

ЭФФЕКТИВНОСТЬ ПРОСТЕЙШИХ ГЕТЕРОГЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ НА РЕФЛЕКСИЮ

Г.М. Маркова

Институт биофизики СО РАН - обособленное подразделение ФИЦ КНЦ СО РАН
Россия, 660036, Красноярск, Академгородок ул., 50/50
Сибирский федеральный университет
Россия, 660041, Красноярск, Свободный пр., 79
E-mail: GMarkova@ibp.ru

С.И. Барцев

Институт биофизики СО РАН - обособленное подразделение ФИЦ КНЦ СО РАН
Россия, 660036, Красноярск, Академгородок ул., 50/50
Сибирский федеральный университет
Россия, 660041, Красноярск, Свободный пр., 79
E-mail: BartsevSI@ibp.ru

Ключевые слова: нейронные сети, рефлексия, рефлексивная игра.

Аннотация: Рефлексия (в широком смысле) – феномен наличия у субъекта внутренних представлений о внешнем мире. Сохранение таких представлений в памяти и обращение к ним обуславливает прогностическую обработку поступающей информации. Для воспроизведения и исследования рефлексии могут использоваться предельно простые формальные объекты. Ранее мы показали, что дискретные полносвязные рекуррентные нейронные сети из 15-45 функционально идентичных нейронов способны решать задачи, требующие наличия внутренних представлений (рефлексивная игра, распознавание фиксированных временных рядов стимулов). Настоящая работа посвящена оценке эффективности в таких задачах простейших гетерогенных сетей, построенных из функционально различающихся блоков нейронов: DTRNN (рекуррентная нейронная сеть двойного времени) и RefNet (сеть с блоком рефлексивного управления).

1. Введение

Рефлексия (в широком смысле) – феномен наличия у субъекта внутренних представлений о внешнем мире. Сохранение в памяти и своевременное извлечение из нее таких представлений, или образов, обуславливает прогностическую обработку поступающей информации [1,2], на основании чего возможно принятие решений.

Для воспроизведения и исследования рефлексии могут использоваться не только биологические объекты (например, мозг) или их сложные вычислительные модели, но также и предельно простые формальные объекты – искусственные нейронные сети малых размеров. Ранее мы показали, что дискретные полносвязные рекуррентные нейронные сети гомогенной структуры малого размера (15-45 нейронов) способны решать задачи, где требуется наличие внутренних представлений внешних объектов. Это рефлексивная игра (например, чет-нечет) [3] и ее имитация, где вместо полноценного противника нейронная сеть взаимодействует с фиксированными временными рядами сигналов [4]. Обе задачи представляют собой функционирование в непрерывном последовательном потоке событий, что, в свою очередь, имитирует существование в меняющейся среде.

Однако очевидно, что столь примитивное устройство нейронной сети накладывает ограничения на ее возможности, что также было нами отмечено. Так, собственная нейронная активность, возникающая в сети после одиночного иницирующего стимула, как правило, затухает [3]. Лишь для отдельных реализаций гомогенных нейронных сетей были получены незатухающие квазихаотические аттракторы собственной нейронной активности. Наличие такого аттрактора рассматривается нами как один из критериев рефлексивности, поскольку хаотическая компонента в динамике системы способствует эффективным вычислениям [5,6], а также свидетельствует о чувствительности системы к малым изменениям стимулов, что ценно для быстрого реагирования в потоке игровых событий. Предполагается, что конфигурации нейронных сетей, представляющие собой более комплексные структуры, чем гомогенная сеть, будут иметь более разнообразную динамику внутренних состояний, что также отразится на их успешности при решении задач на рефлексивность.

Исходя из вышесказанного, следующим шагом является переход к применению гетерогенных нейронных сетей, построенных из функционально различающихся блоков. Настоящая работа посвящена сопоставлению эффективности простейших гетерогенных и гомогенных нейронных сетей в задачах на рефлексивность (рефлексивная игра, взаимодействие с фиксированными временными рядами стимулов).

2. Материалы и методы

2.1. Функционирование нейронных сетей

В работе использовались дискретные полносвязные рекуррентные нейронные сети (РНС) без отдельных слоев для входа и выхода. Выбор такой конфигурации как минимально возможной обусловлен биофизическим подходом, суть которого состоит в применении простых моделей для выявления наиболее общих закономерностей изучаемого явления [7]. Рекуррентная структура вместо прямого распространения выбрана в связи с превосходством РНС над слоистыми сопоставимого размера в задачах данного типа [8]. Функционирование РНС описывалось формулами:

$$\alpha_i^{n+1} = \frac{\rho_i^n}{a + |\rho_i^n|},$$

$$\rho_i^n = \sum_j w_{ij} \alpha_j^n + A_i^n,$$

где w_{ij} – матрица весовых коэффициентов, A_i^n – входные сигналы, α_i^n – выходной сигнал i -го нейрона в n -ый момент времени, a – константа, задающая крутизну активационной функции нейрона.

Весовые коэффициенты РНС модифицировались с шагом 0,003 (подобран экспериментально) по алгоритму обратного распространения ошибки с глубиной 5. Выбор данного алгоритма обусловлен простотой реализации и повсеместным применением для обучения нейронных сетей. Использовалась стандартная квадратичная функция потерь.

РНС, игравшие в чет-нечет, имели 2 входа и 2 выхода. На входы поступал ход противника на предыдущем шаге игры в виде стимулов 01/10. Ход РНС на текущем шаге игры определялся исходя из номера выходного нейрона с наибольшим сигналом.

2.2. Конфигурации нейронных сетей

Первая конфигурация гетерогенной РНС была разработана нами на основе сети Clockwork RNN [9], суть которой заключалась в наличии двух и более блоков (модулей) в составе сети, которые участвовали в функционировании только на каждом 2^x такте, где x — номер блока. Благодаря этому более редко срабатывающие модули

«подводили итог» функционирования более часто срабатывающих, которые, в свою очередь, работали в режиме «здесь и сейчас». Разработанная нами конфигурация Dual-time RNN (DTRNN) состоит из двух модулей, один из которых (*медленный*) функционирует по тем же тактам, что и сама игра (т.е. внешним по отношению к сети), а второй (*быстрый*) — по внутренним тактам сети. При этом одному внешнему такту соответствует три внутренних. Таким образом, за счет внутренних тактов быстрого модуля DTRNN может «обдумать» ход, прежде чем будет учтена ее реакция. Мы использовали также модификацию под названием DTRNN+ с дополнительным входом, где в формате $-1/+1$ подавалась информация о выигрыше/проигрыше на предыдущем шаге игры. Такой вход можно интерпретировать как дополнительный канал обратной связи для РНС.

Второй тип разработанной нами гетерогенной сети – Reflexive network (RefNet) также состоит из двух модулей. Первый модуль, *играющий*, функционирует как гомогенная РНС. Второй модуль, *рефлексивный*, получает на вход те же сведения, что первый, но помимо них также «видит» отклик первого модуля. На основании этого второй модуль принимает решение, оставить ли этот отклик так, как есть, или инвертировать его (т.е. преобразовать ход «0» в «1» и наоборот). Сеть RefNet была также представлена в двух модификациях: собственно RefNet и RefNet+ (по аналогии с DTRNN и DTRNN+).

Результаты гетерогенных РНС сопоставлялись с таковыми для гомогенной конфигурации двух типов: SRN (Simple recurrent network) и SRN+, обладающей дополнительным входом по аналогии с DTRNN+. Гомогенные РНС не делились на блоки и представляли собой единую полносвязную сеть. Для адекватности сопоставления все РНС состояли из 30 нейронов, т.е. по 15 нейронов в каждом модуле гетерогенных РНС.

2.3. Задачи на рефлексю

В задаче рефлексивной игры чет-нечет РНС конфигураций DTRNN, DTRNN+, RefNet, RefNet+, SRN+ играли против РНС референсной, простейшей гомогенной конфигурации SRN. Также проводилась контрольная серия игр, где SRN играли против себе подобных. РНС исследуемых конфигураций играли в позиции «чет». В начале каждой партии весовые коэффициенты РНС задавались генератором случайных чисел. Регистрировалось количество баллов, заработанных РНС за 1000 ходов, и высчитывался выигрыш РНС относительно ничьей (т.е. относительно 500 баллов).

Вторая задача – имитация рефлексивной игры, где РНС взаимодействовали с 4 фиксированными временными рядами ходов – «квазипротивниками». Задача РНС заключалась в распознавании ряда, подаваемого в данный момент, и выборе соответствующих ходов. РНС (500 шт. каждой конфигурации) обучались в течение 1200 ходов. Ряды (фиксированные последовательности длиной 12 «ходов» 0/1) подавались по порядку, каждый в течение 60 ходов. Далее весовые коэффициенты обученных РНС фиксировались, и на вход подавались те же ряды, каждый в течение 50 ходов. От РНС требовалось действовать по правилам игры чет-нечет, в позиции «чет». Доля правильных откликов РНС регистрировалась в обоих режимах.

Генерация, обучение РНС и набор экспериментальных данных проводился с помощью виртуальных стендов, разработанных нами для нужд исследования в среде Lazarus (<https://www.lazarus-ide.org/>).

3. Результаты

Для оценки эффективности используемых в работе конфигураций РНС проводились серии игр против референсной конфигурации SRN – простейшей гомогенной рекуррентной сети. Величина выигрыша относительно ничьей для каждой конфигурации получена в результате 1500 игр, значения приведены в таблице 1.

Таблица 1. Эффективность РНС в игре чет-нечет (выигрыш РНС относительно ничьей).

Конфигурация РНС	SRN	SRN+	DTRNN	DTRNN+	RefNet	RefNet+
Выигрыш (среднее \pm ошибка среднего)	0,9 \pm 1,2	29,2 \pm 1,0	24,9 \pm 1,0	37,7 \pm 0,9	3,8 \pm 0,7	49,3 \pm 0,9

Выигрыш гетерогенных конфигураций, как и ожидалось, превысил таковой для референсной ($p < 0,001$ для всех конфигураций по t-тесту Уэлча). Модифицированная гомогенная конфигурация SRN+ также показала значимый выигрыш, превышающий результаты гетерогенных DTRNN и RefNet. Этот результат свидетельствует о преимуществе наличия дополнительной обратной связи при решении данной задачи, т.к. все конфигурации с такой связью показали лучший результат по сравнению с аналогичными без нее.

Важно отметить, что в эксперименте весовые коэффициенты играющих РНС оставались модифицируемыми. Наличие постоянной подстройки РНС (т.е., фактически, игры в режиме обучения) обусловлено стремлением к биологическому правдоподобию.

Далее была проверена эффективность РНС в задаче распознавания фиксированных временных рядов стимулов. Доли правильных ответов РНС (получены в результате 500 запусков) показаны на рис. 1.

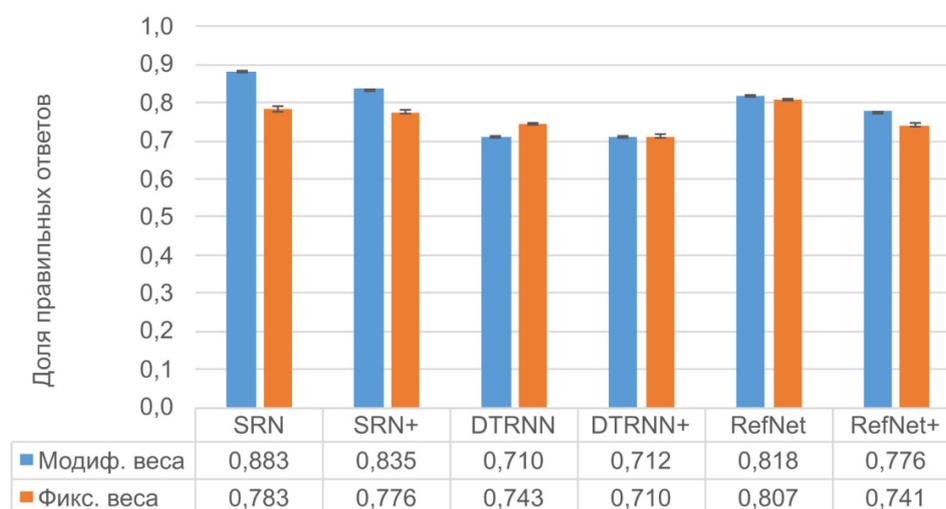


Рис. 1. Эффективность РНС в распознавании временных рядов. В качестве погрешностей приведены ошибки среднего, значения $< 0,006$ для всех конфигураций.

В этой задаче наилучший результат при условии модифицируемых весовых коэффициентов продемонстрировали РНС конфигурации SRN. Для них же характерно наибольшее падение доли правильных ответов при фиксации весов. При условии фиксированных весовых коэффициентов наибольшая доля правильных ответов – у РНС конфигурации RefNet. В целом конфигурации с дополнительной обратной связью в данной задаче показали результат хуже, чем аналогичные без нее.

4. Заключение

Изначальное предположение о преимуществе гетерогенных конфигураций над гомогенными в задачах на рефлексию (рефлексивная игра, взаимодействие с фиксированными временными рядами стимулов) подтвердилось лишь частично. В игре чет-нечет конфигурации DTRNN, DTRNN+, RefNet и RefNet+ действительно набрали в среднем значимо больше баллов, чем SRN. Однако модификация гомогенной РНС с дополнительной обратной связью (SRN+) показала сопоставимый результат. В задаче распознавания рядов стимулов при условии модифицируемых весовых коэффициентов лучший результат продемонстрировала простейшая гомогенная конфигурация SRN, а при условии фиксированных – RefNet.

Полученные результаты позволяют резюмировать, что поведение РНС в эксперименте затруднительно предсказать. Остается открытым вопрос, почему гомогенная конфигурация SRN, хорошо показавшая себя в задаче с рядами стимулов, проиграла гетерогенным конфигурациям в игре чет-нечет. Возможный ответ заключается в многогранности феномена рефлексии. Потому тот факт, что гетерогенные конфигурации РНС не продемонстрировали лучший результат в обеих задачах, не препятствует их дальнейшему использованию в задачах на рефлексию, в том числе, более комплексных (таких как управление агентом в виртуальной среде).

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда, Красноярского краевого фонда науки № 23-21-10041.

Список литературы

1. Clark A. Whatever next? Predictive brains, situated agents, and the future of cognitive science // Behavioral and Brain Sciences. 2013. Vol. 36, No. 3. P. 181-204.
2. Millidge B., Seth A., Buckley C.L. Predictive coding: a theoretical and experimental review // arXiv preprint. 2021. arXiv:2107.12979.
3. Bartsev S.I., Markova G.M. Does a Recurrent Neural Network Use Reflection During a Reflexive Game? // International Conference on Neuroinformatics. Cham: Springer, 2022. P. 148-157.
4. Markova G.M., Bartsev S.I. Does a Recurrent Neural Network Form Recognizable Representations of a Fixed Event Series? // International Conference on Neuroinformatics. Cham: Springer, 2023. P. 206-213.
5. Langton C.G. Computation at the edge of chaos: Phase transitions and emergent computation // Physica D: nonlinear phenomena. 1990. Vol. 42, No. 1-3. P. 12-37.
6. Bertschinger N., Natschläger T. Real-time computation at the edge of chaos in recurrent neural networks // Neural computation. 2004. Vol. 16, No. 7. P. 1413-1436.
7. Барцев С.И., Маркова Г.М., Матвеева А.И. Биофизический подход к моделированию рефлексии: обоснование, методы, результаты // Философские проблемы информационных технологий и киберпространства. 2023. №. 2. P. 120-139.
8. Bartsev S., Markova G. Recurrent and multi-layer neural networks playing “Even-Odd”: reflection against regression // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2020. Vol. 734, No. 1. P. 012109.
9. Koutnik J., Greff K., Gomez F., Schmidhuber J. A clockwork RNN // International conference on machine learning. PMLR, 2014. P. 1863-1871.