

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117
ISI (Dubai, UAE) = 0.829
GIF (Australia) = 0.564
JIF = 1.500

SIS (USA) = 0.912
PIHII (Russia) = 0.156
ESJI (KZ) = 8.716
SJIF (Morocco) = 5.667

ICV (Poland) = 6.630
PIF (India) = 1.940
IBI (India) = 4.260
OAJI (USA) = 0.350

SOI: [1.1/TAS](#) DOI: [10.15863/TAS](#)

International Scientific Journal Theoretical & Applied Science

p-ISSN: 2308-4944 (print) e-ISSN: 2409-0085 (online)

Year: 2019 Issue: 05 Volume: 73

Published: 30.05.2019 <http://T-Science.org>

QR – Issue



QR – Article



SECTION 2. Applied mathematics. Mathematical modeling

S. U. Zhanatauov
Corresponding Member of International Academy of
Theoretical and Applied Sciences (USA),
Candidate of physics and mathematical sciences,
Department «Information technologies and automation»,
Professor, Noncommercial joint-stock company
"Kazakh national agrarian university", Kazakhstan
sapagtu@mail.ru

A. Agaev
Master student,
Noncommercial joint-stock company
"Kazakh national agrarian university"
agaevbz5@gmail.com

A GIVING REALISM TO THE PROPERTY VALUES OF THE CEREAL CROPS IN THE MODEL Λ -SAMPLE

Abstract: The article describes the application of the IM PCA: $(C_{66}, A_{66}) \Rightarrow (R_{6,6}, U^{(t)}_{20,6}, Y^{(t)}_{20,6} = U^{(t)}_{20,6} A^{1/2}_{66}, I_{6,6} = Z^{(t)}_{20,6} = Y^{(t)}_{20,6} C^T_{6,6}, t=1, \dots, k_t < \infty$. The sample $U_{20,6}$ of u -variables has a correlation matrix $(1/20)U^{(t)T}_{20,6}U^{(t)}_{20,6} = \text{diag}(1, \dots, 1)$, the sample of y -variables $Y_{20,6} = U_{20,6} A^{1/2}_{66}$: covariance matrix $A_{nn} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_6)$, the sample of z -variables $Z^{(t)}_{20,6} = Y^{(t)}_{20,6} C^T_{6,6} = U^{(t)}_{20,6} A^{1/2}_{66}$: the correlation matrix is $(1/20)Z^{(t)T}_{20,6}Z^{(t)}_{20,6} = R_{6,6}$. The matrix C_{66} is known, the matrix A_{66} -restored, the matrix $R_{6,6}$ is unknown. Mathematical problems are solved: optimization, inverse spectral; multidimensional statistical problems - Inverse Problem of Principal Component Analysis. Result - Table 4 demonstrates the realism of the values of 6 property values of grain crops.

Key words: parameters, variables for the matrix of real measured data, realistic numbers from the Λ sample.

Language: Russian

Citation: Zhanatauov, S. U., & Agaev, A. (2019). A giving realism to the property values of the cereal crops in the model λ -sample. *ISJ Theoretical & Applied Science*, 05 (73), 501-509.

Soi: <http://s-o-i.org/1.1/TAS-05-73-76> **Doi:** [crossref https://dx.doi.org/10.15863/TAS.2019.05.73.76](https://dx.doi.org/10.15863/TAS.2019.05.73.76)

ПРИДАНИЕ РЕАЛИСТИЧНОСТИ ЗНАЧЕНИЯМ ПРИЗНАКОВ ЗЕРНОВОЙ КУЛЬТУРЫ В МОДЕЛЬНОЙ Λ -ВЫБОРКЕ

Аннотация: В статье дано описание применения ОМ ГК: $(C_{66}, A_{66}) \Rightarrow (R_{6,6}, U^{(t)}_{20,6}, Y^{(t)}_{20,6} = U^{(t)}_{20,6} A^{1/2}_{66}, I_{6,6} = Z^{(t)}_{20,6} = Y^{(t)}_{20,6} C^T_{6,6}, t=1, \dots, k_t < \infty$. Выборка $U_{20,6}$ u -переменных имеет корреляционную матрицу $(1/20)U^{(t)T}_{20,6}U^{(t)}_{20,6} = \text{diag}(1, \dots, 1)$, выборка y -переменных $Y_{20,6} = U_{20,6} A^{1/2}_{66}$ - ковариационную матрицу $A_{nn} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_6)$, выборка z -переменных $Z^{(t)}_{20,6} = Y^{(t)}_{20,6} C^T_{6,6} = U^{(t)}_{20,6} A^{1/2}_{66}$ - корреляционную матрицу $(1/20)Z^{(t)T}_{20,6}Z^{(t)}_{20,6} = R_{6,6}$. Матрица C_{66} , известна, матрица A_{66} -восстановлена, матрица $R_{6,6}$ - неизвестна. Решаются математические задачи: оптимизационная, обратная спектральная; многомерные статистические задачи - Обратная Задача Анализа Главных Компонент. Результат - Таблица 4 демонстрирует реалистичности значениям 6 признаков зерновой культуры.

Ключевые слова: параметры переменные для матрицы реальных измеренных данных, реалистичность чисел из Λ -выборки.

Введение

В разных сферах могут применяться различные процедуры моделирования цифровых данных, где на конечном этапе необходимо

визуализировать реалистичность модельных чисел, имеющих размерность. Расчетное число \$300,78336\$ должно быть округлено до двух знаков после запятой. При этом, если каждое

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117
ISI (Dubai, UAE) = 0.829
GIF (Australia) = 0.564
JIF = 1.500

SIS (USA) = 0.912
РИИЦ (Russia) = 0.156
ESJI (KZ) = 8.716
SJIF (Morocco) = 5.667

ICV (Poland) = 6.630
PIF (India) = 1.940
IBI (India) = 4.260
OAJI (USA) = 0.350

слагаемое нескольких слагаемых нужно округлить, то их сумма должна совпасть с суммарным округленным числом. Сумма слагаемых (в денежных единицах) по горизонтальной строке должна равняться сумме слагаемых (в денежных единицах) по вертикальному столбцу.

Некоторые слагаемые являются расчетными, а не «кассовыми», полученными наличными денежными знаками с точностью до 1 цента. Недопустимо присутствие 78,336 цента в качестве слагаемого. Если даже оно получено в качестве итогового значения фондового рынка, валютных обменных операций. Существуют разные формы округления (математическое, банковское, случайное и др.) и разные ситуации их применения при моделировании реальных процессов. Во всех этих формах округления "лишние" цифровые знаки обнуляют, а предшествующий им знак корректируется по какому-либо правилу.

В моделировании значений признаков, измеряемых в весьма разных единицах измерения и их масштабах существует прием «стандартизация». в омгк, применяемым нами, для моделирования реалистичных значений 6 признаков зерновой культуры, моделируются многомерная Λ -выборка является многомерной стандартизованной выборкой.

Рассмотрим основные моменты придания реалистичности числовым значениям 6 признаков зерновой культуры, получаемых в результате применения сложных математических моделей многомерных объектов в виде векторов, в виде матриц, имеющих разные свойства, но по-своему отражающие информацию, знания, скрытые в них.

Значения функции \sin материализуются, если иметь точки с координатами (y, z) удовлетворяют формуле $z = kx \sin(y/a)$ и требуемым формам округления. Здесь цель: отказ от прямых линий и углов (в архитектуре) в пользу более естественных, «природных» линий. Это достигается моделированием по модельным линиям из точек (y, z) , удовлетворяющих формуле $z = kx \sin(y/a)$ и материализуются в виде поверхности Гауди.

Мы ниже применяем символы z, k, x, \sin, y, a , но наши модельные точки не материализуются в поверхности, но используются в ИТ-технологии для достижения конкретной, измеримой, достижимой, актуальной, ограниченной сроком цели, сформулированной в заглавии статьи.

Наши цифровые модельные данные для этих значений признаков зерновой культуры (в модельной Λ -выборке) должны, как требуется стандартами, отображены в виде таблицы с соблюдением 6 форм округления (Таблица 4).

В расчетах по моделированию задача округления наших модельных данных является

удаленной конечной целью. После нее следует расчет показателя «урожайность с одного гектара пахотной земли». Этот показатель является наиважнейшим, мы стремились выявить регулируемые параметры ($f, BDE-E$ - параметры, матрицы Λ_{mn}, C_{mn}), переменные (a, b, z, u, y), учет которых позволил достичь высокой степени неопределенности у значений 6 z -переменных в формуле $x_{ij}^0 = z_{ij} s_j + x_j^{cp}$, где доминирующий вклад в сумму вносит слагаемое x_j^{cp} , а второе слагаемое $z_{ij} s_j$, есть случайное число z_{ij} с постоянным множителем s_j . Возможен отбор смоделированных матриц значений 6 z -переменных по разным критериям, налагаемым на приведенные выше параметры и переменные. Если значения чисел x_j^{cp} и $z_{ij} s_j$, удовлетворяют форме округления, то значение числа может не удовлетворять той же форме округления. В нашем случае из видимых цифровых знаков в числах 6 средних видно, что они не удовлетворяют формам округления ни одно из двух слагаемых. Формы округления важны для практических работников агробизнеса.

1. Преобразования измеренных m значений n свойств зерновой культуры

Модельная многомерная Λ -выборка Z_{mn} является многомерной стандартизованной выборкой [1], изображается в виде матрицы $Z_{mn} = \{z_{kj}\}, i=1, \dots, m, j=1, \dots, n$. Значения элементов $z_{1j}, z_{2j}, \dots, z_{mj}$ j -го столбца (j -ой стандартизованной z -переменной) имеют два требуемых свойства - среднее арифметическое равно нулю:

$(1/m)(z_{1j} + z_{2j} + \dots + z_{mj}) = 0$, дисперсия равна 1:

$(1/m)(z_{1j}^2 + z_{2j}^2 + \dots + z_{mj}^2) = 1$, сумма дисперсий z -

переменных равна $n=6$. Матрица Z_{mn}

интерпретируется во-первых, как многомерная

выборка. В когнитивных моделях извлечения

знаний из цифровых данных [2-6] значения z_{ik} ,

$i=1, \dots, m, k=1, \dots, n$, z -переменных из n -

мерной выборки Z_{mn} выступают в другой принципиально

отличающейся от прежней роли -

интерпретируются (рассматриваются при

когнитивном моделировании) как значения z_{ki} и z_{kj}

пропорциональных изменчивостей пар

переменных $r_{ij} = \text{corr}(z_i, z_j)$: $z_{ki} = r_{ij} z_{kj}$. Все пары

значений пропорциональных изменчивостей

сосредоточены в матрице Z_{mn} . Преобразование

при стандартизации значений x_{ij}^0 превратились в

значения z_{ij} изменчивостей (присущих значению

x_{ij}^0). Этим мы фиксируем наличие и величину

изменчивости в матрице Z_{mn} , рассматриваемой

как единый объект, как единое целое. Если у

значения x_{ij}^0 отсутствует изменчивость, то имеем

$z_{ij} = 0, x_{ij}^0 = x_j^{cp}$. Наличие ненулевой изменчивости

у элементов $\{z_{ij}\}$ очень важно. Это дает наличие

достаточно заметных по величине значений

компонентов собственных векторов -

индикаторов присутствия когнитивных знаний [2-

6]. А Наличие ненулевой изменчивости у

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117
 ISI (Dubai, UAE) = 0.829
 GIF (Australia) = 0.564
 JIF = 1.500

SIS (USA) = 0.912
 ПИИЦ (Russia) = 0.156
 ESJI (KZ) = 8.716
 SJIF (Morocco) = 5.667

ICV (Poland) = 6.630
 PIF (India) = 1.940
 IBI (India) = 4.260
 OAJI (USA) = 0.350

элементов $\{z_{ij}\}$ дает близкие к 1 значения коэффициента пропорциональности r_{ij} такого, что $z_{ki}=r_{ij}z_{kj}$. Наличие высоких коэффициентов корреляций дает спектр $\Lambda_{nn}=\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, элементы которого на графике изображают круто наклоненную кривую, что она задает понятную для аналитика свою связь между значениями 6 f-параметров спектра $\Lambda_{nn}=\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$. После стандартизации начинаются более важные преобразования для полученной матрицы Z_{mn} .

Термины «стандартизованное» значение и «пропорциональные изменчивости» z_{ki} и z_{kj} разнятся своими возможностями – в первом случае имеются в виду преобразованные безразмерные значения, полученные от исходной реальной выборки данных $X_{20,6}^0$, рассматриваемой как отдельный объект, выбранный из генеральной совокупности с неизвестным законом распределения. То есть n-мерная выборка Z_{mn} содержит, во-первых, преобразованные данные [1]. Значения этих данных, если их рассматривать в рамках когнитивной модели извлечения знаний из данных [2-6], являются (интерпретируются) иначе (имеют другой содержательный смысл): значение z_{ki} равно изменчивости k-го значения i-ой z-переменной [7]. Во-вторых, n-мерная выборка Z_{mn} содержит m значений z_{kj} изменчивостей каждой из n z-переменных. Нами установленное соответствие [7]:

преобразованные данные (в модели ПМ ГК+ОМ ГК) => значения изменчивостей каждой из n z-переменных (в когнитивной модели извлечения знаний из данных Z_{mn}).

Значение z_{ki} , равное изменчивости k-го значения i-ой z-переменной, является случайным множителем при значении c_{ij} j-го «веса» $z_{ki}c_{ij}$. Это слагаемое $-z_{ki}c_{ij}$, является частью суммы слагаемых $y_{kj}=z_{k1}c_{1j}+z_{k2}c_{2j}+\dots+z_{kn}c_{nj}$, $i \in \{1, \dots, n\}$.

Указанная сумма слагаемых является новой y-переменной. Так как $j=1, \dots, n$, то число y-переменных равно n. Значения y-переменных образуют матрицу Y_{mn} , равную произведению матрицы z-переменных на матрицу C_{nn} собственных векторов (значений «весов»): $Y_{mn}=Z_{mn}C_{nn}$.

Здесь одна y-переменная равна линейной комбинации n z-переменных: $y_{ij}=z_{i1}c_{1j}+z_{i2}c_{2j}+\dots+z_{in}c_{nj}$, y-переменная не является стандартизованной, следовательно, имеют разные значения дисперсий $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, их совокупность удовлетворяет формуле $(1/m)Y_{mn}^T Y_{mn}=\Lambda_{nn}=\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$. Эти дисперсии не стандартизованных y-переменных зависят от корреляционной матрицы R_{nn} n стандартизованных z-переменных

$(1/m)Z_{mn}^T Z_{mn}=R_{nn}$. Матрица корреляций нам не известна. Если бы она была известна, то нашей работы не было бы. Для известной корреляционной матрицы R_{nn} , являющейся симметрической матрицей всегда существует пара матриц (Λ_{nn}, C_{nn}) , где Λ_{nn} – называется матрицей собственных чисел, C_{nn} – матрица собственных векторов. Между этими переменными имеется корреляционная связь: $\text{corr}(z_i, y_j)=c_{ij}$, элементы (y,z)-корреляций образуют несимметрическую матрицу $C_{nn}=(1/m)Z_{mn}^T [Y_{mn}\Lambda^{-1}]$, являющуюся матрицей линейного преобразования n z-переменных в n y-переменных: матрица Z_{mn} преобразуем в матрицу $Y_{mn}=Z_{mn}C_{nn}$.

Таким образом имеем ПМ ГК [8]: $Z_{mn}=\langle (R_{nn}, C_{nn}, \Lambda_{nn}, Y_{mn}) \rangle$.

Для фактических $20 \times 6 = 120$ значений известны следующие параметры, не все значения из них соответствуют форме округления.

1. Каждый элемент z_{ij} из матрицы Z_{mn} получен преобразованием элемента x_{ij}^0 в безразмерный элемент матрицы $Z_{131,6}=\{z_{ij}\}$, $i=1, \dots, 20$, $j=1, \dots, 6$, где z-переменные имеют значения $z_{ij}=(x_{ij}^0-x_j^{sp})/s_j$, $x_{ij}=x_{ij}^0-x_j^{sp}$, $i=1, \dots, 20$, $j=1, \dots, 6$, а значения компонент векторов являются постоянными: $x_j^{sp}=(x_{1j}^0+\dots+x_{20j}^0)/20$, $s_j^2=(x_{1j}^2+\dots+x_{20j}^2)/20$. Вектор средних [11]

$x^{sp}_{16}=(45, 75, 106, 1, 19, 15, 1, 1367, 40, 45, 27, 65)$ и вектор выборочных стандартных отклонений [11] $s_{16}=\text{diag}(4, 4931, 7, 5425, 1, 711, 0, 1532, 5, 0742, 2, 7798)$

2. Матричные равенства ПМГК:

$(1/m)Z_{mn}^T Z_{mn}=R_{nn}$, $R_{nn}C_{nn}=C_{nn}\Lambda_{nn}$,
 $C_{nn}^T C_{nn}=C_{nn}C_{nn}^T=I_{nn}$, $\text{diag}(R_{nn})=(1, \dots, 1)$,
 $\text{tr}(R_{nn})=1+1+\dots+1=\text{tr}(\Lambda_{nn})=\lambda_1+\dots+\lambda_n=n$,
 $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$ [1, 37], $Y_{mn}=Z_{mn}C_{nn}$, $(1/m)Y_{mn}^T Y_{mn}=\Lambda_{nn}$,
 $C_{nn}=(1/m)Z_{mn}^T [Y_{mn}\Lambda^{-1}]$.

3. Функциональные ограничения для значений элементов спектра $\Lambda_{nn}=\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$: $f_1(\Lambda_{nn})=\lambda_1+\dots+\lambda_n=n$, $f_2(\Lambda_{nn})=(\lambda_1^2+\dots+\lambda_n^2)/n$, $f_3(\Lambda_{nn})=\lambda_1/\lambda_n$, $f_4(\Lambda_{nn})=(\lambda_1+\dots+\lambda_n)/n < 1$, $f_5(\Lambda_{nn})=\lambda_1 \times \lambda_2 \times \lambda_3 \times \dots \times \lambda_n$, $f_6(\Lambda_{nn})=\lambda_1/\lambda_2+\dots+\lambda_{n-1}/\lambda_n$. Их значения равны [11]: $\varphi=0, 3839$, $f_1=6$, $f_2=10, 56$, $f_3=627, 9$, $\ell=3, 4$, $f_4=0, 8806$, $f_5=1, 7E-3$, $f_6=260, 17$, $\lambda_1=2, 5117$, $\lambda_2=1, 592$, $\lambda_3=1, 18$. Здесь $f_2(\Lambda_{66})=(\lambda_1^2+\dots+\lambda_6^2)=\text{tr}(R_{66}^T R_{66})=10, 56$.

4.1. Если известны b-параметры $(\lambda_i=b_i \lambda_{i-1})$ спектра $\Lambda_{nn}=\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, то определены элементы спектра по следующим формулам: $\lambda_1=n/(1+b_2 \times b_3 + b_2 \times b_3 \times b_4 + \dots + b_2 \times \dots \times b_n)$, $b_i=\lambda_i/\lambda_{i-1} \leq 1$, $\lambda_j=(b_2 \times \dots \times b_j) \times \lambda_1$, $i=2, \dots, n$, где сохраняются свойства элементов спектра корреляционной матрицы: $\lambda_1+\dots+\lambda_n=n$, $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$,

4.2. Если известны a-параметры $(\lambda_{i-1}=a_i \lambda_i)$ спектра $\Lambda_{nn}=\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, то определены элементы спектра по следующим формулам: $\lambda_n=n/(1+a_2 \times \dots \times a_n + \dots + a_{n-1} \times a_n)$, $\lambda_j=(a_{i+1} \times \dots \times a_n) \times \lambda_n$, $i=2, \dots, n-1$, где сохраняются свойства элементов

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	РИИЦ (Russia) = 0.156	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 8.716	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 5.667	OAJI (USA) = 0.350

спектра корреляционной матрицы: $\lambda_1 + \dots + \lambda_n = n$, $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$.

Мы зафиксировали заданные значения [11] входных параметров (для достижения адекватности реальной многомерной выборке) для

моделируемой ниже выборки. В Таблице 1 приведены параметры восстановленного спектра Λ_{66} , вычисленные с высокой степенью точности. Чего не требуется при визуализации значений таблицы $X_{20,6}^0$.

Таблица 1. «Динамические» параметры спектра

j	1	2	3	4	5	6
λ_j	2,5117	1,592	1,1800	0,462221049	0,173723201	0,08035575
$\Delta_j = \lambda_j/6$	0,4186	0,2653	0,1967	0,0770	0,0290	0,0134
$D(j) = (\lambda_1 + \dots + \lambda_j)/6$	0,4186	0,6840	0,8806	0,9577	0,9866	1,0000
$a_j = \lambda_j / \lambda_{j-1}$		1,577701	1,34915	2,552891096	2,660675403	2,161926207

Таблица 2. Матрица собственных векторов C_{66}

ROW 1	0,5106	-0,3477	-0,6143	-0,3411	0,2672	-0,2307
ROW 2	0,0665	-0,4642	-0,0354	0,3835	-0,6793	-0,4128
ROW 3	0,4569	-0,3185	0,0972	0,4628	0,109	0,674
ROW 4	0,2923	-0,6128	0,2572	-0,5981	-0,1469	0,306
ROW 5	0,5129	0,421	0,072	-0,3978	-0,5934	0,21
ROW 6	0,4215	-0,0976	0,7352	-0,0796	0,2856	-0,4294

Здесь $Z_{20,6}$ -входной элемент решенной ранее ПЗ АГК [1,8]: $Z_{131,6} \Rightarrow (R_{66}, C_{66}, \Lambda_{66}, Y_{131,6})$, а использованная нами известная матрица собственных векторов C_{66} (Таблица 2) вычислена при решении прямой спектральной задачи (ПЗ) диагонализации симметрической матрицы [1] $R_{nn} \Rightarrow (C_{nn}, \Lambda_{nn})$. Матрица R_{nn} потеряна, Λ_{nn} – была восстановлена [9,11] по неполной матрице, где отсутствовали не доминирующие элементы $\lambda_4, \lambda_5, \lambda_6$.

Вычисленные по алгоритму (восстановленные) значения оценок не доминирующих элементов спектра равны: $\lambda_4 = 0.307010656$, $\lambda_5 = 0.018512809$, $\lambda_6 = 0.08035575$. Теперь мы имеем полный спектр $\Lambda_{66} = \text{diag}(2.5117, 1.592, 1.18, 0.462221049, 0.173723201, 0.08035575)$.

Считаем известными 3 домин-х элемента $\Lambda_{66} = \text{diag}(2.5117, 1.592, 1.18)$. Полагаем известными и правильно оцененными значения – параметров f_1, f_2, f_3, f_4 . Равенство этих значений 4-х функций числовым значениям 60,7476, 31,257, 0,8806, вводим в модель как ограничения на элементы $\lambda_4, \lambda_5, \lambda_6$.

2. Модельная многомерная выборка $Z_{20,6}$

(с модельными значениями 6 z-переменных)

Многомерная Λ -выборка Z_{mn} , как ассоциированное решение ОЗ АГК [1], является многомерной стандартизованной выборкой,

изображается в виде матрицы $Z_{mn} = \{z_{kj}\}, i=1, \dots, m, j=1, \dots, n$. Значения элементов $z_{1j}, z_{2j}, \dots, z_{mj}$ j-го столбца (j-ой стандартизованной z-переменной) имеют два требуемых свойства - среднее арифметическое равно нулю: $(1/m)(z_{1j} + z_{2j} + \dots + z_{mj}) = 0$, дисперсия равна 1: $(1/m)(z_{1j}^2 + z_{2j}^2 + \dots + z_{mj}^2) = 1$, сумма дисперсий z-переменных равна $n=6$. Матрица Z_{mn} интерпретируется во-первых, как многомерная выборка, во-вторых – как матрица значений изменчивостей n z-переменных. Ее элемент – результат двух преобразований значения x_{ij}^0 исходного натурального измерения прибором. Так как коэффициент корреляции Пирсона показывает (через свое значение r_{12}) насколько выражена пропорциональная изменчивость двух переменных z_1 и z_2 : $z_{k1} = r_{12} z_{k2}$, $-1 \leq r_{12} \leq 1$, при всех $k=1, \dots, m$, то Z_{mn} является матрицей [7] изменчивостей.

Мы имеем матрицу значений x_{ij}^0 исходных натуральных измерений, но для вычисления корреляционной матрицы R_{nn} мы должны иметь матрицу изменчивостей для матрицы исходных данных. Матрица исходных данных характеризуется своей матрицей изменчивостей Z_{mn} и векторами [9]: средних $x_{16}^{cp} = (45, 75, 106, 1, 19, 15, 1, 1367, 40, 45, 27, 65)$ и стандартных отклонений $s_{16} = \text{diag}(4, 4931, 7, 5425, 1, 711, 0, 1532, 5, 0742, 2, 7798)$.

Такая замена одного объекта тремя другими объектами позволяет применять вместо недешевых приборов другие моделируемые матрицы: Z, R, C, Λ, Y.

Матрицы Z, R, C, Λ, Y разделяются в ПМ ГК и В ОМ ГК на 2 группы: входные и выходные. Одна из задач – ПЗ АГК решается в модели ОМ ГК: $Z \Rightarrow (R, C, \Lambda, Y)$, где входным объектом является матрица изменчивостей Z_{mn} . Векторы x^{CP}_{16} и s_{16} пока не участвуют в шагах достижения нашей цели. Шаг (длина единичного шага) коэффициента изменчивости s_j и величина изменчивости z_{ij} j-ой z-переменной определяют изменяемую часть $s_j z_{ij}$ значения исходной измеренной $x^0_{ij} = s_j z_{ij} + x^{CP}_j$, где постоянная часть пока не участвует в наших вычислениях.

Матрица Z_{mn} и определяет матрицу R_{nn} : $(1/m)Z^T_{mn}Z_{mn} = R_{nn}$. Значение элемента т матрицы R_{nn} r_{12} таково, что вектор-столбец $z_1 = (z_{11}, \dots, z_{1m})^T$, значений переменной z_1 равно вектор-столбцу $(r_{12}z_{12}, \dots, r_{12}z_{1m})^T$ значений переменной $(r_{12})z_2$. Коэффициенты (z, z) -корреляции $r_{ij} = \text{corr}(z_i, z_j)$ образуют симметрическую матрицу $R_{nn} = (1/m)Z^T_{mn}Z_{mn}$, $z_{ki} = r_{ij}z_{kj}$. Знание значений j-го столбца и значения r_{ij} позволяет узнать значений i-го столбца матрицы Z_{mn} .

3. Матрица $Z_{20,6}$ - преобразованный источник информации

Матрица Z_{mn} является попутчиком (преобразованным) матрицы C_{nn} , содержащей индикаторы наличия информации, а информация преобразуется в знание, если применить когнитивное моделирование. Источников знаний, извлекаемых когнитивно, является матрица C_{nn} значений «весов» и пренебрежимо малых «весов». Из них только весомые «веса» являются основными источниками цифровых знаний [2-7]. А коэффициенты при значениях «весов» (при «коэффициентах комбинационной пропорциональности» (ККП), [7]) являются измерителями степени изменчивости: их значения показывают (через свои значения $c_{ij}, i=1, \dots, n, j=1, \dots, n$) насколько выражена непропорциональная изменчивость двух переменных: y_i и z_j . Между этими переменными имеется корреляционная связь: $\text{corr}(z_i, y_j) = c_{ij}$, элементы (y, z) -корреляций образуют несимметрическую матрицу C_{nn} , являющуюся матрицей линейного преобразования n z-переменных в n y-переменных: $Y_{mn} = Z_{mn} C_{nn}$. Здесь одна переменная равна линейной комбинации n z-переменных: $y_{ij} = z_{i1}c_{1j} + z_{i2}c_{2j} + \dots + z_{in}c_{nj}$, (не являются стандартизованными) другая переменная (z-переменная z_i) в формуле $c_{ij} = \text{corr}(z_i, y_j)$ является стандартизованной. Только после стандартизации одной из них: y_i/λ_j и z_j (y, z)-корреляция между ними- $c_{ij} = \text{corr}(z_i, y_j)$ имеет тот смысл, который соответствует его определению.

Несимметрическая матрица $C_{nn} = (1/m)Z^T_{mn}[Y_{mn}\Lambda^{(-1)}]$ «весов» с коэффициентами непропорциональных изменчивостей содержит значимые (значение элемента матрицы C_{nn} имеет весомый «вес») и незначимые элементы (значение элемента матрицы C_{nn} не имеет «веса», удовлетворяющего критерию весомости). Значимый элемент называем «вес» и используем его в качестве индикатора наличия содержательного смысла у z-переменной, значение z_{i2} которой умножается на значение значимого элемента: $z_{i1}c_{1j}$. Весомый «вес» не единствен. Значения «весов» и весов из матриц $C^{(\ell)}_{nn}$ с номерами $\ell = 1, \dots, \infty$. Схематическое изображение ОМГК: $\Lambda \Rightarrow (C, R, Y, Z)$, где Y_{mn} является решением ОЗ АГК, матрица Z_{mn} - ассоциированным решением ОЗ АГК. Фиксируется последовательность их - матриц, вычислений в ОМГК [1]: $\Lambda \rightarrow C, R \rightarrow Y \rightarrow Z$. Здесь моделируется матрица C, потом вычисляются матрицы $R = C\Lambda C^T, Y, Z$.

4. Модельная многомерная выборка $X^0_{20,6}$ (с модельными значениями n=6 признаков зерновой культуры)

Опишем шаги получения модельных значений n=6 признаков зерновой культуры.

Имеем 2 целых числа. 2 вектора, 2 матрицы [11] C_{66} и $\Lambda_{66} = \text{diag}(2.5117, 1.592, 1.18, 0.462221049, 0.173723201, 0.08035575)$. В спектре Λ_{66} не доминирующие его элементы $\lambda_4 = 0.462221049$, $\lambda_5 = 0.173723201$, $\lambda_6 = 0.08035575$ были оценены в работе [11]. Спектр Λ_{66} является восстановленным точно: его элементы удовлетворяют условиям 3-4. Матрица собственных векторов C_{66} доступна из публикаций и имеет вид (смотрите Таблицу 2).

Для моделирования матрицы Z_{mn} (Таблица 3), содержащей m=20 значений z_{kj} изменчивостей каждой из n z-переменных, $k=1, \dots, m=20$; $n=1, \dots, n=6$, реализуем ОМГК [1]: $(C_{66}, \Lambda_{66}) \Rightarrow (R_{nn}, U^{(t)}_{nn})$, где $Y^{(t)}_{mn} = U^{(t)}_{nn} \Lambda^{1/2}_{66}$, $Z^{(t)}_{mn} = Y^{(t)}_{mn} C^T_{nn}$, $t=1, \dots, k_t < \infty$. Матрицу Z_{mn} z-переменных и матрицу Y_{mn} y-переменных, имеющих корреляционные матрицы, равные $I_{nn} = \text{diag}(1, \dots, 1)$: $Y_{mn} = U_{nn} \Lambda^{1/2}_{66}$, $Z^{(t)}_{mn} = Y^{(t)}_{mn} C^T_{nn} = U^{(t)}_{nn} \Lambda^{1/2}_{66}$, $C^T_{nn} (1/m) U^{(t)T}_{mn} U^{(t)}_{mn} = I_{nn}$.

Здесь $Z_{20,6}$ -входной элемент решенной ранее ПЗ АГК [1,8]: $Z_{131,6} \Rightarrow (R_{66}, C_{66}, \Lambda_{66}, Y_{131,6})$, а использованная нами известная матрица собственных векторов C_{66} (таблица 2) вычислена при решении прямой спектральной задачи (ПЗ) диагонализации симметрической матрицы [1] $R_{nn} \Rightarrow (C_{nn}, \Lambda_{nn})$. Матрица R_{nn} потеряна, ее мы ниже восстанавливаем, Λ_{nn} - была восстановлена из неполной: отсутствовали недоминирующие элементы $\lambda_4, \lambda_5, \lambda_6$.

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	ПИИЦ (Russia) = 0.156	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 8.716	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 5.667	OAJI (USA) = 0.350

Наши смоделированные цифровые данные для этих характеристик должны, как принято стандартами, отображены с соблюдением 6 форм округления (Таблица 4).

Наши работы по моделированию Λ -выборки, адекватных реальной выборке, проведены на высоком уровне. С применением ОМГК [1]. Одна из Λ -выборки $Z^{(0)}_{m20,6}$ -ассоциированных решений ОЗ АГК преобразована в матрицу (таблица 3) модельных данных, адекватна реальной многомерной выборке [12], с заданными (известными из публикации [11]) значениями выборочных средних $x^{cp}_{16}=(45.75,106.1,19.15, 1.1367,40.45,27.65)$ и выборочных стандартных отклонений $s_{16}=\text{diag}(4.4931,7.5425,1.711, 0.1532, 5.0742,2.7798)$, вычисленных по матрице реальных данных размерности 20×6 .

Номерам столбцов соответствуют названия свойств (признаков) зерновой культуры [11]: №1 -

длина стебля, №2- длина колоска, №3- число колосков в стебле, №4- вес одного зернышка в колоске, №5- число зерен в колоске, №6-вес 1000 зерен (в условных единицах). Номера строк матрицы данных соответствуют названиям географических районов, на землях которых выращивались селекционерами новые сорта зерновой культуры.

Практика-селекционера не удовлетворяют такие формы округления чисел 50.6465 (№1), 101.1557(№2), 19.5968(№3), 1.1575(№4), 38.9714(№5), 30.4524(№6) не удовлетворяют. Длина стебля 101,1557 сантиметра (№2) не может быть измерена пи помощи линейки, скорее всего длина стебля равна 101,2 сантиметра. Таких превышений возможностей шкал измерительных механизмов в элементах Таблицы 3 очень много.

Таблица 3. Λ -выборка ($X^0_{20,6}$) модельных значений 6 признаков зерновой культуры

COLUMN	№	1	2	3	4	5	6
ROW	1	50,6465	101,1557	19,5968	1,1575	38,9714	30,4524
ROW	2	53,7863	97,7753	16,8319	,8466	46,0738	27,9270
ROW	3	39,9812	112,8104	21,6241	1,3718	34,7682	28,6621
ROW	4	45,4231	110,1430	19,9762	,8581	40,9447	28,9168
ROW	5	52,0438	97,5934	17,0666	1,2870	38,1134	26,5059
ROW	6	46,3259	96,1398	18,8887	1,2359	29,8642	23,6580
ROW	7	41,2376	114,2718	19,7418	1,1914	39,4097	26,0280
ROW	8	42,1696	114,8493	18,3934	1,1731	36,8668	23,7165
ROW	9	45,6037	106,3635	21,4545	1,2996		34,4225
ROW	10	51,3892	99,7731	16,5554	1,2323	46,3970	27,8017
ROW	11	52,4501	91,5348	17,8889	1,0804	36,3417	26,5476
ROW	12	48,9728	100,7432	19,8068	1,2153	43,2183	32,3054
ROW	13	44,0212	115,6814	18,6571	,8432	44,9187	26,5810
ROW	14	44,0952	100,5764	16,8484	1,0230	37,9575	19,9715
ROW	15	42,2807	105,5790	20,8449	1,1769	41,2844	28,9277
ROW	16	39,6350	110,0727	22,2713	1,3195	38,9900	30,2454
ROW	17	40,2877	108,8376	20,2829	1,1485	41,8057	28,0110
ROW	18	41,8710	120,8311	20,2992	1,2266	43,3891	29,7066
ROW	19	43,1701	106,2760	19,2713	1,0573	41,3743	26,9380
ROW	20	49,6094	110,9924	16,6999	,9899	53,8884	29,3848

5. Модельная многомерная выборка $X^0_{20,6}$

(с реалистичными значениям $n=6$ признаков зерновой культуры)

Рассмотрим основные моменты придания реалистичности числовым значениям 6 признаков зерновой культуры. В расчетах округления наших модельных данных удаленной конечной целью является расчет показателя «урожайность с одного гектара пахотной земли». Этот показатель является наиважнейшим, мы стремились выявить регулируемые параметры (), учет которых позволяет степень неопределенности на значения 6 z-переменных в формуле $x_{ij}^0 = z_{ij}s_j + x_j^{cp}$, где

доминирующий вклад в сумму вносит слагаемое x_j^{cp} , а второе слагаемое $z_{ij}s_j$, есть случайное число z_{ij} с постоянным множителем s_j . Если значения чисел x_j^{cp} и $z_{ij}s_j$, удовлетворяют форме округления, то значение числа может не удовлетворять той же форме округления. В нашем случае из видимых знаков в числах 6 средних видно, что они не удовлетворяют формам округления ни одно из двух слагаемых. Формы округления важны для практических работников агробизнеса. При наличии их скептического отношения к «производителям мешков с синусами». Заметим: значения функции \sin материализуются, если они

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117
 ISI (Dubai, UAE) = 0.829
 GIF (Australia) = 0.564
 JIF = 1.500

SIS (USA) = 0.912
 ПИНЦ (Russia) = 0.156
 ESJI (KZ) = 8.716
 SJIF (Morocco) = 5.667

ICV (Poland) = 6.630
 PIF (India) = 1.940
 IBI (India) = 4.260
 OAJI (USA) = 0.350

удовлетворяют формам округления. Цель: отказ от прямых линий и углов (в архитектуре) в пользу более естественных, «природных» линий достигается моделированием по модельным линиям из точек с координатами (y,z), удовлетворяющих формуле $z=kx\sin(y/a)$ и материализуются в виде поверхности Гауди. Мы тоже применяем символы z,k,x,sin,y,a, но наши модельные точки не материализуются в поверхности, но используются в IT-технологий для достижения конкретной, измеримой, достижимой, актуальной, ограниченной сроком цели, сформулированной в заглавии статьи. Для существующих методик подсчета урожайности, учитывающих различные факторы.

Придадим черты реалистичности модельным числам из таблицы 3. На практике проводились реальные измерения при помощи реальных устройств.

Длина стебля (№1) измерялась в сантиметрах с точностью до 2-х знаков после запятой: по формату F5.2, длина колоска (№2) - в сантиметрах с точностью до 1 знака после запятой: по формату F5.1, число колосков в стебле (№3) - измерялось в целых числах: по формату F2.0, как двузначное целое число, вес одного зернышка в колоске (№4)- в граммах высокоточным измерителем веса с точностью до 4-х знаков после запятой: по формату F6.4, число зерен в колоске (№5)- измерялось в целых числах: по формату F2.0, как двузначное целое число, вес 1000 зерен (№6)- в граммах с точностью до 4-х знаков после запятой: по формату F9.4.

Измерения преследуют разные ежегодно достигаемые цели. Одна из целей-практический расчет урожайности зерна, выращенного и прошедшего полный цикл превращений до

готовой продукции разных видов. Веса на входе должны совпадать с весами на выходе. В цепочке превращений зерна с поля до макарон на прилавке должны существовать разные методики определения весов. Для 1 кг макарон на прилавке магазина существует свой виртуальный вес одного зернышка, отличающийся от веса, измеренного в поле. Если мы напишем «значение этого признака №6 равно значению признака №4, умноженного на 1000», то мы будем неправы.

Значение признака №3- число колосков в стебле, №4- вес одного зернышка в колоске, №5- число зерен в колоске) и среднего веса 1 000 зерен, при котором в те периоды, когда отдельные элементы еще не сформировались, они принимаются в размерах, соответствующих средним многолетним. Упомянем лишь о методиках ученых кафедры статистики Тимирязевской сельскохозяйственной академии по прогнозу урожая на основе учета агротехнических и метеорологических факторов урожайности.

Пока мы знаем лишь ожидаемое значение признака №6 (вес 1000 зерен) равное 27.65 условных единиц. Стандарт на зерно пшеницы, предназначенное для продовольственных и кормовых целей, выработки комбикормов и устанавливает метод определения веса зернышка регулирует ГОСТ 13586.3-2015 Зерно. Правила приемки и методы отбора проб. Этот ГОСТ предписывает, например, «результаты вычисляют с точностью до второго десятичного знака и округляют до первого десятичного знака».

Имитации округлений 6 признаков зерновой культуры в поле с применением моделей описаны выше. Эти модели очень точны, широко апробированы [1,12,13].

Таблица 4.

№ п/п	Реалистичные значения 6 признаков зерновой культуры					
	1	2	3	4	5	6
1	50,65	101,2	20	1,1575	39	30,4524
2	53,79	97,78	17	0,8466	46	27,927
3	39,98	112,8	22	1,3718	35	28,6621
4	45,42	110,1	20	0,8581	41	28,9168
5	52,04	97,59	17	1,287	38	26,5059
6	46,33	96,14	19	1,2359	30	23,658
7	41,24	114,3	20	1,1914	39	26,028
8	42,17	114,8	18	1,1731	37	23,7165
9	45,6	106,4	21	1,2996		34,4225
10	51,389	99,773	17	1,2323	46	27,8017
11	52,45	91,535	18	1,0804	36	26,5476
12	48,973	100,74	20	1,2153	43	32,3054
13	44,021	115,68	19	0,8432	45	26,581

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	ПИИЦ (Russia) = 0.156	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 8.716	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 5.667	OAJI (USA) = 0.350

14	44,095	100,58	17	1,023	38	19,9715
15	42,281	105,58	21	1,1769	41	28,9277
16	39,635	110,07	22	1,3195	39	30,2454
17	40,288	108,84	20	1,1485	42	28,011
18	41,871	120,83	20	1,2266	43	29,7066
19	43,17	106,28	19	1,0573	41	26,938
20	49,609	110,99	17	0,9899	54	29,3848

Для выявленных из ГОСТ форм округления применим форматирование столбцов в ЭТ Excel. Электронная таблица Excel позволяет визуализировать числа в столбце в нужном формате. Проблема состоит в том, чтобы знать стандарты измерения наших 6 показателей.

На гистограммах из [1] и на гистограммах наших 1-мерных переменных видны одинаковости чисел точек в интервалах осей интервалов гистограмм модельной и реальной выборки. Это-обратная задача: при неизвестной многомерной функции распределения случайного вектора $\xi=(\xi_1, \dots, \xi_6)$ найти 1-мерное распределение каждой из 6 зависимых компонент ξ_1, \dots, ξ_6 . Решения этой обратной задачи нет [13].

Описанных выше свойств достаточно, чтобы, используя этот спектр с новыми не доминирующими элементами, можно моделировать [1, 11, 12, 13] имеющие общий спектр Λ -выборки $Z^{(t)}_{mn}, t=1, \dots, k_t$.

Наши модельные Λ -выборки, воспроизведенные по *восстановленному* спектру, наравне с Λ -выборками по «реальному» спектру, будут использованы при решении задач «извлечения цифровых знаний» из цифровых данных из разных предметных областей, организованных в виде таблицы объект-свойства, например, средствами когнитивного моделирования [2-6, 11].

Заключение

Мы применили формы округления форматирование столбцов в ЭТ Excel. Электронная таблица Excel позволяет визуализировать числа в столбце в нужном формате. Проблема состоит в том, чтобы знать

стандарты измерения наших 6 показателей. Рассмотрели основные математические (ПЗ АГК, ОЗ АГК, ПСЗ, ОСЗ, оптимизационные задачи), статистические модели (ПМ ГК, ОМ ГК) придания модельной адекватности числовым значениям 6 признаков зерновой культуры. Достигнута модельная и гистограммная адекватности значений 6 z-переменных [] и 6 x^0 -переменных, линейно зависящих от z-переменных.

В моделировании значений признаков, измеряемых в 6 разных единицах измерения и масштабах, применили стандартизованные выборки из ОМ ГК, достигли реалистичных значений 6 признаков зерновой культуры (Таблица 4). Практика-селекционера удовлетворили отсутствие превышений возможностей шкал измерительных механизмов в элементах Таблицы 4.

Мы в применяемых моделях выявили регулируемые параметры, учет которых позволил достичь через высококачественные датчики равномерно распределенных чисел, достигается высокая степень неопределенности на 20 значений 6 z-переменных в формуле $x_{ij}^0 = z_{ij} s_j + x_j^{op}$, удовлетворяют форме округления.

Таблица 4 демонстрирует все видимые цифровые знаки, придание реалистичности значениям признаков зерновой культуры в модельной Λ -выборке. Таблица 4 не вызывает скептического отношения к Λ -выборке.

References:

1. Zhanatauova, S. U. (2013). *Obratnaya model' glavnykh komponent.* (p.201). Almaty: Kazstatinform.
2. Zhanatauov, S. U. (2018). Inverse spectral problem. *Int. Scientific Journal Theoretical & Applied Science, №12(68)*, 101-112. www.t-science.org
3. Zhanatauov, S. U. (2016). Modeling eigenvectors with given the values of their indicated components. *International Scientific*

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	PIHHI (Russia) = 0.156	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 8.716	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 5.667	OAJI (USA) = 0.350

- Journal Theoretical & Applied Science*, №11, vol.43, pp.107-119. www.T-science.Org
- Zhanatauov, S. U. (2018). Inverse spectral problem with indicated values of components of the eigenvectors. *Int. Scientific Journal Theoretical & Applied Science*, №11(67), pp.359-370. www.T-science.Org
 - Zhanatauov, S. U. (2018). Model of digitalization of the validity indicators and of the measurable indicators of the enterprise. *Int.Scienc.Jour. "Theoretical & Applied Science"*, №9(65): pp.315-334. www.T-Science.org
 - Zhanatauov, S. U. (2018). Model of digitalization of indicators of individual consciousness. *ISJ "Theoretical & Applied Science"*, №6(62): pp.101-110. www.t-science.org
 - Zhanatauov, S. U. (2019). A matrix of values the coefficients of combinational proportionality. *Int. Scientific Journal Theoretical & Applied Science*, 71№3, 401-419. www.t-science.org
 - Hotelling, H. (1933). Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *J.Educ. Psych.*, v.24, pp. 417,441,498-520.
 - Zhanatauov, S. U. (2017). Optimization problem of modeling missing elements of the spectrum of the correlation matrix. *International scientific journal Theoretical & Applied Science*, №10, vol.54, pp.189-198. www.t-science.org
 - Zhanatauov, S. U. (2017). The optimization problem with linearized equations f-parameters (f1,f2,f3,f4,f5,f6)-spectrum. *International scientific journal Theoretical & Applied Science*, №11, vol.55, pp.251-267. www.t-science.org
 - Zhanatauov, S. U. (2017). *Modelirovanie mnogomernykh vyborok znacheniy priznakov zernovoy kul'tury*. "II mezhdun. nauchno-prakt.konf. «Evropa i tyurkskiy mir: nauka, tekhnika i tekhnologii". Izmir (Turtsiya), 29-31 maya 2017. www.regionacadem.org
 - Zhanatauov, S. U. (2016). Model and histogram to adequacy of variables (C, A)- samples and real multi-dimensional sample. *International Scientific Journal Theoretical & Applied Science*, №11, vol. 4, pp. 53-61. www.T-science.Org
 - Zhanatauov, S. U. (2014). *The (C, A, Y) -sample is adequate to real multidimensional sample*. *Proced. Int. conf. "Leadership in Education, Business and Culture"*. 25 april 2014, Almaty-Seattle, ICET USA. Leadership International Conference "Leadership on Education, Business and Culture". pp.151-155