

УПРАВЛЕНИЕ, МОДЕЛИРОВАНИЕ, АВТОМАТИЗАЦИЯ

CONTROL, MODELING, AUTOMATION

Научная статья
УДК 62-503.5
<https://doi.org/10.24143/2072-9502-2026-1-7-14>
EDN ZUJUGL

Применение метрик бинарного классификатора для построения оценок достоверности контроля состояния парка сложных технических систем

Рустам Зиннатуллович Хайруллин

*Московский государственный строительный университет,
Москва, Россия, zrkzrk@list.ru*

*Главный научный метрологический центр Министерства обороны Российской Федерации,
Москва, Россия*

*Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана,
Москва, Россия*

Аннотация. Исследуется задача построения оценок достоверности контроля технического состояния парка сложных технических систем (СТС) с метрологическим обеспечением. Используемая классическая полумарковская стационарная модель функционирования СТС включает следующие технические состояния: работоспособное, отказ, проверка отказавшего образца СТС, проверка работоспособного образца, состояние ложного отказа, состояние необнаруженного отказа, восстановление (ремонт). Основным показателем эффективности парка СТС является коэффициент готовности к применению по назначению. Для поддержания коэффициента готовности на высоком уровне в штатном режиме при эксплуатации парка проводятся периодические проверки с оптимальной периодичностью и оптимальным допуском на контролируемый параметр. Для оценки достоверности нахождения СТС в указанных состояниях предложены четыре показателя: правильность, точность, полнота и $F1$ -метрика, которые используются в теории искусственного интеллекта как метрики бинарного классификатора. Проведено моделирование процессов функционирования парка СТС в разных режимах и при разных условиях. Показано влияние интервала между проверками, допуска на контролируемый параметр, интенсивности отказов и времени восстановления на показатели достоверности и на коэффициент готовности. Применение показателей достоверности позволит оператору парка СТС с метрологическим обеспечением комплексно анализировать актуальную оперативную информацию о текущем состоянии парка, разрабатывать и применять стратегии управления парком в зависимости от сложившейся на данный момент ситуации. Полученные результаты могут быть внедрены и использованы в системе поддержки принятия решения при оперативном дистанционном управлении парком СТС.

Ключевые слова: бинарный классификатор, достоверность контроля состояния, полумарковская модель, метрологическое обеспечение, сложная техническая система

Для цитирования: Хайруллин Р. З. Применение метрик бинарного классификатора для построения оценок достоверности контроля состояния парка сложных технических систем // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2026. № 1. С. 7–14. <https://doi.org/10.24143/2072-9502-2026-1-7-14>. EDN ZUJUGL.

Original article

Application of binary classifier metrics for constructing assessments of the reliability of monitoring the complex technical systems fleet state

Rustam Z. Khayrullin

*Moscow State University of Civil Engineering,
Moscow, Russia, zrkzrk@list.ru*

*Head Scientific Metrological Center of the Ministry of Defense of the Russian Federation,
Moscow, Russia*

*Bauman Moscow State Technical University,
Moscow, Russia*

Abstract. The problem of constructing estimates of the reliability of monitoring the technical condition of a fleet of complex technical systems (CTS) with metrological support is investigated. The classical semi-Markov stationary model of CTS functioning used includes the following technical conditions: operational, failure, verification of a failed CTS sample, verification of a working sample, false failure condition, undetected failure condition, restoration (repair). The main indicator of the effectiveness of the CTS fleet is the coefficient of readiness for its intended use. To maintain the availability coefficient at a high level, periodic inspections are carried out during normal operation of the fleet with optimal frequency and optimal tolerance for the controlled parameter. To assess the reliability of finding the CTS in these states, four indicators are proposed: correctness, accuracy, completeness, and the $F1$ metric, which are used in the theory of artificial intelligence as binary classifier metrics. The simulation of the processes of the CTS fleet functioning in different modes and under different conditions has been carried out. The effect of the interval between verifications, tolerance on the controlled parameter, failure rate, recovery time on reliability indicators and the coefficient is shown ready. The use of reliability indicators will allow the operator of the CTS park with metrological support to comprehensively analyze up-to-date operational information about the current state of the park, develop and apply park management strategies depending on the current situation. The results obtained can be implemented and used in the decision support system for operational remote control of the CTS fleet.

Keywords: binary classifier, reliability of condition monitoring, semi-Markov model, metrological support, complex technical system

For citation: Khayrullin R. Z. Application of binary classifier metrics for constructing assessments of the reliability of monitoring the complex technical systems fleet state. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Management, computer science and informatics*. 2026;1:7-14. (In Russ.). <https://doi.org/10.24143/2072-9502-2026-1-7-14>. EDN ZUJUGL.

Введение

В настоящее время в разных сферах деятельности широко применяются сложные технические системы (СТС) [1–3], в том числе и дистанционно управляемые оператором системы с метрологическим обеспечением (МО), которые подлежат периодическому метрологическому обслуживанию. В зависимости от конкретной решаемой задачи, а также от наличия различных возмущающих (мешающих) факторов МО может происходить как в штатной, так и внештатной ситуации (с оптимальной периодичностью и оптимальным допуском на контролируемый определяющий параметр (ОП) или с отличающимися от оптимальных значений параметрами поверки. Оператор, принимающий оперативное решение по управлению парком таких СТС, нуждается в достоверной и, по возможности, полной информации

о техническом состоянии парка СТС, которая должна актуализироваться по мере появления новой информации.

Основным показателем эффективности парка СТС с МО является коэффициент готовности к применению [1, 4]. С целью поддержания коэффициента готовности на высоком уровне проводятся периодические поверки, суть которых заключается в контроле нахождения ОП СТС в требуемых пределах. Если в результате поверки выявляется, что ОП образца СТС вышел за допустимые пределы, производится восстановление (ремонт) соответствующего образца СТС, в результате которого ОП вновь попадает в требуемый допустимый диапазон.

В силу случайного характера изменения ОП и погрешности его измерения результаты контроля состояния (поверки) имеют случайный характер

и могут быть определены лишь с некоторой достоверностью.

В настоящей работе предлагается в дополнение к традиционным в метрологии показателям достоверности (α – условная вероятность ложного отказа, β – условная вероятность необнаруженного отказа при проверке) использовать еще 4 показателя достоверности: правильность, точность, полноту и $F1$ -меру, которые широко применяются в теории искусственного интеллекта как метрики бинарного классификатора [5–7]. Указанные 4 показателя комплексно характеризуют текущее состояние парка СТС с МО в части достоверности контроля технического состояния, функционирующего достаточно продолжительное время (в стационарном режиме).

Целью введения новых показателей (метрик) при моделировании МО парка СТС является обеспечение оператора актуальной, полной и достоверной информацией, отражающей не только результаты периодически проводимых проверок, но и информацией о текущем стационарном состоянии парка СТС в целом, которая характеризуется стационарными вероятностями нахождения образцов парка СТС в возможных технических состояниях [1, 4]. Так, для классической полумарковской стационарной модели основными состояниями являются работоспособное состояние, состояние отказа, проверка работоспособной СТС, проверка отказавшей СТС, состояние необнаруженного отказа, состояние ложного отказа, восстановление (ремонт).

Предлагаемые показатели достоверности являются функциями от вероятностей нахождения парка СТС в указанных семи технических состояниях. Они имеют интуитивно понятную интерпретацию, комплексно (разносторонне) характеризуют состояние парка и предназначены для принятия обоснованных решений оператором.

Методы

Описание метрик бинарного классификатора.

Распространенными метриками бинарного классификатора являются правильность (accuracy), точность (precision), полнота (recall) и $F1$ -мера [5, 6].

Правильность представляет собой пропорцию верно предсказанных наблюдений:

$$\text{правильность} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN),$$

где TP (*true positive*, количество истинноположительных предсказаний – это наблюдения, которые относятся к положительному классу (работоспособное) и были предсказаны классификатором корректно); TN (*true negative*, количество истинноотрицательных предсказаний – это наблюдения, которые относятся к отрицательному классу (наличие отказа) и были предсказаны корректно); FP (*false positive*, количество ложноположительных предсказаний, также называемых ошибкой первого рода, – это наблюдения, которые были

отнесены к неисправному классу, тогда как на практике относятся к исправному); FN (*false negative*, количество ложноотрицательных предсказаний, также называемых ошибкой второго рода, – это наблюдения, которые были отнесены к работоспособному классу, тогда как на практике относятся к неработоспособному).

Удобство использования показателя правильности объясняется лаконичностью его значения: это отношение количества верно предсказанных наблюдений к общему количеству наблюдений.

Точность является долей наблюдений, отнесенных классификатором к положительным и являющихся истинно положительными:

$$\text{точность} = TP / (TP + FP).$$

Этот показатель может быть интерпретирован как измерение шума в предсказаниях классификатора, – другими словами, он показывает, с какой вероятностью наши положительные предсказания правильны.

Отметим, что высокоточные модели являются «пессимистичными» и генерируют положительные прогнозы только при полной уверенности.

Полнота – это доля наблюдений, определяемых классификатором как положительные, от всех наблюдений истинно положительного класса:

$$\text{полнота} = TP / (TP + FN).$$

Этот показатель отражает способность модели определять наблюдения положительного класса. Модели с высоким показателем полноты являются «оптимистичными», они имеют низкую планку при генерации положительных предсказаний [5, 6].

Отметим, что показатели «точность» и «полнота» проигрывают в интуитивности показателю «правильность».

Также отметим, что если данные имеют несбалансированные классы (например, одному из классов принадлежит большая часть наблюдений), то возникает известный парадокс, когда модель обладает высокой правильностью при низкой точности предсказаний [5, 6].

$F1$ -мера – показатель, обеспечивающий некоторый баланс между точностью и полнотой (является средним гармоническим между точностью и полнотой):

$$F1\text{-мера} = 2 \cdot \text{точность} \cdot \text{полнота} / (\text{точность} + \text{полнота}).$$

Этот показатель означает корректность полученных положительных предсказаний, он показывает, какое количество классифицированных как положительные наблюдений являются истинно положительными.

Анализируя рассмотренные показатели в совокупности, отметим, что показатель правильности

в наибольшей степени интуитивно понятен. Баланс между точностью и полнотой (компромисс между «оптимистичностью» и «пессимистичностью» модели) достигается в показателе $F1$ -меры.

Применение метрик бинарного классификатора для оценки достоверности контроля состояния парка СТС. Опишем применение метрик на примере классической стационарной полумарковской модели эксплуатации парка СТС [1, 4]: $\pi_4 + (1-\alpha)\pi_5 - \pi_1 = 0$; $F(T_K)\pi_1 - \pi_2 = 0$; $\pi_2 + \pi_6 - \pi_3 = 0$; $(1-\beta)\pi_3 + \pi_7 - \pi_4 = 0$; $[1-F(T_K)]\pi_1 - \pi_5 = 0$; $\beta\pi_3 - \pi_6 = 0$; $\alpha\pi_5 - \pi_7 = 0$, где π_1 – вероятность нахождения в работоспособном состоянии; π_2 – вероятность нахождения в состоянии отказа; π_3 – вероятность нахождения в состоянии поверки отказавшей СТС; π_4 – вероятность нахождения в состоянии восстановления (ремонта); π_5 – вероятность нахождения в состоянии поверки работоспособной СТС; π_6 – вероятность нахождения в состоянии необнаруженного отказа; π_7 – вероятность нахождения в состоянии ложного отказа; α – вероятность ложного отказа при поверке; β – вероятность необнаруженного отказа при поверке; $F(T)$ – функция распределения отказов за время T ; $F(T_K)$ – вероятность отказа на интервале времени между поверками.

В приведенных выше формулах для метрик бинарного классификатора вместо количества образцов СТС, находящихся в соответствующих технических состояниях, будем использовать вероятности нахождения в этих состояниях:

$$\text{правильность} = d_1 = (\pi_1 + \pi_2) / (\pi_1 + \pi_2 + \pi_6 + \pi_7);$$

$$\text{точность} = d_2 = \pi_1 / (\pi_1 + \pi_6);$$

$$\text{полнота} = d_3 = \pi_1 / (\pi_1 + \pi_7);$$

$$F1\text{-мера} = d_4 = 2 \cdot \text{точность} \cdot \text{полнота} / (\text{точность} + \text{полнота}).$$

Результаты моделирования достоверности контроля технического состояния

Известно [1, 4], что существуют оптимальное значение интервала между поверками T_K (ИМП) и оптимальное значение относительного допуска δ на ОП (контролируемый параметр), при которых достигается максимальное значение коэффициента готовности K_A СТС к применению. На рис. 1 представлены соответствующие графики для коэффициента готовности K_A для случая экспоненциального закона распределения отказов с интенсивностью $\lambda = 0,0005$.

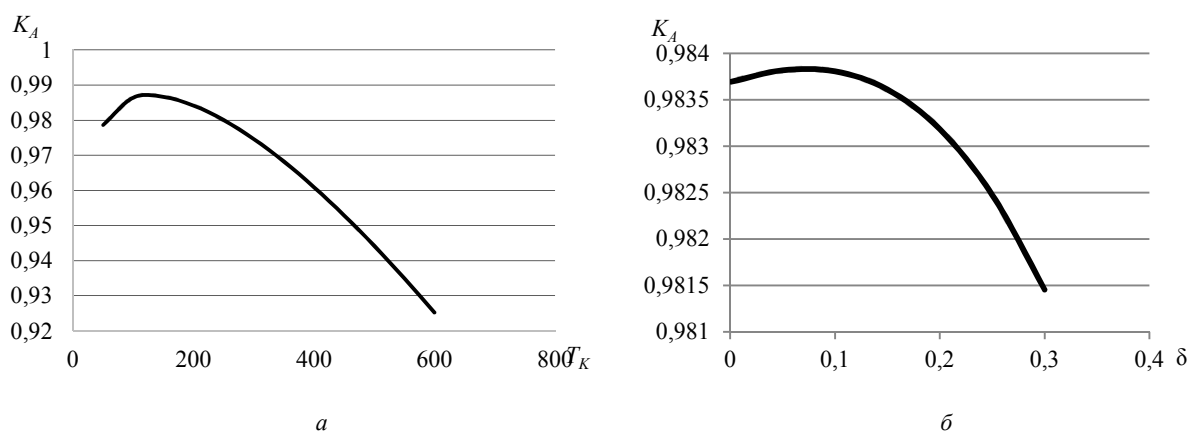


Рис. 1. Зависимости коэффициента готовности при $\lambda = 0,0005$: a – от интервала между поверками; b – от относительного допуска на контролируемый параметр

Fig. 1. Dependencies of the readiness coefficient at $\lambda = 0.0005$: a – from period between verification; b – from the relative tolerance for the controlled parameter

Здесь коэффициент готовности к применению $K_A = \pi_1 \psi_1 \sum_{i=1}^7 \pi_i \psi_i$, где ψ_i – средние времена нахождения СТС в соответствующих состояниях π_i . На

рис. 1 смоделирован процесс проведения поверки в штатной ситуации.

Зависимости показателей достоверности и коэффициента готовности от допуска на определяющий параметр при $\lambda = 0,0005$ представлены на рис. 2.

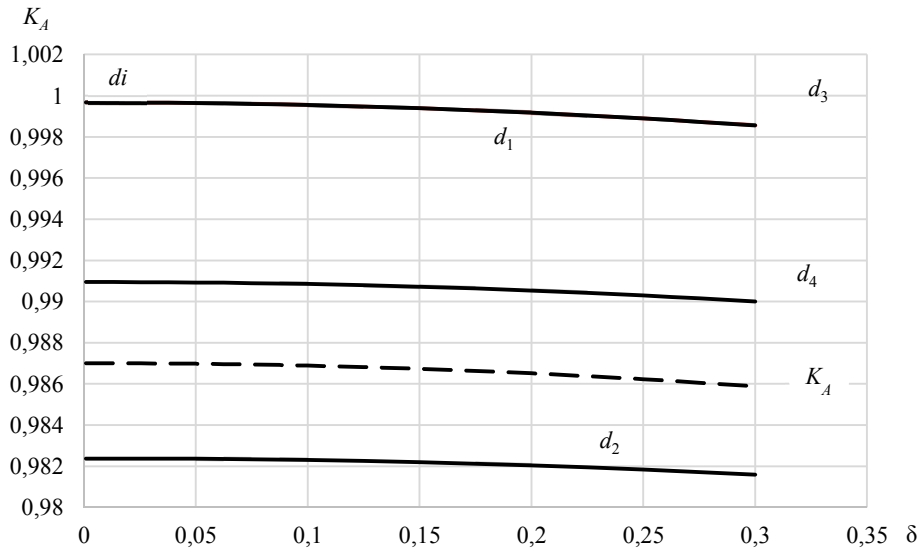


Рис. 2. Зависимости показателей достоверности и коэффициента готовности от допуска на определяющий параметр при $\lambda = 0,0005$

Fig. 2. Dependences of reliability indicators and readiness coefficient on the tolerance of the determining parameter at $\lambda = 0.0005$

Видно, что показатели достоверности незначительно убывают, а коэффициент готовности достигает максимума при $\delta = 0,1$, который в масштабе графика почти не заметен. Показатели d_1 и d_3 практически совпадают, поскольку вероятности отказа

и необнаруженного отказа – достаточно малые величины.

Зависимости показателей достоверности от ИМП приведены на рис. 3.

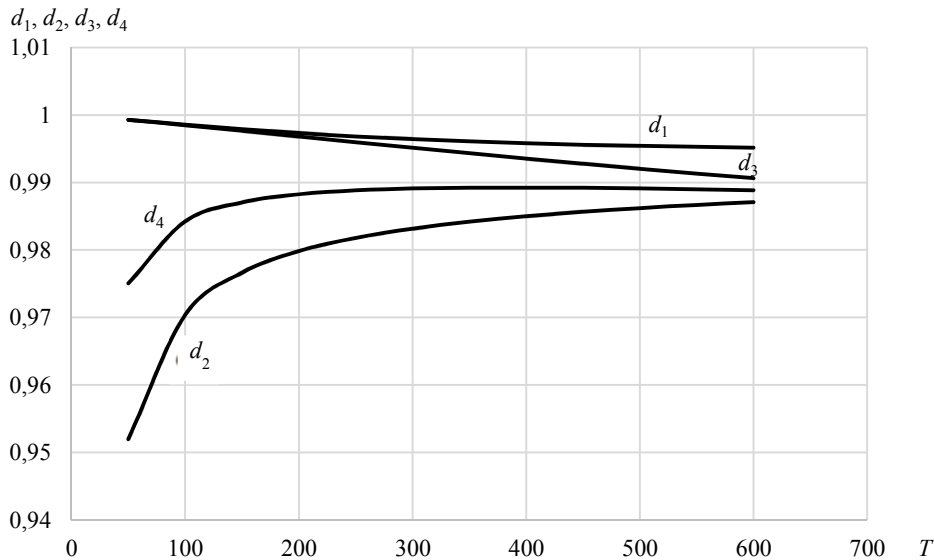


Рис. 3. Зависимости показателей достоверности от ИМП T при $\lambda = 0,0025$

Fig. 3. Dependences of reliability indicators on the PBV T at $\lambda = 0.0025$

Отметим, что показатели правильности и полноты монотонно убывают, а показатель точности и

$F1$ -мера – возрастают. Коэффициент готовности убывает от 0,857 до 0,477.

На рис. 2 и 3 моделируются внештатные ситуации, когда поверка осуществляется при различных (не оптимальных) значениях ИМП и допуска на контролируемый параметр.

Зависимости показателей достоверности от интенсивности отказов приведены на рис. 4.

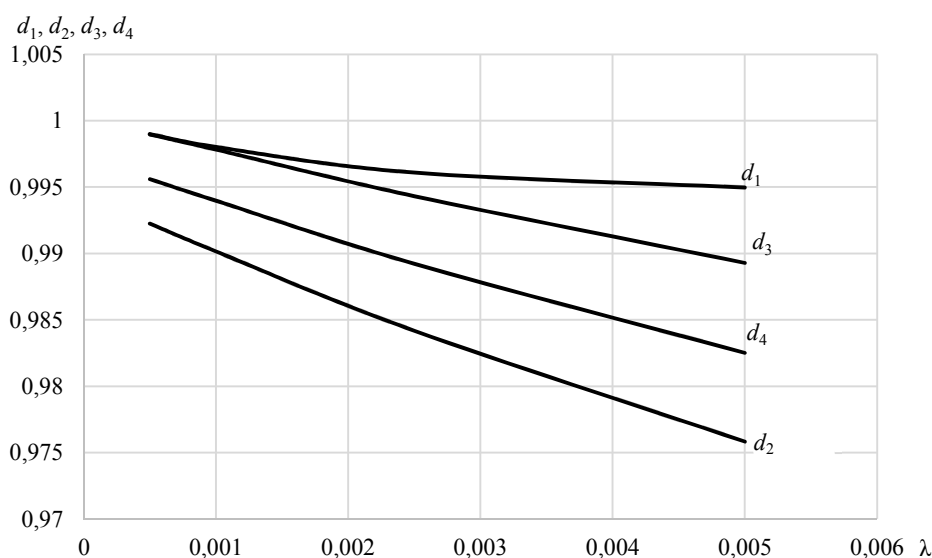


Рис. 4. Зависимости показателей достоверности от интенсивности отказов λ

Fig. 4. Dependence of reliability indicators on failure rate λ

Видно, что все показатели монотонно убывают, при этом коэффициент готовности также монотонно убывает от 0,974 до 0,445, т. е. увеличение интенсивности отказов приводит к ухудшению всех показателей достоверности.

Зависимости показателей достоверности от времени восстановления (ремонта) представлены на рис. 5.

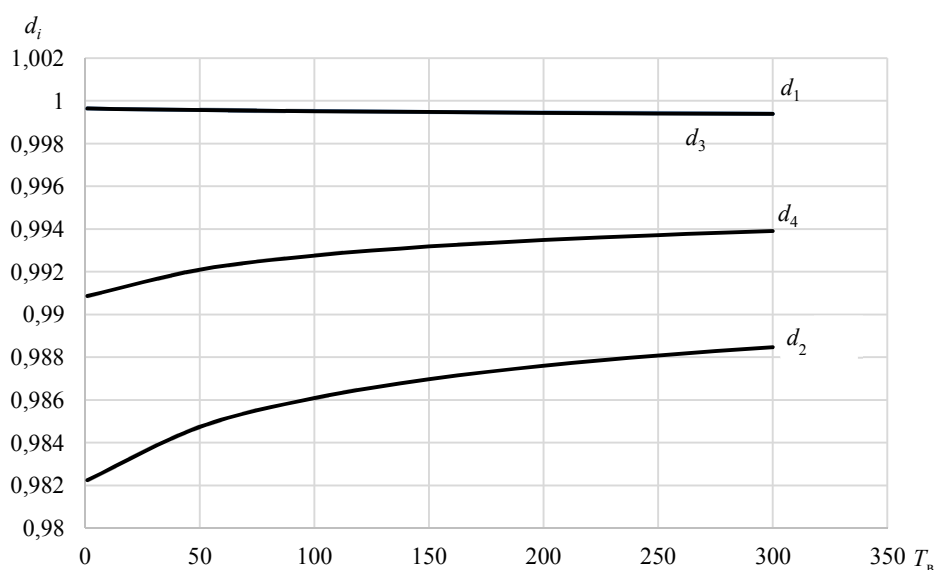


Рис. 5. Зависимости показателей достоверности от времени восстановления T_b

Fig. 5. Dependences of reliability indicators on recovery time T_b

Отметим, что показатели правильности и полноты монотонно убывают, а показатель точности и показатель $F1$ -мера – возрастают. При этом коэффициент готовности убывает от 0,987 до 0,836.

На рис. 4 и 5 моделируются внештатные ситуации, когда отказы происходят с большой интенсивностью и время восстановления (ремонта) достаточно велико.

Из представленных результатов моделирования можно сделать вывод, что наибольшее влияние на показатели достоверности и коэффициент готовности оказывают периодичность проверки и интенсивность отказов. Оператор, принимающий решение по дальнейшему управлению парком СТС в части МО, может строить прогнозы с учетом темпов изменения указанных показателей.

Обсуждения

Представленные в статье показатели достоверности применимы не только для классической модели функционирования СТС, но и для более сложных моделей, например, описанных в [8–10]. В [8, 9] рассмотрены полумарковские стационарные модели эксплуатации с двухуровневым МО, включающие два контура контроля (метрологический самоконтроль и обычную проверку), а в [10] – модель парка СТС, которая включает несколько групп деградации (риска) и по одному контуру проверки в каждой группе. Модели [8–10] имеют, как правило, по несколько одноименных основных технических состояний (например, состояние, работоспособное после проверки и после самоконтроля, состояние ложного отказа после проверки и после самоконтроля и т. д.). Для построения предложенных в статье показателей достоверности вероятности одноименных состоя-

ний в моделях [8–10] следует суммировать.

Кроме рассмотренных в статье 4-х метрик бинарного классификатора в задачах бинарной классификации используются и другие метрики, например, применяется ROC-кривая, PR-кривая и т. д. [5, 6]. В задачах управления парком СТС с МО последние две метрики малоэффективны, поскольку на практике пороговые значения для ОП СТС ограничены, а для ROC- и PR-кривых пороговые значения должны меняться во всем диапазоне изменения маркеров [5, 6].

Заключение

Предложены и проанализированы показатели достоверности контроля состояний СТС с МО. На примере классической полумарковской модели эксплуатации парка СТС продемонстрированы зависимости указанных показателей от периодичности проверки, допуска на ОП, интенсивности отказов и продолжительности восстановления.

Применение более широкого спектра показателей достоверности, чем традиционных метрологических показателей (вероятностей ложного и необнаруженного отказов при проверке), позволяет строить совместные оценки коэффициента готовности и достоверности контроля состояний парка СТС с МО, функционирующих в разных режимах и при разных условиях, что дает возможность оператору проектировать различные варианты стратегий управления парком СТС с МО.

Полученные результаты могут быть внедрены и использованы в системе поддержки принятия решения при оперативном управлении парком СТС, в том числе при дистанционном, автоматическом или автоматизированном управлении.

Список источников

1. Khayrullin R. Z., Ershov D. S., Malakhov A. V., Levina T. A. Mathematical Models of the Processes of Operation, Renewal and Degradation of a Fleet of Complex Technical Systems with Metrological Support // *Axioms*. 2023. V. 12 (3). P. 300.
2. Lazarenko S. V., Kostoglotov A. A., Khayrullin R. Z., Kornev A. S. Intelligent Regularized Measurement Procedure Based on the Use of a Dynamic Model of the Combined Maximum Principle and the Theory of Regularization // *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2021. V. 1029 (1). P. 012083.
3. Lin T. Y., Cheng C. C. A novel opto-mechanical tolerance analysis method for precision lens systems // *Precision Engineering*. 2011. V. 3. P. 447–454.
4. Сычев Е. В., Храменков В. Н., Шкитин А. Д. Основы метрологии военной техники. М.: Воен. изд-во, 1993. 400 с.
5. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект. Современный подход. М.: Вильямс, 2006. 1390 с.
6. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. М.: ДМК, 2015. 400 с.
7. Sukhobokov A., Belousov E., Gromozdov D., Zenger A., Popov I. A universal knowledge model and cognitive architectures for prototyping AGI // *Cognitive Systems Research*. 2024. V. 88. P. 101279.
8. Хайруллин Р. З., Кувыкин Ю. А., Супрунюк В. В., Смирнов А. П. Модель процесса эксплуатации измерительной системы с встроенным контролем // *Тр. ВКА им. А. Ф. Можайского*. 2024. Вып. 691. С. 212–218.
9. Супрунюк В. В., Кувыкин Ю. А., Щедрин А. Ю., Горбачев А. А. О метрологическом самоконтроле измерительных систем // *Вестн. метролога*. 2023. № 4. С. 5–9.
10. Храменков В. Н., Хайруллин Р. З. Риск-ориентированный подход при моделировании метрологического обеспечения парка средств измерений // *Измерительная техника*. 2023. № 11. С. 10–16.

References

1. Khayrullin R. Z., Ershov D. S., Malakhov A. V., Levina T. A. Mathematical Models of the Processes of Operation, Re-newal and Degradation of a Fleet of Complex Technical Systems with Metrological Support. *Axioms*, 2023, vol. 12 (3), p. 300.
2. Lazarenko S. V., Kostoglotov A. A., Khayrullin R. Z., Kornev A. S. Intelligent Regularized Measurement Procedure Based on the Use of a Dynamic Model of the Combined Maximum Principle and the Theory of Regularization. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2021, vol. 1029 (1), p. 012083.
3. Lin T. Y., Cheng C. C. A novel opto-mechanical tolerance analysis method for precision lens systems. *Precision Engineering*, 2011, vol. 3, pp. 447-454.
4. Sychev E. B., Hramenkov V. N., Shkitin A. D. *Osnovy metrologii voennoj tekhniki* [Fundamentals of military equipment metrology]. Moscow, Voennoe izdatel'stvo, 1993. 400 p.
5. Rassel S., Norvig P. *Iskusstvennyj intellekt. Sovremennyy podhod* [Artificial intelligence. A modern approach]. Moscow, Vil'yams Publ., 2006. 1390 p.
6. Flah P. *Mashinnoe obuchenie. Nauka i iskusstvo postroyeniya algoritmov, kotorye izvlekayut znaniya iz dann-*
yh [Machine learning. The science and art of building algorithms that extract knowledge from data]. Moscow, DMC Publ., 2015. 400 p.
7. Sukhobokov A., Belousov E., Gromozdov D., Zenger A., Popov I. A universal knowledge model and cognitive architectures for prototyping AGI. *Cognitive Systems Research*, 2024, vol. 88, pp. 101279.
8. Hajrullin R. Z., Kuvykin Yu. A., Suprunyuk V. V., Smirnov A. P. Model' processa ekspluatatsii izmeritel'noj sistemy s vstroennym kontrolem [A model of the measuring system operation process with integrated monitoring]. *Trudy VKA imeni A. F. Mozhajskogo*, 2024, iss. 691, pp. 212-218.
9. Suprunyuk V. V., Kuvykin Yu. A., Shchedrin A. Yu., Gorbachev A. A. O metrologicheskom samokontrole izmeritel'nyh sistem [About metrological self-control of measuring systems]. *Vestnik metrologa*, 2023, no. 4, pp. 5-9.
10. Hramenkov V. N., Hajrullin R. Z. Riskorientirovannyj podhod pri modelirovanii metrologicheskogo obespecheniya parka sredstv izmerenij [A risk-based approach to modeling the metrological support of a fleet of measuring instruments]. *Izmeritel'naya tekhnika*, 2023, no. 11, pp. 10-16.

Статья поступила в редакцию 09.09.2025; одобрена после рецензирования 25.09.2025; принята к публикации 30.12.2025
The article was submitted 09.09.2025; approved after reviewing 25.09.2025; accepted for publication 30.12.2025

Информация об авторе / Information about the author

Рустам Зиннатуллович Хайруллин – доктор физико-математических наук, старший научный сотрудник; профессор кафедры фундаментального образования; Московский государственный строительный университет; ведущий научный сотрудник Управления 1; Главный научный метрологический центр Министерства обороны Российской Федерации; профессор кафедры систем обработки информации и управления; Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана; zrkzrk@list.ru

Rustam Z. Khayrullin – Doctor of Physico-Mathematical Sciences, Senior Researcher; Professor of the Department of Fundamental Education; Moscow State University of Civil Engineering; Leading Researcher of Department 1; Head Scientific Metrological Center of the Ministry of Defense of the Russian Federation; Professor of the Department of Information Processing and Control Systems; Bauman Moscow State Technical University; zrkzrk@list.ru

