

## НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИЗ ВЗАИМОСВЯЗИ ВЕРБАЛЬНОГО И НЕВЕРБАЛЬНОГО ИНТЕЛЛЕКТА МЛАДШИХ ПОДРОСТКОВ<sup>1</sup>

© 2014 г. Е. В. Славутская\*, Л. А. Славутский\*\*

\*Кандидат психологических наук, доцент, Чувашский государственный педагогический университет им. И.Я. Яковлева, Чебоксары;  
e-mail: slavutskayaev@gmail.com

\*\*Доктор физико-математических наук, профессор, Чувашский государственный университет им. И.Н. Ульянова, Чебоксары;  
e-mail: las\_co@mail.ru

Предлагается комплексная методика обработки данных психодиагностики на основе факторного анализа и аппарата искусственных нейронных сетей. С ее помощью анализируются результаты тестирования младших подростков с использованием свободно-культурного теста интеллекта и 12-факторного опросника Р.Б. Кеттэлла. Показано, что формирование взаимосвязей между вербальным и невербальным интеллектом существенно зависит от личностных черт детей в этом возрасте. Использование нейронных сетей позволяет выявить новые закономерности и оценить нелинейные связи между психологическими показателями. Такие взаимосвязи с трудом поддаются анализу традиционными статистическими методами.

**Ключевые слова:** искусственные нейронные сети, факторный анализ, черты личности, младшие подростки, вербальный интеллект, невербальный интеллект, нейросетевой анализ.

Аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) основан на принципах когнитивной науки [1, 4, 15, 19–21] и может использоваться в практической психологии [2, 9, 23]. При этом широкого распространения для обработки и анализа данных психодиагностики ИНС пока не получили. Главная причина этого – неопределенность в процессе обучения ИНС и сложность в интерпретации полученных результатов. Чаще всего аппарат ИНС используется для автоматизации самой процедуры медико-психологической диагностики [22] или при построении моделей в психофизиологии [13]. Обучение нейронной сети требует профессиональной подготовки, и абсолютное большинство психологов предпочитает пользоваться традиционными статистическими методами анализа [5]. Обучение ИНС на большой выборке респондентов часто оказывается некорректным в практической психологии и приводит к низкой достоверности полученных результатов. Это является результатом высокой неоднородности психологических данных, полученных в разное время, разными психологами, в разных условиях и т.д.

С другой стороны, факторный анализ как один из основных традиционных инструментов оценки взаимосвязей между данными психодиагностики позволяет количественно оценить только линейные связи между численными психологическими показателями. В том случае, если такие взаимосвязи являются нелинейными, коэффициенты корреляции, матрица которых является основой для факторного анализа, имеют низкие значения. Этот недостаток проявляется и при повторной факторизации данных, поэтому для выявления взаимосвязей в факторных моделях интеллекта и личности необходим инструмент, учитывающий нелинейность таких взаимосвязей.

Классической факторной моделью в психологии является теория личностных черт Р.Б. Кеттэлла. Интеллект в его теории разделяется на “текущий” и “кристаллизованный”, а контрольную проверку такого разделения Кеттэлл осуществлял на выборке детей подросткового возраста [17]. Опросники разрабатывались им для детей в возрасте от восьми лет.

Возраст 9–12 лет (младший подростковый) особенно интересен для изучения взаимосвязи верbalного и невербального интеллекта, по-

<sup>1</sup> Работа выполнена при финансовой поддержке РГНФ (грант № 14-16-21013а(р)).

скольку в этом возрасте формируется словесно-логическое мышление [14]. Этот возрастной период является одним из самых сложных и слабо изученных с психологической точки зрения. По Коллинзу, в этом возрасте происходит кристаллизация личностных структур, личностные характеристики школьников этого возраста дают основание для надежных прогнозов его поведения на 4-6 лет вперед [18]. Г.А. Цукерман рассматривает это время как период синхронизации двух кризисов, что может привести к тяжелым и даже разрушительным последствиям [12]. Значимость и взаимосвязи психологических признаков в этот переходный период быстро меняются [9, 10], что позволяет адекватно проверить устойчивость новых алгоритмов обработки данных психодиагностики, оценить нелинейные связи между психологическими показателями.

В настоящей работе предлагается комплексная методика обработки данных психодиагностики на основе искусственных нейронных сетей и факторного анализа. Аппарат ИНС применяется для селективной оценки взаимосвязей психологических характеристик младших подростков. Для апробации предлагаемых алгоритмов обработки данных авторами выбраны широко распространенные, стандартизованные шкалированные методики психодиагностики. Ниже будет показано, что комплексный анализ данных, включающий аппарат искусственных нейронных сетей и факторный анализ, позволяет на основе стандартных данных психодиагностики получить новые результаты и выявить новые закономерности в психическом развитии детей младшего подросткового возраста.

## МЕТОДИКА

**Участники исследования.** Для обработки и анализа использовались данные психодиагностики 85 учеников пятых классов общеобразовательной

школы, обучающихся по стандартным общеобразовательным программам (44 девочки и 41 мальчик в возрасте от 10.5 до 11.5 лет,  $M = 11$ ). Обработка проводилась по всей выборке, а также по трем группам учащихся с разным уровнем развития интеллекта ( $IQ$ ):  $IQ < 94$  (ниже среднего, 29 школьников),  $94 < IQ < 107$  (средний, 27 школьников),  $IQ > 107$  (выше среднего, 29 школьников).

В качестве базовых для анализа использовались результаты диагностики развития интеллектуальной сферы (невербальный интеллект) детей с помощью свободно-культурного теста интеллекта Р.Б. Кеттелла. Динамика развития характеристик личности учащихся исследуется с помощью 12-факторного опросника Р.Б. Кеттелла и Р.В. Коана *CPQ* (*Childrens Personality Questionnaire*) для детей 8–12 лет. Опросник предназначен для определения личностных особенностей школьников и содержит 12 шкал для измерения степени выраженности черт личности, которые Р.Б. Кеттелл называет конституциональными [16].

В табл. 1 приведены коэффициенты корреляции  $IQ$  с личностными чертами.

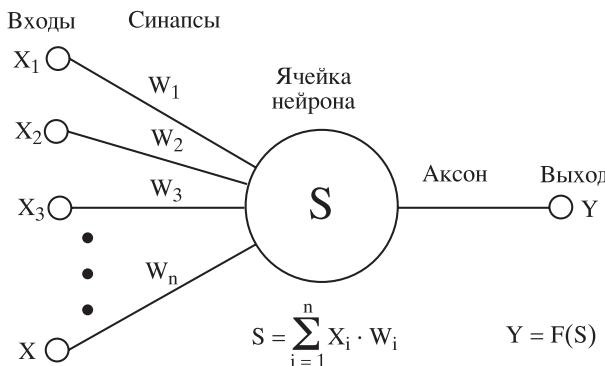
Как следует из таблицы 1, коэффициенты  $R$  корреляции  $IQ$  с личностными характеристиками оказываются достаточно низкими. Это может означать, что данные традиционного корреляционного анализа не позволяют достоверно оценить то, какие личностные черты наиболее связаны с интеллектуальными показателями. Кроме того, низкий уровень  $R$  может говорить о том, что связь  $IQ$  с личностными чертами оказывается нелинейной.

Именно нелинейность обусловила выбор ИНС для анализа данных. Искусственные нейронные сети – термин, который обозначает вычислительные математические модели (и их программные или аппаратные реализации), построенные по

**Таблица 1.** Коэффициенты корреляции  $IQ$  с личностными чертами испытуемых

Группы	Коэффициенты корреляции качеств личности с $IQ$											
	<i>A</i>	<i>B</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>E</i>	<i>F</i>	<i>G</i>	<i>H</i>	<i>I</i>	<i>O</i>	<i>Q3</i>	<i>Q4</i>
Все	0.01	0.11	-0.14	0.06	0.13	0.09	0.02	0.01	<b>0.23</b>	0.13	0.05	0.06
$IQ < 94$	0.13	0.19	0.09	-0.15	-0.07	-0.09	0.18	0.27	0.28	<b>-0.36</b>	<b>0.41</b>	-0.22
$IQ < 107$	0.12	-0.08	0.08	0.21	0.02	0.13	-0.15	-0.23	0.15	0.11	-0.19	0.27
$IQ > 107$	<b>-0.32</b>	-0.13	0.06	-0.09	0.13	0.19	-0.27	0.13	-0.01	0.10	-0.10	<b>0.33</b>

**Примечание.** Полужирным шрифтом выделены коэффициенты корреляции с уровнем значимости  $p < .05$ . Интерпретация личностных качеств в 12-факторном опроснике Р.Б. Кеттелла и Р.В. Коана (*CPQ*): *A* – общительность–замкнутость; *B* – абстрактное–конкретное мышление; *C* – эмоциональная стабильность–неустойчивость; *D* – возбудимость–уравновешенность; *E* – независимость–покорность; *F* – беспечность–озабоченность; *G* – высокая–низкая дисциплинированность; *H* – смелость–робость; *I* – мягкость–твёрдость; *O* – тревожность–спокойствие; *Q3* – высокий–низкий самоконтроль; *Q4* – напряженность–расслабленность.



**Рис. 1.** Схема искусственного нейрона:  $X_i$  – компоненты входного вектора (входные данные);  $W_i$  – веса синапса ( $i = 1 \dots n$ );  $S$  – результат суммирования;  $Y$  – передаточный сигнал нейрона;  $F$  – нелинейный преобразователь (функция активации).

принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток (нейронов) в живых организмах. Это понятие было сформулировано в исследованиях, посвященных математическому моделированию процессов, протекающих в мозге человека [3, 4, 20]. В основе ИНС как вычислительной структуры лежит понятие единичного искусственного нейрона, моделирующего процессы, происходящие в естественном биологическом нейроне. Единичный искусственный нейрон состоит из входов, синапсов, сумматора, аксона и нелинейного преобразователя (функции активации) [6, 8].

В синапсах входные сигналы умножаются на число, характеризующее силу (вес) синапса. Сумматор выполняет сложение сигналов, поступающих по синапсам. Нелинейный преобразователь реализует нелинейную функцию одного аргумента – выходного сигнала сумматора. Эта функция называется функцией активации, или передаточной функцией нейрона [3, 6, 8]. Нейрон в целом реализует скалярную функцию векторного аргумента и является единичным процессором. Математическая модель нейрона:

$$S = \sum_{i=1}^n W_i X_i + b, \quad Y = F(S),$$

где  $W_i$  – вес синапса,  $i = 1 \dots n$ ;  $b$  – значение смещения (специально вводимая константа, облегчающая обучение ИНС);  $S$  – результат суммирования;  $X_i$  – компонент входного вектора (входной сигнал),  $Y$  – выходной сигнал нейрона;  $n$  – число входов нейрона;  $F$  – функция активации сигнала сумматора.

ИНС – это сеть единичных нейронов, соединенных между собой. Число нейронов и схема соединения их друг с другом может быть различ-

ным. В настоящей работе использовался наиболее распространенный тип ИНС – ИНС прямого распространения (*feed forward*), в котором нейроны объединены в слои (рис. 2, б). Приведенная схема ИНС состоит из одного входного слоя, одного “скрытого” слоя и одного выходного слоя. Нейроны в слое не связаны друг с другом, но они связаны с нейронами предыдущего и следующего слоя по принципу “каждый с каждым”. Вычисления производятся следующим образом. Перед поступлением на скрытые нейроны входные данные умножаются на веса вычислительных путей (стрелки, соединяющие левый слой с центральным на рис. 2, б) нейронов “скрытого слоя”. После прохождения “скрытого” слоя данные умножаются на веса вычислительных путей (стрелки, соединяющие центральный слой с правым на рис. 2, б) нейронов выходного слоя. Нейроны выходного слоя с помощью функции активации вычисляют выходной сигнал (выходные данные).

Принципиальным отличием ИНС от обычных алгоритмических программ является то, что “работать” эта вычислительная структура может только после “обучения” на примерах (базе данных примеров). ИНС не *программируется*, а *обучается*, как, например, обучаются дети. С математической точки зрения, обучение ИНС – это *многопараметрическая задача нелинейной оптимизации*. С технической точки зрения, обучение заключается в нахождении совокупности (матрицы) весов вычислительных путей между нейронами, которая обеспечивает возможность “правильного” отображения входного вектора данных в выходные данные при любом наборе входных величин, то есть возможность “правильного” отображения входной информации в выходную. Во время обучения различные наборы входных данных подаются на входной слой ИНС, а полученные выходные сигналы ИНС сравниваются с известными целевыми значениями (из той же базы данных), подсчитываются ошибки, модифицируются “веса синапсов”, которые дают наибольший вклад в ошибку (с помощью алгоритма “обратного распространения ошибки” [6, 8]), и этот цикл повторяется много раз, пока не достигается приемлемая точность отображения входной информации в выходную. Число циклов может достигать 10000.

Выбор данных для обучения сети и их предобработка является самым важным этапом решения задачи. Набор данных для обучения должен быть очищен, то есть должны быть исключены противоречия, дубликаты, аномальные значения. Существуют также другие теоретически и эмпи-

рически установленные правила использования ИНС при анализе данных [3, 6, 8]. Окончательный подбор оптимальной для конкретного исследуемого явления структуры ИНС осуществляется эмпирически, с помощью использования нескольких близких по структуре ИНС с разным числом нейронов (вычислительных путей).

В настоящей работе задача состоит не в нахождении значений психологических признаков, а только в установлении связей между ними. Это позволяет использовать для обучения ИНС сами анализируемые данные. При этом выборка может быть достаточно ограниченной, главное, чтобы число нейронов в каждом слое ИНС было значительно меньше объема выборки данных. При этом размерность исходных признаков не имеет принципиального значения, признаки могут даже иметь символические значения (например, признак пола в ИНС на рис. 2, б). Таким образом, использование ИНС позволяет установить нелинейные связи между психоdiagностическими данными, даже если они получены при помощи тестов с разными числовыми шкалами. Для проверки адекватности полученных при помощи ИНС результатов и их интерпретации в настоящей работе одновременно использовался факторный анализ тех же данных.

На рис. 2 показаны гистограммы распределения учащихся по уровню  $IQ$  (а) и структура использованной нейронной сети (б).

Построенная в нашей работе ИНС имеет последовательную структуру, когда выход первого слоя служит входом второго слоя и т.д. Предлагаемое количество слоев – не более 3-х. В отличие от аппарата корреляционного и факторного анализа, такая архитектура может воспроизводить нелинейные зависимости между входными и выходными данными сети. Каждый слой сети имеет свою матрицу весов, которая состоит из ве-

совых функций нейронов. Количество нейронов в первом слое соответствует количеству исходных психологических признаков, и на вход каждого нейрона в первом слое последовательно подаются численные значения соответствующих результатов тестирования по этому признаку. Количество выходов сети соответствует количеству индивидуальных характеристик испытуемых, взятых за основу анализа.

При оценке нелинейных взаимосвязей между психологическими признаками выходным параметром сети являются значения одного из признаков (например, коэффициента интеллекта  $IQ$ ). В этом случае результатом обработки данных будут зависимости (вычислительные модели)  $IQ$  от значений остальных данных тестирования. Такие зависимости могут быть получены для каждого респондента.

Для реализации нейросетевого алгоритма использовалась аналитическая платформа Deductor (разработчик – ООО “Аналитические технологии”, BaseGroup Lab, г. Рязань, [www.basegroup.ru](http://www.basegroup.ru)). Обучение сети проводилось по всей указанной выше выборке (85 человек) и потребовало порядка 300 циклов (эпох). После этого строились зависимости (вычислительные модели)  $IQ(X)$ , где  $X$  – личностные черты каждого респондента.

Для факторного анализа использовался программный пакет STATISTICA с применением наиболее распространенного в факторном анализе метода главных компонент с вращением результирующей нормированной матрицы методом Varimax [11].

## РЕЗУЛЬТАТЫ

Основное внимание было удалено связи  $IQ$  с верbalным интеллектом  $B$  (12-факторный опросник Р.Б. Кеттелла). Как следует из табл. 1,

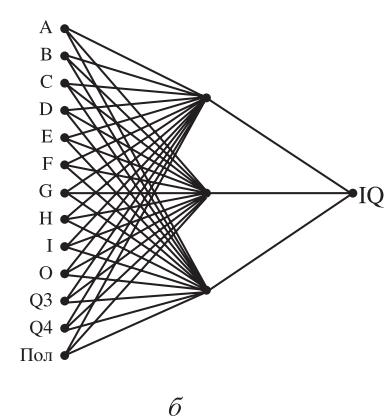
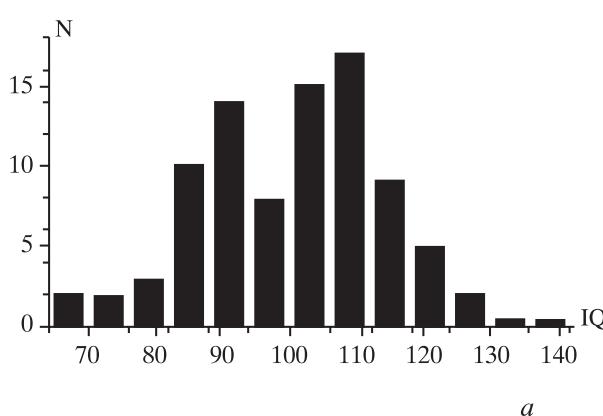


Рис. 2. Распределение учащихся по уровню  $IQ$  (а) и структура нейронной сети (б).

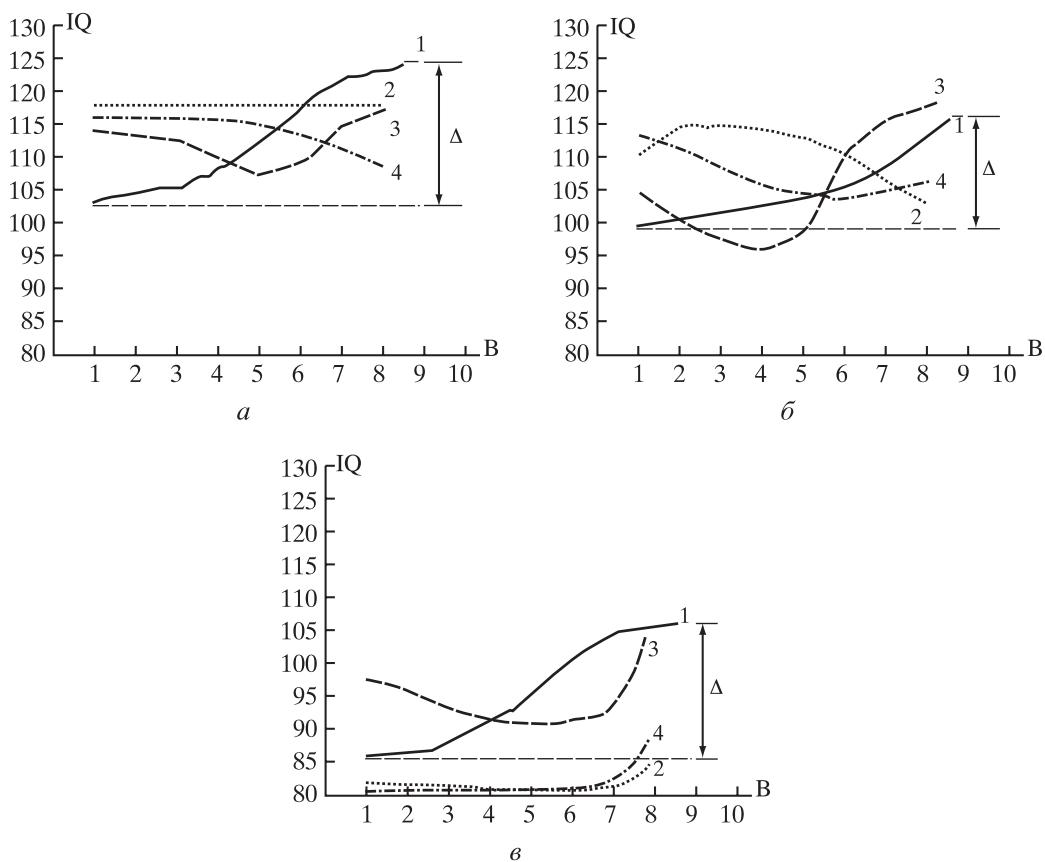


Рис. 3. Вычислительные модели  $IQ(B)$  для учащихся с разным уровнем развития интеллекта:  
*a* –  $IQ > 107$ ; *b* –  $94 < IQ < 107$ ; *c* –  $IQ < 94$ . Кривые 1 – модели для учащихся со среднестатистическими показателями черт; 2–4 – модели отдельных детей.

статистически значимая корреляционная связь между этими показателями отсутствует. На рис. 3 показаны построенные при помощи ИНС вычислительные модели как функция  $IQ(B)$  для учащихся с разным уровнем развития интеллекта. Сразу необходимо отметить, что это именно “модели”, полученные для каждого ребенка с использованием всей выборки. То есть зависимость  $IQ(B)$  для каждого респондента определяется психологическими признаками всех тестируемых в целом. Такая зависимость, или модель, характерна для конкретной комбинации остальных психологических признаков (личностных черт респондента). Информативной является не сама нелинейная зависимость  $IQ(B)$ , а ее изменение при изменении (варьировании) личностных черт.

Поэтому на рисунке 3 кроме зависимости  $IQ(B)$  отдельных детей (кривые 2–4) приведены характерные вычислительные модели  $IQ(B)$  для учащихся со среднестатистическими показателями черт (среднестатистический показатель по личностной черте *A* – общительность, среднестатистический показатель по качеству *B* – вербальный интеллект и т.д., сплошные кривые 1). Как видно из рисунка 3, такие зависимости носят монотонно возрастающий нелинейный характер, что не противоречит общепринятым психологическим данным. Важным является и тот факт, что диапазон изменения  $IQ$  в этих зависимостях соответствует разбросу  $IQ$  в пределах исследуемой группы младших подростков.

Таблица 2. Коэффициенты корреляции черт личности с  $\Delta$

Выборка	Коэффициенты корреляции качеств личности с $\Delta$											
	<i>A</i>	<i>B</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>E</i>	<i>F</i>	<i>G</i>	<i>H</i>	<i>I</i>	<i>O</i>	<i>Q3</i>	<i>Q4</i>
85 шк.	<b>0.21</b>	-0.05	0.15	0.05	<b>0.48</b>	0.17	<b>-0.27</b>	0.09	-0.03	0.04	<b>-0.20</b>	<b>0.23</b>

Для отдельных детей зависимости  $IQ(B)$  носят самый разнообразный характер. В ряде случаев связь вербального и невербального интеллекта может быть отрицательной (уменьшение  $IQ$  с ростом  $B$ ).

Из зависимостей рис. 3 следует, что связь вербального и невербального интеллекта по результатам нейросетевого анализа носит нелинейный характер и зависит от остальных личностных черт учащихся. Поскольку форма кривых  $IQ(B)$  сильно отличается для отдельных респондентов, для адекватной интерпретации результатов необходимо или варьировать личностные черты каждого респондента, или охарактеризовать такую зависимость каким-то численным параметром и провести дальнейший статистический анализ данных. В работе выбран второй путь как более корректный с психологической точки зрения. Для численной оценки взаимосвязи вербального и невербального интеллекта каждого отдельного учащегося может быть использован диапазон  $\Delta$  изменения  $IQ(B)$  (см. рис. 3). Этот диапазон рассчитывается как разность между максимальным и минимальным значением кривой  $IQ(B)$  во всем диапазоне изменения  $B$  (см. рис. 3), и для каждого респондента характеризует возможное изменение невербального интеллекта в зависимости от показателя вербального интеллекта. Таким образом, вводится численный индивидуальный показатель, характеризующий связь вербального и невербального интеллекта.

В табл. 2 приведены значения коэффициента корреляции  $R$  между  $\Delta$  и значением личностных черт для всей выборки из 85 респондентов. Как видно из таблицы, величина  $\Delta$ , характеризующая взаимосвязь  $IQ(B)$ , оказывается статистически связанной с некоторыми личностными чертами. Среди этих черт есть коммуникативные ( $A, E$ ), волевые ( $G, Q3$ ) и эмоциональные ( $Q4$ ). Наиболее высокий коэффициент корреляции  $R = 0.48$  между  $\Delta$  и  $E$  (независимость–покорность в общении) имеет уровень значимости для двухстороннего критерия  $p < .0005$ . На практике это означает наличие устойчивой связи с очень высокой степенью достоверности. Это позволяет утверждать, что соотношение между вербальным и невербальным интеллектом наиболее тесно связано именно с этой ( $E$ ) личностной чертой школьника.

Представленные в таблице 2 данные показывают, что параметр  $\Delta$  может использоваться как отдельный показатель при факторном анализе результатов психодиагностики для выявления вклада интеллектуальных показателей в общую структуру черт личности. В таблицах 3 и 4 приводятся результаты факторного анализа данных

психодиагностики школьников по 13-ти ( $IQ + 12$  черт личности) и по 14-ти исходным признакам ( $IQ + 12$  черт личности +  $\Delta$ ).

На основании результатов факторного анализа показателей личностных свойств мы выделили четыре основных фактора  $\Phi 1$ – $\Phi 4$  (табл. 3 и 4), суммарный вклад которых  $S$  в общую дисперсию (*uniqueness*) составил более 58%. Для четырех факторов из 13–14-ти исходных признаков такой вклад может считаться значительным.

Таблица 3

Черты личности	Факторы			
	<b>Φ1</b>	<b>Φ2</b>	<b>Φ3</b>	<b>Φ4</b>
<i>IQ</i>	-0.17	-0.05	0.03	<b>0.77</b>
<i>A</i>	0.00	-0.32	<b>0.67</b>	0.12
<i>B</i>	0.01	<b>-0.77</b>	-0.05	0.23
<i>C</i>	0.02	<b>-0.81</b>	0.09	-0.26
<i>D</i>	-0.5	0.29	-0.27	0.03
<i>E</i>	<b>-0.71</b>	0.34	0.21	0.05
<i>F</i>	<b>-0.71</b>	-0.08	0.21	0.01
<i>G</i>	0.52	-0.13	0.28	0.12
<i>H</i>	-0.03	0.16	<b>0.71</b>	-0.01
<i>I</i>	0.24	0.08	0.04	<b>0.74</b>
<i>O</i>	-0.29	0.43	-0.57	0.28
<i>Q3</i>	<b>0.64</b>	0.25	0.40	0.16
<i>Q4</i>	<b>-0.72</b>	-0.10	-0.20	0.00
<i>EC</i>	2.48	1.86	1.85	1.42
<i>S, %</i>	19	14	14	11

Таблица 4

Черты личности	Факторы			
	<b>Φ1</b>	<b>Φ2</b>	<b>Φ3</b>	<b>Φ4</b>
<i>IQ</i>	0.12	0.03	-0.04	<b>0.78</b>
<i>A</i>	0.12	0.33	<b>0.68</b>	0.12
<i>B</i>	-0.07	<b>0.76</b>	-0.06	0.23
<i>C</i>	0.02	<b>0.82</b>	0.08	-0.25
<i>D</i>	0.45	-0.33	-0.38	0.05
<i>E</i>	<b>0.76</b>	-0.35	0.15	0.00
<i>F</i>	<b>0.65</b>	0.05	0.03	0.05
<i>G</i>	-0.52	0.14	0.30	0.13
<i>H</i>	0.09	-0.14	<b>0.67</b>	0.01
<i>I</i>	-0.18	-0.06	0.13	<b>0.71</b>
<i>O</i>	0.23	-0.45	-0.57	0.26
<i>Q3</i>	<b>-0.60</b>	-0.23	0.45	0.17
<i>Q4</i>	<b>0.65</b>	0.07	-0.34	0.02
<i>Δ</i>	<b>0.65</b>	0.08	0.27	-0.14
<i>EC</i>	2.58	1.92	2.02	1.41
<i>S, %</i>	20	14	14	10

Для выбора количества основных факторов принято использовать критерий Кайзера и (или) критерий “каменистой осыпи” Кеттелла [7, 11]. Как следует из таблицы, выбор четырех факторов соответствует критерию Кайзера (собственные значения  $EC > 1$ ). Анализ показал, что выбор четырех факторов обоснован и по критерию “каменистой осыпи”.

Как следует из таблиц 3–4, добавление дополнительного параметра  $\Delta$ , полученного при помощи ИНС, не меняет распределения факторных нагрузок в основных факторах. При этом  $\Delta$  оказывается в первом факторе с максимальным вкладом (*uniqueness*), что в целом согласуется с данными таблицы 2. Максимальную факторную нагрузку в этом факторе имеет личностная черта  $E$ , коррелирующая с  $\Delta$ .

В первом факторе с наибольшим вкладом  $\Phi_1$  наблюдается взаимосвязь таких черт личности, как независимость, низкий волевой самоконтроль, беспечность и повышенная фрустрация. Фактор характеризует нарушения в адаптации учащихся к средней школе [10]. Второй фактор обозначает связь верbalного интеллекта ( $B$ ) с эмоциональной устойчивостью. Фактор  $\Phi_3$  – коммуникативный, отражает связь общительности и смелости в контактах. Четвертый фактор  $\Phi_4$  показывает прямую связь невербального интеллекта с таким качеством, как мягкость и изнеженность воспитания ( $I$ ). Эта взаимосвязь особенно характерна для мальчиков этого возраста [9]. В целом комбинация признаков с максимальными факторными нагрузками отражает ситуацию развития личности школьников младшего подросткового возраста [9, 10].

## ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

С математической точки зрения, величина  $\Delta$ , характеризующая взаимосвязь  $IQ(B)$ , является параметром зависимым, т.е. производным, и определяется структурой нейронной сети и способом ее обучения. Тот факт, что  $\Delta$  входит в первый фактор с максимальным вкладом (табл. 4), может служить косвенным подтверждением адекватной работы нейросетевого алгоритма. С другой стороны, несколько неожиданно, что этот параметр коррелирует с личностными качествами гораздо в большей степени, чем “текущий” интеллект  $IQ$  и вербальный интеллект  $B$ .  $IQ$  и  $B$  входят в разные факторы по результатам факторного анализа, что еще раз подтверждает отсутствие между ними линейной связи. Отдельно  $IQ$  связан с одной из личностных черт ( $I$ ) в факторе с наименьшей

нагрузкой – 10% (см. табл. 4). Также вербальный интеллект  $B$  связан с чертой  $C$  во втором факторе с вкладом 14%. В то время как показатель взаимосвязи между ними  $\Delta$  попадает в фактор с максимальной нагрузкой 20%.  $\Delta$  характеризует связь не только  $IQ$  и  $B$ ; сам параметр связан с наиболее значимыми личностными чертами (так как они входят в фактор с максимальной нагрузкой вместе с  $\Delta$ ) для этого возраста.

Таким образом, низкий коэффициент корреляции не означает отсутствия связи между психологическими показателями. Полученные в работе результаты показывают, что такие связи могут быть нелинейными и опосредованными. Это не противоречит двухфакторной модели интеллекта. Связь  $\Delta$  с наиболее характерными для исследуемого возраста личностными чертами может являться дополнительным показателем того, как в этом возрасте формируется “кристаллизованный” интеллект.  $\Delta$  не характеризует уровень развития интеллекта, это именно “параметр связи” невербального и вербального интеллекта, и он, в свою очередь, зависит от личностных черт каждого учащегося.

Показатель невербального интеллекта ( $IQ$ ) Р.Б. Кеттелл описывает как биологически детерминированный. Задания теста представляют собой субтесты на операции мышления (сравнение, анализ, синтез, пространственное мышление и т.д.). Фактор  $B$  в 12-факторном опроснике Р. Кеттелла включает вербальные задания, выявляющие уровень развития логического мышления. Если развитие словесно-логического мышления подразумевает наличие взаимосвязи вербального и невербального интеллекта, а такая взаимосвязь по результатам корреляционного и факторного анализа отсутствует, то это несколько противоречит принятым в отечественной психологии представлениям. Аппарат ИНС позволяет такую связь обнаружить. Оказывается, что вербальный и невербальный интеллект связаны нелинейно и опосредованно, через другие личностные черты в исследуемом возрасте.

Полученные при помощи ИНС и факторного анализа результаты согласуются с некоторыми положениями культурно-исторического подхода. Основными новообразованиями изучаемого возраста считаются словесно-логическое мышление и развитие произвольности [14]. Если проанализировать личностные качества, входящие в фактор  $\Phi_1$  с максимальным вкладом в суммарную дисперсию, и считать, что  $\Delta$  условно характеризует развитие словесно-логического мышления (взаимосвязь вербального и невербального интел-

лекта), то остальные признаки, входящие вместе с  $\Delta$  в первый фактор, можно интерпретировать как признаки, связанные с формированием произвольности (волевой самоконтроль  $Q_3$ , дисциплинированность  $G$ , доминантность  $E$ ). Наличие в первом факторе высокой фрустрации ( $Q_4$ ) характеризует признаки кризиса в этом переходном возрасте [12].

## ВЫВОДЫ

Нейросетевой алгоритм построен таким образом, что обучение ИНС осуществляется на самих анализируемых данных. Это позволяет использовать достаточно ограниченную выборку, полученную одним психологом, и исключить вызывающие сомнения результаты психодиагностики. Для психологов представляется актуальным то, что нейросетевые алгоритмы позволяют в динамике (с учетом быстрого развития и изменения психологических показателей детей в этом возрасте) проводить анализ и строить вычислительные модели взаимосвязей между различными психологическими и личностными характеристиками.

Таким образом, использование нейросетевого анализа позволяет провести селективную оценку данных психодиагностики для каждого респондента, оценить нелинейные связи между психологическими показателями. Полученные при помощи ИНС данные могут использоваться в комплексе с корреляционным и факторным анализом. В настоящей работе это позволило показать, что связь вербального и невербального интеллекта в младшем подростковом возрасте (при формировании словесно-логического мышления) может быть не только нелинейной, но и опосредованной, зависящей от личностных черт детей.

Если вербальный интеллект рассматривать как характеристику культурно сформированную, личностную, а невербальный интеллект – как биологически детерминированную, то полученные результаты могут служить основой для оценки взаимосвязи психического и личностного через призму интеллекта младших подростков.

Авторы выражают признательность профессору В.С. Абрукову за помощь в выборе программного обеспечения.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Аксенов С.В., Новосельцев В.Б. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии). Томск: НТЛ, 2006.

2. Арзамасцев А.А., Зенкова Н.А. Моделирование в психологии на основе искусственных нейронных сетей. Тамбов: ИМФИ ТГУ им. Г.Р. Державина, 2003.
3. Боровиков В.П. Нейронные сети. Методология и технологии современного анализа данных. М.: Горячая линия-Телеком, 2008.
4. Величковский Б.М. Когнитивная наука: Основы психологии познания: в 2 т. М.: Академия, 2006.
5. Воробьев А.В. Обзор применения математических методов при проведении психологических исследований // Психологические исследования: электронный научный журнал. 2010. № 2(10). URL: <http://psystudy.ru> (дата обращения: 22.05.2014 г.).
6. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия-Телеком, 2001.
7. Левандовский Н.Г. О корректированном применении факторного анализа и критериях факторизации // Вопросы психологии. 1980. № 5. С. 138–142.
8. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002.
9. Славутская Е.В., Славутский Л.А. Использование искусственных нейронных сетей для анализа гендерных различий младших подростков // Психологические исследования: электрон. науч. журн. 2012. Т. 5. № 23. С. 4. <http://psystudy.ru> (дата обращения: 22.05.2014 г.).
10. Славутская Е.В., Славутский Л.А. Факторный анализ взаимосвязи индивидуально-психологических и личностных характеристик младших подростков с уровнем школьной дезадаптации // Экспериментальная психология. 2013. Т. 6. № 4. С. 40–51.
11. Харман Г. Современный факторный анализ. М.: Статистика, 1972.
12. Цукерман Г.А. Переход из начальной школы в среднюю как психологическая проблема // Вопросы психологии. 2001. № 5. С. 19–34.
13. Шендягин В.Н., Скотникова И.Г., Барабаников В.А., Тарасов В.Б. Математическое моделирование уверенности при принятии решения в сенсорных задачах // Психологический журнал. 2008. Т. 29. № 4. С. 84–97.
14. Эльконин Д.Б. Психическое развитие в детских возрастах. Избранные психологические труды. М.: Институт практической психологии, Воронеж: НПО “МОДЕК”, 1995.
15. Baxt W.G. Complexity, chaos and human physiology: the justification for non-linear neural computational analysis // Cancer Lett. 1994. Vol. 77. № 2–3. P. 85–93.
16. Cattell R.B. Advanced in Cattellian Personality Theory. Handbook of Personality. Theory and Research. N.Y.: The Guilford Press, 1990.

17. Cattell R.B. Theory of fluid and crystallized intelligence: A critical experiment // Journal of Educational Psychology. 1963. V. 54 (1). P. 1–22.
18. Collins W.A. (ed.) Development during middle childhood: The years from six to twelve. Washington, DC: Natl. Acad. Press, 1984.
19. Haykin S. Neural networks: A comprehensive Foundation. New York: Prentice Hall, 1999.
20. Hebb D. Organization of behavior. New York: Science Edition, 1961.
21. Rosenblatt R. Principles of neurodynamics. New York: Spartan Books, 1959.
22. Reznichenko N.S., Shilov S.N., Abdulkin V.V. Neuron Network Approach to the Solution of the Medical-Psychological Problems and in Diagnosis Process of Persons with Disabilities (Literature Review) // Journal of Siberian Federal University. Humanities & Social Sciences. 2013. V. 9 (6). P. 1256–1264.
23. Usher M., Zakay D. A neural network model for attribute-based decision processes // Cognitive Science. 1993. V. 17. P. 349–396.

## NEURAL NETWORK ANALYSIS OF THE RELATIONSHIP BETWEEN VERBAL AND NONVERBAL INTELLIGENCE IN YOUNGER ADOLESCENTS

**E. V. Slavutskaya\*, L. A. Slavutskii\*\***

\*PhD, assistant professor, Chuvash State Pedagogical University named after I.Ya. Yakovlev, Cheboksary;

\*\*Sc.D. (physical and mathematical), professor, Chuvash State University named after I.N. Ulyanov,  
Cheboksary

A new complex data processing method based on factor analysis and artificial neural networks is presented. With its help, the results of testing of younger adolescents by using Cattell's "Culture Free Intellect Test" and 12-factor questionnaire were analyzed. It is shown quantitatively that the formation of relationships between verbal and nonverbal intelligence depends essentially on children's personality traits. Using neural networks allows to reveal new patterns and to evaluate strongly nonlinear relationships between psychological characteristics. Such relationships are difficult to analyze by traditional statistical methods.

*Key words:* artificial neural networks, factor analysis, personal traits, younger adolescents, verbal intelligence, nonverbal intelligence, neural network analysis.