

Оценки пределов вероятности неправильной классификации на примере прогнозирования опасных отказов

Evaluating the limits of misclassification probability. Case study of hazardous failure prediction

Шебе Х.², Шубинский И.Б.^{1*}, Розенберг Е.Н.¹
Schäbe H.², Shubinski I.B.^{1*}, Rozenberg E.N.¹

¹АО «Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт информатизации, автоматизации и связи на железнодорожном транспорте» (АО «НИИАС»), Москва, Российская Федерация

¹Research and Design Institute for Information Technology, Signalling, and Telecommunications in Railway Transportation (JSC NIIS), Moscow, Russian Federation

²TÜV Rheinland InterTraffic, Кёльн, Германия

²TÜV Rheinland InterTraffic, Cologne, Germany

*igor-shubinsky@yandex.ru



Шебе Х.



Шубинский И.Б.



Розенберг Е.Н.

Резюме. Постановка задачи. Многие системы искусственного интеллекта по существу являются системами классификации событий. Они широко используются в предиктивной аналитике. Их роль непрерывно растет при прогнозировании опасных событий на транспорте. Эффективность применения методов искусственного интеллекта в значительной мере зависит от результатов неправильной классификации. Поэтому актуальна задача вычисления или оценки в статистическом смысле вероятности неправильной классификации и определения ее граничных значений. **Цель.** Оценить границы для комбинированной вероятности неправильной классификации из-за двух различных категорий ошибок: собственно ошибок неправильной классификации и статистических ошибок, возникающих вследствие неправильной классификации. **Результаты.** Выполнена статистическая оценка порогового значения, которое используется для классификации. Установлены граничные условия для комбинированной вероятности неправильной классификации. Представлено обобщение на N-мерные пространства и на произвольные распределения и формы пороговых поверхностей. Теоретические результаты проиллюстрированы примером практического применения.

Abstract. Problem definition. Many artificial intelligence systems are essentially event classification systems. They are widely used in predictive analytics. Their role as predictors of hazardous events in transportation is constantly growing. The efficient application of artificial intelligence methods largely depends on the results of misclassification. Therefore, the problem associated with the calculation or statistical evaluation of the probability of misclassification and boundary value definition is of relevance. **Aim.** To estimate the boundaries for the combined probability of misclassification due to two different categories of errors, i.e., misclassifications proper and statistical errors resulting from misclassification. **Results.** The threshold value that is used for classification was statistically evaluated. The boundary conditions for the combined probability of misclassification were established. A generalization for N-dimensional spaces and general distributions and shapes of threshold surfaces was presented. The theoretical findings were illustrated with an example of practical application.

Ключевые слова: искусственный интеллект, классификация событий, пороговое значение, статистическая ошибка, вероятность неправильной классификации, предиктивный анализ

Keywords: artificial intelligence, classification of events, threshold value, statistical error, probability of misclassification, predictive analysis

Для цитирования: Шебе Х., Шубинский И.Б., Розенберг Е.Н. Оценки пределов вероятности неправильной классификации на примере прогнозирования опасных отказов // Надежность. 2024. №3. С. 18-23. <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2024-24-3-18-23>

For citation: Schäbe H., Shubinski I.B., Rozenberg E.N. Evaluating the limits of misclassification probability. Case study of hazardous failure prediction. Dependability 2024;3:18-23. <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2024-24-3-18-23>

Поступила: 05.03.2024 / **После доработки:** 19.05.2024 / **К печати:** 09.09.2024
Received on: 05.03.2024 / **Revised on:** 19.05.2024 / **For printing:** 09.09.2024

Введение

Многие системы искусственного интеллекта по сути дела являются системами классификации событий. В статье обсуждаются возможности, вычисления или оценки в статистическом смысле вероятности неправильной классификации и определения ее граничных значений.

Системы классификации широко используются в предиктивной аналитике. Их роль непрерывно растет при прогнозировании опасных событий на транспорте. В основном это статистические системы. Опишем математически эту проблему. В простейшем случае имеется величина, скажем X . В зависимости от того, меньше или больше X определенного порога, скажем ξ , объект, описанный значением X , относится к одному из двух классов – A или B .

Теперь необходимо решить несколько задач. Первая – оценка порогового значения ξ на основе выборки данных. Вторая – проверка процедуры классификации с помощью другой выборки и оценка вероятности неправильной классификации. Рассматривая вероятность неправильной классификации, необходимо учитывать два аспекта. Первый заключается в том, что сама процедура классификации является статистической, второй – в том, что пороговое значение ξ , а также вероятность неправильной классификации оцениваются по выборкам, то есть являются случайными величинами.

В первом разделе описана модель задачи классификации. Второй раздел посвящен статистической оценке порогового значения, которое используется для классификации.

В третьем разделе рассмотрены две различные категории статистических ошибок: собственно ошибка неправильной классификации и статистическая ошибка, возникающая из-за неправильной классификации. Затем определяются границы для этой комбинированной вероятности неправильной классификации.

В четвертом разделе представлено обобщение на n -мерные пространства и на произвольные распределения и формы пороговых поверхностей. В пятом разделе представлен пример практического применения теории.

1. Модель

Модель задачи классификации может быть описана следующим образом. Предположим, что существуют два различных класса – A и B . В зависимости от того, значение X_i , определенное в интервале $[0, 1]$, больше или меньше порогового значения ξ , элемент принадлежит к классу A или классу B . Значение ξ в общем случае неизвестно.

Мы наблюдаем пары значений X_i, d_i . Значения X_i лежат в интервале $[0, 1]$, а индикаторы d_i принимают значение A или B . Для упрощения задачи предположим, что X_i равномерно распределены по интервалу $[0, 1]$.

2. Оценка порогового значения

Оценка порогового значения может быть выполнена с помощью порядковых статистик. Сначала предположим, что выборка $\{(X_i, d_i), i = 1, \dots, n\}$ разделена на две подвыборки

$$X_{a,i}, i = 1, \dots, n_a \text{ и } X_{b,i}, i = 1, \dots, n_b.$$

Таким образом, показатели d_i в подвыборках всегда принимают значение A или B , в зависимости от номера подвыборки.

В рассматриваемом простом случае известно, что для порядковых статистик выполняется неравенство

$$X_{a,n} < \xi < X_{b,1}.$$

Теперь имеется следующий результат, (см., например, [1])

$$P(|X_{r,n-r} / (n+1) - \xi| > \epsilon) \leq o(1)/(n\epsilon^2).$$

Это означает, что экстремальные статистики $X_{b,1:n}$ и $X_{a,n:n}$ сходятся с точностью $1/n$ к предельному значению.

Таким образом, для заданной вероятности p и объема выборки n точность ϵ можно оценить как величину порядка $o((np)^{-1/2})$.

3. Вычисление общей вероятности неправильной классификации

Рассмотрим следующую ситуацию. Пусть M – событие неправильной классификации. Для задачи классификации всегда есть пороговое значение, скажем ξ , для процедуры классификации, которое оценивается по данным. Выбирается ошибка первого рода α . В качестве оценки значения ξ будет использован верхний доверительный предел, соответствующий вероятности $1 - \alpha$.

Правилом классификации будет отнесение объекта к рассматриваемому классу A , если его наблюдаемая случайная величина X удовлетворяет условию $X < \xi$.

Тогда нужно различать две следующие ситуации:

а) нулевая гипотеза H_0 верна, и вероятность ошибочной классификации равна $P(M|H_0)$. Это событие происходит с вероятностью $1 - \alpha$;

б) нулевая гипотеза неверна в том смысле, что предполагаемое пороговое значение больше. Тогда вероятность ошибочной классификации будет обозначаться как $P(M|H_a)$. Это событие происходит с вероятностью α .

Общая вероятность неправильной классификации может быть вычислена как взвешенная сумма обеих частей, т.е.

$$P(M) = \alpha \cdot P(M|H_a) + (1 - \alpha) \cdot P(M|H_0). \quad (1)$$

Вероятность $P(M|H_a)$ неизвестна и ее трудно определить.

Мы видим, что выполняются следующие два неравенства (2) и (3)

$$P(M) \leq \alpha + (1 - \alpha) \cdot P(M|H_0), \quad (2)$$

(см. [2] и дальнейшее развитие в [3]). Эта оценка очень консервативна. Кроме того,

$$P(M) \geq \alpha \cdot P(M|H_o) + (1 - \alpha) \cdot P(M|H_a) = P(M|H_o) \quad (3)$$

является оптимистической оценкой. Она предполагает, что ошибка классификации при гипотезе H_a такая же, как и при гипотезе H_o .

Для оценки значения вероятности $\alpha \cdot P(M|H_a)$ используется тот факт, что вероятности не известны, но они оцениваются по выборке. Здесь применима биномиальная схема: из n экспериментов k оказываются успешными.

Это означает, что точечная оценка для $P(M|H_o)$ равна $p = k/n$.

Эта оценка асимптотически (для больших n) нормально распределена с оценкой среднего p и оценкой дисперсии

$$\sigma^2 = \frac{p(1-p)}{n}.$$

Распределение p будем обозначать через $f(\cdot)$.

Таким образом, верхняя доверительная граница для $P(M|H_o)$ составляет

$$\gamma = p + z_{1-\alpha} \sigma,$$

где $z_{1-\alpha}$ обозначает $1 - \alpha$ квантиль стандартного нормального распределения.

Для того, чтобы оценить вероятность $\alpha \cdot P(M|H_a)$, нужно вычислить интеграл

$$\int_{\gamma}^{\infty} x f(x) dx.$$

Это дает

$$\int_{(\gamma-m)/\sigma}^{\infty} (m + z\sigma) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-z^2/2} dz = m(1 - \Phi((\sigma - m)/\sigma)) + \sigma e^{-\gamma^2/2} / \sqrt{2\pi}, \quad (4)$$

где $\Phi(\cdot)$ – интеграл стандартного нормального распределения.

Используя результат Феллера [4, глава 7, § 1, лемма 2], получим для первого члена (4)

$$(1 - \Phi((\sigma - m)/\sigma)) < \sigma e^{-\frac{(\gamma-m)^2}{2}} / (\sqrt{2\pi}(\gamma - m)).$$

Используя неравенство $\sigma \leq \sqrt{\frac{m}{n}}$, имеем для второго члена из (4)

$$\sqrt{\frac{m}{n}} e^{-\gamma^2/2} / \sqrt{2\pi}.$$

Это приводит к следующей границе

$$\alpha P(M | H_o) < \frac{m}{z_{1-\alpha} \sqrt{2\pi}} e^{-z_{1-\alpha}^2} + \frac{m}{\sqrt{2\pi n}} e^{-\gamma^2/2}.$$

Мы можем полагать m приблизительно равным γ , чтобы получить численную оценку границы. Это консервативно, поскольку $m < \gamma$. Это дает

$$\alpha P(M | H_o) < \frac{\gamma}{z_{1-\alpha} \sqrt{2\pi}} e^{-z_{1-\alpha}^2} + \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi n}} e^{-\gamma^2/2}. \quad (5)$$

В следующих таблицах (табл. 1 и табл. 2) приведены численные границы для обоих членов в (5).

Табл. 1. Значения для первого члена в (5)

$\alpha \backslash \gamma$	0,1	0,01	0,001	0,0001
0,1	0,01369421	0,00136942	0,00013694	$1,3694 \times 10^{-5}$
0,05	0,0062702	0,00062702	$6,2702 \times 10^{-5}$	$6,2702 \times 10^{-6}$
0,01	0,00114567	0,00011457	$1,1457 \times 10^{-5}$	$1,1457 \times 10^{-6}$
0,005	0,00056136	$5,6136 \times 10^{-5}$	$5,6136 \times 10^{-6}$	$5,6136 \times 10^{-7}$
0,001	0,00010896	$1,0896 \times 10^{-5}$	$1,0896 \times 10^{-6}$	$1,0896 \times 10^{-7}$

Табл. 2. Значения для второго члена в (5)

$n \backslash \gamma$	0,1	0,01	0,001	0,0001
100	0,00396953	0,00039892	$3,9894 \times 10^{-5}$	$3,9894 \times 10^{-6}$
1000	0,00125527	0,00012615	$1,2616 \times 10^{-5}$	$1,2616 \times 10^{-6}$
10 000	0,00039695	$3,9892 \times 10^{-5}$	$3,9894 \times 10^{-6}$	$3,9894 \times 10^{-7}$
100 000	0,00012553	$1,2615 \times 10^{-5}$	$1,2616 \times 10^{-6}$	$1,2616 \times 10^{-7}$

Данные таблицы показывают, что для порядка $n = 10\,000$ и вероятности α приблизительно равной γ , член ограничен примерно значением $\gamma/6$.

$$P(M) = \alpha \cdot P(M|H_o) + (1 - \alpha) \cdot P(M|H_a) < (1 - \alpha + 1/6) \cdot P(M|H_o) \quad (6)$$

для практических значений α и n .

В некоторых случаях отклонение вызвано не тем, что пороговое значение больше доверительного значения при гипотезе H_o , а тем, что оно больше из-за альтернативной гипотезы. В этих случаях альтернативная гипотеза должна быть как-то определена. Эвристически можно использовать коэффициент 5. Поскольку величина γ является линейным коэффициентом в (5), то допустимо результаты в табл. 1 и 2 умножить на этот коэффициент, чтобы учесть альтернативную гипотезу. Это даже консервативно, поскольку член $\exp(-\gamma^2/2)$ в (5) меньше 1.

Тогда выражение (6) изменится на следующее

$$P(M) = \alpha \cdot P(M|H_o) + (1 - \alpha) \cdot P(M|H_a) < (1 - \alpha + 5/6) \cdot P(M|H_o) < 2P(M|H_o). \quad (7)$$

Это означает, что даже в самом консервативном случае можно удвоить значение $P(M|H_o)$ для «нормальной» ошибки классификации, которая вычисляется без учета статистических влияний, вызванных оценкой величины, чтобы покрыть разброс и даже альтернативные гипотезы.

4. Обобщение теоретических результатов

В этом разделе обсуждается, возможность расширения теории, представленной в разделе 3, с простейшего одномерного случая с двумя классами на более общие случаи.

4.1. Произвольное распределение в одномерном случае

В предыдущем разделе рассмотрен одномерный случай с равномерным распределением характеристик. Пусть $F(\cdot)$ – непрерывная и монотонная функция распределения, тогда при преобразовании $X = F(X')$, задача может быть преобразована к задаче с произвольно распределенными значениями X' . Все рассуждения, приведенные выше, остаются в силе.

4.2. Несколько классов

Бывают также ситуации, когда в классификации используется несколько классов. Тогда нам придется рассматривать классы $A, B, C, \dots$ с пороговыми значениями $\xi_1, \xi_2, \xi_3, \dots$ между этими классами. Описанные выше методы нужно просто повторить для каждого класса.

4.3. Двумерный случай

В этом случае дополнение выборка состоит из пар значений (X_i, Y_i) . Для упрощения рассуждений полагаем, что они распределены равномерно в пространстве событий $U[0, 1] \times U[0, 1]$.

Границы между областями – это прямые линии, заданные уравнением $\xi_i y + \xi'_i x = 0$.

Преобразование к произвольным распределениям выполняется с помощью

$$X = F_x(X', Y'), Y = F_y(X', Y'),$$

где соответствующие распределения непрерывны и монотонны, что обеспечивает их отображение один к одному.

4.4. N-мерный случай

Эти рассуждения можно распространить и на N -мерный случай. Тогда значения принимают вид $X' = (X'_1, X'_2, \dots, X'_m)$, где $X'_1, X'_2, \dots$ описывают компоненты N -мерного вектора. Здесь имеет место m -мерный вектор в m -мерном евклидовом пространстве.

Границами между областями признаков снова являются $N-1$ мерные подпространства (гиперповерхности), определяемые уравнением $X'^{\circ} \xi_i = 0$. Здесь X' и ξ_i – N -мерные вектора и символ « $\circ$ » обозначает скалярное произведение.

4.5. Обобщение на произвольные формы границ

Пусть дано преобразование $T(\cdot)$ из пространства V^m в V'^m и наоборот. Пусть преобразование непрерывно, инвертируемо и измеримо в обоих пространствах.

V'^m и V^m – метрические и сепарабельные пространства.

Тогда векторное преобразование $x' = T(x'')$ разложимо по базису $g_j(\cdot)$, т.е. $x'_i = b_{ij} \cdot g_j(x''_j)$.

Индекс суммирования j идет от 1 до фиксированного значения r , так что достигается достаточная точность. Заметим, что в общем случае базис счетен, но имеет бесконечный размер.

Теперь значения r и b_{ij} можно оценить с помощью функции потерь. Это должно привести к созданию машины опорных векторов (см. Вапник [5]).

Сходимость этих оценок для r и b_{ij} теперь будет порядка $n^{1/2}$.

Примечание: Для определения оптимального значения параметра r можно использовать аналог информационного критерия Акаике (AIC) [6] или функцию потерь, предложенную Вапником [7].

5. Пример

В этом разделе показана возможность применения описанной ранее теории. Мы используем данные из предыдущей работы Шубинский и др. [8], где для трех российских железных дорог был проведен прогнозный анализ потенциально опасных отказов путевых систем с помощью алгоритма XGBoost. В этом анализе данные за месяц использовались для прогнозирования поведения системы в течение следующего месяца.

Системы были помечены индикатором, который имеет значение «1», если система склонна к опасным событиям, и «0» в противном случае. Потенциально опасной может быть ситуация, когда система имеет значение «1», но прогноз дает значение «0». Используя данные из табл. 2 (Шубинский и др. [8]), мы получаем следующую табл. 3.

Табл. 3. Вероятности неправильной классификации

Железная дорога	Горьковская ж/д	Северная ж/д	Куйбышевская ж/д
FN	1031	1808	1154
n	5058	8081	4700
$P(M)$	0,4077	0,4475	0,4911

В табл. 3 представлены ложноотрицательные результаты (FN) и общее количество событий (n), а также вероятность неправильной классификации $P(M)$, рассчитанная по формуле (6). Вероятность ошибочной классификации также учитывает, что нулевая гипотеза может оказаться неверной, а альтернатива может быть применима, где мы сделали эвристические предполо-

жения для альтернативы. Это приводит к достаточно консервативным, но стабильным оценкам вероятности ошибочной классификации.

Кроме того, мы заметили, что количество точек данных для каждой из трех железных дорог довольно велико, так что предположения о большом числе n , сделанные в разделе 3, применимы.

Необходимо дать некоторые пояснения по поводу довольно больших указанных вероятностей неправильной классификации и ответить на вопросы, действительно ли это применимо на практике. Следует учитывать, что не каждый потенциально опасный сразу же приведет к серьезной аварии, поскольку системы постепенно ухудшаются и выходят из строя только при достижении определенного порога. Таким образом, для многих практических приложений необходимо, чтобы несколько неправильных классификаций состояний происходили последовательно. В следующей табл. 4 мы покажем, как вероятность ошибочной классификации уменьшается с ростом числа попыток классификации.

Табл. 4. Вероятности неправильной классификации в зависимости от количества действий при классификации

Количество действий классификации	Горьковская ж/д	Северная ж/д	Куйбышевская ж/д
1	0,4077	0,4475	0,4911
2	0,1662	0,2002	0,2411
3	0,0678	0,0896	0,1184
4	0,0276	0,0401	0,0582
5	0,0113	0,0179	0,0286
6	0,0046	0,0080	0,0140

Цифры, представленные в табл. 4, показывают, как общая вероятность ошибочной классификации уменьшается с ростом числа классификаций, и в этом заключается достоинство многих диагностических подходов. Даже если одна операция классификации может быть ошибочной со значительной вероятностью, большое количество диагностических действий вместе с последовательной классификацией дает достаточно малую вероятность ошибочной классификации. Следует также отметить, что применяемая формула (6) является очень консервативной оценкой.

Заключение

В данной работе показана возможность оценки границ различных областей в системе классификации. Кроме того, показана возможность определения вероятности неправильной классификации, принимая во внимание сам процесс оценки вероятности неправильной классификации. Это улучшенная оценка по сравнению с результатами исследований Braband и Schäbe [2].

Представлен метод обобщения результатов на N -мерный случай при произвольных границах различных областей, используемых для классификации. В данной работе продемонстрирована применимость этого метода на примере предиктивного анализа опасных событий на инфраструктуре трех железных дорог России. Этот результат свидетельствует о возможностях применения предложенного метода в системах предиктивной диагностики. Одним из возможных направлений развития метода может быть решение задач оценки многоуровневой безопасности системы.

Библиографический список

1. Лидбеттер М., Линдгрэн Г., Ротцен Х. Экстремумы случайных последовательностей и процессов. М.: Мир, 1989. 392 с.
2. Braband J., Schäbe H. On safety assessment of artificial intelligence // *Dependability*. 2020. No. 4. Pp. 25-34.
3. Braband J., Schäbe H., The application of artificial intelligence in railway technology for safety-relevant applications – opportunities and problems // *Signalling and Datacommunication*. 2022. Vol. (114)5. Pp. 14-21.
4. Feller W.A. Introduction to Probability Theory and Its Application. J. Wiley & Sons, 1970.
5. Vapnik V.N. The Nature of Statistical Learning Theory / 2nd Edition. Springer, 1999. XX, 314 p.
6. Akaike H. A new look at the statistical model identification // *IEEE Transactions on Automatic Control*. 1974. Vol. 19(6). Pp. 716-723.
7. Вапник В.Н., Червоненкис А.Я. О равномерной сходимости частот появления событий к их вероятностям // Докл. АН СССР. 1968. Т. 181. № 4. С. 781-783.
8. Shubinsky I.B., Rozenberg E.N., Schäbe H. Innovative Methods of Ensuring the Functional Safety of Train Control Systems // *Reliability Theory & Applications*. 2023. No 4(76). Vol. 18. Pp. 909-920.

References

1. Leadbetter M.R., Lindgren G., Rootzén H. Extremes and related properties of random sequences and processes. Moscow: Mir, 1989.
2. Braband J., Schäbe H. On safety assessment of artificial intelligence. *Dependability* 2020;4:25-34.
3. Braband J., Schäbe H., The application of artificial intelligence in railway technology for safety-relevant applications – opportunities and problems. *Signalling and Datacommunication* 2022;(114)5:14-21.
4. Feller W.A. Introduction to Probability Theory and Its Application. J. Wiley & Sons; 1970.
5. Vapnik V.N. The nature of statistical learning theory. 2nd Edition. Springer; 1999.
6. Akaike H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control* 1974;19(6):716-723.

7. Vapnik V.N., Červonenkis A.Ja. The uniform convergence of frequencies of the appearance of events to their probabilities. *Dokl. Akad. Nauk SSSR* 1968;181(1968):781-783. (in Russ.)

8. Shubinsky I.B., Rozenberg E.N., Schäbe H. Innovative Methods of Ensuring the Functional Safety of Train Control Systems. *Reliability Theory & Applications* 2023;4(76) (18):909-920.

Сведения об авторах

Шебе Хендрик – доктор естественных наук, главный специалист по надежности, готовности, ремонтпригодности и безопасности, TÜV Rheinland InterTraffic, Кельн, Германия, e-mail: schaebe@de.tuv.com

Шубинский Игорь Борисович – профессор, доктор технических наук, заместитель руководителя НТК, АО «Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт информатизации, автоматизации и связи на железнодорожном транспорте» (АО «НИИАС»), Москва, Россия, e-mail: igor-shubinsky@yandex.ru

Розенберг Ефим Наумович – профессор, доктор технических наук, первый заместитель Генерального директора, АО «Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт информатизации, автоматизации и связи на железнодорожном транспорте» (АО «НИИАС»), Москва, Россия

About the authors

Hendrik Schäbe, Doctor of natural sciences, Main specialist on RAMS, TÜV Rheinland InterTraffic, Cologne, Germany, e-mail: schaebe@de.tuv.com

Igor B. Shubinsky, Professor, Doctor of Engineering, Deputy Director of Integrated Research and Development

Unit, Research and Design Institute for Information Technology, Signalling, and Telecommunications in Railway Transportation (JSC NIIAS), Moscow, Russian Federation, e-mail: igor-shubinsky@yandex.ru

Efim N. Rozenberg, Professor, Doctor of Engineering, First Deputy Director General, Research and Design Institute for Information Technology, Signalling, and Telecommunications in Railway Transportation (JSC NIIAS), Moscow, Russian Federation

Вклад авторов в статью

Вклад авторов заключается в развитии метода оценки ложных классификаций применимой к разным системам искусственного интеллекта. Шебе Х. развивал математическую теорию. Розенберг Е.Н. представил пример применения метода. Шубинский И.Б. развивал общую концепцию применения систем искусственного интеллекта в диагностике железнодорожных систем.

Authors' contributions to the article

The authors' contribution is the development method to evaluate the probability of a false classification applicable to different artificial intelligence systems. Schebe H. developed the mathematical theory. Rosenberg N. presented an example of the method application. Shubisky I.B. developed the general concept of application of artificial intelligence systems in diagnostics of railway systems.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.