

Психологические аспекты цифровизации образования / Psychological Aspects of the Digitalization of Education

Научная статья

Original article

DOI: [10.12731/2658-4034-2026-17-1-926](https://doi.org/10.12731/2658-4034-2026-17-1-926)

EDN: JEBVON

УДК 159.9.072:519.237



Факторная инвариантность и уменьшение размерности при обработке психодиагностических данных

Е.В. Славутская¹, Л.А. Славутский²

¹Чувашский государственный педагогический университет
им. И.Я. Яковлева, Чебоксары, Российская Федерация

²Чувашский государственный университет им. И.Н. Ульянова,
Чебоксары, Российская Федерация

Аннотация

Обоснование. Широко применяемые в психологии факторные модели и факторный анализ обеспечивают сокращение размерности психодиагностических данных за счет преобразования матрицы корреляционных коэффициентов между отдельными психологическими признаками. При факторном анализе подразумевается выполнение теоретического условия факторной инвариантности. Но при анализе психодиагностических данных относительно небольшой выборки респондентов условия факторной инвариантности выполняются далеко не всегда. Поэтому выбор числа значимых факторов при обработке многомерных психодиагностических данных является актуальной задачей.

Цель исследования. Проанализировать особенности выбора числа значимых факторов при обработке многомерных данных психодиагностики.

Материалы и методы. На основе обработки авторских результатов психодиагностики анализируются возможности выбора числа значительных факторов при анализе данных, полученных в результате тестирования 80-ти подростков в возрасте 15-16 лет при помощи 14-ти факторного опросника Кеттелла, которые получены в динамике с интервалом между срезами один год. Школьники подросткового возраста (8-й класс, 144 ученика) тестировались одновременно при помощи четырёх разных тестов: тест на агрессивность Басса-Дарки (10 субтестов), тест на эмоциональный интеллект Холла (5 субтестов), тест школьной тревожности Филлипса (8 субтестов) и тест на общую тревожность Кондаша (4 субтеста).

Результаты. При факторном анализе личностных черт (14 исходных признаков) в диагностических срезах выделялось 5-6 значимых факторов. При одновре-

менном факторном анализе результатов четырех разных тестов в зависимости от используемого критерия из исходных 27-ми признаков может быть выбрано от 7-ми до 12-ти значимых факторов. Показано, что традиционные критерии выбора числа значимых факторов, такие как критерий Кайзера, критерий «каменистой осыпи» («сломанной трости») не дают однозначного результата. Предложены рекомендации по последовательному использованию этих критериев и алгоритм действий при выборе числа значимых факторов в процессе факторного анализа. На авторских примерах показано, как сокращение размерности психодиагностических данных может производиться в несколько этапов.

Выводы. Сокращение размерности многомерных данных психодиагностики и понятие факторной инвариантности связаны неоднозначно. Факторная инвариантность - понятие теоретическое, требующее очень большой выборки данных и не всегда учитывающее специфику психологических исследований. Сокращение размерности данных психодиагностики и интерпретация полученных наиболее значимых факторов требуют комплексного подхода.

Ключевые слова: психодиагностика; факторные модели; факторная инвариантность; сокращение размерности; значимые факторы

Для цитирования. Славутская, Е. В., & Славутский, Л. А. (2026). Факторная инвариантность и уменьшение размерности при обработке психодиагностических данных. *Russian Journal of Education and Psychology*, 17(1-1), 465–482. <https://doi.org/10.12731/2658-4034-2026-17-1-926>

Factor invariance and dimensionality reduction in the processing of psycho diagnostic data

E.V. Slavutskaya¹, L.A. Slavutskii²

¹I.Y. Yakovlev Chuvash State Pedagogical University, Cheboksary, Russian Federation

²Chuvash State University, Cheboksary, Russian Federation

Abstract

Background. Factor models and factor analysis, widely used in psychology, provide a reduction in the dimension of psycho diagnostic data by converting the matrix of correlation coefficients between individual psychological characteristics. In factor analysis, it is assumed that the theoretical condition of factor invariance is fulfilled. However, when analyzing the psycho diagnostic data of a relatively small sample of respondents, the conditions of factor variation are not always fulfilled. Therefore, choosing the number of significant factors in the processing of multidimensional psycho diagnostic data is an urgent task.

The **purpose** of the study – to analyze the features of choosing the significant factors number in the processing of multidimensional psycho diagnostic data.

Materials and methods. Based on the processing of the author's psycho diagnostic results, the possibilities of choosing the number of significant factors are analyzed when analyzing data obtained as a result of testing 80 adolescents aged 15-16 using the 14-factor Cattell questionnaire, which were obtained in dynamics with an interval between psycho diagnostic cross-section of one year. Teenage schoolchildren (8th grade, 144 students) were tested simultaneously using four different tests: the Buss - Durkee aggression test (10 subtests), the Hall Emotional Intelligence Test (5 subtests), the Phillips school anxiety test (8 subtests) and the Kondash general anxiety test (4 subtests).

Results. In the factor analysis of personality traits (14 initial signs), 5-6 significant factors were identified in the diagnostic sections. With simultaneous factor analysis of the results of four different tests, depending on the criterion used, from 7 to 12 significant factors can be selected from the initial 27 features. It is shown that the traditional criteria for choosing the number of significant factors, such as the Kaiser criterion, the criterion of «scree» («broken stick») do not give an unambiguous result. Recommendations on the consistent use of these criteria and an algorithm of actions for selecting the number of significant factors in the process of factor analysis are proposed. The author's examples show how the reduction of the dimension of psycho diagnostic data can be carried out in several stages.

Conclusions. Reducing the dimension of multidimensional psycho diagnostic data and the concept of factor invariance are ambiguously related. Factor invariance is a theoretical concept that requires a very large sample of data and does not always take into account the specifics of psychological research. Reducing the dimension of the psycho diagnostic data and interpreting the most significant factors obtained require an integrated approach.

Keywords: psycho diagnostics; factor models; factor invariance; dimension reduction; significant factors

For citation. Slavutskaya, E. V., & Slavutskii, L. A. (2026). Factor invariance and dimensionality reduction in the processing of psycho diagnostic data. *Russian Journal of Education and Psychology*, 17(1-1), 465–482. <https://doi.org/10.12731/2658-4034-2026-17-1-926>

Введение

При широком использовании факторного анализа выбор числа значимых факторов и оценка факториальной (факторной) инвариантности в процессе обработки психодиагностических данных являются важными задачами в психологических исследованиях. Решение этих задач в очень значительной степени определяет адекватность интерпретации результатов психодиагностики.

Теоретические основы исследования

Факториальная инвариантность подразумевает, что состав факторов, то есть связи между исходными психологическими признаками, сохраняются при изменении размеров выборки респондентов и при ее дополнении новыми признаками. Но сохранение состава значимых факторов при добавлении психологических признаков из других тестов, например, возможно только в том случае, если все добавленные признаки корреляционно связаны с исходными признаками в гораздо меньшей степени, чем исходные признаки между собой. Это определяется самой математической природой факторного анализа, который основан на преобразовании матрицы взаимных корреляционных коэффициентов с группировкой, на этой основе, признаков по факторам. Если, при добавлении в статистический анализ дополнительных признаков, их взаимосвязь с исходными оказываются выше, чем взаимосвязи исходных признаков, то это меняет структуру факторов и их суммарный вклад в общую дисперсию. Эта особенность факторной инвариантности определяется, следовательно, математическим аппаратом, используемым при факторном анализе [14; 17]. Уменьшение размерности многомерных данных в целом является задачей неоднозначной, решение которой представляет собой широкую область исследований [13; 16]. При этом может использоваться самый разный математический аппарат, включая методы машинного обучения [10-12; 18].

Факторная инвариантность по отношению к размерам выборки респондентов при психологических исследованиях может быть связана и нарушаться по причинам, определяемым методологией психодиагностики [2,3]. Увеличение выборки с одной стороны увеличивает статистическую достоверность результатов, но создаёт другие проблемы, связанные с условиями проведения психологического тестирования. Проведение психодиагностики на больших выборках респондентов неизбежно приводит к изменению условий тестирования: трудно обеспечить большую выборку респондентов из однородных социальных групп, провести тестирование в одинаковых условиях и так далее.

С другой стороны, условием адекватного использования факторного анализа является размер выборки, значительно превышающий ко-

личество диагностируемых признаков. Чаще всего факторный анализ оказывается возможным проводить уже на выборке из нескольких десятков респондентов. При этом выбор числа значимых факторов является ключевой задачей анализа. Кроме того, существует проблема интерпретации результатов факторного анализа, когда значимых факторов оказывается слишком много.

Существует достаточно много критериев для выбора числа значимых факторов, однако наиболее часто используемыми являются критерии Кайзера [15], и критерий основателя факторного анализа Р.Б. Кеттелла, который получил название критерия «каменистой осыпи» (Scree Test) [9]. Усовершенствованной «реинкарнацией» этого критерия является критерий «сломанной трости» [7].

В настоящей работе на конкретных примерах показаны возможности и обсуждаются особенности выбора числа значимых факторов при обработке результатов психодиагностики по этим двум критериям.

Материалы и методы

Для демонстрации предлагаемого в работе подхода используются психодиагностические данные подростков. Этот возраст характеризуется изменчивостью как самих психологических показателей, так и связей между ними [6]. Все применяемые психодиагностические инструменты широко апробированы и имеют широкий диапазон численного шкалирования показателей. При этом каждый из тестов состоит из ряда субтестов, определяющих отдельные психологические признаки. Это позволяет использовать факторный анализ на основе коэффициентов параметрической корреляции Персона и рассматривать данные как факторные модели. Результаты тестирования 80-ти подростков в возрасте 15-16 лет при помощи 14-факторного опросника Кеттелла [8] были получены в динамике с интервалом между срезами один год. Эта часть исследования проводилась в течение 2-х лет на базе БОУ ЧР «Центр образования и комплексного сопровождения детей» Министерства образования и молодежной политики Чувашской Республики, г. Канаш.

Кроме того, школьники подросткового возраста тестировались одновременно при помощи четырёх разных тестов в СОШ «Школа № 777»

г. Москва. В исследовании приняли участие 144 ученика 8-х классов, разных профилей подготовки: технологический, инженерный, естественнонаучный, гуманитарный и два общеобразовательных класса. Из них – 69 мальчиков и 75 девочек. Использовались: тест на агрессивность Басса-Дарки (10 субтестов), тест на эмоциональный интеллект Холла (5 субтестов), тест школьной тревожности Филлипса (8 субтестов) и тест на общую тревожность Кондаша (4 субтеста) [1; 4].

В обоих случаях (в Москве и Канаше) выборка респондентов более чем в пять раз превышала количество диагностируемых признаков. Если в первом случае для опросника Кеттелла таких признаков 14, то во втором случае общее количество исходных психологических признаков из субтестов четырёх разных тестов составляло 27. Такое соотношение между размерами выборок и количеством психологических показателей делает использование факторного анализа адекватным, но требует существенного сокращения размерности полученных данных. То есть выбор наиболее значимых факторов в обоих случаях является актуальной задачей.

Результаты и обсуждение

Ниже в таблицах приведены характерные результаты факторного анализа данных психодиагностики подростков при помощи 14-ти факторного опросника Кеттелла. В таблицах 1 и 2 приведены результаты с интервалом в год. Выделены только статистически значимые факторные нагрузки, определяющие содержание каждого из 5-ти и 6-ти факторов. Входящие в фактор признаки связаны друг с другом корреляционно и факторные нагрузки определяют связь каждой из личностных черт с соответствующим фактором. Выбор 5-ти и 6-ти факторов в данном случае соответствует критерию Кайзера (собственные значения факторов $E > 1$). S определяет процентный вклад в общую дисперсию. Как видно из таблиц, суммарный вклад 5-ти и 6-ти факторов составляет 73,6 и 77,5 процента. То есть у набора исходных данных удастся сократить размерность с 14-ти до 5 и 6 признаков. А их суммарный вклад определяет статистическую достоверность факторизации. Остальной вклад в 26,4% и 22,5% обеспечивают остальные факторы. Но эти фак-

торы не обладают статистически значимой корреляционной связью с исходными признаками. Необходимо учитывать, что факторный анализ базируется на корреляционных связях между исходными данными, но при этом позволяет сгруппировать взаимосвязанные признаки в отдельные факторы, которые теоретически должны быть статистически независимым. Последнее условие никогда полностью не выполняется.

Таблица 1.

Результаты факторного анализа при первом диагностическом срезе**Table 1.** Results of factor analysis for the first diagnostic assessment

Признаки	Значимые факторные нагрузки				
	Фактор 1	Фактор 2	Фактор 3	Фактор 4	Фактор 5
A	-0,83				
B					0,89
C				0,86	
D		0,699			
E	-0,68				
F			-0,70		
G		-0,87			
H	-0,60				
I				0,75	
J		0,66			
O					
Q2	0,59				
Q3			0,84		
Q4	0,79				
E	2,73	2,36	1,99	1,69	1,5
S,%	19,5	16,9	14,2	12,0	11,0

Таблица 2.

Результаты факторного анализа при втором диагностическом срезе (через год)**Table 2.** Results of factor analysis at the second diagnostic assessment (one year later)

Признаки	Значимые факторные нагрузки					
	Фактор 1	Фактор 2	Фактор 3	Фактор 4	Фактор 5	Фактор 6
A	-0,84					
B						0,83
C					-0,86	
D			0,85			
E		0,77				

F	-0,60					
G						
H		-0,85				
I	-0,67					
J			0,74			
O		0,68				
Q2						
Q3	0,72					
Q4				0,87		
E	2,33	2,22	1,77	1,76	1,54	1,23
S, %	16,7	15,9	12,6	12,5	11,0	8,8

Примечание к таблицам: *E, S* – собственные значения факторов и их вклад в общую дисперсию. *A* Шизотимия – аффектомия; *B* Вербальный интеллект; *C* Степень эмоциональной устойчивости; *D* Флегматичность – возбудимость; *E* Пассивность – доминантность; *F* Осторожность – легкомыслие; *G* степень принятия моральных норм; *H* Робость, застенчивость – смелость, авантюризм; *I* Реализм – сензитивность; *J* Неврастения, фактор Гамлета; *O* Самоуверенность – склонность к чувству вины; *Q2* Степень групповой зависимости; *Q3* Степень самоконтроля; *Q4* Степень внутреннего напряжения.

В таблицах 1 и 2 приводятся результаты факторного анализа после вращения матрицы корреляционных коэффициентов методом Varimax. Процедура вращения позволяет перераспределить факторные нагрузки более равномерно по выделенным факторам. Однако она производится уже после принятия решения о выделении значимых факторов. То есть при вращении матрицы факторные нагрузки не только могут измениться количественно, но и некоторые признаки могут обрести статистически значимые факторные нагрузки в уже выделенных факторах. Такой эффект возникает вследствие перераспределения нагрузок при вращении, но касается, прежде всего, тех исходных признаков, корреляция которых с отдельными факторами, без вращения матрицы корреляционных коэффициентов, была близка к статистическим значимым значениям. Возможен (и наблюдался), например, вариант распределения факторных нагрузок до вращения матрицы, когда в шестом факторе нет статистически значимых нагрузок, а в седьмом есть. Это как раз и связано с тем, насколько между собой коррелируют входящие в каждый фактор признаки. Может быть фактор с небольшим вкладом в общую дисперсию, но определяющийся одним признаком.

Мы это наблюдали для вербального интеллекта (В, см таблицы). Этот показатель оказывается относительно независим от других личностных черт (в смысле уровня линейной корреляционной связи). А с другой стороны, этот же самый вербальный интеллект оказывается очень значимым для проявления остальных личностных черт, что тоже уже доказывалось [6]. Но его связь с остальными признаками может быть нелинейной и опосредованной.

Если сравнивать результаты факторного анализа с интервалом в год, наблюдается явная дифференциация связей личностных черт подростков. Это соответствует возрастным особенностям [6].

Однако то, что процедура вращения матрицы корреляционных коэффициентов должна осуществляться после выбора числа значимых факторов является принципиальным. Поэтому при психологических исследованиях обработку психодиагностических данных следует проводить, по – видимому, с учётом возможной интерпретации факторов, проверять возможные, возникающие при вращении матрицы корреляционных коэффициентов, варианты. После такой проверки может возникнуть необходимость изменить число значимых факторов. Характерным примером является таблица 2. Если при втором срезе выделять только пять значимых факторов, то возможна потеря фактора, включающего в себя вербальный интеллект. А этот показатель является одним из важнейших при анализе личностных черт подростков.

Таким образом, задача выбора числа значимых факторов может не иметь однозначного решения. Это показано в приведённых таблицах даже для опросника Кеттелла, результаты которого изначально рассчитаны на использование факторного анализа. Сам тест создан как результат многократной факторизации большого числа исходных психологических признаков.

На рисунках 1 и 2 приводится графическая иллюстрация выбора числа значимых факторов. Рисунок 1 соответствует данным таблицы 2, когда анализируются значимые факторы при факторном анализе личностных черт подростков. График соответствует изменению собственных значений в случае, если выбраны все 14 значимых факторов, когда количество факторов соответствует количеству исходных психодиаг-

ностических признаков. Для того, чтобы выделить значимые признаки по критерию «каменистой осыпи», необходимо выделить перегиб в соответствующей зависимости собственных значений. В данном случае проведена регрессия зависимости двумя (прерывистыми) прямыми. Первые две регрессионные прямые построенные по пяти и семи собственным значениям. Регрессионная зависимость по собственным значениям с меньшим вкладом (сплошная) имеет очень высокий коэффициент детерминации R^2 . Величина R в данном случае является коэффициентом корреляции между данными по вертикальной и горизонтальной оси. Но коэффициент детерминации 0,92 также может считаться очень высоким при том, то регрессия строится по пяти или семи точкам (собственным значениям). Корень квадратный из коэффициента детерминации $R \approx 0,95$ соответствует значимости корреляции для двухстороннего критерия 0,0005.

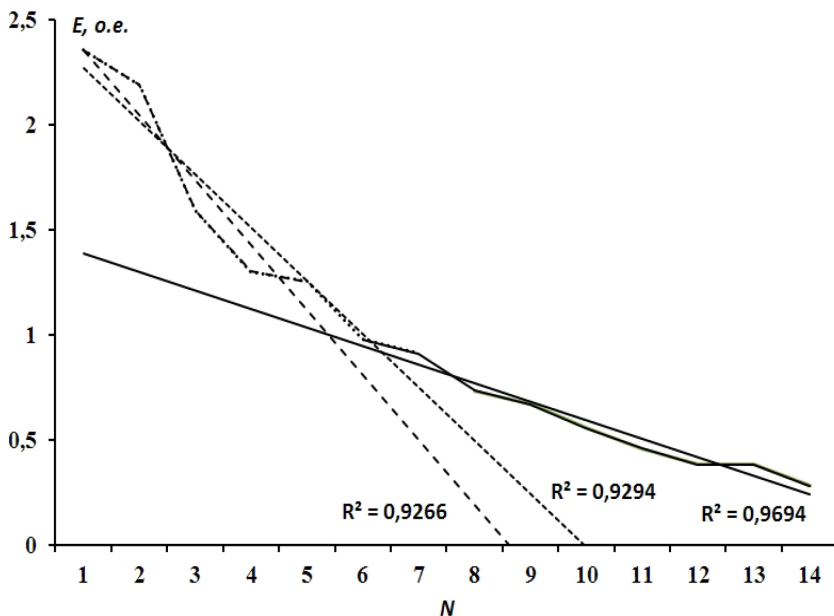


Рис. 1. Распределение собственных значений по факторам в результате анализа личностных черт по Р.Б. Кеттеллу
Fig. 1. Distribution of eigenvalues across factors resulting from R.B. Kettell's personality trait analysis

В данном случае можно утверждать, что использование критерия «каменистая осыпь» не позволяет однозначно выбрать количество значимых фактов (5 или 7). 6 факторов в таблице 2 выбраны в данном случае при учете обоих критериев и анализа результатов после вращения матрицы корреляционных коэффициентов.

В том случае, если факторному анализу подвергаются психодиагностические данные, полученные при помощи разных тестов, выбор числа значимых факторов оказывается ещё более неоднозначным. Продемонстрируем это на авторских примерах анализа психодиагностических данных, полученных при помощи четырёх разных тестов. Данные теста на эмоциональный интеллект, агрессию и два теста на тревожность вместе предоставляют 27 признаков, связи между которыми могут анализироваться при помощи факторного анализа. На рисунке 2 приведено соответствующее распределение собственных значений факторов.

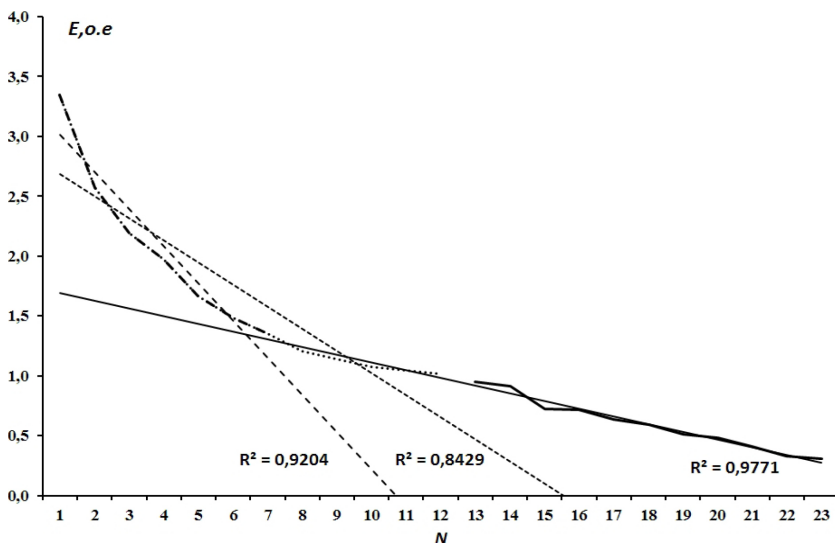


Рис. 2. Распределение собственных значений по факторам при совместном анализе результатов четырех тестов

Fig. 2. Distribution of eigenvalues across factors in a joint analysis of the results of four tests

В этом случае по критерию Кайзера может быть выбрано до 12-ти значимых факторов из 27. В 7-ми факторах наблюдались статистиче-

ски значимые факторные нагрузки. Поэтому регрессионные прямые на рисунке 1 построены для 7 и 12 факторов с максимальными собственными значениями. Регрессионная прямая проводится по соответствующему числу точек, но тогда для коэффициента детерминации $R^2 = 0,84$ корень квадратный (коэффициент корреляции) имеет уровень значимости при выборке 12 точек даже выше, чем обозначенный на рисунке 1. То есть оценка по этому критерию «каменистой осыпи» не дает возможности в данном случае выбрать количество значимых факторов для сокращения размерности. При этом как 7, так и 12 факторов удовлетворяют критерию Кайзера.

Разница в рисунках состоит в том, что на рис 1 – один тест и выбор между пятью и семью факторами. При этом построенная регрессия по качеству для пяти и семи признаков примерно одинаковая, но по критерию Кайзера семь признаков уже не подходят. Пять признаков соответствует критерию Кайзера. То есть при пяти выделенных факторах результат получается адекватно соответствующий и критерию Кайзера и критерию «каменистой осыпи». Но в результате авторы выбрали 6 значимых факторов, поскольку анализ результата после вращения матрицы факторных нагрузок более соответствовал психологическим особенностям подростков.

Факторный анализ данных четырех разных тестов (рис. 2) демонстрирует очень высокую степень неоднозначности при сокращении размерности этих данных. Из 27 признаков может получиться от 7 до 12-ти факторов. Для 7-ми факторов минимальное собственное значение 1,4 и это может привести к потере значимых факторов с высокими нагрузками. Если выбирать 12 факторов, то интерпретация результатов оказывается крайне затруднена.

Кроме вклада в общую дисперсию и величины собственных значений факторов необходимо рассматривать факторные нагрузки в последних факторах, которые можно выделить. В этом случае, если минимальное число факторов (7) из большого числа исходных признаков даёт больше 50% вклада, то факторы, в которых имеют место низкие факторные нагрузки можно не учитывать. Или (как показано ранее [5]) рассматривать группировку признаков по факторам при совместном анализе двух тестов, когда исходных признаков значительно меньше.

При факторном анализе и сокращении размерности многомерных данных психодиагностики может быть предложена следующая последовательность действий:

1. Анализ по всем признакам распределения по факторам собственных значений (оценка вклада в суммарную дисперсию).

2. Построение графиков по аналогии с рисунками статьи.

3. Оценка минимального и максимального возможного количества значимых факторов.

4. Сравнение вклада этих факторов в суммарную дисперсию. Проверка, какое количество факторов больше соответствует обоим обозначенным выше критериям.

5. Окончательный выбор количества значимых факторов с учётом факторных нагрузок в последних из них.

6. Проверка, насколько меняются факторные нагрузки после вращения матрицы разными методами. Критерием факторной инвариантности может служить отсутствие в значимых факторах высоких значений факторных нагрузок тех признаков, которые до вращения матрицы в них не входили.

Необходимо помнить, что вращение матрицы факторных нагрузок может упростить интерпретацию результатов, но и вносит поправки с учётом факторов, обеспечивающих минимальный вклад в общую дисперсию.

В значимых факторах с минимальным вкладом могут входить отдельные признаки, не связанные с остальными корреляционно, но влияющие на общую структуру связей опосредованно.

Статистическая независимость отдельных факторов не может быть обеспечена практически, это теоретическое условие может выполняться только приближенно.

Заключение

Требование факторной инвариантности может не выполняться в психологии даже для очень больших выборок респондентов. Например, если в выборке присутствуют респонденты разного пола или разного возраста. Результаты факторного анализа, после разделения респонден-

тов по признаку пола, могут различаться не только по составу значимых факторов, но и по их количеству. То есть результаты сокращения размерности данных будут разными, если общий выборку разделить на части. Выполнение требований для корректного (с математической точки зрения) использования процедуры факторизации зависит от постановки задач. В ряде случаев может быть поставлена обратная задача: разделить выборку на отдельные группы респондентов, для которых факторная вариантность выполняется, хотя бы приблизительно.

Изложенное выше не противоречит необходимости оценки факторной инвариантности при создании и проверке (валидации) тестов.

Таким образом, сокращение размерности многомерных данных психодиагностики и понятие факторной инвариантности связаны неоднозначно. Факторная инвариантность – понятие теоретическое, требующее очень большой выборки данных и не учитывающее специфику психологических исследований. Сокращение размерности данных психодиагностики и интерпретация полученных наиболее значимых факторов требуют комплексного подхода и не могут выполняться в рамках строго определенной процедуры. В зависимости от конкретного набора данных сокращение их размерности может при факторном анализе осуществляться в несколько этапов, как показано в приведенных выше примерах.

Список литературы

1. Ильин, Е. П. (2021). *Эмоции и чувства* (2-е изд.). Санкт-Петербург: Питер. 784 с.
2. Логвиненко, Т. И. (2024). Проверка измерительной инвариантности для тестов когнитивных и языковых способностей. *Современная зарубежная психология*, 13(2), с. 62–70. <https://doi.org/10.17759/jmfp.2024130206>. EDN: <https://elibrary.ru/SVCFSJ>
3. Ослон, В. Н., Одинцова, М. А., Семья, Г. В., & Зинченко, Е. А. (2021). Инвариантные и вариантные социально-психологические характеристики успешных замещающих матерей. *Психологическая наука и образование*, 26(6), с. 149–163. <https://doi.org/10.17759/pse.2021260612>. EDN: <https://elibrary.ru/CKEJLZ>
4. Рогов, Е. И. (1999). *Настольная книга практического психолога: учебное пособие: в 2 кн.* (2-е изд., перераб. и доп.). Москва: Гуманитарный издательский центр ВЛАДОС. Кн. 1: Система работы психолога с детьми разного возраста. 384 с.

5. Славутская, Е. В., & Карпунина, Д. С. (2025). Взаимосвязь эмоционального интеллекта и агрессии в поведении подростков: анализ гендерных различий. *Вестник Костромского государственного университета. Серия: Педагогика. Психология. Социокинетика*, 31(2), с. 58–63. <https://doi.org/10.34216/2073-1426-2025-31-2-58-63>. EDN: <https://elibrary.ru/UMIOKI>
6. Славутская, Е. В., & Славутский, Л. А. (2022). *Интеллектуальный анализ данных психодиагностики: традиционные методы и современные подходы*. Чебоксары: ЧГПУ им. И. Я. Яковлева. 218 с. ISBN: 978-5-88297-646-9. EDN: <https://elibrary.ru/NEYCDL>
7. Cangelosi, R., & Goriely, A. (2007). Component Retention in Principal Component Analysis with Application to cDNA Microarray Data. *Biology Direct*, (2), Article 2. <https://doi.org/10.1186/1745-6150-2-2>. EDN: <https://elibrary.ru/CTATVN>
8. Cattell, R. B. (1990). Advances in Cattellian Personality Theory. В *Handbook of Personality: Theory and Research*. New York: The Guilford Press.
9. Cattell, R. B. (1966). The Scree Test for the Number of Factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1(2), pp. 629–637. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr0102_10
10. Christensen, A. P., Golino, H., Abad, F. J., et al. (2025). Revised Network Loadings. *Behavior Research Methods*, (57), Article 114. <https://doi.org/10.3758/s13428-025-02640-3>. EDN: <https://elibrary.ru/YWQSMJ>
11. Christensen, A. P., & Golino, H. (2021). On the Equivalency of Factor and Network Loadings. *Behavior Research Methods*, (53), pp. 1563–1580. <https://doi.org/10.3758/s13428-020-01500-6>. EDN: <https://elibrary.ru/VWWTAQ>
12. Zhang, C., Zhang, Z., Zhong, X., Li, J., & Zhao, Z. (2025). A Statistician's Selective Review of Neural Network Modeling: Algorithms and Applications. *Journal of Data Science*, pp. 1–19. <https://doi.org/10.6339/25-JDS1167>
13. Glass, J. V., & Stanly, Y. C. (1970). *Statistical Methods in Education and Psychology*. Upper Saddle River: Stanly Prentice-Hall.
14. Boivin, J., & Ng, S. (2006). Are More Data Always Better for Factor Analysis? *Journal of Econometrics*, (132), pp. 169–194. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.01.027>
15. Kaiser, H. F. (1960). The Application of Electronic Computers to Factor Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), pp. 141–151. <https://doi.org/10.1177/001316446002000116>. EDN: <https://elibrary.ru/JRVDVD>
16. Mirkes, E. M., Allohibi, J., & Gorban, A. (2020). Fractional Norms and Quasinorms Do Not Help to Overcome the Curse of Dimensionality. *Entropy*, 22(10), Article 1105. <https://doi.org/10.3390/e22101105>. EDN: <https://elibrary.ru/TZYRZX>
17. Mirkes, E. M., Bac, J., & Fouché, A. (2023). Domain Adaptation Principal Component Analysis: Base Linear Method for Learning with Out-of-Distribution Data. *Entropy*, 25(1), Article 33. <https://doi.org/10.3390/e25010033>. EDN: <https://elibrary.ru/YXGMEU>

18. Slavutskaya, E. V., Slavutskii, L. A., Nikolaev, E. L., & Zakharova, A. N. (2021). Neural Network Models for the Analysis and Visualization of Latent Dependencies: Examples of Psychodiagnostic Data Processing. B *Knowledge in the Information Society (CSIS2020) and (PCSF2020)* (pp. 61–70). Cham: Springer Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-030-65857-1_7. EDN: <https://elibrary.ru/ZWTZGI>

References

1. Ilyin, E. P. (2021). *Emotions and feelings* (2nd ed.). Saint Petersburg: Piter. 784 p.
2. Logvinenko, T. I. (2024). Testing measurement invariance for cognitive and language ability tests. *Modern Foreign Psychology*, 13(2), 62–70. <https://doi.org/10.17759/jmfp.2024130206>. EDN: <https://elibrary.ru/SVCFSJ>
3. Oslon, V. N., Odintsova, M. A., Semya, G. V., & Zinchenko, E. A. (2021). Invariant and variant socio-psychological characteristics of successful foster mothers. *Psychological Science and Education*, 26(6), 149–163. <https://doi.org/10.17759/pse.2021260612>. EDN: <https://elibrary.ru/CKEJLZ>
4. Rogov, E. I. (1999). *Handbook of a practical psychologist: Textbook: in 2 books* (2nd ed., rev. and suppl.). Moscow: Humanitarian Publishing Center VLADOS. Book 1: The system of a psychologist's work with children of different ages. 384 p.
5. Slavutskaya, E. V., & Karpunina, D. S. (2025). The relationship between emotional intelligence and aggression in adolescent behavior: Analysis of gender differences. *Bulletin of Kostroma State University. Series: Pedagogy. Psychology. Sociokinetics*, 31(2), 58–63. <https://doi.org/10.34216/2073-1426-2025-31-2-58-63>. EDN: <https://elibrary.ru/UMIOKI>
6. Slavutskaya, E. V., & Slavutskii, L. A. (2022). *Data mining in psychodiagnostics: Traditional methods and modern approaches*. Cheboksary: I. Ya. Yakovlev ChSPU. 218 p. ISBN: 978-5-88297-646-9. EDN: <https://elibrary.ru/NEYCDL>
7. Cangelosi, R., & Goriely, A. (2007). Component retention in principal component analysis with application to cDNA microarray data. *Biology Direct*, (2), Article 2. <https://doi.org/10.1186/1745-6150-2-2>. EDN: <https://elibrary.ru/CTATVN>
8. Cattell, R. B. (1990). Advances in Cattellian personality theory. In *Handbook of Personality: Theory and Research*. New York: The Guilford Press.
9. Cattell, R. B. (1966). The scree test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1(2), 629–637. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr0102_10
10. Christensen, A. P., Golino, H., Abad, F. J., et al. (2025). Revised network loadings. *Behavior Research Methods*, (57), Article 114. <https://doi.org/10.3758/s13428-025-02640-3>. EDN: <https://elibrary.ru/YWQSMJ>
11. Christensen, A. P., & Golino, H. (2021). On the equivalency of factor and network loadings. *Behavior Research Methods*, (53), 1563–1580. <https://doi.org/10.3758/s13428-020-01500-6>. EDN: <https://elibrary.ru/VWWTQA>

12. Zhang, C., Zhang, Z., Zhong, X., Li, J., & Zhao, Z. (2025). A statistician's selective review of neural network modeling: Algorithms and applications. *Journal of Data Science*, 1–19. <https://doi.org/10.6339/25-JDS1167>
13. Glass, J. V., & Stanly, Y. C. (1970). *Statistical methods in education and psychology*. Upper Saddle River: Stanly Prentice Hall.
14. Boivin, J., & Ng, S. (2006). Are more data always better for factor analysis? *Journal of Econometrics*, (132), 169–194. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.01.027>
15. Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 141–151. <https://doi.org/10.1177/001316446002000116>. EDN: <https://elibrary.ru/JRVDVD>
16. Mirkes, E. M., Allohibi, J., & Gorban, A. (2020). Fractional norms and quasinorms do not help to overcome the curse of dimensionality. *Entropy*, 22(10), Article 1105. <https://doi.org/10.3390/e22101105>. EDN: <https://elibrary.ru/TZYRZX>
17. Mirkes, E. M., Bac, J., & Fouché, A. (2023). Domain adaptation principal component analysis: Base linear method for learning with out-of-distribution data. *Entropy*, 25(1), Article 33. <https://doi.org/10.3390/e25010033>. EDN: <https://elibrary.ru/YXGMEU>
18. Slavutskaya, E. V., Slavutskii, L. A., Nikolaev, E. L., & Zakharova, A. N. (2021). Neural network models for the analysis and visualization of latent dependencies: Examples of psychodiagnostic data processing. In *Knowledge in the Information Society (CSIS2020) and (PCSF2020)* (pp. 61–70). Cham: Springer Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-030-65857-1_7. EDN: <https://elibrary.ru/ZWTZGI>

ДАННЫЕ ОБ АВТОРАХ

Славутская Елена Владимировна, доктор психологических наук, профессор
ФГБОУ ВО «Чувашский государственный педагогический университет
им. И.Я. Яковлева»
ул. К. Маркса, 38, г. Чебоксары, 428000, Российская Федерация
slavutskayaev@gmail.com

Славутский Леонид Анатольевич, доктор физико-математических наук, профессор
ФГБОУ ВО «Чувашский государственный университет им. И.Н. Ульянова»
Московский пр-т, 15, г. Чебоксары, 428015, Российская Федерация
lenya@slavutskii.ru

DATA ABOUT THE AUTHORS

Elena V. Slavutskaya, Doctor of Psychology, Professor of Pedagogic and Psychology Department

*I.Y. Yakovlev Chuvash State Pedagogical University
38, K. Marx Str., Cheboksary, 428000, Russian Federation
slavutskayaev@gmail.com*

Leonid A. Slavutskii, Doctor of Physics and Mathematical Sciences, Professor of Automatics and Control Department
*Chuvash State University
15, Moskovsky Prospekt, Cheboksary, 428015, Russian Federation
lenya@slavutskii.ru*

Поступила 10.11.2025
После рецензирования 08.12.2025
Принята 15.12.2025

Received 10.11.2025
Revised 08.12.2025
Accepted 15.12.2025