

## АЛЬБОМ ИЗ ДЕВЯТИ КЛАССИЧЕСКИХ СТАТИСТИЧЕСКИХ КРИТЕРИЕВ ДЛЯ ПРОВЕРКИ ГИПОТЕЗЫ НОРМАЛЬНОГО ИЛИ РАВНОМЕРНОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ДАННЫХ МАЛЫХ ВЫБОРОК

А. П. Иванов<sup>1</sup>, А. И. Иванов<sup>2</sup>, А. Ю. Малыгин<sup>3</sup>, А. В. Безяев<sup>4</sup>,  
Е. Н. Куприянов<sup>5</sup>, А. Г. Банных<sup>6</sup>, К. А. Перфилов<sup>7</sup>, В. С. Лукин<sup>8</sup>,  
К. Н. Савинов<sup>9</sup>, С. А. Полковникова<sup>10</sup>, Ю. И. Серикова<sup>11</sup>

<sup>1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11</sup> Пензенский государственный университет, Пенза, Россия

<sup>2</sup> Пензенский научно-исследовательский электротехнический институт, Пенза, Россия

<sup>1</sup> ap\_ivanov@pnzgu.ru, <sup>2</sup> ivan@pniei.penza.ru, <sup>3</sup> mal890@yandex.ru,  
<sup>4, 5, 6, 7, 9</sup> tsib@pnzgu.ru, <sup>8</sup> ibst@pnzgu.ru, <sup>10, 11</sup> vt@pnzgu.ru

**Аннотация.** *Актуальность и цели.* Рассматривается проблема параллельного использования множества статистических критериев, ориентированных на проверку той или иной статистической гипотезы. *Материалы и методы.* Как правило, на малых выборках в 16 опытов статистические критерии дают высокое значение вероятностей ошибок первого и второго рода. Однако если каждому из статистических критериев построить эквивалентный искусственный нейрон и объединить их в большую сеть искусственных нейронов, то мы получим длинный код с высокой избыточностью. Свертывание избыточности таких кодов позволяет корректировать ошибки некоторых статистических критериев. *Результаты.* Приведены функциональные зависимости и пороги, используемые при программной реализации девяти базовых критериев или эквивалентных им искусственных нейронов. *Выводы.* В логарифмическом масштабе вероятностей ошибок первого и второго рода по каждому критерию и в логарифмическом масштабе числа обобщаемых нейросетью критериев самокорректирующийся код исправления ошибок «голосованием по большинству состояний разрядов» хорошо описывается линейной функцией.

**Ключевые слова:** классические и новые статистические критерии, искусственные нейроны эквивалентные статистическим критериям, параллельный статистический анализ малых выборок, корректировка ошибок выходного кода нейросети

**Для цитирования:** Иванов А. П., Иванов А. И., Малыгин А. Ю., Безяев А. В., Куприянов Е. Н., Банных А. Г., Перфилов К. А., Лукин В. С., Савинов К. Н., Полковникова С. А., Серикова Ю. И. Альбом из девяти классических статистических критериев для проверки гипотезы нормального или равномерного распределения данных малых выборок // Надежность и качество сложных систем. 2022. № 1. С. 20–29. doi:10.21685/2307-4205-2022-1-3

## AN ALBUM OF NINE CLASSICAL STATISTICAL CRITERIA FOR TESTING THE HYPOTHESIS OF NORMAL OR UNIFORM DISTRIBUTION OF DATA IN SMALL SAMPLES

A.P. Ivanov<sup>1</sup>, A.I. Ivanov<sup>2</sup>, A. Yu. Malygin<sup>3</sup>, A.V. Bezyaev<sup>4</sup>,  
E.N. Kupriyanov<sup>5</sup>, A.G. Bannykh<sup>6</sup>, K.A. Perfilov<sup>7</sup>,  
V.S. Lukin<sup>8</sup>, K.N. Savinov<sup>9</sup>, S.A. Polkovnikova<sup>10</sup>, Yu.I. Serikova<sup>11</sup>

<sup>1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11</sup> Penza State University, Penza, Russia

<sup>2</sup> Penza Research Institute of Electrical Engineering, Penza, Russia

<sup>1</sup> ap\_ivanov@pnzgu.ru, <sup>2</sup> ivan@pniei.penza.ru, <sup>3</sup> mal890@yandex.ru,  
<sup>4, 5, 6, 7, 9</sup> tsib@pnzgu.ru, <sup>8</sup> ibst@pnzgu.ru, <sup>10, 11</sup> vt@pnzgu.ru

**Abstract.** *Background.* The problem of parallel use of a set of statistical criteria aimed at testing one or another statistical hypothesis is considered. *Materials and methods.* As a rule, on small samples of 16 experiments, statistical tests give a high value of the probabilities of errors of the first and second kind. However, if we build an equivalent artificial neuron for each of the statistical criteria and combine them into a large network of artificial neurons, then we will get a long code with high redundancy. The reduction of the redundancy of such codes makes it possible to correct the errors of some statistical tests. *Results.* The paper presents functional dependencies and thresholds used in the software implementation of 9 basic criteria or artificial neurons equivalent to them. *Conclusions.* On the logarithmic scale of the probabilities of errors of the first and second kind for each criterion and on the logarithmic scale of the

number of criteria generalized by the neural network, the self-correcting error correction code “by voting on the majority of bit states” is well described by a linear function.

**Keywords:** classical and new statistical criteria, artificial neurons equivalent to statistical criteria, parallel statistical analysis of small samples, error correction of the neural network output code

**For citation:** Ivanov A.P., Ivanov A.I., Malygin A.Yu., Bezyaev A.V., Kupriyanov E.N., Bannykh A.G., Perfilov K.A., Lukin V.S., Savinov K.N., Polkovnikova S.A., Serikova Yu.I. An album of nine classical statistical criteria for testing the hypothesis of normal or uniform distribution of data in small samples. *Nadezhnost' i kachestvo slozhnykh sistem = Reliability and quality of complex systems*. 2022;(1):20–29. (In Russ.). doi:10.21685/2307-4205-2022-1-3

**Классические статистические критерии, созданные в XX в.**

В начале XX в. в 1900 г. Пирсон создал хи-квадрат критерий [1], во многом определивший идеологию развития математической статистики<sup>1</sup>. К сожалению, хи-квадрат критерий плохо работает при малых выборках в 16 опытов. Ниже на рис. 1 приведена программа, соответствующая нейросетевому эквиваленту хи-квадрат критерия Пирсона и даны плотности распределения значений его выходных состояний.

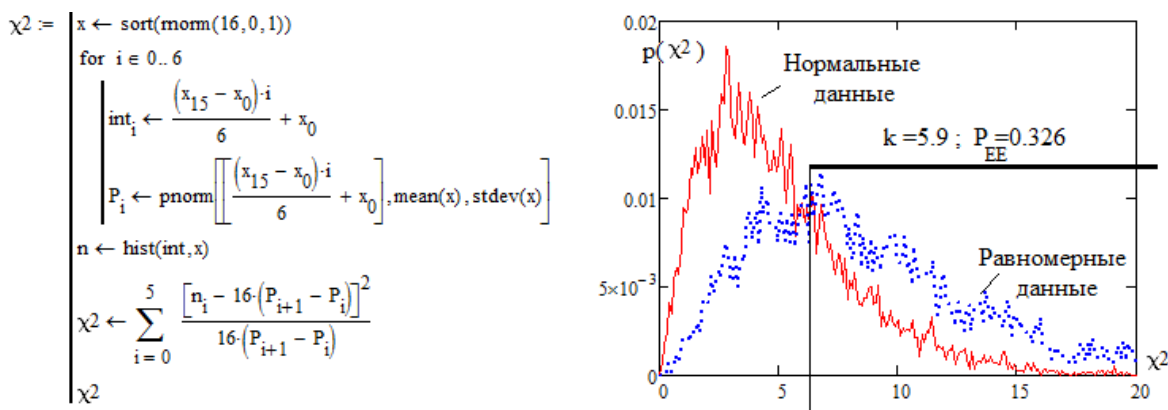


Рис. 1. Программная реализация хи-квадрат нейрона на языке MathCAD и графики его выходных состояний

В случае если порог выходного квантователя хи-квадрат нейрона принять  $k = 5,9$ , то возникает ситуация совпадения ошибок первого и второго рода  $P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,326$ , что не позволяет в одиночку использовать этот статистический критерий на практике.

После критерия Пирсона был создан ряд иных параметрических критериев, широко применяемых на практике<sup>2</sup>. В частности, в 1928 г. был создан статистический критерий Крамера – фон Мизеса (KfM) [1]. Фрагмент его программной реализации и соответствующие плотности распределения состояний нейрона KfM иллюстрируются рис. 2.

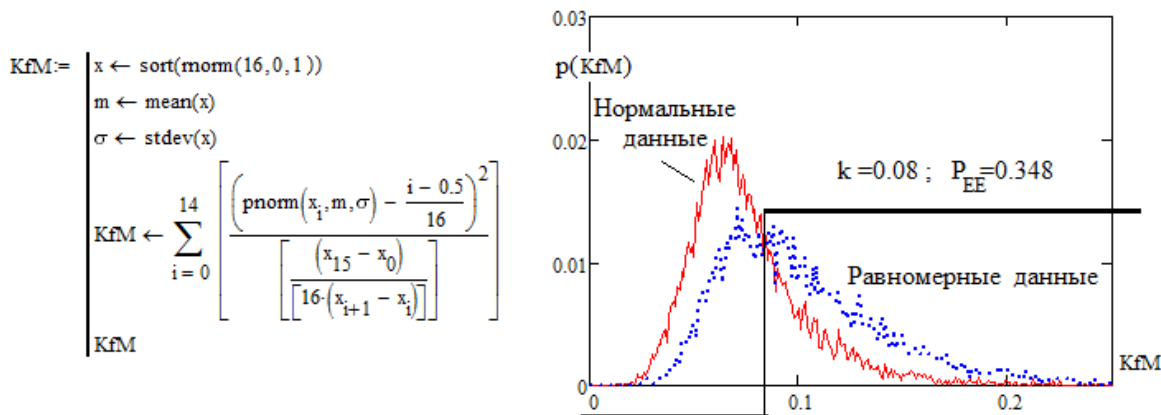


Рис. 2. Нейрон эквивалентный критерию Крамера – фон Мизеса

<sup>1</sup> Р 50.1.037-2002 Рекомендации по стандартизации. Прикладная статистика. Правила проверки согласия опытного распределения с теоретическим. Часть I. Критерии типа  $\chi^2$ .

<sup>2</sup> Р 50.1.037-2002 Прикладная статистика. Правила проверки согласия опытного распределения с теоретическим. Часть II. Непараметрические критерии.

Из рис. 2 видно, что нейрон KfM по вероятностям ошибок первого и второго рода примерно на 7 % оказывается хуже нейрона хи-квадрат критерия Пирсона (рис. 1). Улучшить этот показатель удалось только в 1936 г. в результате соответствующей модификации статистического критерия Смирнова [1, 2]. Модифицированный критерий Смирнова – Крамера – фон Мизеса (SKfM) иллюстрируется данными рис. 3.

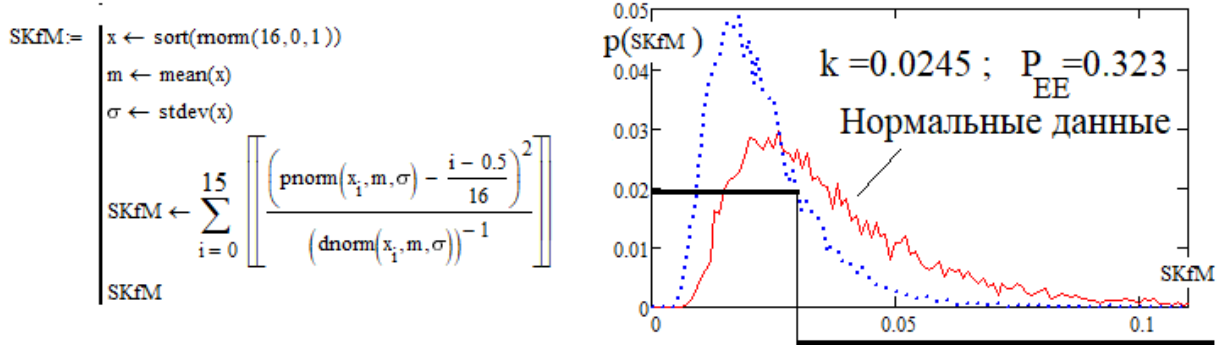


Рис. 3. Нейрон эквивалентный критерию Смирнова – Крамера – фон Мизеса

Следующий значимый шаг в развитии теории был сделан Андерсоном и Дарлингом в 1952 г. [1, 3]. Программная реализация искусственного нейрона Андерсона – Дарлинга (AD) и статистики его выходных состояний для малых выборок с нормальным и равномерным распределением данных отображена на рис. 4.

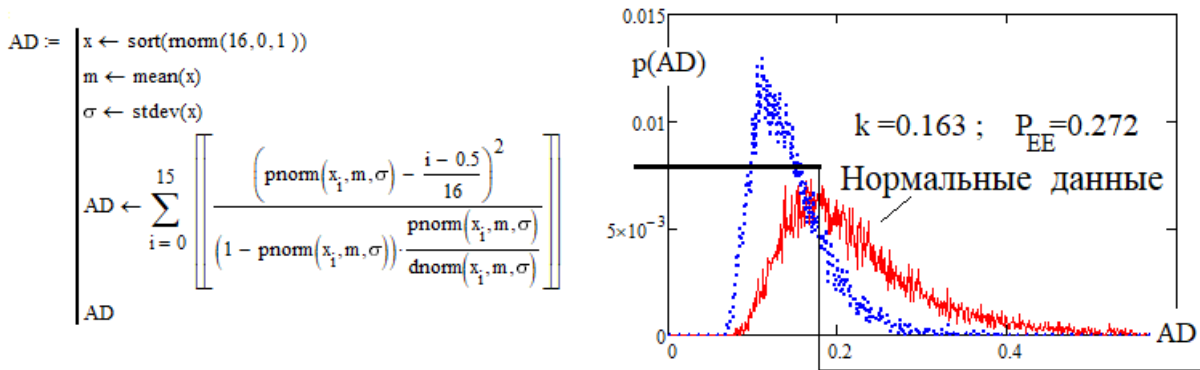


Рис. 4. Нейрон эквивалентный статистическому критерию Андерсона – Дарлинга

Через два года Дэвид, Хартли и Пирсон показали возможность применения критерия, построенного на учете размаха данных, нормированного стандартным отклонением [1, 4].

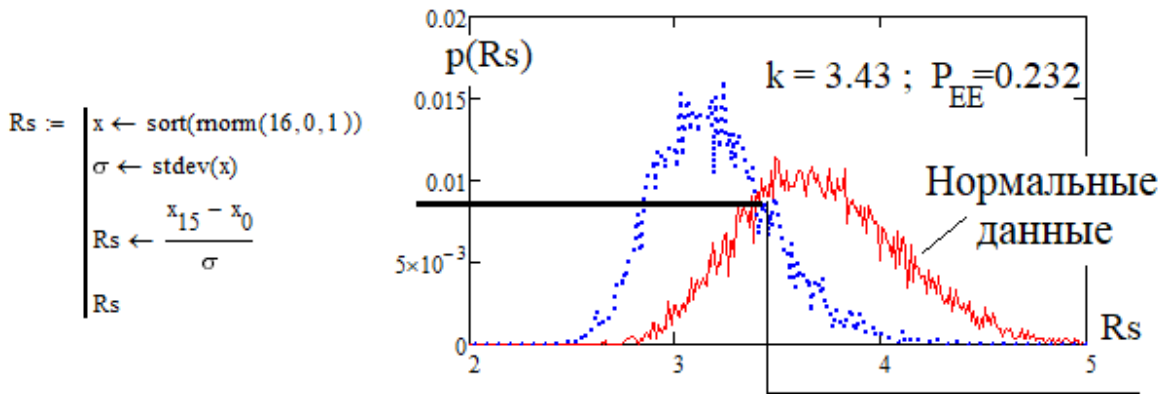


Рис. 5. Нейрон эквивалентный статистическому критерию нормированного размаха

Заметный вклад в исследования внесли Шапиро и Уилк, опубликовавшие свой вариант критерия в 1965 г. [1, 5].

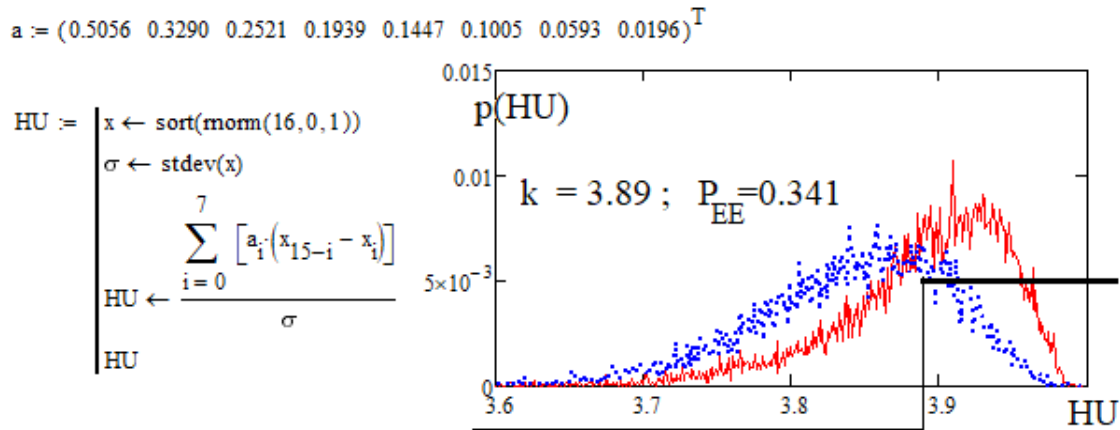


Рис. 6. Нейрон эквивалентный статистическому критерию Шапиро – Уилка

Одной из лучших математических конструкций, синтезированных в прошлом веке, оказался критерий Васичека [1, 6].

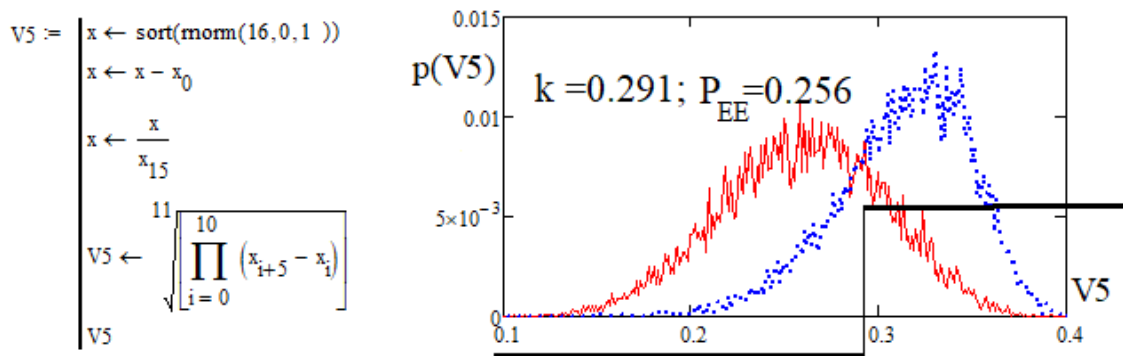


Рис. 7. Нейрон эквивалентный статистическому критерию Васичека 1976 г.

Исследования, выполненные Фроцини в 1978 г., показали, что численное моделирование критерия Андерсона – Дарлинга может быть упрощено. При этом наблюдается даже некоторый рост мощности упрощенного критерия Фроцини (Fr) [1, 7].

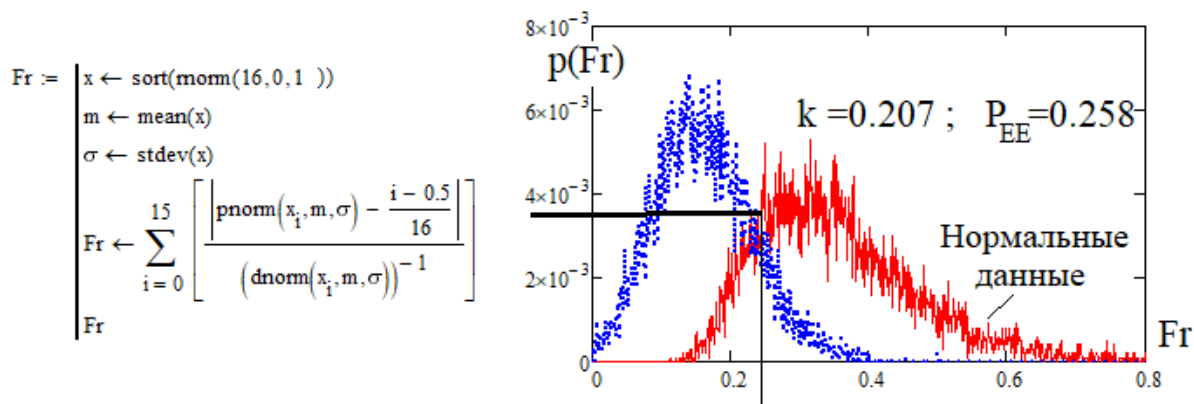


Рис. 8. Нейрон эквивалентный статистическому критерию Фроцини

При решении задачи разделения малых выборок нормально и равномерно распределенных данных хорошие результаты дает критерий четвертого статистического момента, что было показано Анскомбе и Глумом в 1983 г. [1, 8].

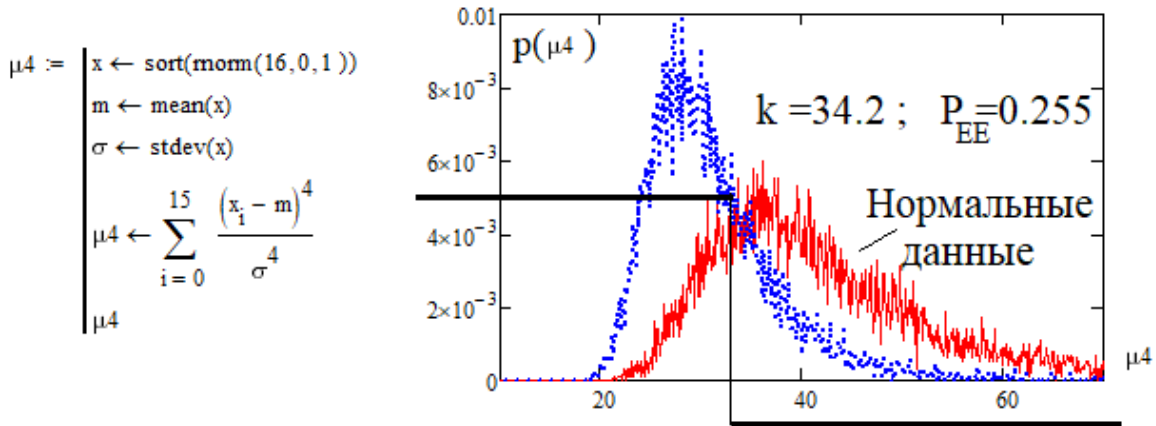


Рис. 9. Нейрон эквивалентный статистическому критерию четвертого статистического момента

**Нейросетевое объединение для совместного использования  
деяти классических статистических критериев**

Таким образом, мы получили коллекцию из девяти статистических критериев [9, 10]. Использование каждого из этих статистических критериев отдельно не дает хороших результатов при анализе малых выборок в 16 опытов. В связи с этим нейроны должны быть объединены в одну нейросеть с 16 входами и 9 выходами, как это отображено на рис. 10.

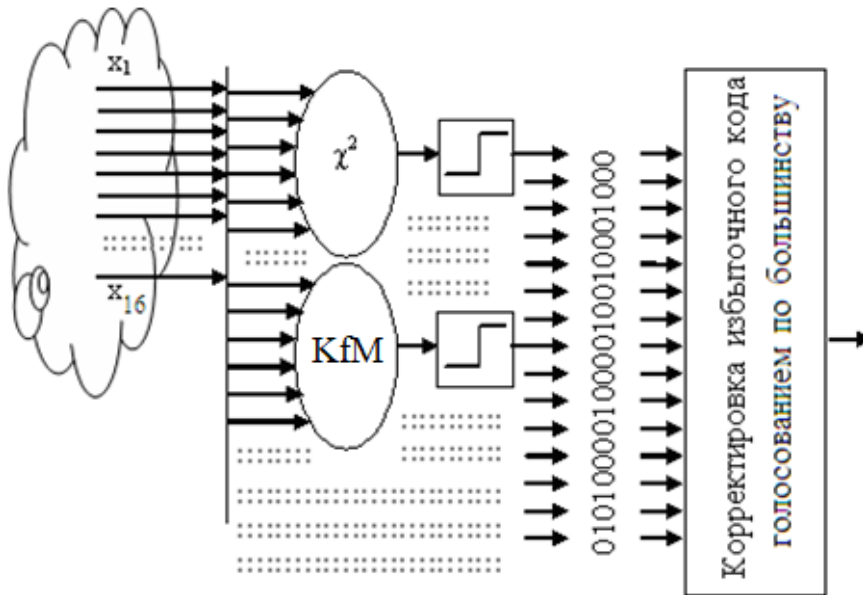


Рис. 10. Параллельная обработка малой выборки в 16 опытов несколькими искусственными нейронами эквивалентными хи-квадрат критерию и иным известным статистическим критериям

В случае, если все отклики нейронов окажутся нулевыми «00000000», мы с высокой вероятностью делаем вывод об обнаружении выборки входных данных с нормальным распределением. Обратная ситуация кода со всеми единицами «11111111» будет свидетельствовать об обнаружении входной выборки с равномерным распределением данных.

В ситуации, когда в разрядах кода присутствуют оба состояния «001001001», свертывание кода происходит по большинству наблюдаемых разрядов. Эффективность самокорректирующихся кодов зависит от корреляционных связей между разрядами. Если корреляционные связи отсутствуют, то состояние «00000000» будет свидетельствовать об обнаружении нормальных данных с доверительной вероятностью 0,996. По мере роста корреляционных связей между разрядами кода доверительная вероятность принятия решений падает. Реальные корреляционные связи между разрядами кода отражены в табл. 1.

Вероятности ошибок и коэффициенты парной корреляции  
между классическими статистическими критериями

$P_1 = P_2 = P_{EE}$		Для малой выборки в 16 опытов								
		1900	1928	1936	1952	1954	1965	1976	1978	1984
		$\chi^2$	KfM	SKfM	AD	Rs	HU	V5	Fr	$\mu_4$
0.326	$\chi^2$	1	0.562	0.352	0.466	-0.402	-0.678	0.184	0.248	-0.087
0.348	KfM		1	0.485	0.581	-0.339	-0.662	0.088	0.402	-0.08
0.323	SKfM			1	0.951	0.015	-0.502	-0.212	0.931	0.19
0.272	AD				1	-0.102	-0.597	-0.12	0.917	0.113
0.232	Rs					1	0.141	-0.919	0.064	0.829
0.341	HU						1	0.146	-0.374	-0.355
0.256	V5							1	-0.21	-0.876
0.258	Fr								1	0.195
0.255	$\mu_4$									1

Учет влияния корреляционных связей и вероятностей ошибок в каждом разряде выполняется через процедуры симметризации задачи. Для этой цели от девяти вероятностей ошибок первого и второго рода следует перейти к их среднему геометрическому

$$\sqrt[9]{0,326 \cdot 0,348 \cdot 0,323 \cdot 0,272 \cdot 0,232 \cdot 0,341 \cdot 0,256 \cdot 0,258 \cdot 0,255} = 0,287.$$

Если бы корреляционные связи отсутствовали, то 9-кратная избыточность кода должна приводить к снижению вероятности ошибок примерно в три раза до величины 0,096. Для учета влияния реальных корреляционных связей необходимо вычислить средний модуль коэффициентов парных корреляций. В нашем случае он составит  $E(|r|) = 0,399$  [3]. Из-за того, что получаем очень высокие средние значения модулей коэффициентов корреляции, то вместо предполагаемого трехкратного снижения вероятностей ошибок наблюдается только их 33 % снижение; причем вероятность среднего геометрического снижается с величины 0,287 до вероятности 0,216. Это всего на 7 % лучше по сравнению с вероятностью ошибок самого мощного критерия нормированного размаха –Rs. Выгоднее использовать только 3 или 5 самых мощных статистических критериев. Самые слабые критерии с высокими вероятностями ошибок целесообразно отбросить, уменьшая тем самым среднее геометрическое.

Для нас интересна ситуация нейросетевого объединения как можно большего числа статистических критериев. В логарифмическом масштабе вероятностей ошибок первого и второго рода по каждому критерию и в логарифмическом масштабе числа обобщаемых нейросетью критериев самокорректирующийся код исправления ошибок хорошо описывается линейной функцией. Эта ситуация отображена на рис. 11.

Из рис. 11 видно, что при высокой коррелированности данных реальных классических статистических критериев  $r = 0,4$  для снижения вероятности ошибок в три раза потребуется применение порядка 1000 статистических критериев. Если же коэффициенты корреляции удастся снизить в 4 раза до значения  $r = 0,1$ , то уже при использовании 800 статистических критериев вероятности ошибок снижается до приемлемой для практики величины  $P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,02$ .

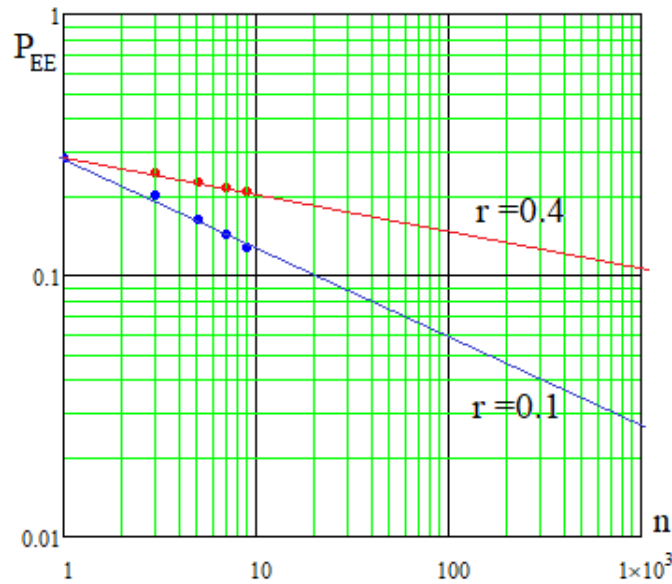


Рис. 11. Линейный прогноз вероятностей ошибок с ростом числа используемых статистических критериев при разных значениях симметричных корреляционных связей между разрядами выходного кода

В прошлом веке было создано порядка 200 различных статистических критериев [1], естественно, что часть из них может быть использована через нейросетевое объединение. Кроме того, уже в этом веке созданы примерно 30 новых статистических критериев [11–13]. Новые и старые критерии могут быть совместно использованы по схеме объединения рис. 10. Естественно, что простейшие коды, исправляющие ошибки «голосованием по большинству», малоэффективны. Необходимо использовать более сложные кодовые конструкции [14]. В этом случае увеличивается наклон экстраполирующих прямых. Более эффективные коды свертывания избыточности [14] должны давать приемлемые для практики результаты при нейросетевом объединении двух-трех десятков наиболее эффективных статистических критериев.

### Список литературы

1. Кобзарь А. И. Прикладная математическая статистика. Для инженеров и научных работников. М. : Физматлит, 2006. 816 с.
2. Смирнов Н. В. О распределении  $\omega^2$ -критерия Мизеса // Математический сборник. 1937. Т. 2, № 5. С. 973–993.
3. Anderson T. W., Darling D. A. A test for goodness-of-fit // Journal of the American Statistical Association. 1954. Vol. 49. P. 765–769.
4. David H. A., Hartley H. O., Pearson E. S. The distribution of the ration, in signal normal sample // Biometrika. 1954. Vol. 41. P. 482–493.
5. Shapiro S. S., Wilk M. V. An analysis of variance test for normality (complete samples) // Biometrika. 1965. Vol. 52. № 3. P. 591–611.
6. Vasicek O. A test for normality based on sample entropy // Journal of the Royal Statistical Society. 1976. Vol. 38, № 1. P. 54–59.
7. Frozini B. V. A survey of class of goodness-of-fit statistics // Metron. 1978. Vol. 36. № 1-2. P. 3–49.
8. Anscombe F. J., Glynn W. J. Distribution of the kurtosis b2 for normal samples // Biometrika. 1983. Vol. 70, № 1. P. 227–234.
9. Иванов А. П., Иванов А. И., Безяев А. В. Альбом статистических критериев, ориентированных на совместное использование при проверке гипотезы нормального или равномерного распределения данных малых выборок : препринт. 2022. 22 с. doi: 10.13140/RG.2.2.15891.76324. URL: <https://www.researchgate.net/publication/358280741>
10. Иванов А. И., Банных А. Г., Серикова Ю. И. Учет влияния корреляционных связей через их усреднение по модулю при нейросетевом обобщении статистических критериев для малых выборок // Надежность. 2020. № 20. С. 28–34. doi:10.21683/1729-2646-2020-20-2-28-34
11. Иванов А. И., Банных А. Г., Куприянов Е. Н. [и др.]. Коллекция искусственных нейронов эквивалентных статистическим критериям для их совместного применения при проверке гипотезы нормальности малых выборок биометрических данных // Безопасность информационных технологий : сб. науч. ст. по материалам I Всерос. науч.-техн. конф. (г. Пенза, 24 апреля 2019 г.). Пенза, 2019. С. 156–164.



12. Волчихин В. И., Иванов А. И., Иванов А. П., Лукин В. С. Расширение номенклатуры семейства критериев среднего гармонического полиномами Эрмита при проверке гипотезы нормального распределения малых выборок биометрических данных // Динамика систем, механизмов и машин. 2021. Т. 9, № 4. doi: 10.25206/2310-9793-9-4-3-11
13. Иванов А. И., Малыгин А. Ю., Полковникова С. А. Новый статистический критерий большой мощности, полученный дифференцированием случайных данных малой выборки // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. 2021. № 3. С. 67–74. doi:10.21685/2072-3059-2021-3-7
14. Безяев А. В. Биометрико-нейросетевая аутентификация: обнаружение и исправление ошибок в длинных кодах без накладных расходов на избыточность : препринт. Пенза : Изд-во ПГУ, 2020. 40 с.

### References

1. Kobzar' A.I. *Prikladnaya matematicheskaya statistika. Dlya inzhenerov i nauchnykh rabotnikov = Applied mathematical statistics. For engineers and researchers*. Moscow: Fizmatlit, 2006:816. (In Russ.)
2. Smirnov N.V. On the distribution of the  $n\omega^2$ -criterion of Mises. *Matematicheskii sbornik = Mathematical Collection*. 1937;2(5):973–993. (In Russ.)
3. Anderson T.W., Darling D.A. A test for goodness-of-fit. *Journal of the American Statistical Association*. 1954;49:765–769.
4. David H.A., Hartley H.O., Pearson E.S. The distribution of the ratio, in signal normal sample. *Biometrika*. 1954;41:482–493.
5. Shapiro S.S., Wilk M.V. An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*. 1965;52(3):591–611.
6. Vasicek O. A test for normality based on sample entropy. *Journal of the Royal Statistical Society*. 1976;38(1):54–59.
7. Frozini B.V. A survey of class of goodness-of-fit statistics. *Metron*. 1978;36(1-2):3–49.
8. Anscombe F.J., Glynn W.J. Distribution of the kurtosis  $b_2$  for normal samples. *Biometrika*. 1983;70(1):227–234.
9. Ivanov A.P., Ivanov A.I., Bezyaev A.V. *Al'bom statisticheskikh kriteriev, orientirovannykh na sovmestnoe ispol'zovanie pri proverke gipotezy normal'nogo ili ravnomernogo raspredeleniya dannykh malykh vyborok: preprint = Album of statistical criteria focused on joint use when testing the hypothesis of normal or uniform distribution of small sample data : preprint*. 2022:22. (In Russ.). doi:10.13140/RG.2.2.15891.76324. Available at: <https://www.researchgate.net/publication/358280741>
10. Ivanov A.I., Bannykh A.G., Serikova Yu.I. Accounting for the influence of correlations through their modulus averaging in neural network generalization of statistical criteria for small samples. *Nadezhnost' = Reliability*. 2020;(20):28–34. (In Russ.). doi:10.21683/1729-2646-2020-20-2-28-34
11. Ivanov A.I., Bannykh A.G., Kupriyanov E.N. [et al.]. Collection of artificial neurons equivalent to statistical criteria for their joint application when testing the hypothesis of normality of small samples of biometric data. *Bezopasnost' informatsionnykh tekhnologiy: sb. nauch. st. po materialam I Vseros. nauch.-tekhn. konf. (g. Penza, 24 aprelya 2019 g.) = Information technology security : collection of scientific articles based on the materials of I All-Russian Scientific-technical. conf. (Penza, April 24, 2019)*. Penza, 2019:156–164. (In Russ.)
12. Volchikhin V.I., Ivanov A.I., Ivanov A.P., Lukin V.S. Expansion of the nomenclature of the family of criteria for the average harmonic Hermite polynomials when testing the hypothesis of the normal distribution of small samples of biometric data. *Dinamika sistem, mekhanizmov i mashin = Dynamics of systems, mechanisms and machines*. 2021;9(4). (In Russ.). doi:10.25206/2310-9793-9-4-3-11
13. Ivanov A.I., Malygin A.Yu., Polkovnikova S.A. A new statistical criterion of high power obtained by differentiating random data of a small sample. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Povolzhskiy region. Tekhnicheskie nauki = Izvestia of higher educational institutions. Volga region. Technical sciences*. 2021;(3):67–74. (In Russ.). doi:10.21685/2072-3059-2021-3-7
14. Bezyaev A.V. *Biometriko-neyrosetevaya autentifikatsiya: obnaruzhenie i ispravlenie oshibok v dlinnykh kodakh bez nakladnykh raskhodov na izbytochnost': preprint = Biometric-neural network authentication: detection and correction of errors in long codes without redundancy overhead : preprint*. Penza: Izd-vo PGU, 2020:40. (In Russ.)

### Информация об авторах / Information about the authors

#### Алексей Петрович Иванов

кандидат технических наук, доцент,  
заведующий кафедрой технических средств  
информационной безопасности,  
Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)  
E-mail: ap\_ivanov@pnzgu.ru

#### Aleksey P. Ivanov

Candidate of technical sciences, associate professor,  
head of the sub-department of technical means  
of information security,  
Penza State University  
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)



**Александр Иванович Иванов**

доктор технических наук, доцент,  
ведущий научный сотрудник,  
Пензенский научно-исследовательский  
электротехнический институт  
(Россия, г. Пенза, ул. Советская, 9)  
E-mail: ivan@pniei.penza.ru

**Александр Юрьевич Малыгин**

доктор технических наук, профессор,  
начальник межотраслевой лаборатории тестирования  
биометрических устройств и технологий,  
Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)  
E-mail: mal890@yandex.ru

**Александр Викторович Безяев**

кандидат технических наук, докторант,  
Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)  
E-mail: tsib@pnzgu.ru

**Евгений Николаевич Куприянов**

аспирант,  
Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)  
E-mail: evgnkupr@gmail.com

**Андрей Григорьевич Банных**

аспирант,  
Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)  
E-mail: tsib@pnzgu.ru

**Константин Александрович Перфилов**

аспирант,  
Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)  
E-mail: tsib@pnzgu.ru

**Виталий Сергеевич Лукин**

младший научный сотрудник,  
Региональный учебно-научный центр  
«Информационная безопасность»,  
Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)  
E-mail: ibst@pnzgu.ru

**Константин Николаевич Савинов**

старший преподаватель,  
Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)  
E-mail: tsib@pnzgu.ru

**Aleksandr I. Ivanov**

Doctor of technical sciences, associate professor,  
senior researcher,  
Penza Research Electrotechnical Institute  
(9 Sovetskaya street, Penza, Russia)

**Aleksandr Yu. Malygin**

Doctor of technical sciences, professor,  
head of the Intersectoral testing laboratory  
of biometric devices and technologies,  
Penza State University  
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Aleksandr V. Bezyaev**

Candidate of technical sciences,  
doctor's degree student,  
Penza State University  
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Evgeniy N. Kupriyanov**

Postgraduate student,  
Penza State University  
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Andrey G. Bannykh**

Postgraduate student,  
Penza State University  
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Konstantin A. Perfilov**

Postgraduate student,  
Penza State University  
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Vitaliy S. Lukin**

Junior researcher,  
Regional Training and Research Center  
"Information Security",  
Penza State University  
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Konstantin N. Savinov**

Senior lecturer,  
Penza State University  
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Светлана Андреевна Полковникова**

аспирант,

Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)

E-mail: vt@pnzgu.ru

**Svetlana A. Polkovnikova**

Postgraduate student,

Penza State University

(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Юлия Игоревна Серикова**

аспирант,

Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, Красная, 40)

E-mail: vt@pnzgu.ru

**Yuliya I. Serikova**

Postgraduate student,

Penza State University

(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов /**

**The authors declare no conflicts of interests.**

**Поступила в редакцию/Received 15.12.2021**

**Поступила после рецензирования/Revised 10.01.2022**

**Принята к публикации/Accepted 15.02.2022**