSPA-2017» (Москва, 2017). М.: РНТОРЭС имени А.С. Попова, 2017. Т. 2. С. 808-813.
14. Рожнов А.В., Кривоножко В.Е., Лычёв А.В. Построение гибридных интеллектуальных информационных сред и компонентов экспертных систем на основе обобщённой модели анализа среды функционирования // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2013. № 6. С. 3-12.
15. Оганджян С.Б., Рожнов А.В., Гудова Л.Р. Актуализация и особенности понимания в русскоязычной целевой аудитории общей дефиниции «искусственный интеллект» / Тезисы докладов 15-й Всероссийской научной конференцией "Нейрокомпьютеры и их применение" (Москва, 2017). М.: ФГБОУ ВО МГППУ, 2017. С. 232-233.
16. Прокопенков А.А., Рожнов А.В., Карпов В.В. Управление сложными системами и конвергентные когнитивно-информационные технологии (введение/ Тезисы докладов 15-й Всероссийской научной конференцией "Нейрокомпьютеры и их применение" (Москва, 2017). М.: ФГБОУ ВО МГППУ, 2017. С. 268-270.
17. Легович Ю.С., Рожнов А.В., Руженцев И.О. Интеллектуальные права и их защита при разработке прорывных технологий и компонентов гибридных интеллектуальных и интеллектуализированных систем / Тезисы докладов 15-й Всероссийской научной конференцией "Нейрокомпьютеры и их применение" (Москва, 2017). М.: ФГБОУ ВО МГППУ, 2017. С. 49-50.
18. Лобанов И.А., Скорик Н.А. Формирование виртуальной семантической среды для управления смешанными робототехническими группировками / Тезисы докладов XIV Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение» (Москва, 2016). М.: ГБОУ ВПО МГППУ, 2016. С. 29-31.
19. Лобанов И.А. Регенеративный анализ в задаче формирования адаптивного информационно-управляющего пространства / Тезисы докладов XIV Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение» (Москва, 2016). М.: МГППУ, 2016. С. 26-28.
20. Волков А.Г., Полоус А.И., Гончаренко В.И., Иконников М.А. Синтез алгоритма вычисления оценок, адаптированного к нейросетевому логическому базису // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2017. № 3. С. 34-41.