

# ФАКТОРНЫЙ АНАЛИЗ

---

**Стат. методы в  
психологии  
(Радчи́кова Н.П.)**

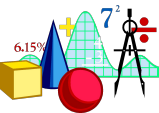


# Факторный анализ

*Факторный анализ – как религия: каждый находит в нем что-то свое*

Под факторным анализом понимают два метода:

- Метод главных компонент
- Факторный анализ





# Основная идея

**Метод главных компонент объясняет наибольшую вариативность в терминах наименьшего количества линейных комбинаций переменных.**





---

# Основная идея

**Факторный анализ объясняет отношения между переменными с помощью нескольких факторов, которые не могут быть прямо измерены.**





# Основная идея

Оба метода основываются на корреляциях (или ковариациях) между исходными переменными и часто называются одним термином — **факторный анализ.**





# Основная идея

Главными целями факторного анализа являются: (1) *сокращение числа переменных* и (2) *определение структуры* взаимосвязей между переменными, т.е. *классификация переменных*.





# Метод главных компонент

— это метод, который переводит большое количество связанных между собой (зависимых, коррелирующих) переменных в меньшее количество независимых переменных.

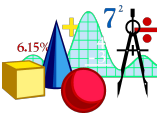




# Метод главных компонент

**ПРИМЕР:** у студентов измерили

- интеллект по тесту Векслера,
  - интеллект по тесту Айзенка,
  - интеллект по тесту Равена,
- а также
- успеваемость по социальной  $\psi$
  - успеваемость по когнитивной  $\psi$
  - успеваемость по общей  $\psi$ .

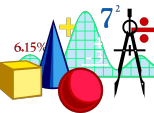






# Метод главных компонент

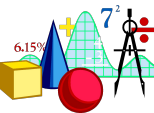
Если переменных в исследовании слишком много ( $x_1, x_2, \dots, x_p$ ), а некоторые из них взаимосвязаны, то у исследователя иногда возникает желание уменьшить сложность данных, сократив количество переменных.





# Метод главных компонент

Для этого и служит метод главных компонент, который создает несколько новых переменных  $y_1, y_2, \dots, y_p$ , каждая из которых является линейной комбинацией первоначальных переменных  $x_1, x_2, \dots, x_p$ :





# Метод главных компонент

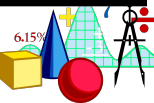
$$y_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1p}x_p$$

$$y_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2p}x_p$$

$$\dots \quad (1)$$

$$y_p = a_{p1}x_1 + a_{p2}x_2 + \dots + a_{pp}x_p$$

**Это и есть модель для метода главных компонент**

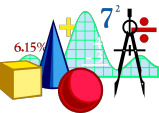




# Метод главных компонент

Переменные  $y_1, y_2, \dots, y_p$  называются главными **компонентами** или **факторами**.

Таким образом, **фактор** – это искусственный статистический показатель, возникающий в результате специальных преобразований корреляционной матрицы.





# Метод главных компонент

Процедура извлечения факторов называется **факторизацией матрицы**. (проведение ФА).

В результате факторизации из корреляционной матрицы может быть извлечено разное количество факторов вплоть до числа, равного количеству исходных переменных.





# Метод главных компонент

Коэффициенты  $a_{ij}$ , определяющие новую переменную, выбираются таким образом, чтобы новые переменные (главные компоненты, факторы) описывали максимальное количество вариативности данных и не коррелировали между собой.





# Метод главных компонент

Часто полезно представить коэффициенты  $a_{ij}$  таким образом, чтобы они представляли собой коэффициент корреляции между исходной переменной и новой переменной (фактором). Это достигается умножением  $a_{ij}$  на стандартное отклонение фактора.





# Метод главных компонент

Коэффициенты  $a_{ij}$  называются факторными нагрузками.

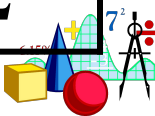






# Матрица факторных нагрузок

Переменная	Фактор 1	Фактор 2
Интеллект (по тесту Векслера)	<b>0,86</b>	0,11
Интеллект (по тесту Айзенка)	<b>0,75</b>	0,01
Интеллект (по тесту Равена)	<b>0,91</b>	0,18
Оценка по социальной $\psi$	0,04	<b>0,79</b>
Оценка по когнитивной $\psi$	0,13	<b>0,85</b>
Оценка по общей $\psi$	0,21	<b>0,82</b>





# Факторный анализ

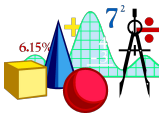
Основное отличие между факторным анализом и методом главных компонент заключается в том, что главные компоненты являются линейными функциями от наблюдаемых переменных, в то время как общие факторы не выражаются через комбинацию наблюдаемых переменных.





# Факторный анализ

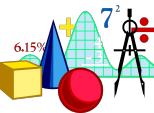
Модель факторного анализа предполагает, что корреляции между наблюдаемыми переменными  $x_1, x_2, \dots, x_p$  получаются благодаря их связи с некоторыми фундаментальными переменными, известными как общие факторы или латентные переменные  $f_1, f_2, \dots, f_k$ , где  $k < p$





# Факторный анализ

Дисперсия исходных переменных здесь объясняется не в полном объеме: признается, что часть дисперсии остается нераспознанной как характеристика.





# Факторный анализ

$$\mathbf{x}_1 = \lambda_{11}\mathbf{f}_1 + \lambda_{12}\mathbf{f}_2 + \dots + \lambda_{1k}\mathbf{f}_k + \mathbf{u}_1$$

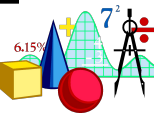
$$\mathbf{x}_2 = \lambda_{21}\mathbf{f}_1 + \lambda_{22}\mathbf{f}_2 + \dots + \lambda_{2k}\mathbf{f}_k + \mathbf{u}_2$$

...

(2)

$$\mathbf{x}_p = \lambda_{p1}\mathbf{f}_1 + \lambda_{p2}\mathbf{f}_2 + \dots + \lambda_{pk}\mathbf{f}_k + \mathbf{u}_p$$

Это и есть модель факторного анализа





# Факторный анализ

Случайная погрешность  $u_i$  называется характерностью и представляет собой часть наблюдаемой переменной, которая не объясняется действием факторов.





# Факторный анализ

Дисперсия явной переменной может быть разделена на две части:

$$s_i^2 = \sum_{j=1}^k \lambda_{ij}^2 + \psi_i$$

Общность (*Communality*)

переменной  $x_i$  - является той дисперсией, которую переменная делит с другими явными переменными посредством их отношения с латентной переменной.

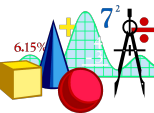
Характерность - часть единичной дисперсии переменной, которая не связана с общими факторами.





# Факторный анализ

Если латентные факторы не коррелируют, то коэффициенты  $\lambda_{ij}$  являются корреляциями между латентными переменными и явными переменными. Они также называются **факторными нагрузками** и представляются в виде такой же таблицы, как и факторные нагрузки в методе главных компонент







# Факторный анализ

Соответствие факторной модели полученным данным проверяется путем сравнения исходной корреляционной матрицы с матрицей корреляций, полученной в результате применения модели. Такая оценка соответствия может быть проведена различными методами.

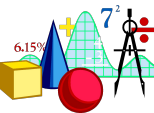




---

# Факторный анализ

В программе STATISTICA  
реализовано пять методов факторного  
анализа:

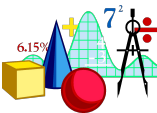




# Факторный анализ

## *Commonalities=multiple R-square.*

Если выбран этот метод, то перед факторизацией диагональные элементы корреляционной матрицы (общности) будут вычисляться как множественные коэффициенты корреляции данной переменной со всеми остальными переменными, а затем возводиться в квадрат. Это самый распространенный метод факторного анализа, обычно выбираемый по умолчанию.

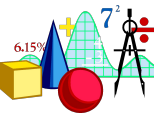




# Факторный анализ

## *Iterated commonalities (MINRES).*

Этот метод отличается от предыдущего тем, что после факторизации оптимизирует факторные нагрузки посредством нескольких итераций, основываясь на оценке квадратов сумм остатков.

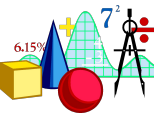




# Факторный анализ

## *Maximum likelihood factors*

метод максимального правдоподобия Д. Лоули. В отличие от остальных методов тут предполагается, что число факторов заранее известно (и должно быть установлено в окошке *maximum number of factors*). Программа затем вычисляет оценки факторных нагрузок и общностей, которые максимизируют вероятность получения исходной корреляционной матрицы.

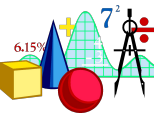




# Факторный анализ

## *Centroid method*

– центроидный метод Л. Тэрстоуна. В нем корреляции между переменными рассматриваются как пучок векторов, а латентный фактор геометрически представляется как уравнивающий вектор, проходящий через центр этого пучка. Это наименее современный метод факторного анализа, требующий также наименьшего количества вычислений.

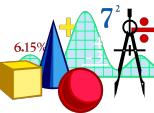




# Факторный анализ

## *Principal axis method*

В этом методе (методе главных осей) на каждом итерационном шаге собственные значения вычисляются с помощью общностей, затем общности пересчитываются на основании собственных значений. Новые общности помещаются на диагональ корреляционной матрицы, и начинается новый итерационный шаг. Итерации продолжаются либо пока их число не достигнет максимума (заранее определенного), либо пока минимальные изменения в общностях не станут меньше, чем наперед заданные значения.





# Факторный анализ

Факторный анализ

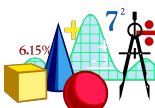
The screenshot shows the STATISTICA software interface. The 'Statistics' menu is open, and the path 'Multivariate Exploratory Techniques' > 'Factor Analysis' is highlighted. The background shows a data table with columns labeled 'WORK 1', 'WORK 2', 'HOME 3', 'MISCEL 1', 'MISCEL 2', and 'DEPRES'.

	1	2	7	8	9	10	11
	WORK 1	WORK 2	HOME 2	HOME 3	MISCEL 1	MISCEL 2	DEPRES
1	105,1	101,7	101,7	85,6	104,0	110,3	12
2	77,0	72,9					3
3	86,0	82,2					7
4	91,4	106,1					11
5	113,7	92,0					8
6	86,6	87,8					15
7	95,1	94,5					15
8	113,5	104,6					11
9	104,5	97,3					19
10	104,6	97,9					11
11	102,1	87,0					9
12	109,4	94,9					3
13	90,0	77,4	116,9	114,7	88,7	76,5	8
14	90,0	91,3	96,7	94,4	88,4	89,7	6
15	96,9	103,0	110,1	95,2	102,4	105,5	8

Statistics ⇒

Multivariate Exploratory Techniques ⇒

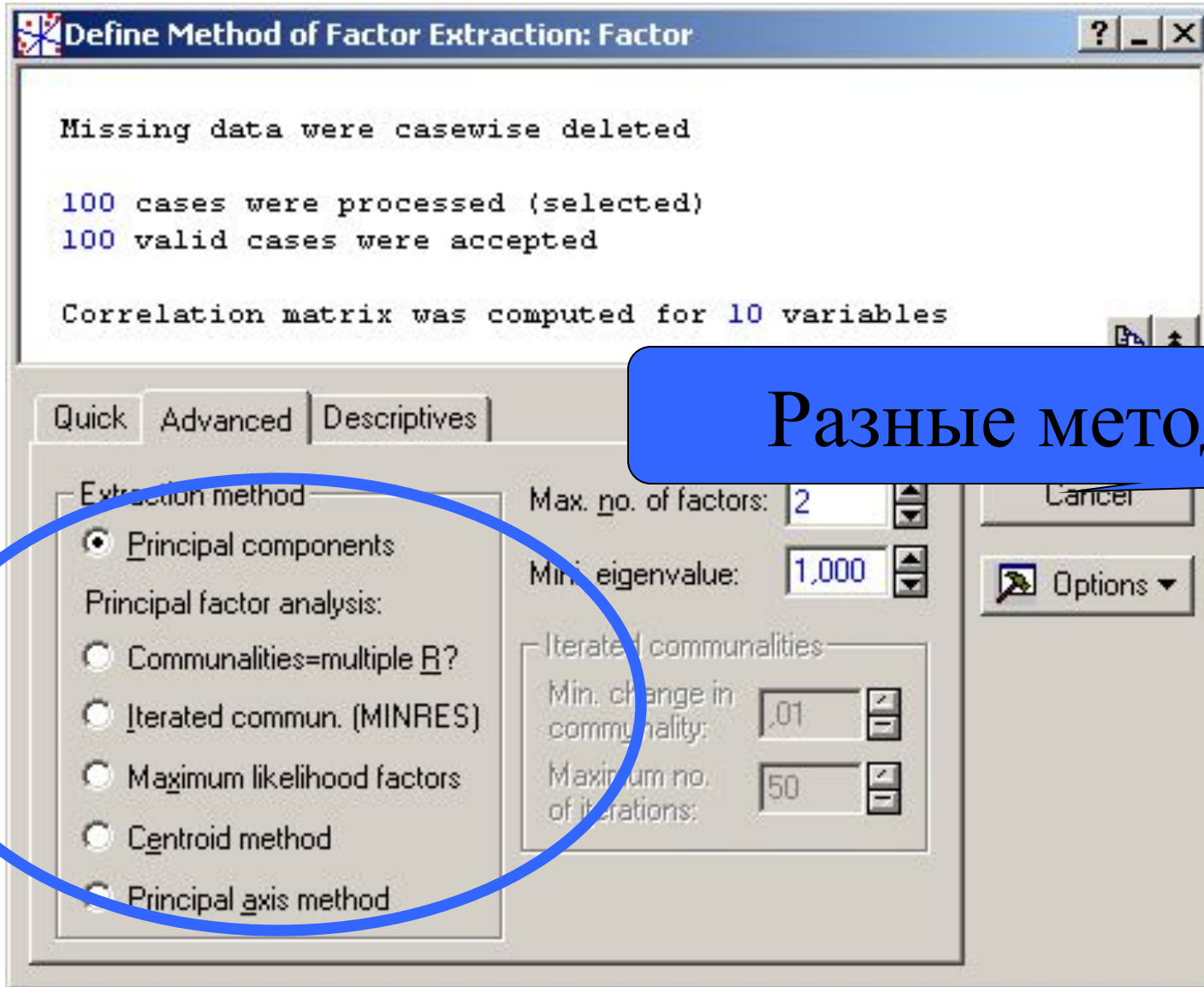
Factor Analysis



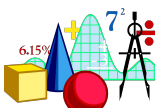




# Факторный анализ



Разные методы

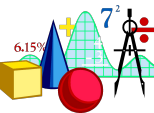




# Факторный анализ



В SPSS реализованы  
некоторые перечисленные и  
некоторые другие методы

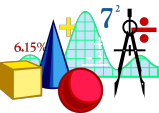




# Факторный анализ

☺ Но! Факторные отображения одной и той же корреляционной матрицы эквивалентны друг другу, если они содержат одинаковое число факторов.

**Практически это значит, что вы получите одни и те же результаты при любом методе.**

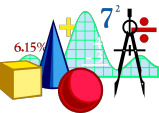




# Факторный анализ



Результаты, полученные с помощью метода главных компонент, и результаты, полученные с помощью различных процедур собственно факторного анализа, практически никогда существенно не отличаются друг от друга!





# Сколько факторов?

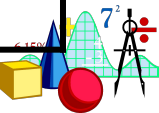
Для применения процедуры выбора следует посчитать некоторую статистику – собственные значения корреляционной матрицы и процент объясненной дисперсии для каждого фактора.





# Сколько факторов?

	Собственные значения			
Фактор	Собственные значения	% общей дисперсии	Кумулят. соб. знач.	Кумулят. % общей дисперсии
1	3,81175	63,5292	3,81175	63,529
2	1,09661	18,2768	4,90836	81,806
3	,41685	6,9476	5,32522	88,753
4	,29509	4,9181	5,62031	93,671
5	,19779	3,2965	5,81810	96,968
6	,18189	3,0316	6,00000	100,000





# Сколько факторов?

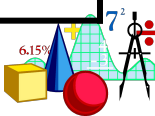
**1) Процент объясненной дисперсии.**  
Если кумулятивный (накопленный) процент общей дисперсии достигает 60% или больше, то можно остановиться на данном количестве факторов.





# Сколько факторов?

	Собственные значения			
Фактор	Собственные значения	% общей дисперсии	Кумулят. соб. знач.	Кумулят. % общей дисперсии
1	3,81175	63,5292	3,81175	63,529
2	1,09661	18,2768	4,90836	81,806
3	,41685	6,9476	5,32522	88,753
4	,29509	4,9181	5,62031	93,671
5	,19779	3,2965	5,81810	96,968
6	,18189	3,0316	6,00000	100,000







# Сколько факторов?

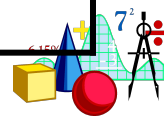
**2) Критерий Кайзера (H. Kaiser).** Вы можете отобрать только факторы с собственными значениями, большими 1. По существу, это означает, что если фактор не выделяет дисперсию, эквивалентную, по крайней мере, дисперсии одной переменной, то он опускается.





# Сколько факторов?

	Собственные значения			
Фактор	Собственные значения	% общей дисперсии	Кумулят. соб. знач.	Кумулят. % общей дисперсии
1	3,811753	63,52922	3,811753	63,5292
2	1,096612	18,27686	4,908365	81,8061
3	,416857	6,94762	5,325222	88,7537
4	,295090	4,91817	5,620312	93,6719
5	,197790	3,29651	5,818103	96,9684
6	,181897	3,03162	6,000000	100,0000





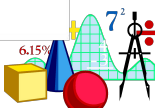
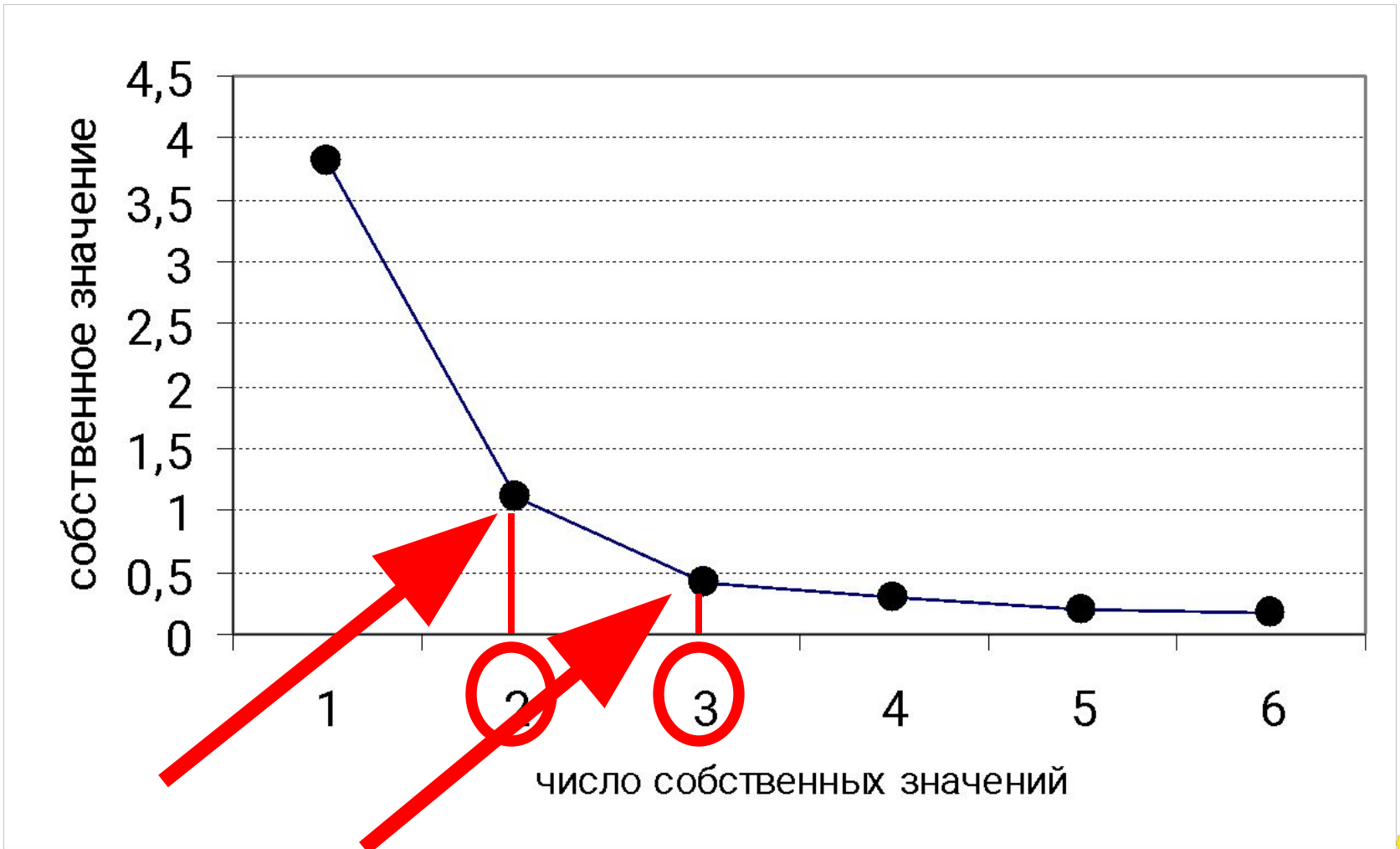
# Сколько факторов?

**3) Критерий каменистой осыпи** является графическим методом. Вы можете изобразить собственные значения, представленные в таблице ранее, в виде простого графика:





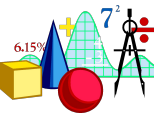
# Сколько факторов?





# Сколько факторов?

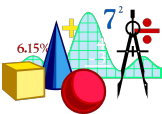
4) На практике возникает важный дополнительный вопрос, а именно: **когда полученное решение может быть содержательно интерпретировано.**





# Вращение матрицы факторных нагрузок

Оказывается, что описанные выше шаги не дают однозначного решения задачи определения факторов. Основываясь на геометрическом представлении рассматриваемой задачи, поиск однозначного решения называют **задачей вращения факторов**. (Брать после вращения)





# Вращение матрицы факторных нагрузок

Необходимость вращения факторов возникает чаще всего, когда выявленным факторам не удастся дать достаточно четкую содержательную интерпретацию.

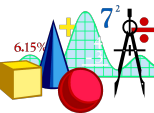




# Вращение матрицы факторных нагрузок

***В программе STATISTICA:***

***Варимакс (Varimax)*** – это такое ортогональное вращение, при котором происходит минимизация количества переменных с высокой факторной нагрузкой.

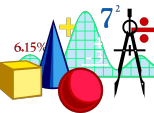






# Вращение матрицы факторных нагрузок

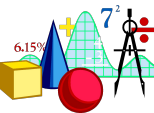
*Квартимакс (Quartimax)* – ортогональное вращение, при котором происходит минимизация количества факторов, необходимых для объяснения переменных.





# Вращение матрицы факторных нагрузок

***Биквартимакс (Bi-quartimax)*** – метод, который является компромиссом между варимаксом и квартимаксом, то есть направлен на одновременную максимизацию дисперсий и строк, и столбцов матрицы квадратов факторных нагрузок





# Вращение матрицы факторных нагрузок

*Эквamax (Equamax)* – тоже является компромиссом между варимаксом и квартимаксом; отличается от биквартимакса весом, который присваивается критерию варимакс.





# Алгоритм факторного анализа

1. Заносим данные в программу.
2. Выбираем метод - анализ главных компонент или факторный анализ. Если выбран факторный анализ, то выбираем метод факторного анализа.





# Алгоритм факторного анализа

3. Выбираем количество факторов.
4. Строим матрицу факторных нагрузок.
5. Вращаем матрицу факторных нагрузок.
6. Интерпретируем факторы.





# Алгоритм факторного анализа

7. Если ничего не получается, то можно попробовать разные способы вращения (возвращаемся на п.5).
8. Если это ничего не дает, то можно попробовать взять разное количество факторов (возвращаемся на п. 3)
9. Если и это ничего не дает, то можно попробовать взять другой метод (возвращаемся на п. 2)





# Как это посчитать?

Define Method of Factor Extraction: Factor

Correlation matrix was computed for 10 variables

Quick Advanced Descriptives

Extraction method:

- Principal components
- Principal factor analysis:
- Communalities=multiple R?
- Iterated commun. (MINRES)
- Maximum likelihood factors
- Centroid method
- Principal axis method

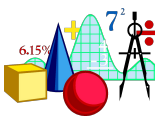
Max. no. of factors: 2

Mini. eigenvalue: 1,000

Iterated communalities:

- Min. change in communality: .01
- Maximum no. of iterations: 50

OK Cancel Options





# Как это посчитать?

Таблица собственных значений

**Factor Analysis Results: Factor**

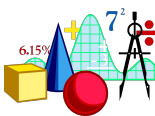
Number of variables: 10  
Method: Principal components  
log(10) determinant of correlation matrix: 4,10  
Number of factors extracted: 2  
Eigenvalues: 6,11837 1,80068

Quick | Explained variance | **Loadings** | Scores | Descriptives

**Eigenvalues** | Communalities  
Scree plot | Goodness of fit test  
Reproduced/residual corrs.

Highlight residuals greater than: .10

Summary | Cancel | Options | By Group

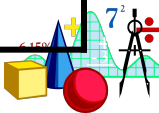






# Таблица собственных значений

	Собственные значения			
Фактор	Собственные значения	% общей дисперсии	Кумулят. соб. знач.	Кумулят. % общей дисперсии
1	3,811753	63,52922	3,811753	63,5292
2	1,096612	18,27686	4,908365	81,8061
3	,416857	6,94762	5,325222	88,7537
4	,295090	4,91817	5,620312	93,6719
5	,197790	3,29651	5,818103	96,9684
6	,181897	3,03162	6,000000	100,0000





# Как это посчитать?

Factor Analysis Results: Factor

Number of variables: 10  
Method: Principal component method  
log(10) determinant of the correlation matrix: 1.000000  
Number of factors extracted: 2  
Eigenvalues: 6,11837

Quick | Explained variance | Loadings | Scores | Descriptives

Eigenvalues | Communalities | Goodness of fit test | Summary

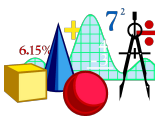
Cancel

Options

By Group

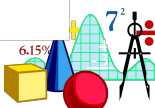
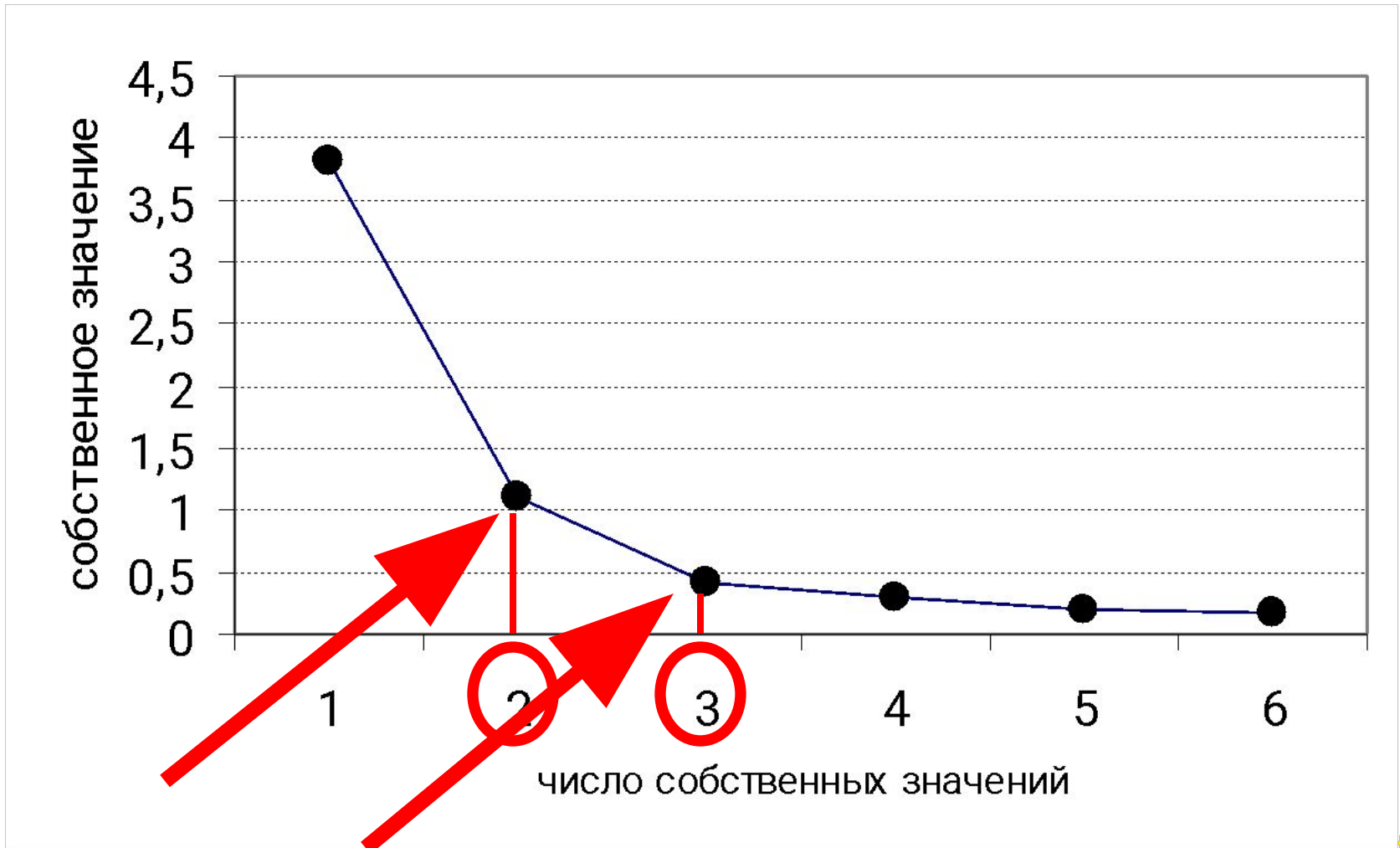
Highlighted residuals greater than: .10

График каменистой осыпи





# График каменистой осыпи





# Как это посчитать?

Выбор метода вращения

Factor Analysis Results: Fac

Number of variables: 10  
Method: Principal components  
log(10) determinant of correlation matrix: -4,1096  
Number of factors extracted: 2  
Eigenvalues: 6,11837 1,80068

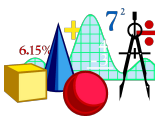
Quick Explained variance Loadings Scores Descriptives

Factor rotation: Unrotated

- Unrotated
- Varimax raw
- Varimax normalized
- Biquartimax raw
- Biquartimax normalized
- Quartimax raw
- Quartimax normalized
- Equamax raw
- Equamax normalized

Summary Plot of Plot of Hierarchy

Cancel Options By Group





# Разбиение на группы

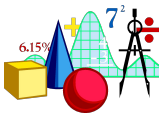
Если факторы найдены и истолкованы, то на последнем шаге ФА отдельным наблюдениям (т.е. испытуемым) можно присвоить значения этих факторов (т.н. факторные значения – factor scores).





# Разбиение на группы

Таким образом, для каждого наблюдения значения большого количества переменных можно перевести в значения небольшого количества факторов. Факторные значения лежат, как правило, в пределах от  $-3$  до  $+3$  и характеризуют положение испытуемого на шкале, задаваемой фактором.





# Разбиение на группы

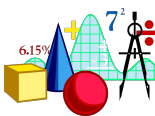
<b>Умный</b> <b>Хорошо учится</b>	<b>Умный</b> <b>Плохо учится</b>
<b>Глупый</b> <b>Хорошо учится</b>	<b>Глупый</b> <b>Плохо учится</b>





# Разбиение на группы

Continue...		
Rotation: Varimax normalized Extraction: Principal components		
Case	Factor 1	Factor 2
1	,78295	-,58637
2	-1,95198	-,46035
3	-1,31564	-,15711
4	,19070	-,70535
5	,10958	-1,63978
6	-1,43131	,39921
7	-,18764	-,39737
8	,97046	-1,11450
9	,03682	-,20525
10	-,70009	-,42229
11	-,15704	-1,76090
12	,21610	1,19478
13	-1,11482	1,22803
14	-,56779	-,38496
15	,17543	-,08640
16	-,59364	1,26451







# Разбиение на группы

Если факторов больше или введены дополнительные градации (плохо учится – хорошо учится – отлично учится), то групп становится намного больше.





# Как это посчитать?

Факторные значения

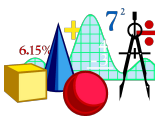
Factor Analysis Results: Factor

Number of variables: 10  
Method: Principal components  
log(10) determinant of correlation matrix: -4,1096  
Number of factors extracted: 2  
Eigenvalues: 6,11837 1,80068

Quick | Explained variance | Loadings | Scores | Descriptives

Factor score coefficients  
**Factor scores**  
Save factor scores

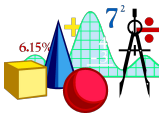
Summary  
Cancel  
Options  
By Group





# Факторные значения

Continue...	Rotation: Varimax normalized Extraction: Principal components	
Case	Factor 1	Factor 2
1	,78295	-,58637
2	-1,95198	-,46035
3	-1,31564	-,15711
4	,19070	-,70535
5	,10958	-1,63978
6	-1,43131	,39921
7	-,18764	-,39737
8	,97046	-1,11450
9	,03682	-,20525
10	-,70009	-,42229
11	-,15704	-1,76090
12	,21610	1,19478
13	-1,11482	1,22803
14	-,56779	-,38496
15	,17543	-,08640
16	-,59364	1,26451

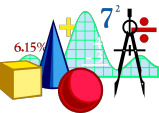




# Факторный анализ

**Наиболее плодотворно использование факторного анализа на ранних стадиях исследования**

**Факторный анализ есть прежде всего средство проверки, отбора гипотез, а не волшебная палочка, извлекающая из груды сырых фактов «скрытые закономерности».**





---

# Удачные примеры (с моей т.з.)

**Адаптация теста (психодиагностической методики)**

**Исследование семантических пространств**



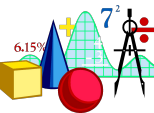


# Удачные примеры

## Измерение личностных особенностей (по Иванову для взрослых)

Шкалы:

- 1) Кривизны
- 2) Неприспособленности
- 3) Неудачливости
- 4) Нужды в психологической помощи



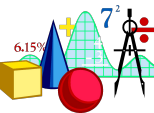


# Удачные примеры

Измерение личностных особенностей  
(по Иванову для взрослых)

## **Шкала кривизны**

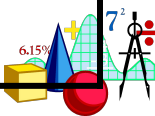
- 1) Насколько часто Вы попадаете в неприятные положения?
- 2) Как часто над Вами смеются?
- 3) ...





# Удачные примеры

вопросы	шкала1	Шкала 2	Шкала 3	Шкала 4
Кр1	0,91	0,01	0,13	0,18
Кр2	0,76	0,21	...	...
..	...	...	...	...
Кр51	0,44	0,12	...	...
Неприс1	0,11	0,23	0,56	0,05
Неприс2	0,03	0,31	0,64	0,05
...	...	...	...	...
Неприс33	0,04	0,17	0,82	...
...				







# Удачные примеры

Семантический дифференциал  
(например, у В.Ф. Петренко «Основы психосемантики»)

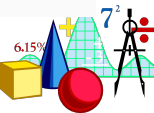
**Баба Яга**

Добрая – Злая

Красивая – Некрасивая

Ленивая – Трудолюбивая

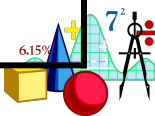
...





# Удачные примеры

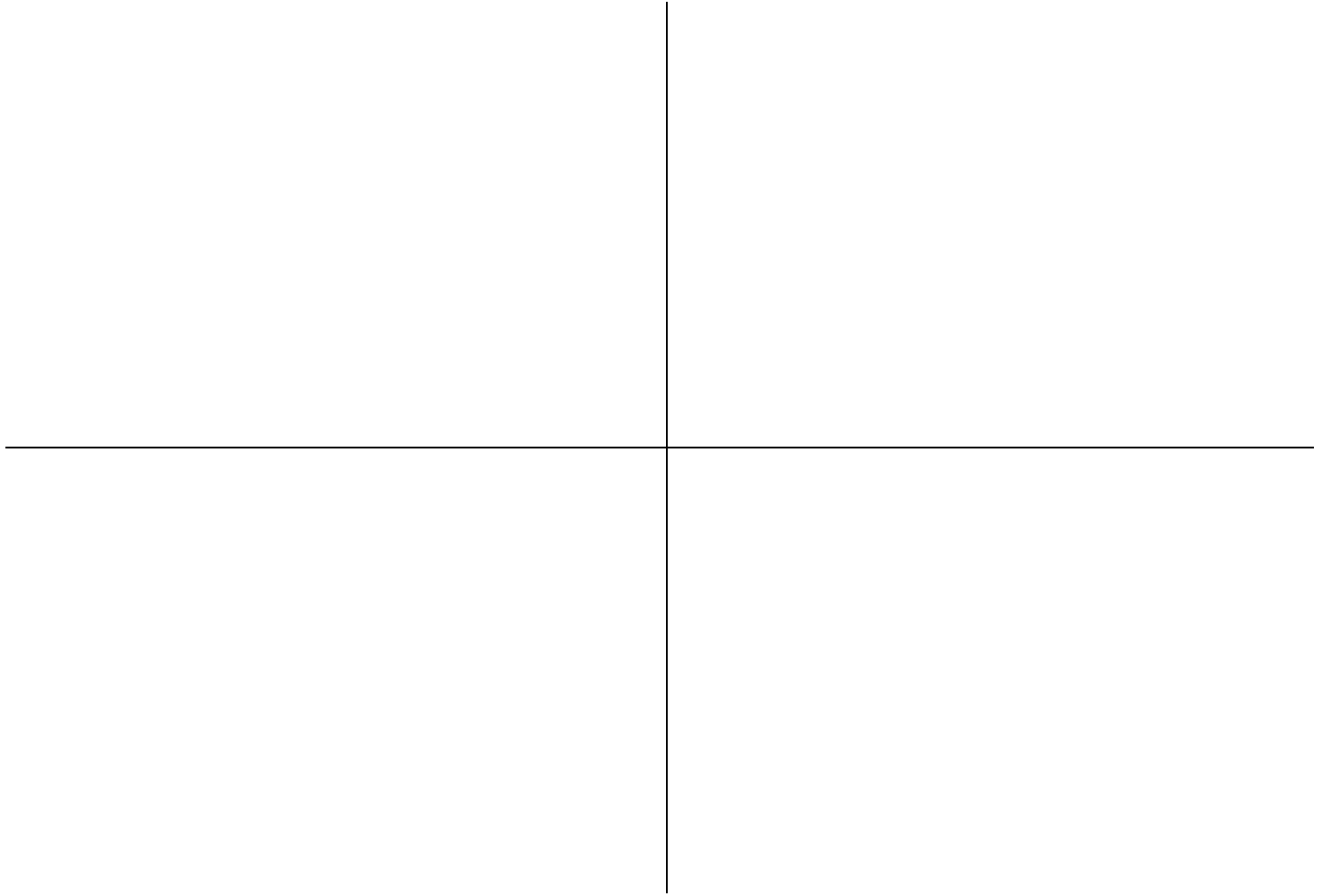
	Фактор 1	Фактор 2
Добрый	<b>0,66</b>	0,21
Честный	<b>0,77</b>	0,45
Трудолюбивый	<b>0,88</b>	0,34
....	...	...
Красивый	...	<b>0,66</b>
Ловкий		<b>0,65</b>
...		...





---

# Удачные примеры

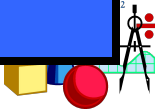




# Требования и ограничения ФА

- Нормальное распределение всех переменных
- Все наблюдения независимы
- По крайней мере интервальные шкалы

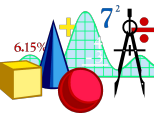
**Т.е. данные должны быть такими, которые подходят для подсчета  $k$ -та корреляции Пирсона**





# Что представляем в статье?

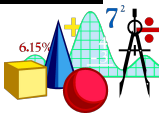
**Обычно дается матрица  
факторных нагрузок после  
вращения с указанием процента  
объясненной дисперсии для  
каждого фактора  
+ ВАША ИНТЕРПРЕТАЦИЯ!**





# Что представляем в статье?

Переменная	$\Phi 1$	$\Phi 2$
Интеллект (по тесту Векслера)	<b>0,86</b>	0,11
Интеллект (по тесту Айзенка)	<b>0,75</b>	0,01
Интеллект (по тесту Равена)	<b>0,91</b>	0,18
Оценка по социальной $\psi$	0,04	<b>0,79</b>
Оценка по когнитивной $\psi$	0,13	<b>0,85</b>
Оценка по общей $\psi$	0,21	<b>0,82</b>
% объясненной дисперсии	<b>63,5</b>	<b>18,3</b>





# Что такое КМО?

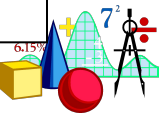
**КМО and Bartlett's Test of Sphericity –  
есть в SPSS, но нет в Statistica**

**КМО** - это показатель Кайзера и его  
коллег: Kaiser-Meyer-Olkin measure

**Мера выборочной адекватности**

Это % дисперсии, который объясняют  
общие (латентные) факторы

**Должен быть  $> 0,5$**



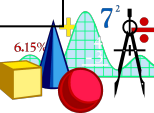


# Что такое КМО?

**КМО and Bartlett's Test of Sphericity –  
есть в SPSS, но нет в Statistice**

**Bartlett's Test of Sphericity –  
проверяет, является ли матрица  
единичной, что будет свидетельствовать о  
том, что факторная модель не подходит  
для этого случая.**

**Т.е. этот тест д.б. значимым!**



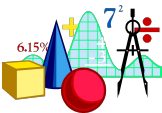




# Полезная литература

**Просто и доходчиво факторный анализ  
изложен в**

- **Гусев А.Н., Измайлов Ч.А., Михалевская М.Б.  
Измерение в психологии: общий психологический  
практикум. – М.: Смысл, 1997.**
- **Ермолаев О.Ю. Математическая статистика для  
психологов: Учебник/ - 2-е изд., испр. – М.:  
Московский психолого-социальный институт:  
Флинта, 2003.**
- **Электронный учебник по ФА (Радчикова Н.,  
Радчиков А.)**





# Полезная литература

## ПРОГРАММА STATISTICA

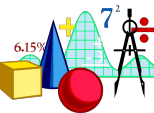
Боровиков В. Программа *STATISTICA* для студентов и инженеров. - Компьютер Пресс: Москва, 2001.

Электронный учебник по программе (StatSoft)

## ПРОГРАММА SPSS

Наследов А.Д. Математические методы психологического исследования. Анализ и интерпретация данных. – СПб. – Речь. – 2004.

Бююль А., Цефель П. SPSS: Искусство обработки информации. – СПб, «ЛианСофтЮп». –2001.





---

# Факторный анализ

**СПАСИБО  
ЗА ВНИМАНИЕ!**





---

# Факторный анализ

**Это все был только  
эксплораторный  
факторный анализ!**





# Конфирматорный ФА

## Основная идея:

**Вы сами придумываете модель  
(какие переменные должны  
объединяться) и проверяете,  
насколько это предположение  
соответствует собранным данным**

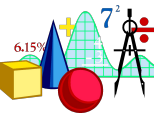




# Конфирматорный ФА

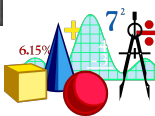
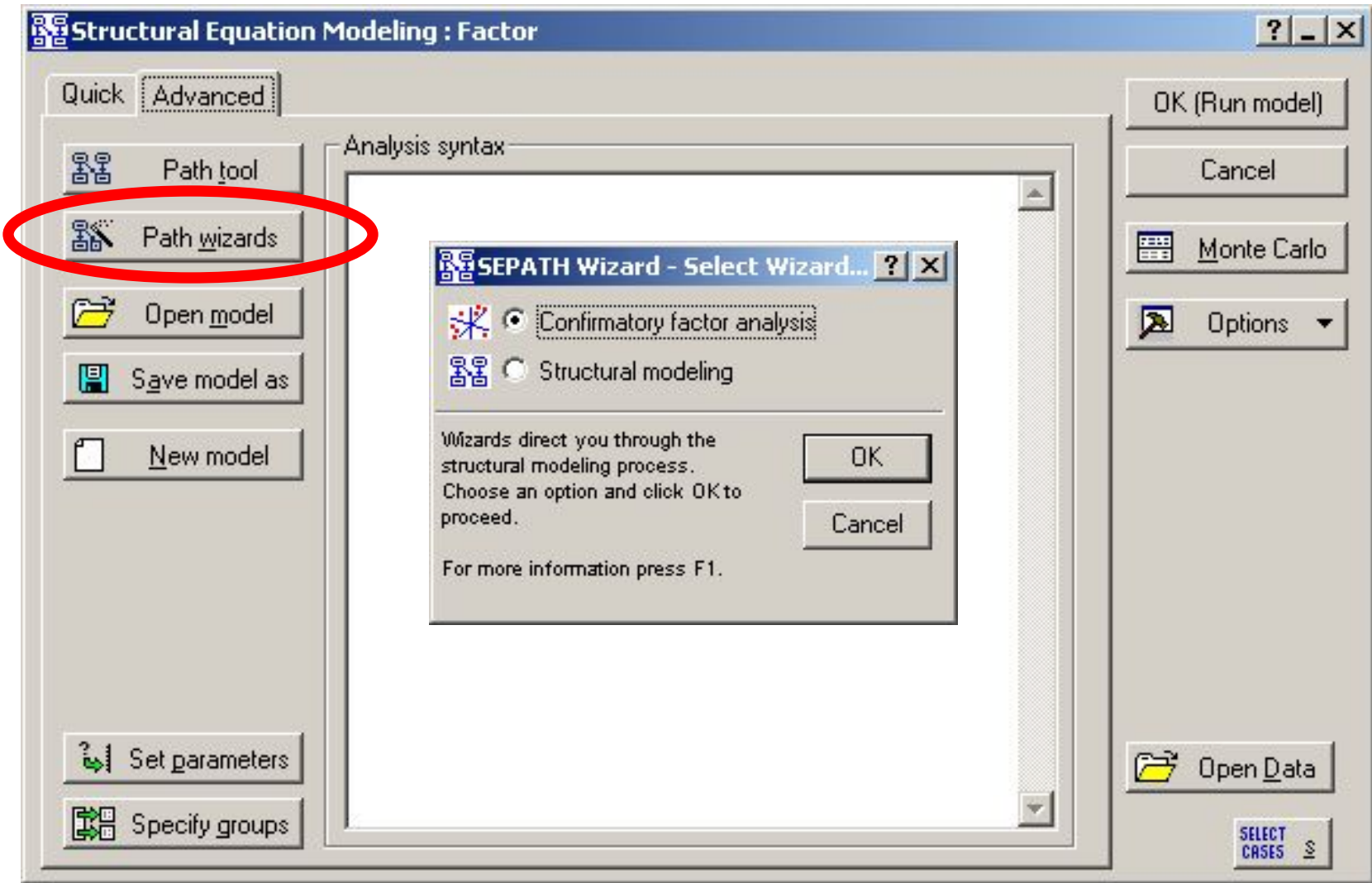
В STATISTICA 6.0

Statistics – Advanced Linear/Nonlinear  
Models – Structural Equation Modeling  
– Path Wizard – Confirmatory factor  
analysis





# Конфирматорный ФА



# Конфирматорный ФА

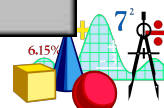
Structural Equation Modeling Results: All data

Method of Estimation: GLS -> ML  
Discrepancy Function: 1,16  
Maximum Residual Cosine: 7,98E-005  
Max. Abs. Gradient: 0,000162  
ICSF Criterion: 3,54E-007  
ICS Criterion: 1,55E-005  
Boundary Conditions: 0

Chi-Square Statistic: 247,617  
Degrees of Freedom: 189  
Chi-Square p-level: 0,002691  
Steiger-Lind RMSEA  
--->Point Estimate: 0,0365  
-->Lower 90% Bound: 0,0211  
-->Upper 90% Bound: 0,0493  
RMS Stand. Residual: 0,0747

Summary  
Cancel  
Options  
p-level for highlighting: .05

**Левая сторона  
показывает,  
благополучно ли  
завершились итерации**







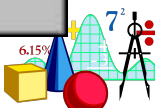
# Конфирматорный ФА

Structural Equation Modeling Results: All data

Method of Estimation: GLS -> ML	Chi-Square Statistic: 247,617
Discrepancy Function: 1,16	Degrees of Freedom: 189
<u>Maximum Residual Cosine: 7,98E-005</u>	Chi-Square p-level: 0,002691
Max. Abs. Gradient: 0,000162	Steiger-Lind RMSEA
	RMSEA Estimate: 0,0365
	RMSEA 90% Bound: 0,0211
	RMSEA 90% Bound: 0,0493
	Max. d. Residual: 0,0747

**Maximum Residual Cosine –  
показатель хорошего  
завершения итераций.  
Должен быть близок к  
нулю**

Summary  
Cancel  
Options  
p-level for highlighting: .05

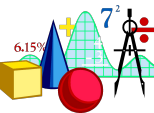




# Конфирматорный ФА

## Maximum Absolute Constraint

**Тоже показатель хорошего завершения итераций. Должен быть близок к нулю**





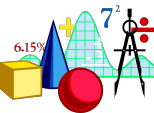
# Конфирматорный ФА

**ICSF Criterion.**

**И**

**ICS Criterion.**

**Должны быть близки к нулю**



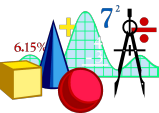


# Конфирматорный ФА

## Boundary Conditions.

**Должен равняться нулю.**

**Если этот показатель не равен нулю,  
критерий хи-квадрат может давать  
неверную информацию**





# Конфирматорный ФА

Structural Equation Modeling Results: All data

Method of Estimation: GLS -> ML	Chi-Square Statistic: 247,617
Discrepancy Function: 1,16	Degrees of Freedom: 189
Maximum Residual Cosine: 7,98E-005	Chi-Square p-level: 0,002691
Max. Abs. Gradient: 0,000162	Steiger-Lind RMSEA
ICSF Criterion: 3,54E-007	--->Point Estimate: 0,0365
ICS Criterion: 1,55E-005	-->Lower 90% Bound: 0,0211
Boundary Conditions: 0	-->Upper 90% Bound: 0,0493
	RMS Stand. Residual: 0,0747

Quick | Advanced | Assumptions | Residuals | [SUM] | Summary

Model summary

Basic summary

**Правая сторона  
показывает, соответствует ли  
реальность Вашей модели**

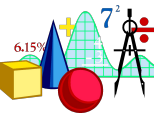




# Конфирматорный ФА

## *Chi-square* Statistic

**Проверяет нуль-гипотезу об  
идеальном соответствии**

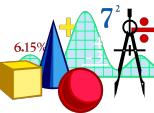




# Конфирматорный ФА

## **RMS Standardized Residual**

**Этот показатель должен быть меньше, чем 0,05 для того, чтобы считать выбранную модель «хорошей» в практическом плане**

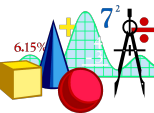




# Конфирматорный ФА

Кроме этого, можно посмотреть еще  
несколько индексов:

<b>Joreskog GFI</b>	<b>&gt;0,95</b>
<b>Joreskog AGFI</b>	<b>&gt;0,95</b>
<b>Akaike Information Criterion</b>	<b>min</b>
<b>Schwarz's Bayesian Criterion</b>	<b>min</b>
<b>Browne-Cudeck Cross Validation Index</b>	<b>min</b>
<b>Bentler-Bonett Normed Fit Index</b>	<b>→1</b>



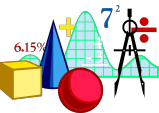




# Полезная литература

**К практическому занятию по ФА надо  
прочитать:**

**Войскунский А.Е. и др. Мотивация хакеров:  
психосемантическое исследование// ПЖ,  
2003, т.24, № 1, с. 104-118**





---

**СПАСИБО  
ЗА ТЕРПЕНИЕ!**

