

УДК 159.9, 303.09

Двусистемная символьная вычислительная модель усвоения искусственной грамматики

Иванчей И. И.^{1,*}, Андриянова Н. В.¹

[*iivanchei@spbu.ru](mailto:iivanchei@spbu.ru)

¹Санкт-Петербургский государственный университет,
Санкт-Петербург, Россия

Работа посвящена моделированию когнитивных процессов человека. Представлена вычислительная модель усвоения искусственной грамматики — задачи, позволяющей изучать процесс усвоения человеком статистических закономерностей в окружающей среде. В литературе описано большое количество экспериментов, демонстрирующих, что в обработке информации человеком участвует несколько когнитивных систем. Представленная модель описывает возможные механизмы работы этих систем и принципы их взаимодействия в разных условиях выполнения задачи. Результаты моделирования сравниваются с результатами экспериментов с людьми, представленными в литературе и полученными авторами работы. Модель достаточно хорошо согласуется с данными экспериментов. Описаны успешные и неуспешные аспекты работы модели, обсуждаются их причины. В отличие от большинства современных двусистемных моделей, представленная модель с теоретической точки зрения является символьной, т.е. не содержит нейросетевых компонентов. Описываются достоинства двусистемных когнитивных моделей, а также обсуждаются символьные и коннекционистские (нейросетевые) подходы к моделированию когнитивных процессов. Результаты работы могут быть применены для построения и проверки теоретических моделей в психологии, а также для разработки когнитивных архитектур, основанных на принципах обработки информации человеком.

Ключевые слова: психика, имплицитное научение, вычислительное моделирование, усвоение искусственной грамматики, когнитивная психология

Введение

Когнитивная психология входит в круг дисциплин, изучающих познавательные процессы у человека, животных и в искусственных системах. Взаимодействие с физиологами, лингвистами и представителями компьютерных наук позволило психологам предложить новые ответы на классические вопросы их дисциплины. В данной статье речь пойдёт о проблеме научения и категоризации. Под категоризацией понимается способность человека относить новые объекты к разным классам на основании их признаков. Под научением будем понимать процесс приобретения знания, необходимого для точной категоризации. Важно отметить, что под научением (в отличие от обучения)

имеется в виду приобретение знания в опыте. Человеку никто не говорит, какие признаки объекта являются основанием для категоризации. Он научается выделять релевантные для классификации характеристики самостоятельно — либо с помощью обратной связи, либо, взаимодействуя только с одним классом объектов.

Кажущийся простым и хорошо изученным процесс научения на самом деле таит в себе много неясного. Неизвестно, каким образом хранится информация о классе: в виде абстрактного правила, усреднённого «прототипического» представителя класса или запоминаются все представители класса с соответствующим лейблом? Разные теории позволяют сделать разные предсказания, однако до сих пор однозначного ответа на этот вопрос нет [1]. Как должны быть закодированы признаки, чтобы мог осуществляться перенос сформированного навыка на другую сенсорную модальность — что продемонстрировано в экспериментальных исследованиях [2]? Отражением нерешённости этих и других психологических проблем может служить низкая эффективность компьютерных систем распознавания изображений (по сравнению со взрослым человеком и даже ребёнком).

В данной статье мы коснёмся проблемы имплицитного научения. Так называется процесс нецеленаправленного приобретения невербализуемого знания о структуре материала, с которым взаимодействует человек. Этот процесс имеет место, когда человек не знает, какие свойства объектов определяют принадлежность к классу в силу того, что эти свойства очень сложны для выделения и обладают высокой степенью неопределённости. Более того, человек может вообще не подозревать, что он чему-то учится.

Типичной задачей, на которой демонстрируется эффект имплицитного научения, является усвоение искусственной грамматики. Эта задача была впервые описана в работе А. Ребера [3]. Эксперимент состоял из двух частей. В первой части (обучающая серия) испытуемым сообщалось, что они принимают участие в исследовании памяти и им предъявлялся набор из строчек, составленных из латинских букв: VRVRMX, VRRVX, MTMTX и т. д. Задачей было просто запоминать их. Испытуемые не знали об этом, но строчки, которые они запоминали, были составлены на основе сложной закономерности — искусственной грамматики (рис. 1). После того как обучающая серия заканчивалась, испытуемым сообщалось, что строчки, которые они запоминали, были не случайными, но соответствовали некоторой закономерности. Суть закономерности не раскрывалась. Во второй части эксперимента (тестовая серия) испытуемым по одной предъявлялись новые строчки. Половина из них соответствовали закономерности («грамматические строчки»), а другая половина — были случайными наборами букв («неграмматические строчки»). Задачей испытуемых было классифицировать строчки на соответствующие и не соответствующие закономерности. В результате испытуемые оказались способны чаще случайного правильно классифицировать строчки, однако не могли ничего рассказать о правилах грамматики.

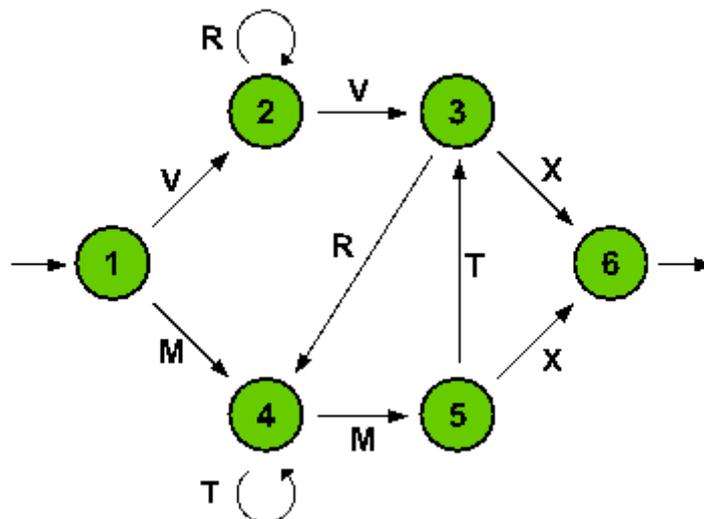


Рис. 1. Искусственная грамматика. Строчки набираются с помощью переходов по стрелкам между узлами, начало в первом узле, конец — в шестом.

Этот результат был многократно повторён в последующих экспериментах (см. обзор [4]). На основании этих результатов Ребер сделал вывод о том, что испытуемые усваивали сложную структуру искусственной грамматики в виде неосознаваемых абстрактных правил. Абстрактных — потому что испытуемые могли правильно классифицировать новые стимулы. Неосознаваемых — потому что не могли отчитаться о знании, на основании которого принимают решения. Таким образом, в концепции Ребера сознательная (эксплицитная) и бессознательная (имплицитная) обработка информации протекают полностью независимо друг от друга.

Во многих последующих исследованиях были продемонстрированы рассогласования в процессах имплицитного и эксплицитного научения. Например, испытуемые с расстройствами памяти, у которых было сильно нарушено целенаправленное запоминание стимулов, успешно выполняют задачу на классификацию строчек [5]. В исследованиях Беловой было показано, что просьба обосновывать свои решения при применении имплицитного знания также снижает точность применения имплицитных знаний [6].

Кроме влияния на точность классификации, диссоциации были обнаружены и в других показателях научения. Было показано, что, если просить испытуемых обосновывать свои решения на тестовом этапе, они демонстрируют консервативный критерий принятия решения, то есть реже отвечают, что строчка соответствует грамматике [7]. В экспериментах Ребера было показано, что если испытуемым ещё перед началом тестовой серии сообщать о наличии определённых правил грамматики и просить найти их в ходе запоминания, они также реже классифицировали строчки как грамматические в тестовой серии (точность классификации также была ниже в этих условиях) [8].

Для объяснения рассогласований между эксплицитным и имплицитным научением были предложены двусистемные теории научения [например, 2, 9]. Согласно таким подходам, в процесс научения вовлечены две когнитивные системы — эксплицитная и имплицитная. Актуальный вопрос в области исследований имплицитного научения — описание взаимодействия этих двух систем.

В данной работе мы представляем вычислительную модель, описывающую алгоритмы обработки информации в двух когнитивных системах, а также принципы их взаимодействия. На данном этапе разработки главной задачей нашей модели стала демонстрация усвоения искусственной грамматики, а также некоторых описанных диссоциаций, полученных в экспериментах с людьми. Модель успешно продемонстрировала сравнимый с человеческим уровень усвоения искусственной грамматики, а также показала описанные выше различия в научении в разных экспериментальных условиях. Новизна работы обусловлена описанием двухуровневой символической (без нейросетевых компонентов) модели, а также её возможностью демонстрировать эффект инструкции в тестовой стадии эксперимента, полученный нами в экспериментальном исследовании с людьми [7].

В следующем разделе будет описана архитектура модели, её параметры и способы реализации. В разделе «симуляция» будут приведены результаты моделирования и их сравнение с несколькими экспериментальными работами. В обсуждении результатов будет дана оценка модели и её сравнение с другими существующими моделями. В заключении мы опишем задачи для дальнейших исследований и некоторые идеи о возможных междисциплинарных взаимодействиях в области вычислительного моделирования когнитивных процессов.

1. Модель

Модель представляет собой функцию на языке R (<http://www.r-project.org>). Функция принимает на вход строки для обучающей и тестовой серий, а также набор параметров, определяющих экспериментальные условия. На выход для каждой тестовой строки выдаёт решение: классифицирована она как грамматическая или нет. Модель включает в себя два блока: имплицитный и эксплицитный, которые независимо приобретают информацию о стимулах.

Обучающая серия. Имплицитный блок считает частоты двух- и трёхбуквенных сочетаний (далее будем называть их чанками) во всех строках обучающей серии. Эксплицитный блок выхватывает несколько чанков из каждой обучающей строки и «запоминает» их — так моделируется эксплицитное запоминание фрагментов строчек. Хранение эксплицитных знаний в данной задаче именно в виде запомненных чанков подтверждается эмпирическими работами [10]. Объём выхватываемых чанков задаётся параметром *AL* («Attention in learning phase», объём внимания в обучающей серии). Важно отметить, что операция выбора чанков реализована как извлечение с повторением, поэтому *AL* может быть больше, чем количество чанков в обучающей строке.

Таким образом, в итоге обучающей серии мы имеем двумерный вектор встреченных чанков и их частот I («Implicit»), представляющий имплицитное знание, и одномерный вектор эксплицитно запомненных чанков E («Explicit»).

Тестовая серия. В тестовой серии оба блока независимо принимают решение о грамматичности каждой тестовой строчки. Имплицитный блок оценивает среднюю частоту встречаемости каждого чанка предъявленной строчки в обучающей серии — эту меру называют «ассоциативная сила чанка» («Associative chunk strength», см. [2]). Она высчитывается для каждой тестовой строки i по формуле:

$$ACS(i) = \frac{\sum_{j \in Chunks_i} I_j}{n}, \quad (1)$$

где $Chunks_i$ — набор чанков в тестовой строке i , I_j — частота встречаемости чанка j в обучающей серии, n — общее количество чанков в тестовой строке i . По сути это оценка того, насколько предъявленный стимул похож по своим элементам на стимул из обучающей серии. Решение о классификации стимула i как грамматического или неграмматического принимается по правилу:

$$Decision_{implicit}(i) = \begin{cases} 1 & , ACS(i) > ACS(i - 1) \\ 0 & , ACS(i) \leq ACS(i - 1) \end{cases} \quad (2)$$

То есть, если ассоциативная сила чанка в данной пробе выше, чем в предыдущей, принимается решение о том, что строчка в данной пробе грамматическая (в первой пробе даётся случайный ответ). Эксплицитный блок случайно выбирает из «запомненных» чанков E набор WM («Working memory», рабочая память) заданного объёма AT («Attention in tests phase», объём внимания в тестовой серии) и затем принимает решение по правилу:

$$Decision_{explicit}(i) = \begin{cases} 1 & , \exists x \in WM: x \in Chunks_i \\ 0 & , \forall x \in WM: x \notin Chunks_i \end{cases} \quad (3)$$

где $Chunks_i$ — набор чанков в тестовой строке i . Таким образом, эксплицитный блок примет решение о том, что предъявленная строка грамматическая, если хотя бы один из вспомненных чанков совпадает с чанками в оцениваемой строке.

Кроме этого, в каждой пробе, если строчка была классифицирована как грамматическая, к вектору E прибавляются случайно выбранные чанки из тестовой строчки. Количество случайно выбранных чанков задаётся параметром N («Noise», шум). Таким образом моделируется дополнительный эксплицитный поиск, который всегда сопровождает тестовую серию, а также зашумление, которое может снижать точность классификации в ходе тестовой серии [11].

Окончательное решение относительно предъявленной строчки выбирается из двух решений, предложенных двумя системами. Вероятность выбора варианта той или иной системы регулируется специальным параметром S («Strategy», стратегия). Он варьируется от 0 до 1 и отражает вероятность выбора варианта эксплицитной системы. Стратегия определяется для каждого испытуемого по формуле:

$$S = \begin{cases} (AL + 0,5 \times AT)/30 & , \text{ инструкция} = \text{имплицитная} \\ 0,6 & , \text{ инструкция} = \text{эксплицитная} \end{cases} \quad (4)$$

где AL – внимание в обучающей серии, AT – внимание в тестовой серии. Инструкция — бинарная переменная: имплицитная или эксплицитная.

Стратегия настраивается на эффективное использование имеющегося эксплицитного знания. Однако стратегию можно задать искусственно, так что она не будет зависеть от описанных параметров — таким образом моделируется провоцирование эксплицитной стратегии с помощью инструкции.

2. Симуляция

Для каждого экспериментального условия, которое мы пытались воспроизвести, было запущено 100 симуляций, каждую из которых можно воспринимать как отдельного испытуемого в эксперименте с людьми. Это было необходимо, так как модель содержит случайные параметры, что обуславливает определённый разброс данных. Данные по каждому симулированному испытуемому были усреднены.

Параметры выбирались вручную, исходя из теоретических гипотез и точности согласования модели и людей по целевым переменным (точность классификации, процент строчек, классифицированных как грамматические). Некоторые параметры модели были заданы изначально. Шум $N = 15$. Внимание в тестовой серии AT выбиралось для каждого симулированного испытуемого случайно из диапазона [6, 10]. Остальные параметры варьировались с моделируемыми условиями эксперимента. Показатели симуляции сравнивались с нашими эмпирическими данными (эксперимент И. И. Иванчя и Н. В. Морошкиной 2014 г. [7]), а также с данными, доступными по литературным источникам (эксперименты А. Ребера 1967 [3] и 1976 гг. [8]).

2.1. Моделирование стандартного эксперимента

В первой симуляции моделировался стандартный эксперимент. Параметры для него были следующими:

- имплицитная инструкция;
- AL случайно выбиралось для каждого испытуемого из диапазона [1, 2].

Результаты симуляции представлены на рис. 2.

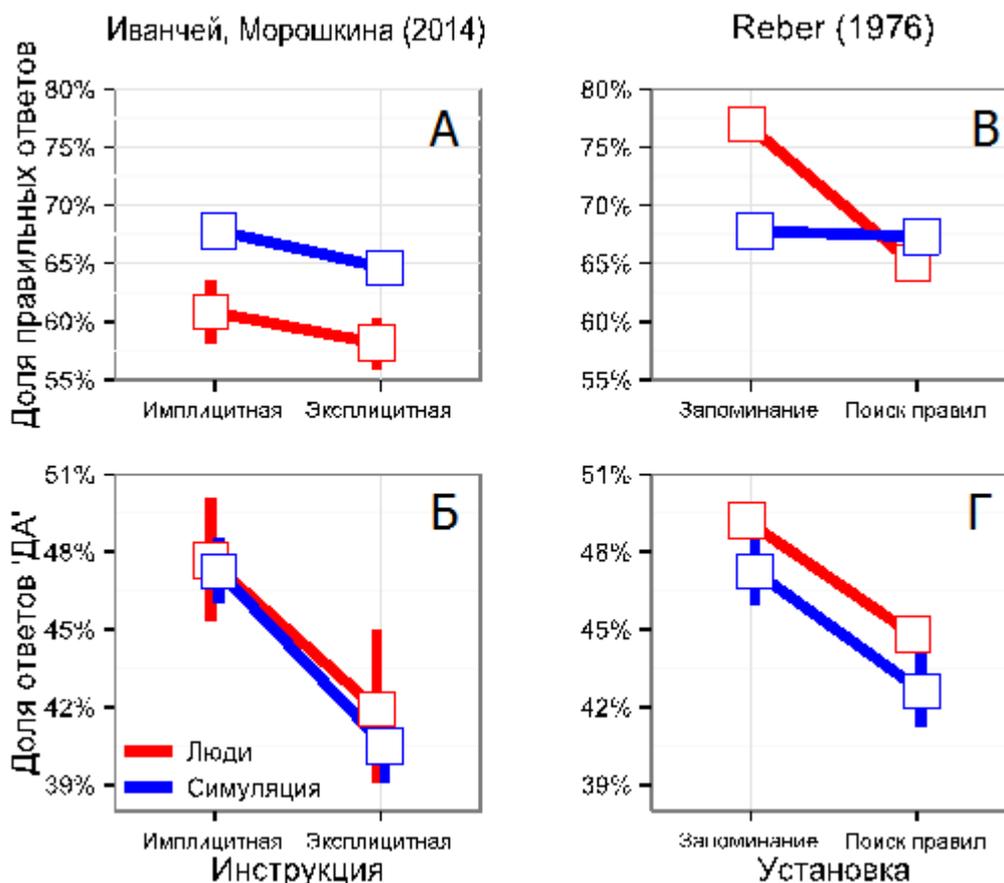


Рис. 2. Сравнение результатов усвоения искусственной грамматики людьми и моделью. В верхней половине представлены графики по точности классификации стимулов, в нижней — по проценту стимулов, классифицированных как грамматические. В левой половине — данные по экспериментальному исследованию Иванчей и Морошкиной [7], в правой — Ребера [8]. Вертикальные линии соответствуют 95% доверительным интервалам.

Точность классификации. В симуляции стандартного эксперимента точность классификации стимулов в тестовой серии составила 67,8% правильных ответов ($\sigma = 7,3\%$). Это примерно соответствует точности классификации в первых экспериментах Ребера — 69,4% [3], однако выше точности, полученной в наших экспериментах — 60,1% ($\sigma = 10,1\%$) [7]. Точность модели превышает уровень случайного угадывания (50%), $t(99) = 24,47$, $p < 0,001$, что является индикатором усвоения искусственной грамматики (см. рис. 2А, имплицитная инструкция).

Корреляция в точности классификации разных строк. Чтобы сравнить схожесть принципов классификации, заложенных в модель и используемых человеком, мы сравнили среднюю частоту правильной классификации строчек испытуемыми и моделью. Корреляция в точности классификации грамматических строк составила $r = 0,63$ и оказалась статистически значимой, $t(14) = 3,06$, $p = 0,009$. Такой же результат был получен и по неграмматическим строкам, $r = 0,51$, $t(14) = 2,19$, $p = 0,046$.

Критерий принятия решения. Процент строк, классифицированных как грамматические, у модели составил 47,2% ($\sigma = 6,6\%$). В эксперименте Ребера [3] этот показатель составил 49,5%, в нашем предыдущем исследовании [7] — 47,7% ($\sigma = 10,2\%$) (см. рис. 2Б, имплицитная инструкция).

2.2. Моделирование поиска правил в обучающей серии

Чтобы симулировать эксплицитный поиск правил в обучающей серии, мы изменили диапазон параметра «объём внимания на этапе научения» AT с [1, 2] на [14, 15]. В таких условиях модель приобретала больше эксплицитного знания, и, в соответствии с определением «стратегии» (равенство 4), эксплицитный блок делал больший вклад в финальное решение о классификации.

Точность классификации в модели с эксплицитным поиском составила 67,3% ($\sigma = 6,8\%$), этот показатель не отличался от аналогичного в модели с имплицитной обучающей серией (67,8%, $\sigma = 7,3\%$), $t(198) = 0,50$, $p = 0.617$ (рис. 2В). Процент строк, классифицированных как грамматические, составил 42,6% ($\sigma = 7,4\%$). Этот показатель статистически значимо отличается от модели с имплицитной обучающей серией (47,2%, $\sigma = 6,6\%$), $t(198) = 4,66$, $p < 0,001$ (рис. 2Г).

2.3. Моделирование эксплицитной инструкции в тестовой серии

Чтобы симулировать влияние эксплицитной инструкции в тестовой серии на процесс классификации строк, параметр инструкции был изменён с имплицитной на эксплицитную. Таким образом, соотношение вкладов эксплицитного и имплицитного блоков было зафиксировано на уровне 0,6. При этом параметр «внимание в обучающей серии» AL соответствовал имплицитной обучающей серии — [1, 2].

Точность классификации в таком условии составила 64,6% ($\sigma = 7,4\%$), что значимо ниже, чем в модели с имплицитной инструкцией (67,8%, $\sigma = 7,3\%$), $t(198) = 3,06$, $p = 0.002$ (рис. 2А). Процент строк, классифицированных как грамматические, составил 40,5% ($\sigma = 7,4\%$). Этот показатель статистически значимо отличается от модели с имплицитной обучающей серией (47,2%, $\sigma = 6,6\%$), $t(198) = 6,79$, $p < 0,001$ (рис. 2Б).

3. Обсуждение результатов

В экспериментальной психологии накопилось большое количество экспериментальных свидетельств того, что познавательная деятельность человека обеспечивается несколькими отдельными друг от друга когнитивными системами. В данной статье обсуждались результаты исследований в области имплицитного научения. Для объяснения описанных результатов была предложена вычислительная модель усвоения искусственной грамматики, включающая в себя два блока, обрабатывающих информацию с помощью разных алгоритмов. Первый, имплицитный, блок обрабатывал частоты фрагментов встречаемых при обучении стимулов. Второй, эксплицитный, блок запоминал случайные фрагменты стимульного материала. В тестовой серии имплицитный

блок генерировал непрерывную оценку схожести нового стимула на обучающие и формировал изменяющийся порог, при превышении которого выдавалось положительное решение о классификации нового стимула. Эксплицитный блок выхватывал из памяти набор запомненных фрагментов и формировал дискретную оценку, основанную на том, совпадает ли хотя бы один из извлеченных таким образом из памяти фрагментов с фрагментами предъявленного нового стимула. Окончательное решение модели в пользу одного из двух блоков делалось на основе стратегии, используемой системой. Стратегия зависела от объёма эксплицитных знаний и инструкции.

Описанная модель оказалась способной к усвоению искусственной грамматики на уровне, соответствующем человеческому. Значимая корреляция сложности классификации строк у модели и людей демонстрирует схожесть используемых принципов классификации. Критерий принятия решения (процент строчек, классифицированных как грамматические) также оказался равен тому, что был получен в нашем предыдущем исследовании с людьми. Этот показатель важен, потому что он отражает принципы механизма классификации, лежащего в основе поведения человека. Особенно интересен анализ критерия в ситуации обучения без обратной связи. Напомним, что в исследуемой задаче на этапе обучения испытуемым даются только положительные примеры класса. Соответственно, задача нахождения критерия при классификации новых объектов становится нетривиальной. Обычно испытуемым сообщается о том, что в тестовой серии половина стимулов соответствует закономерности, а половина — нет, и испытуемые, используя это знание, корректируют процент положительных ответов так, чтобы он был близок к оптимальному (50%). Однако даже при таком целенаправленном контроле процента разных ответов некоторые факторы оказывают давление на положение критерия принятия решения. По нашему мнению, такие экспериментальные данные предоставляют возможность для проверки гипотез об устройстве изучаемого механизма классификации.

Описанная в данной статье модель продемонстрировала сдвиг критерия в условиях установки на поиск правил в обучающей серии и в условиях инструкции на обоснование своих решений в тестовой серии. В обоих случаях сдвиг критерия обусловлен изменившейся стратегией принятия решения: модель в большей мере опиралась на эксплицитные знания. Однако причины этих изменений были разными. В случае установки на поиск правил стратегия изменилась из-за увеличения объёма эксплицитно запоминаемых фрагментов на обучающей серии. В случае с инструкцией на обоснование своих решений стратегия была однозначно задана. В таких ситуациях модель опирается на эксплицитные знания, которых оказывается недостаточно для оптимальной классификации: среди извлечённых из памяти строк реже, чем в 50% случаев, оказываются фрагменты новых стимулов, что ведёт к редкой классификации строчек как грамматических эксплицитным блоком. При большей опоре на него это становится видно в общем поведении модели.

Кроме воспроизведения эффектов, демонстрируемых людьми, модель показала некоторые рассогласования с экспериментальными данными. Во-первых, в эксперименте Ребера [8] испытуемые, которых просили искать правила в обучающей серии, показали более низкую точность классификации, чем испытуемые, которые выполняли стандартную задачу запоминания в обучающей серии (65,0% против 76,7% соответственно). В симуляции в обоих условиях точность классификации строчек не различалась (рис. 2В). Однако результат Ребера не был воспроизведён в последующих экспериментах [12], так что это нельзя считать большой проблемой для модели.

Вторая рассогласованность между симуляцией и эмпирическими данными состоит в том, что в нашем предыдущем эксперименте необходимость обосновывать свои решения в тестовой серии привела только к сдвигу критерия, но не повлияла на точность классификации [7]. Представленная модель демонстрирует статистически значимое снижение точности в условиях отчёта в тестовой серии (рис. 2А). В наших экспериментальных данных также наблюдается небольшое снижение (с 60,1% до 58,2%), однако оно не достигает уровня статистической значимости. Возможно, дело в меньшем объёме выборки (в двух группах проведённого нами эксперимента было 63 и 53 испытуемых соответственно — против 100 в каждой группе симуляции). Так, если случайно выбирать из симулированных испытуемых выборки, соответствующие по размеру выборкам нашего эмпирического исследования, в 23% случаев мы получим $p > 0.05$, то есть отсутствие статистически значимых различий (было проведено 100000 проб со случайным выбором 63 испытуемых из симуляции стандартного эксперимента и 53 испытуемых из симуляции с эксплицитной инструкцией на тестовом этапе). Таким образом, описанные расхождения между поведением модели и эмпирическими данными не являются критическим её недостатком.

Одним из главных требований конструируемой модели было наличие двух независимых блоков обработки информации. Для этого существуют как эмпирические основания, описанные выше, так и теоретические [13]. Исследователями имплицитного научения предлагался ряд вычислительных моделей изучаемых процессов (см. [14]). Однако проблема взаимодействия осознаваемых и неосознаваемых знаний человека редко ставится в основание работы. Были предложены и двухуровневые модели, например, COVIS [9] и CLARION [15], которые описывали взаимодействие осознаваемых и неосознаваемых процессов в ходе научения. Но в упомянутых моделях имплицитная система реализуется с помощью нейронных сетей, которые делают описание происходящего научения довольно сложным (неслучайно в машинном обучении нейросетевые модели называют моделями «чёрного ящика»). Если при дальнейшем развитии описанной нами модели удастся добиться таких же успехов в описании экспериментальных данных, как и у упомянутых двухуровневых моделей, символическое описание, безусловно, должно быть предпочтительней — в силу своей простоты и понятности.

Заключение

В работе представлена символическая модель научения, включающая в себя два блока, моделирующих осознаваемые и неосознаваемые процессы научения. Модель достаточно хорошо согласуется с данными, полученными в экспериментальных исследованиях с людьми. В том числе успешно моделируется эффект инструкции в тестовой серии, описанный в нашем экспериментальном исследовании [7]. Планируется дальнейшая разработка модели с целью симуляции других экспериментальных воздействий. Одно из важнейших направлений работы — возможность моделировать решение других задач, включающих в себя научение и категоризацию. В качестве финальной цели можно поставить построение полноценной когнитивной архитектуры во взаимодействии с представителями компьютерных наук. Задача психолога — описать характеристики алгоритмов, по которым работает человеческая психика, а также описать условия их работы и взаимодействия в разных ситуациях. А представители компьютерных наук могут предложить разработанные алгоритмы, удовлетворяющие описанным требованиям.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РГНФ в рамках проекта № 14–36–01271 а2 «Роль субъективных переживаний в имплицитном научении»

Список литературы

1. Tunney R.J., Fernie G. Episodic and prototype models of category learning // *Cognitive Processing*. 2012. Vol. 13, iss. 1. P. 41–54. DOI: [10.1007/s10339-011-0403-2](https://doi.org/10.1007/s10339-011-0403-2)
2. Scott R.B., Dienes Z. Knowledge applied to new domains: the unconscious succeeds where the conscious fails // *Consciousness and Cognition*. 2010. Vol. 19, no. 1. P. 391–398. DOI: [10.1016/j.concog.2009.11.009](https://doi.org/10.1016/j.concog.2009.11.009)
3. Reber A.S. Implicit learning of artificial grammars // *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*. 1967. Vol. 6, no. 6. P. 855–863. DOI: [10.1016/S0022-5371\(67\)80149-X](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(67)80149-X)
4. Ivanchei I. Theories of Implicit Learning: Contradictory Approaches to the Same Phenomenon or Consistent Descriptions of Different Types of Learning? // *The Russian Journal of Cognitive Science*. 2014. Vol. 1, no. 4. P. 4–30.
5. Foerde K., Shohamy D. The role of the basal ganglia in learning and memory: Insight from Parkinson's disease // *Neurobiology of Learning and Memory*. 2011. Vol. 96, no. 4. P. 624–636. DOI: [10.1016/j.nlm.2011.08.006](https://doi.org/10.1016/j.nlm.2011.08.006)
6. Белова С.С. Субъективная оценка интеллекта другого человека: эффект вербализаций // *Социальный интеллект: теория, измерение, исследования* / под ред. Д.В. Любина, Д.В. Ушакова. М.: ИП РАН, 2004. С. 39–62.
7. Иванчей И.И., Морощкина Н.В. Стратегии принятия решения в имплицитном научении // Шестая международная конференция по когнитивной науке: тез. докл. Калининград: Standartu Spaustuve, 2014. С. 709–710.

8. Reber A.S. Implicit learning of synthetic languages: The role of instructional set // *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*. 1976. Vol. 2, no. 1. p. 88–94. DOI: [10.1037/0278-7393.2.1.88](https://doi.org/10.1037/0278-7393.2.1.88)
9. Ashby F.G., Paul E.J., Maddox W.T. COVIS // In: *Formal Approaches in Categorization* / ed. by E.M. Pothos, A.J. Wills. New York: Cambridge University Press, 2011. С. 65–87.
10. Иванчей И.И., Морошкина Н.В. Взаимодействие имплицитных и эксплицитных знаний при научении искусственным грамматикам // *Психологические исследования*. 2013. Т. 6, № 32. С. 2. Режим доступа: <http://psystudy.ru/index.php/num/2013v6n32/904-ivanchei32.html> (дата обращения 01.04.2015).
11. Mealor A.D., Dienes Z. Explicit feedback maintains implicit knowledge // *Consciousness and Cognition*. 2013. Vol. 22, no. 3. P. 822–832.
12. Opitz B., Hofmann J. Concurrence of rule- and similarity-based mechanisms in artificial grammar learning // *Cognitive Psychology*. 2015. Vol. 77. P. 77–99.
13. Allakhverdov V.M., Gershkovich V.A. Does consciousness exist? In what sense? // *Integrative Psychological & Behavioral Science*. 2010. Vol. 44, no. 4. P. 340–7.
14. *Formal Approaches in Categorization* / ed. by E.M. Pothos, A.J. Wills. Cambridge University Press, 2011.
15. Hélié S., Sun R. An integrative account of memory and reasoning phenomena // *New Ideas in Psychology*. 2014. Vol. 35, no. 1. P. 36–52.

Dual-System Symbolic Computational Model of Artificial Grammar Learning

I.I. Ivanchei^{1,*}, N.V. Andriyanova¹

[*iivanchei@spbu.ru](mailto:iivanchei@spbu.ru)

¹Saint-Petersburg State University, Saint-Petersburg, Russia

Keywords: mind, implicit learning, computational modeling, artificial grammar learning, cognitive psychology

The subject of the work is simulation of human cognitive processes. Authors propose a computational model of artificial grammar learning – the task allowing researchers to explore processing of environmental statistical regularities in humans. A number of the experiments are presented in the literature demonstrating that several cognitive systems take part in human information processing. The aim of the present work is to describe the model, consistent with the accumulated empirical data.

The proposed model implements the dual-system approach in the form of formalized algorithms. It contains two independent blocks that process upcoming information independently. Authors describe the principles of the interaction of these blocks allowing us to simulate human behavior in different task conditions. The simulation results are compared with human experimental data represented in the literature and obtained by the authors.

The model appeared to be in good agreement with the experimental data. Successful and unsuccessful aspects of the model are described and their possible reasons are discussed. In contrast to most of the current dual-system models, the presented model does not contain neural networks. The advantages of dual-system approaches are described, and symbolic and connectionist approaches to cognitive modeling are discussed. Dual-system models allow us to describe the dissociations between implicit and explicit components in human experience. Connectionist models are criticized for their complexity. Authors suggest that at the same explanatory power, symbolic models should be preferred rather than connectionist ones. They allow better understanding what information processing mechanisms that take place in the human mind.

The results of the presented work can be applied in construction and testing of theoretical models in psychology, and in the development of cognitive architectures based on the human information processing mechanisms.

References

1. Tunney R.J., Fernie G. Episodic and prototype models of category learning. *Cognitive Processing*, 2012, vol. 13, iss. 1, pp. 41–54. DOI: [10.1007/s10339-011-0403-2](https://doi.org/10.1007/s10339-011-0403-2)
2. Scott R.B., Dienes Z. Knowledge applied to new domains: the unconscious succeeds where the conscious fails. *Consciousness and Cognition*, 2010, vol. 19, no. 1, pp. 391–398. DOI: [10.1016/j.concog.2009.11.009](https://doi.org/10.1016/j.concog.2009.11.009)
3. Reber A.S. Implicit learning of artificial grammars. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 1967, vol. 6, no. 6, pp. 855–863. DOI: [10.1016/S0022-5371\(67\)80149-X](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(67)80149-X)
4. Ivanchei I. Theories of Implicit Learning: Contradictory Approaches to the Same Phenomenon or Consistent Descriptions of Different Types of Learning?. *The Russian Journal of Cognitive Science*, 2014, vol. 1, no. 4, pp. 4–30.
5. Foerde K., Shohamy D. The role of the basal ganglia in learning and memory: Insight from Parkinson's disease. *Neurobiology of Learning and Memory*, 2011, vol. 96, no. 4, pp. 624–636. DOI: [10.1016/j.nlm.2011.08.006](https://doi.org/10.1016/j.nlm.2011.08.006)
6. Belova S.S. Subjective assessment of intelligence of another person: effect of verbalizations. In: Lyusin D.V., Ushakov D.V., eds. *Sotsial'nyi intellekt: teoriya, izmerenie, issledovaniya* [Social intelligence: theory, measurement, research]. Moscow, Institute of Psychology of Russian Academy of Sciences Publ., 2004, pp. 39–62. (in Russian).
7. Ivanchei I.I., Moroshkina N.V. Strategies of decision making in implicit learning. *6 mezhdunarodnaya konferentsiya po kognitivnoi nauke: tez. dokl.* [Abstracts of the 6th international conference on cognitive science]. Kaliningrad, Standartu Spaustuve Publ., 2014, pp. 709–710. (in Russian).
8. Reber A.S. Implicit learning of synthetic languages: The role of instructional set. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 1976, vol. 2, no. 1, pp. 88–94. DOI: [10.1037/0278-7393.2.1.88](https://doi.org/10.1037/0278-7393.2.1.88)
9. Ashby F.G., Paul E.J., Maddox W.T. COVIS. In: Pothos E.M., Wills A.J., eds. *Formal Approaches in Categorization*. New York, Cambridge University Press, 2011, pp. 65–87.
10. Ivanchei I.I., Moroshkina N.V. The interaction of implicit and explicit knowledge during artificial grammar learning. *Psikhologicheskie Issledovaniya*, 2013, vol. 6, no. 32, p. 2. Available at: <http://psystudy.ru/index.php/num/2013v6n32/904-ivanchei32.html>, accessed 01.04.2015. (in Russian).
11. Mealor A.D., Dienes Z. Explicit feedback maintains implicit knowledge. *Consciousness and Cognition*, 2013, vol. 22, no. 3, pp. 822–832.
12. Opitz B., Hofmann J. Concurrence of rule- and similarity-based mechanisms in artificial grammar learning. *Cognitive Psychology*, 2015, vol. 77, pp. 77–99.
13. Allakhverdov V.M., Gershkovich V.A. Does consciousness exist? In what sense?. *Integrative Psychological & Behavioral Science*, 2010, vol. 44, no. 4, pp. 340–347.

14. Pothos E.M., Wills A.J., eds. *Formal Approaches in Categorization*. Cambridge University Press, 2011.
15. Hélie S., Sun R. An integrative account of memory and reasoning phenomena. *New Ideas in Psychology*, 2014, vol. 35, no. 1, pp. 36–52.