

УДК 004.81

Обучаемая модель заучивания последовательности движений на основе гетероассоциативной нейронной сети

Ляховецкий^{1*} В.А., Потапов² А.С., Боброва¹ Е.В., Богачева¹ И.Н.

¹Институт физиологии им. И.П. Павлова РАН

²Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики

На основании психофизиологических экспериментов по исследованию процессов обучения заучиванию последовательности движений руки разработана модель на базе двунаправленной гетероассоциативной сети, качественно воспроизводящая различные характеристики ошибок испытуемых до обучения. Процессы обучения моделируются при обучении сети с использованием алгоритма QLBAМ. Проанализированные в работе различные классы ошибок испытуемых – повторные и иные ошибки – обладают различными временными характеристиками, которые связаны, по-видимому, с различными стадиями процесса заучивания последовательности. Характер изменения долей модельных ошибок разных типов при обучении и число итераций, требуемых модели для перехода в устойчивое состояние, подобно характеру изменения подобных величин в психофизических опытах. Предполагается, что эффект сохранения повторных ошибок в психофизических опытах может быть интерпретирован при построении модели как сохранение ложных аттракторов сети при заучивании. Моделирование процесса обучения заучиванию с использованием алгоритма QLBAМ позволяет воспроизвести снижение неповторных ошибок, демонстрировавшееся в опытах с испытуемыми. Таким образом, на первом этапе применяется линейный алгоритм, формирующий симметричную матрицу, обладающую пониженной емкостью, а на втором этапе с использованием алгоритма QLBAМ итерационно решается нелинейная оптимизационная задача, позволяющая формировать несимметричную матрицу большей емкости. Можно предполагать, что эти этапы отражают процессы запоминания последовательностей движений в рабочей и долговременной памяти человека.

Ключевые слова: гетероассоциативная нейронная сеть, обучение, повторные ошибки.

ВВЕДЕНИЕ

Необходимость построения моделей памяти очевидна. С одной стороны, оценка минимальной сложности моделей памяти может помочь оценить сложность информационной структуры процессов переработки и обобщения информации человеком. Более того, сама возможность построения моделей неких аспектов памяти может косвенно свидетельствовать об их «непсихической», более низкоуровневой природе, отделить неосознаваемые процессы запоминания от осознаваемых. С другой

*v_la2002@mail.ru

стороны, модели памяти человека могут быть полезны при построении искусственного интеллекта в рамках бионического подхода.

Нейросетевые модели типа «ассоциативная память» начали использоваться для объяснения процессов, происходящих в памяти человека, начиная с 70-х годов XX века [1, 2]. Как правило, для объяснения психофизических экспериментов привлекались достаточно простые с математической точки зрения автоассоциативные модели, в которых информация об объекте восстанавливается при подаче на вход сети самого объекта или его зашумленной копии. Обучение таких сетей проводилось либо по некоторым нестрогим эмпирическим методикам, либо по достаточно известным правилам – Хебба или же обратного распространения ошибки [3, 4]. Между тем, в последние два десятилетия возникла теория гетероассоциативных сетей, в которых по одному из объектов пары восстанавливается другой объект [5]. Появились и более сложные алгоритмы обучения таких сетей заучиванию, которые, однако, не применялись при изучении памяти человека [6–9]. Интересно отметить, что принцип работы сетей этого типа изложен и в художественной литературе [10]. Таким образом, сложилась несколько парадоксальная ситуация – развитый математический аппарат хорошо известного класса сетей типа «ассоциативная память» мало применяется для изучения ассоциативной памяти человека.

При изучении памяти человека в психофизических экспериментах, как правило, используются относительно сложные стимулы, между которыми проблематично определить метрику близости в некотором признаковом пространстве (фонемы, слоги, слова, осмысленные и бессмысленные изображения). Затруднительно вычлениить и значимые признаки, которые используются человеком при кодировании запоминаемого сложного стимульного материала. Можно предположить, что эти проблемы обусловлены тем, что такой материал требует при обработке установления связей, ассоциаций, взаимоотношений между воспринимаемыми стимулами и элементами долговременной памяти. Испытуемые фактически обучаются не выполнять абсолютно новое задание, а включать новое задание в структуру предыдущего опыта. Между тем, исследование заучивания последовательностей перемещений рук показало, что при кодировании используются относительно простые метрики, тесно связанные с окружающим пространством. Была выдвинута гипотеза о полушарно-специфичных механизмах кодирования запоминаемого материала – кодировании положений рабочей точки руки (позиционное кодирование) и движений руки (векторное кодирование) [11], подкрепленная нейрофизиологическими [12], клиническими [13] и психофизиологическими данными [11, 14, 15]. Выдвинутые гипотетические представления были описаны нейросетевой моделью, качественно воспроизводящей различные характеристики процесса запоминания (primacy-эффект, распределения ошибок, ошибки перестановок) [11, 16, 17]. Цель данной работы – оставаясь в рамках тех же модельных представлений симулировать процессы обучения заучиванию, т.е. постепенное улучшение воспроизведения последовательности.

Методика

Предложенная нейросетевая модель используется для описания процессов запоминания и воспроизведения человеком последовательности перемещений руки по плоскости, поэтому целесообразно начать изложение методики с описания психофизического эксперимента.

В этом эксперименте экспериментатор перемещал по плоскости руку испытуемого, находящегося с завязанными глазами. Задачей испытуемого было запомнить предъявленную последовательность перемещений и немедленно воспроизвести ее. С помощью сенсорного экрана регистрировались координаты положений указательного пальца руки (т. е., «рабочей точки» руки) испытуемых. Для регистрации использовался

емкостной сенсорный экран 3M Touch Systems 18.90'', подключенный с помощью NovRAM кабеля через микроконтроллер к USB-порту персонального компьютера. Специальное программное обеспечение, разработанное авторами, позволило регистрировать параметры касаний сенсорного экрана. Опыты проводились без обратной связи – до окончания эксперимента испытуемому не сообщалось о правильности или ошибочности его ответов. Локоть испытуемого не касался поверхности стола и не был фиксирован. В экспериментах принимали участие правши; определение доминирующей руки проводилось по специальному тесту [18].

Изучалось обучение заучиванию последовательностей движений в двух группах правой (по 10 человек в каждой): в группе А испытуемые работали правой рукой, в группе Б – левой рукой. Анализировались ошибки испытуемых при многократном (7 раз) запоминании и воспроизведении одной и той же последовательности перемещений руки по 6-ти целям, расположенным на листе формата А4, разбитом на 6×4 квадратов. Семь опытов серии проходили непосредственно друг за другом, без пауз.

Анализ данных проводили, исходя из гипотезы о двух способах кодирования информации в кратковременной моторной памяти, согласно которой при запоминании последовательности кодируется положение стимулов (позиционное кодирование конечных точек движений, т. е. кодирование положений) и/или изменение их положения (кодирование векторов перемещений руки, т. е. кодирование движений) [11]. Для каждого опыта в серии выделялись правильные ответы по положению (испытуемый воспроизводил предъявленное положение руки с расхождением не более чем на 2 см) и по направлению движения (испытуемый воспроизводил предъявленное направление движения руки с расхождением не более чем на 15 градусов). Для двух последовательных опытов в серии выделялись одинаковые повторные ошибки по положению (испытуемый дважды неправильно воспроизводил положение руки с расхождением не более чем на 2 см) и по направлению движения (испытуемый дважды неправильно воспроизводил направление движения руки с расхождением не более, чем на 15 градусов). Для каждого опыта определялась доля правильных ответов и ошибочных ответов – как повторных, так и иных (не повторных), а также среднее время движений руки испытуемых при этих ответах.

Математическая модель. Модель типа двунаправленной гетероассоциативной памяти содержит два слоя формальных нейронов, соединенных двунаправленными связями [11]. На входной слой модели подается вектор Z_i . Нейроны этого класса сетей работают с бинаризованными данными, поэтому элементы векторов Z переводятся в двоичную систему счисления [5]. Согласно вышеупомянутой гипотезе о двух возможных типах кодирования в моторной памяти, элементы векторов запоминаемой последовательности Z_i содержат информацию о рабочих точках руки S_i , которые можно определить в полярной или декартовой системах координат.

Полярная система координат. Элементами векторов являются направление α и величина перемещения ρ . Направление α хранится дискретно, с шагом 11.5 градусов, максимальная величина перемещения составляет 6 квадратов (из одного угла листа в другой по диагонали), поэтому для хранения α и ρ в бинаризованной форме требуется 5 формальных нейронов и 3 формальных нейрона соответственно. Параметры α и ρ хранятся в рамках двух отдельных сетей (подсетей), между которыми отсутствуют связи, что соответствует имеющимся в литературе сведениям о раздельном кодировании в мозге направления и амплитуды движения [19–21]. Предварительные опыты с моделью показали, что если использовать только симметричные матрицы, то не удастся добиться результатов, подобных психофизиологическим экспериментам. Емкость сети с несимметричной матрицей выше. И такая «гибридная» сеть несколько лучше запоминает направление, чем амплитуду «движения». Существуют данные

психофизических опытов о том, что и человек лучше запоминает направление движения, чем амплитуду [20].

Для расчета симметричной матрицы весов W_p , используемой при запоминании последовательности величин перемещений, применялся алгоритм расчета, предложенный в [5]. Для расчета асимметричной матрицы весов W_a , используемой при запоминании последовательности направлений перемещений, применялся алгоритм расчета, предложенный в [22] (подробнее о расчете см. Приложение 1). Схема кодирования перемещений рабочей точки в полярной системе координат может использоваться при векторном способе внутреннего представления информации, т.е. при кодировании траектории движения руки.

Декартова система координат. Модель предназначена для имитации запоминания целей, расположенных на листе, разбитом на 6×4 квадрата, поэтому для хранения координат в бинаризованной форме требуется 3 формальных нейрона и 2 формальных нейрона соответственно. Такая схема кодирования может использоваться при позиционном способе внутреннего представления информации, т.е. при кодировании положения руки. Для расчета симметричной матрицы весов W , содержащей сведения о элементах (x_i, y_i) , применялся алгоритм расчета, предложенный в [5].

Для обеих рассмотренных выше схем кодирования вектор Z содержит номер цели, т.е. входной вектор составлен из компонент (x_i, y_i, i) или (r_i, ϕ_i, i) , поэтому модель способна запоминать последовательности, содержащие повторяющиеся элементы.

Сеть характеризуется вычисляемой в явной форме матрицей весов W . Этап запоминания в опыте 1 (до тренировки) заключается в расчете матрицы W по «цепочке» пар (Z_{i-1}, Z_i) векторов запоминаемой последовательности: $W = \sum_i Z_{i-1}^T Z_i$. Модель предназначена для имитации запоминания шести движений руки, поэтому $i = 1 \div 6$.

До тренировки качество запоминания стимулов сетью подобно качеству запоминания стимулов испытуемыми [11]. В работах по искусственным нейронным сетям такой прямой метод расчета матрицы W может также называться обучением, но такое «обучение» не описывает феномена постепенного снижения ошибок человека при многократном воспроизведении стимула (обучение заучиванию). Обучению человека должно соответствовать поэтапное изменение матрицы весов нейронной сети. Причем число этапов обучения сети (опыты 2–6) должно совпадать с числом этапов обучения заучиванию в психофизическом эксперименте. Таким требованиям отвечает алгоритм Quick Learning of Bidirectional Associative Memory (QLBAM) [8], с помощью которого итерационно решается нелинейная оптимизационная задача, позволяющая формировать несимметричную матрицу большей емкости (подробнее о расчете см. Приложение 1).

На этапе воспроизведения элементы z_{ik} вектора Z_i вычисляются через элементы $z_{(i-1)m}$ вектора Z_{i-1} и элементы w_{mk} матрицы W

$$z_{ik}^0 = \operatorname{sgn} \left(\sum_m z_{(i-1)m} w_{mk} - \theta_k \right),$$

где $k, m = 1 \div K$, K – число нейронов одного слоя сети, которое зависит от выбранной схемы кодирования, θ_k – порог срабатывания k -го нейрона второго слоя сети,

$$\operatorname{sgn}(a) = \begin{cases} 1, & \text{если } a \geq 0, \\ -1, & \text{если иначе.} \end{cases}$$

Далее активность распространяется на первый слой сети: $z_{(i-1)k} = \operatorname{sgn} \left(\sum_m z_{im}^0 w_{mk} - \vartheta_k \right)$, где ϑ_k – порог срабатывания k -го нейрона первого слоя сети, и затем вновь на второй

слой: $z_{ik}^1 = \text{sgn}\left(\sum_m x_m w_{mk} - \theta_k\right)$. Двустороннее распространение активности продолжается до тех пор, пока не будет достигнуто устойчивое состояние: $z_{im}^t = z_{im}^{t+1}$. Регистрировалось число итераций, t_{iter} , требуемых для перехода в устойчивое состояние. При обучении в каждом опыте серии корректировалась матрица весов и пороги срабатывания нейронов только для векторов, которые медленно запоминались сетью ($t_{iter} > 1$). При использовании полярной системы координат корректировалась только симметричная матрица весов W . На первом этапе $\theta_k = 0, \vartheta_k = 0 \forall k$.

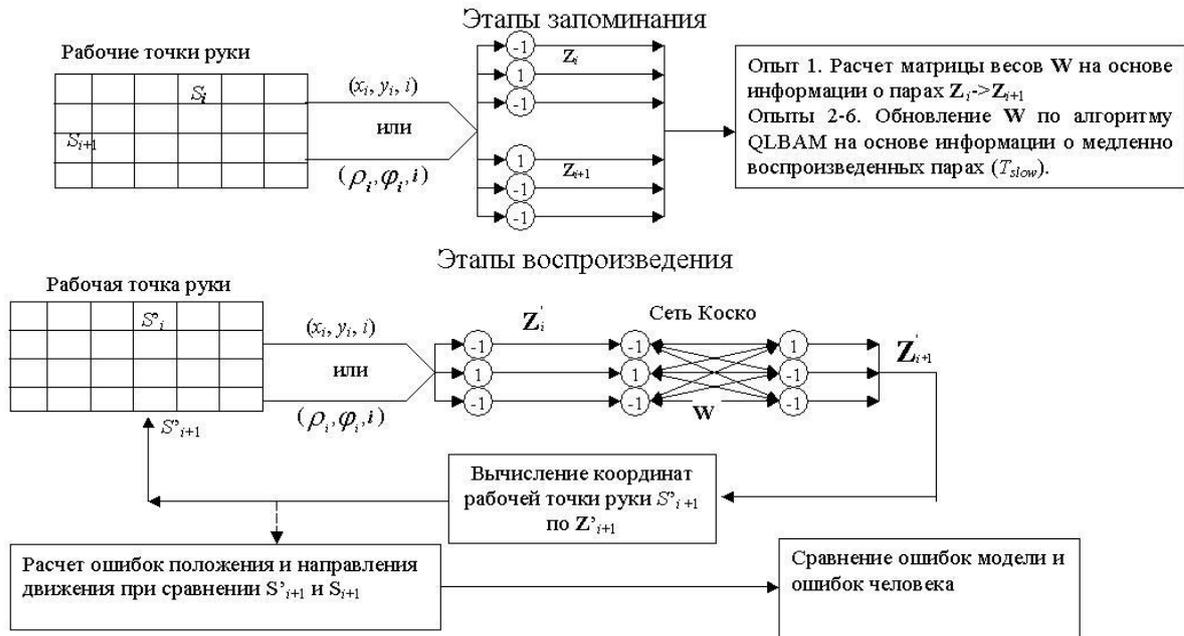


Рис. 1. Схема работы модели.

Схема работы модели приведена на рис. 1. При каждой схеме кодирования с нейросетевой моделью проводили 10000 серий опытов. Регистрировалось число итераций, требуемых для запоминания векторов, и число правильных и ошибочных ответов сети.

Результаты

Доля правильных ответов по положению и ошибочных ответов различного класса для испытуемых групп А и Б приведены на рис. 2. В первой серии число правильных ответов по положению составляет 20–30%. По мере обучения заучиванию при повторных воспроизведениях последовательности доля правильных по положению ответов линейно растет и достигает 0.5 от общего числа ответов (группа А: $k = 0.04, F = 19.51$; группа Б: $k = 0.06, F = 29.51$, где k – наклон аппроксимирующей прямой, F – значение F -статистики). При этом доля иных (не повторных) ошибок положения для группы А линейно ($k = -0.04, F = 18.65$) убывает по мере обучения. Для группы Б наблюдается значительная тенденция к линейному убыванию иных ошибок ($k = -0.06, F = 5.19$). В то же время доля повторных ошибок для обеих групп остается приблизительно одинаковой (0.2) на всем протяжении обучения.

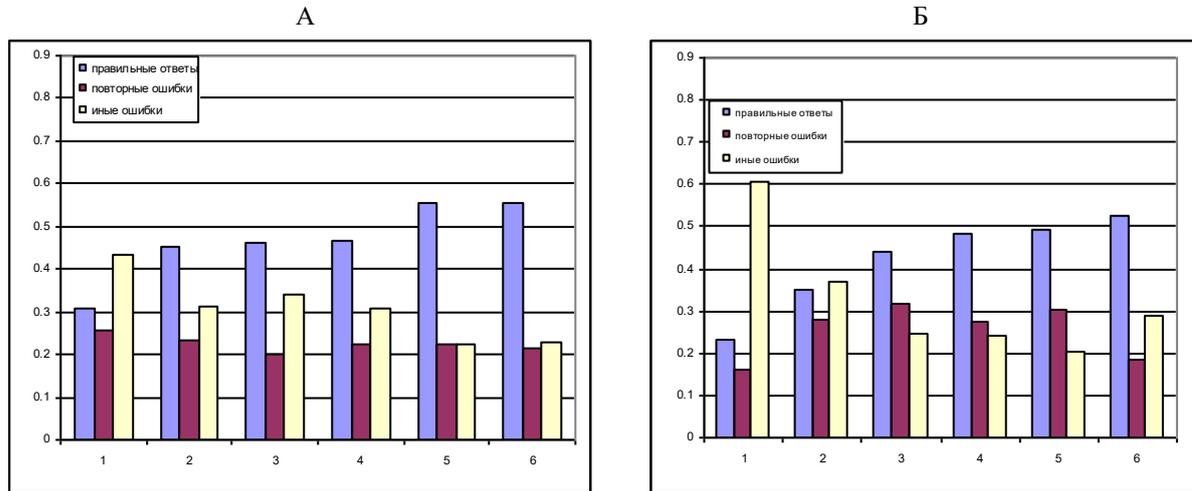


Рис. 2. Правильные ответы и ошибки положения испытуемых групп А и Б (ось абсцисс – номер опыта в серии, ось ординат – доля ответов).

Аналогичная картина наблюдается для правильных ответов и ошибок направления (рис. 3). Доля правильных по направлению ответов по мере обучения линейно растет (группа А: $k = 0.04$, $F = 12.99$; группа Б: $k = 0.06$, $F = 10.94$), доля повторных ошибок направления остается приблизительно одинаковой на всем протяжении обучения (0.1), а число иных ошибок направления линейно убывает (группа А: $k = -0.04$, $F = 9.37$; группа Б: $k = -0.07$, $F = 23.49$).

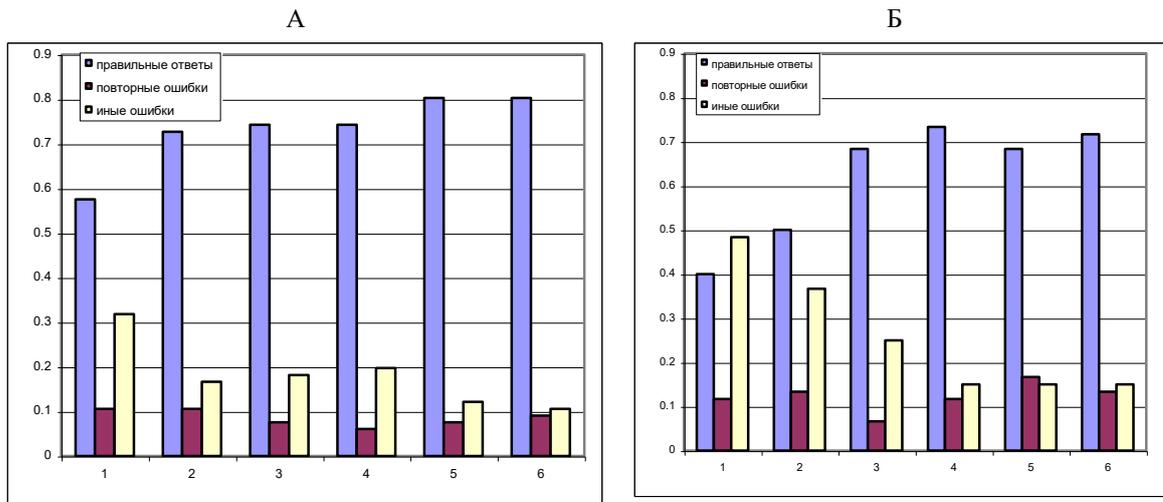


Рис. 3. Правильные ответы и ошибки направления движения испытуемых групп А и Б (ось абсцисс – номер опыта в серии, ось ординат – доля ответов).

Время осуществления правильных и ошибочных движений приведено на рис. 4. В группе А среднее время правильных по положению ответов достоверно (критерий Манна–Уитни, $p < 0.05$) меньше, чем время повторных и иных ошибочных ответов, среднее время правильных по направлению движения ответов достоверно меньше времени иных ошибочных ответов ($p < 0.05$). В группе Б существует тенденция того, что среднее время иных ошибочных ответов по направлению движения выше, чем среднее время повторных ошибочных ответов ($p = 0.15$), которое, в свою очередь, выше среднего времени правильных ответов ($p = 0.10$).

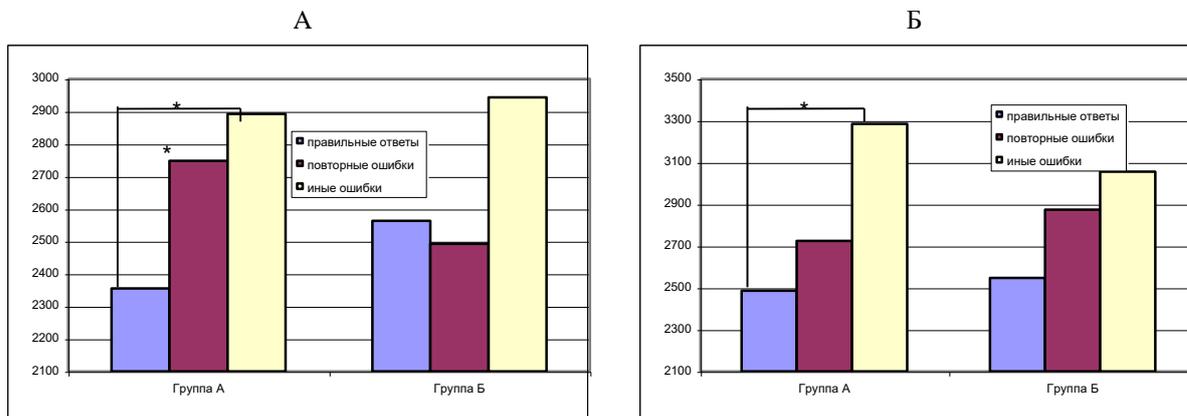


Рис. 4. Среднее время правильных и ошибочных движений руки испытуемых групп А и Б (ось ординат – мс). А – по положению, Б – по направлению движения.

Доля правильных ответов и ошибочных ответов различного типа для нейросетевой модели при использовании позиционного (декартова система координат) кодирования приведены на рис. 5. Доля правильных по положению ответов экспоненциально растет ($k = 0.04$, $F = 8.77$). При этом доля повторных ошибок положения растет линейно ($k = 0.01$, $F = 8.72$), а доля иных ошибок положения экспоненциально уменьшается ($k = -0.07$, $F = 14.91$). Аналогично экспоненциально растет доля правильных по направлению движения ответов ($k = 0.03$, $F = 12.63$). При этом доля повторных ошибок направления движения растет линейно ($k = 0.01$, $F = 9.49$), а доля иных ошибок направления движения экспоненциально убывает ($k = -0.07$, $F = 22.41$).

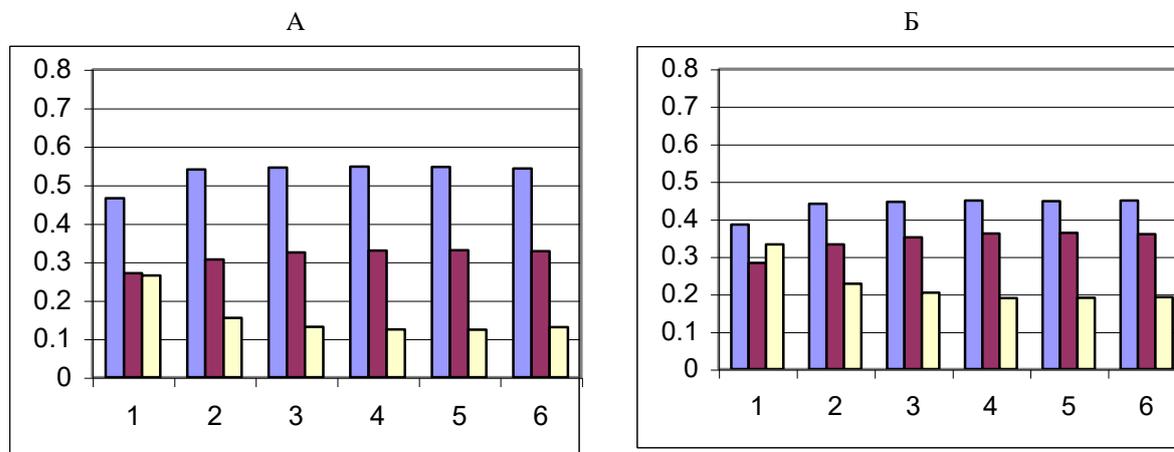


Рис. 5. Правильные ответы и ошибки модели при использовании позиционного кодирования (ось абсцисс – номер опыта в серии, ось ординат – доля ответов). А – ошибки положения, Б – ошибки направления движения.

Доля правильных ответов и ошибочных ответов различного типа для нейросетевой модели при использовании векторного (полярная система координат) кодирования приведены на рис. 6. При обучении заучиванию не происходит увеличение числа правильных ответов как по положению, так и по направлению движения. При этом число повторных ошибок линейно увеличивается как для положения ($k = 0.01$, $F = 25.32$), так и для направления движения ($k = 0.01$, $F = 27.27$). Число иных ошибок положения линейно убывает ($k = -0.01$, $F = 8.54$), а число иных ошибок направления движения остается постоянным.

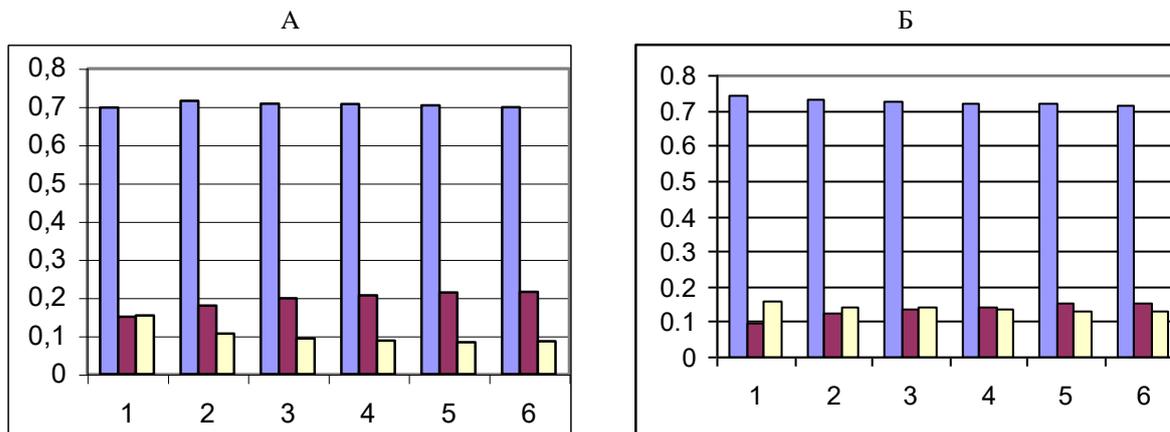


Рис. 6. Правильные ответы и ошибки модели при использовании векторного кодирования (ось абсцисс – номер опыта в серии, ось ординат – доля ответов). А – ошибки положения, Б – ошибки направления движения.

Среднее число итераций, требуемых сети при использовании позиционного кодирования для перехода в устойчивое состояние, приведено на рис. 7. Среднее число итераций для правильных по положению ответов меньше среднего числа итераций для повторных ошибок положения, которое в свою очередь меньше среднего числа итераций для иных ошибок положения. Среднее число итераций для повторных по направлению движения ошибок меньше, чем среднее число итераций для правильных по направлению движения ответов, которое в свою очередь меньше среднего числа итераций для иных ошибок направления движения.

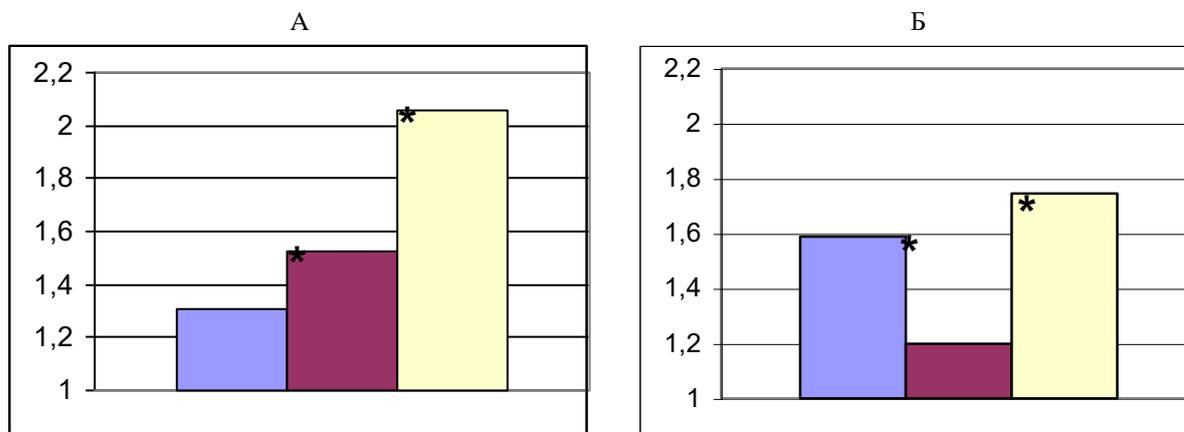


Рис. 7. Среднее число итераций, требуемых для перехода сети в устойчивое состояние, при использовании позиционного кодирования (ось ординат – число итераций). А – ошибки положения, Б – ошибки направления движения.

Обсуждение

Результаты психофизических опытов показывают, что задача была достаточно сложна для испытуемых – в первой серии опытов процент правильных ответов был достаточно мал. По мере обучения число правильных ответов закономерно растет, подобно классическим кривым заучивания. Выделение двух классов ошибок выявило, что обучение испытуемых осуществляется за счет уменьшения числа неповторных (иных) ошибок, а число повторных ошибок в ходе опыта остается неизменным. Такая константность повторных ошибок при обучении была предсказана в [23]. Можно предположить, что число повторных ошибок уменьшится только при изменении схемы кодирования, связанном с дальнейшим обучением.

Известно, что при решении подобных задач испытуемые быстрее дают правильные ответы, чем неправильные [24]. Выделение двух классов ошибок позволило провести более тонкий анализ временных характеристик опыта. Наблюдаемые взаимоотношения времен движений – время правильных ответов ближе к времени повторных ошибочных ответов, чем к времени иных ошибочных ответов – подобны взаимоотношениям, описанным в [16]. Предположительно, испытуемые не корректируют повторные ошибочные ответы, так как уверены в них более, чем в иных ошибочных ответах, и не могут отличить повторные ошибочные ответы от правильных.

Модели ассоциативной памяти достаточно давно используются для изучения процессов восприятия. Уже в работе [1] показано, что время корректной категоризации испытуемыми объектов двух классов качественно подобно числу итераций, требуемых для правильной категоризации автоассоциативной сетью, – по мере приближения к границе, разделяющей классы, время реакции испытуемых и число итераций сети растет. Однако эта модель была неспособна качественно предсказать времена ошибочных ответов испытуемых, равно как и долю правильных ответов испытуемых до обучения [25]. Большее время ошибочных ответов было симулировано для задач выбора из двух вариантов в диффузной модели, качественно сходной с автоассоциативной сетью [26, 27]. Гетероассоциативных сетевых моделей, качественно воспроизводящих отношение времен выбора правильных и неверных ответов при воспроизведении последовательности стимулов, в литературе не обнаружено.

Как правило, целью обучения заучиванию является минимизация числа ошибок сети. При этом не накладывается ограничений на число этапов обучения. Оно может быть достаточно большим как при использовании широко известного универсального алгоритма обратного распространения ошибки [4], так и для алгоритмов обучения гетероассоциативных сетей методами линейного программирования [6], генетическими алгоритмами [9], псевдорелаксационными методами [7]. В результате сравнение числа этапов обучения модели и испытуемых невозможно.

Результаты модельных опытов показывают, что при изменении матрицы весов сети при обучении заучиванию с помощью алгоритма QLВAM меняется набор ошибочных ответов, которые допускает сеть. Улучшение заучивания при обучении гетероассоциативной нейронной сети с помощью алгоритма QLВAM в данной задаче достигается только при использовании позиционного кодирования. Значимость правополушарной системы ментальных репрезентаций, использующей преимущественно позиционное кодирование, при кратковременном обучении заучиванию показана и в психофизических опытах [28]. Доля правильных ответов модели после обучения совпадает с долей правильных ответов после обучения испытуемых (0.55), а до обучения несколько выше, чем у испытуемых, возможно, из-за эффекта «вработывания» испытуемых в задачу. Характер изменения долей модельных ошибок разных типов при обучении и число итераций, требуемых модели для перехода в устойчивое состояние, подобно характеру изменения подобных величин в психофизических опытах. Выделение двух классов ошибок при анализе является важным, так как среднее число итераций для всех ошибок направления движения сети (без разделения на повторные и иные) при позиционном кодировании было бы подобно среднему числу итераций для правильных по направлению движения ответов сети. Можно предположить, что при обучении заучиванию по алгоритму QLВAM не исчезают ложные аттракторы сети, приводя к сохранению повторных ошибок. Интересно, что даже при частичном обучении сети за счет заучивания только медленно запоминаемых стимулов сохраняются аттракторы сети, связанные с правильными ответами, которые сформировываются, по-видимому, на первом этапе формирования матрицы весов по правилу Хебба.

Заключение

В работе рассмотрены психофизические эксперименты, направленные на изучение процессов обучения заучиванию последовательности движений руки. Выделены различные классы ошибок (повторные и иные ошибки) испытуемых, обладающих различными временными характеристиками, которые связаны, по-видимому, с различными стадиями процесса заучивания последовательности. На базе двунаправленной гетероассоциативной сети разработана модель, качественно воспроизводящая до обучения различные характеристики ошибок испытуемых. Показано, что улучшение заучивания при обучении сети с использованием алгоритма QLВAM в данной задаче достигается при использовании позиционного кодирования. Характер изменения долей модельных ошибок разных типов при обучении и число итераций, требуемых модели для перехода в устойчивое состояние, подобно характеру изменения подобных величин в психофизических опытах. Предполагается, что эффект сохранения повторных ошибок в психофизических опытах может быть интерпретирован при построении модели как сохранение ложных аттракторов сети при заучивании.

Как может быть видно из результатов экспериментов, моделирование процесса обучения заучиванию с использованием алгоритма QLВAM позволяет воспроизвести снижение неповторных ошибок, демонстрировавшееся в опытах с испытуемыми. То, что характер этого снижения несколько иной, и то, что модель демонстрирует увеличение доли повторных ошибок, свидетельствует о том, что человек использует более «мягкие» методы. Однако по крайней мере на качественном уровне модель демонстрирует, что обучение заучиванию может трактоваться как применение более ресурсоемких (по сравнению с простыми алгоритмами первоначального расчета матрицы весов) алгоритмов, которые позволяют найти более точное решение. Действительно, на первом этапе применяется линейный алгоритм, формирующий симметричную матрицу, обладающую пониженной емкостью. Далее с использованием алгоритма QLВAM итерационно решается нелинейная оптимизационная задача, позволяющая формировать несимметричную матрицу большей емкости. Примененный в модели алгоритм, однако, аналогичен градиентному спуску и непосредственно не предназначен для улучшения свойств сходимости нейронной сети к истинным аттракторам. Требуется дальнейший анализ проблемы обучения заучиванию и исследование алгоритмов, которые позволяют уменьшать неповторные ошибки при сохранении (не увеличении) процента повторных ошибок.

Работа поддержана грантом РФФИ 13-04-01071.

ПРИЛОЖЕНИЕ 1.

ФОРМУЛЫ РАСЧЕТА КОМПОНЕНТОВ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

Пусть необходимо сохранить набор пар векторов $V = \{\mathbf{X}^{(k)}, \mathbf{Y}^{(k)}\}$, где $k = 1, \dots, p$, $\mathbf{X}^{(k)} \in \{-1, 1\}^n$, $\mathbf{Y}^{(k)} \in \{-1, 1\}^m$, p – число пар предъявляемых сети векторов, n – число формальных нейронов в первом слое, m – число формальных нейронов во втором слое.

Алгоритм расчета асимметричной матрицы весов [22]

В этом алгоритме используются две матрицы весов $H_k(Y, X)$ и $H_k(X, Y)$ для передачи информации от первого слоя сети ко второму и в обратном направлении. Эти матрицы вычисляются следующим образом:

$$P_1(X) = \frac{X^{(1)} X^{(1)T}}{X^{(1)T} X^{(1)}}, \quad H_1(Y, X) = \frac{Y^{(1)} X^{(1)T}}{X^{(1)T} X^{(1)}},$$

где T – символ транспонирования.

$$P_{k+1}(X) = P_k(X) + \frac{e_k(X) e_k^T(X)}{e_k^T(X) X^{(k+1)}}, \quad H_{k+1}(Y, X) = H_k(Y, X) + \frac{\eta_k(Y, X) e_k^T(X)}{e_k^T(X) X^{(k+1)}},$$

где

$$e_k(X) = X^{(k+1)} - P_k(X) X^{(k+1)}, \quad \eta_k(Y, X) = Y^{(k+1)} - H_k(Y, X) X^{(k+1)}.$$

Алгоритм QLВAM [8]

Шаг 1. Рассчитывается начальная матрица весов $W = \sum_{k=1}^p X^{(k)T} Y^{(k)}$

Шаг 2. Для нейронов первого слоя, если $S_{X_i}^{(k)} X_i^{(k)} \leq 0$, то

$$\Delta W_{ij} = -\frac{\lambda}{1+m} (S_{X_i}^{(k)} - \xi X_i^{(k)}) Y_j^{(k)}, \quad \Delta \theta_{X_i} = \frac{\lambda}{1+m} (S_{X_i}^{(k)} - \xi X_i^{(k)}).$$

Для нейронов второго слоя, если $S_{Y_j}^{(k)} Y_j^{(k)} \leq 0$, то

$$\Delta W_{ij} = -\frac{\lambda}{1+n} (S_{Y_j}^{(k)} - \xi Y_j^{(k)}) X_i^{(k)}, \quad \Delta \theta_{Y_j} = \frac{\lambda}{1+n} (S_{Y_j}^{(k)} - \xi Y_j^{(k)}),$$

где W_{ij} – связь между i -ым нейроном первого слоя и j -ым нейроном второго слоя, θ_{X_i} – порог срабатывания i -го нейрона первого слоя, θ_{Y_j} – порог срабатывания j -го нейрона второго слоя, $S_{X_i}^{(k)} = \sum_{j=1}^m W_{ij} Y_j^{(k)} - \theta_{X_i}$, $S_{Y_j}^{(k)} = \sum_{i=1}^n W_{ij} X_i^{(k)} - \theta_{Y_j}$. Релаксационный множитель λ – константа, со значением от 0 до 2 (в модели принят равным 1.9). Нормализующий множитель ξ должен быть положительным (в модели принят равным 0.1).

Шаг 2 повторяется для всех k до тех пор, пока не будет достигнуто устойчивое состояние.

ПРИЛОЖЕНИЕ 2.

ТАБЛИЦА СРАВНЕНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ С
ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫМИ ДАННЫМИ

| Опыты | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|--|------|------|------|------|------|------|
| Правая рука, правильные ответы по положению | 0.31 | 0.45 | 0.46 | 0.47 | 0.56 | 0.55 |
| Правая рука, правильные ответы по направлению движения | 0.58 | 0.73 | 0.74 | 0.74 | 0.80 | 0.80 |
| Левая рука, правильные ответы по положению | 0.23 | 0.36 | 0.44 | 0.48 | 0.49 | 0.53 |
| Левая рука, правильные ответы по направлению движения | 0.40 | 0.50 | 0.68 | 0.73 | 0.68 | 0.72 |
| Правая рука, повторные ошибки положения | 0.26 | 0.23 | 0.2 | 0.23 | 0.22 | 0.22 |
| Правая рука, повторные ошибки направления движения | 0.11 | 0.11 | 0.08 | 0.06 | 0.08 | 0.09 |
| Левая рука, повторные ошибки положения | 0.16 | 0.28 | 0.32 | 0.28 | 0.31 | 0.19 |
| Левая рука, повторные ошибки направления движения | 0.12 | 0.13 | 0.07 | 0.12 | 0.12 | 0.14 |
| Правая рука, иные ошибки положения | 0.44 | 0.31 | 0.34 | 0.31 | 0.22 | 0.23 |
| Правая рука, иные ошибки направления движения | 0.32 | 0.17 | 0.18 | 0.20 | 0.12 | 0.11 |
| Левая рука, иные ошибки положения | 0.61 | 0.37 | 0.25 | 0.24 | 0.20 | 0.29 |
| Левая рука, иные ошибки направления движения | 0.48 | 0.37 | 0.25 | 0.15 | 0.15 | 0.15 |
| Модель, позиционное кодирование, правильные ответы по положению | 0.47 | 0.54 | 0.54 | 0.55 | 0.55 | 0.54 |
| Модель, позиционное кодирование, правильные ответы по направлению движения | 0.38 | 0.44 | 0.45 | 0.45 | 0.45 | 0.45 |
| Модель, векторное кодирование, правильные ответы по положению | 0.70 | 0.71 | 0.71 | 0.71 | 0.70 | 0.70 |
| Модель, векторное кодирование, правильные ответы по направлению движения | 0.75 | 0.73 | 0.72 | 0.72 | 0.72 | 0.72 |
| Модель, позиционное кодирование, повторные ошибки по положению | 0.27 | 0.31 | 0.32 | 0.33 | 0.33 | 0.33 |
| Модель, позиционное кодирование, повторные ошибки по направлению движения | 0.28 | 0.33 | 0.35 | 0.36 | 0.36 | 0.36 |
| Модель, векторное кодирование, повторные ошибки по положению | 0.15 | 0.18 | 0.20 | 0.21 | 0.21 | 0.22 |
| Модель, векторное кодирование, повторные ошибки по направлению движения | 0.10 | 0.12 | 0.14 | 0.14 | 0.15 | 0.15 |
| Модель, позиционное кодирование, иные ошибки по положению | 0.26 | 0.15 | 0.13 | 0.12 | 0.12 | 0.13 |
| Модель, позиционное кодирование, иные ошибки по направлению движения | 0.33 | 0.23 | 0.20 | 0.19 | 0.19 | 0.19 |
| Модель, векторное кодирование, иные ошибки по положению | 0.15 | 0.11 | 0.09 | 0.09 | 0.08 | 0.09 |
| Модель, векторное кодирование, иные ошибки по направлению движения | 0.16 | 0.14 | 0.14 | 0.13 | 0.13 | 0.13 |

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Anderson J.A., Silverstein J.W., Ritz S.A., Jones R.S. Distinctive features, categorical perception, and probability learning: some applications of a neural model. *Psychological Review*. 1977. V. 34. № 5. P. 413–451.
2. Grossberg S. Behavioral contrast in short-term memory: serial binary memory models or parallel continuous memory models? *J. Math. Psychol.* 1978. V. 17. P. 199–219.
3. Farrell S., Lewandowsky S. An endogenous model of ordering in serial recall. *Psychonom. Bull. Rev.* 2002. № 9. P. 59–79.
4. Ratcliff R. Connectionist models of recognition memory: constraints imposed by learning and forgetting functions. *Psychological Review*. 1990. V. 97. P. 285–308.
5. Kosko B. Bidirectional associative memories. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*. 1988. V. 18. P. 49–60.
6. Wang Y.F., Cruz J.B. Jr., Mulligan J.H. Jr. Two coding strategies for bidirectional associative memory. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1990. V. 1. № 1. P. 81–92.
7. Oh H., Kothari S.C. A Pseudo-relaxation learning algorithm for bidirectional associative memory. *International J. of Computing, Communications and Networking*. 1992. V. 2. P. 208–213.
8. Hattori M., Hagiwara M., Nakagawa M. Quick learning for bidirectional associative memory. In: *Proc. World Congress on Neural Networks*. Hills Dale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1993. V. 2. P. 297–300.
9. Sheng D., Cruz J.B. Jr. Encoding strategy for maximum noise tolerance bidirectional associative memory. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 2005. V. 16. № 2. P. 293–300.
10. Пелевин В.О. *Ананасная вода для прекрасной дамы*. М.: Эксмо, 2011.
11. Ляховецкий В.А., Боброва Е.В. Воспроизведение запомненной последовательности движений правой и левой руки: позиционное и векторное кодирование. *Журнал высшей нервной деятельности*. 2009. Т. 59. № 1. С. 45–54.
12. Grafton S.T., Hazeltine E., Ivry R.B. Abstract and effector-specific representations of motor sequences identified with PET. *J. Neurosci.* 1998. V. 18. № 22. P. 9420–9428.
13. Naaland K.Y., Prestopnik J., Knight R.T., Lee R.R. Hemispheric asymmetries for kinematic and positional aspects of reaching. *Brain*. 2004. V. 127. P. 1145–1158.
14. Боброва Е.В., Ляховецкий В.А., Борщевская Е.Р. Роль «предыстории» в воспроизведении последовательностей движений правой или левой руки: кодирование положений, движений, структуры элементов последовательности. *Журнал высшей нервной деятельности*. 2011. Т. 61. № 5. С. 565–572.
15. Боброва Е.В., Ляховецкий В.А., Скопин Г.Н. Обучение воспроизведению случайных последовательностей движений правой и левой руки: кодирование положений и движений. *Журнал высшей нервной деятельности*. 2012. Т. 62. № 4. С. 422–430.
16. Ляховецкий В.А., Потапов А.С. Динамические характеристики нейросетевой модели пространственной памяти. *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*. 2012. Т. 79. № 3. С. 96–100.
17. Ляховецкий В.А., Боброва Е.В., Скопин Г.Н. Ошибки перестановок при обучении воспроизведению последовательностей движений правой и левой руки: моделирование кодирования положений и движений. *Журнал высшей нервной деятельности*. 2012. Т. 62. № 6. С. 681–691.
18. Oldfield R.C. The assessment and analysis of handedness: the Edinburgh inventory. *Neuropsychologia*. 1971. V. 9. P. 97–113.
19. Bock O., Arnold K. Error accumulation and error correction in sequential pointing movements. *Exp. Brain Res.* 1993. V. 95. P. 111–117.

20. Berkinblit M.B., Fookson O.I., Smetanin B., Adamovich S.V., Poizner H. The interaction of visual and proprioceptive inputs in pointing to actual and remembered targets. *Exp. Brain Res.* 1995. V. 107. № 2. P. 326–330.
21. Lacquaniti F., Guigon E., Bianchi L., Ferraina S., Caminiti R. Representing spatial information for limb movement: role of area 5 in the monkey. *Cereb Cortex.* 1995. V. 5. P. 391–409.
22. Xu Z.-B., Leung Y., He X.-W. Asymmetric bidirectional associative memories. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics.* 1994. V. 24. P. 1559–1564.
23. Аллахвердов В.М. *Методологическое путешествие по океану бессознательного к таинственному острову сознания.* СПб: Речь, 2003. 368 с.
24. Rabbit P. An elementary preliminary taxonomy for some errors in laboratory choice RT-tasks. *Acta Psychologica.* 1970. V. 33. P. 56–76.
25. Ratcliff R., van Zandt T., McKoon G. Connectionist and diffusion models of reaction time. *Psychological Review.* 1999. V. 106. № 2. P. 261–300.
26. Ratcliff R. A theory of memory retrieval. *Psychological Review.* 1978. V. 85. № 2. P. 59–108.
27. Ratcliff R. Continuous versus discrete information processing: Modeling the accumulation of partial information. *Psychological Review.* 1988. V. 95. P. 238–255.
28. Боброва Е.В., Ляховецкий В.А., Богачева И.Н. Последовательности движений правой и левой руки при длительном и кратковременном запоминании. В: *Девятый международный междисциплинарный конгресс «Нейронаука для медицины и психологии»* (Судак, Украина, 3–13 июня 2013 г.) 2013. С. 84–85.

Материал поступил в редакцию 04.10.2013, опубликован 13.12.2013.