

УДК 004.94+519.2+681.5

Геоинформационная модель обстановки в территориально-распределенной системе специальных охранных мониторингов местности с учетом динамических факторов геосреды

Geoinformation model of the situation in the territorially distributed system of special security monitoring of the area taking into account the dynamic factors of the geoenvironment

Беляев / Belyaev A.

Александр Константинович
(belyaev.ak@tversu.ru)
ФГБОУ ВО «Тверской государственный университет», начальник отдела информационных технологий.
г. Тверь

Биденко / Bidenko S.

Сергей Иванович
(sibidenko@mail.ru)
доктор технических наук, профессор.
ЗАО «Институт телекоммуникаций»,
советник генерального директора.
г. Санкт-Петербург

Звездарёв / Zvezdarev D.

Дмитрий Валентинович
(dzvezdarev@mail.ru)
кандидат технических наук, доцент.
ЗАО «Институт телекоммуникаций»,
ведущий специалист.
г. Санкт-Петербург

Травин / Travin S.

Сергей Викторович
(travin.s@mail.ru)
кандидат технических наук, доцент.
ООО «Фертоинг»,
заместитель генерального директора.
г. Санкт-Петербург

Храмов / Khramov I.

Игорь Сергеевич
(igorhramov@yahoo.com)
кандидат технических наук.
ГКУ Тверской области «Центр информационных технологий», начальник отдела Государственной системы обнаружения и предотвращения компьютерных атак.
г. Тверь

Удыч / Udych M.

Мария Федоровна
(mudych@yandex.ru)
ФГБОУ ВО «Российский государственный гидрометеорологический университет»,
аспирант кафедры информационных технологий и систем безопасности.
г. Санкт-Петербург

Ключевые слова: геомоделирование – geomodelling; охранный мониторинг местности – security monitoring of the area; техническое состояние – technical condition; предиктивная диагностика – predictive diagnostics; территориальные системы – territorial systems; геосреда – geoenvironment; цепи Маркова – Markov chains; искусственные нейронные сети – artificial neural networks.

Исследована структура и содержание геомодели обстановки в территориальной системе специальных охранных мониторингов. Учтено размещение охраняемых объектов, техническое состояние средств охраны, динамические воздействия природной и социальной среды. Осуществлена интеграция предиктивных методов оценки надёжности на основе цепей Маркова и аппарата пространственного анализа на основе обучаемой искусственной нейронной сети. Выявлены нелинейные и скрытые факторы, не отражённые в классических вероятностных моделях. Показано, что гибридный марковско-нейросетевой процесс обеспечивает значимое повышение точности прогнозирования отказов, а также эффективности планирования технического обслуживания территориальных средств охраны.

The structure and content of the geomodel of the situation in the territorial system of special security monitoring are investigated. The location of protected objects, the technical condition of security equipment, the dynamic effects of the natural and social environment are taken into account. The integration of predictive methods for assessing reliability based on Markov chains and a spatial analysis apparatus based on a trainable artificial neural network is carried out. Nonlinear and hidden factors that are not reflected in classical probabilistic models are revealed. It is shown that the hybrid Markov-neural network process provides a significant increase in the accuracy of failure forecasting, as well as the efficiency of planning the maintenance of territorial security equipment.

Введение

Современные системы специальных охранных мониторингов местности (СОММ) функционируют в условиях высокой территориальной рассредоточенности, сложной пространственной структуры и многокомпонентной эксплуатационной нагрузки [1, 4, 9]. При этом они обеспечивают наблюдение, контроль и обеспечение безопасности объектов различного функционального назначения, включая режимные учреждения, критическую инфраструктуру и удалённые промышленные комплексы.

Ключевой особенностью функционирования СОММ является необходимость учета широкого спектра факторов окружающей геосреды, способных оказывать существенное воздействие на надёжность и функционирование инженерно-технических средств охраны (ИТСО), в том числе сенсоров, детекторов, линий связи и управляющих систем. Пространственная неоднородность условий эксплуатации, воздействие деструктивных природных, техногенных и антропогенных факторов формируют сложную многомерную картину функционирования территориальной охранной системы.

Данные обстоятельства порождают необходимость формирования формализованной геоинформационной модели обстановки, способной интегрировать пространственно-временные характеристики

среды, параметры размещения технических средств и динамику их эксплуатационного состояния [1, 3, 5]. Геоинформационное моделирование обеспечивает территориально-привязанное отображение текущих и прогнозируемых характеристик СОММ, что критично для своевременного принятия решений по техническому обслуживанию и оперативному управлению функционированием системы.

Исследование геомодели СОММ

Настоящая работа направлена на развитие формализованной геомодели обстановки в СОММ с интеграцией многослойного описания геосреды, структуры системы и прогностических параметров надёжности технических средств.

Эффективное функционирование СОММ требует формализации отображений, связывающих параметры среды с решениями по обслуживанию и управлению ТСО. Задача моделирования заключается в построении структуры, отражающей: пространственную организацию объектов и размещение средств охраны; логические и функциональные связи системы; эксплуатационные параметры оборудования и их динамику под воздействием среды; вероятностные характеристики переходов технических состояний.

Формальная постановка задачи представлена последовательностью отображений (рис. 1).

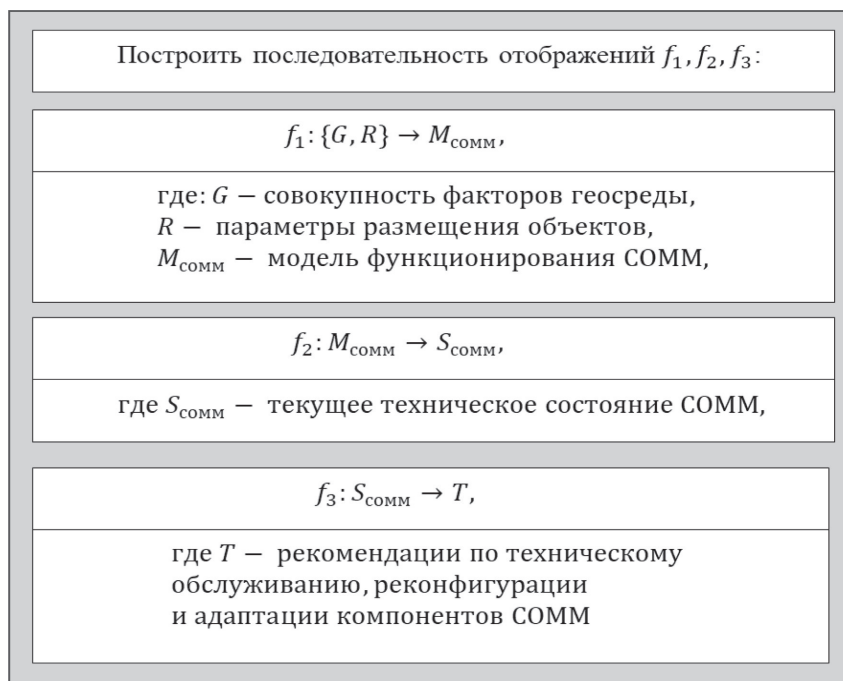


Рис. 1. Формальная постановка задачи геомоделирования СОММ

Требуется построить последовательность отображений f_1, f_2, f_3 , в которой: отображение f_1 преобразует совокупность факторов геосреды G и размещения объектов R в модель функционирования M_{COMM} ; отображение f_2 обеспечивает переход от модели к текущему техническому состоянию S_{COMM} ; отображение формирует на основе состояния предписания T для технического сопровождения системы. Такой формализм позволяет строить интегрированную геомодель $COMM$, отражающую текущее состояние и прогноз его изменений под влиянием внешних и внутренних факторов воздействия.

Структура геомодели

Формируемая геомодель обстановки в территориально-распределённой системе охранного мониторинга местности представляет собой многослойную иерархически организованную структуру (рис. 2), объединяющую пространственные, содержательные, временные и прогнозные компоненты [5, 6, 10].

$$M_{COMM} = (S_{Gobj}, S_{rel}), S_{Gobj} \subset (R^m, S^n), \quad (1)$$

где: M_{COMM} – геоинформационная модель системы охранного мониторинга местности; S_{Gobj} – множество геообъектов системы охранного мониторинга; S_{rel} – множество отношений между геообъектами; R^m – физическое пространство размещения объектов (обычно $m = 2$ или $m = 3$); S^n – пространство содержательных признаков объектов.

Пространственная структура геообъекта

Множество геообъектов G_{obj} из множества S_{Gobj} описывается как совокупность пар пространственного размещения o_i и содержательных признаков A_{att} (рис. 2):

$$\begin{aligned} S_{Gobj} &= \{Gobj_i = (o_i, Att_i)\}, \\ Gobj_i : S_{Gobj} &\rightarrow R^m, \\ Att_i : S_{Gobj} &\rightarrow S^n, \end{aligned} \quad (2)$$

где: $Gobj_i$ – отдельный геообъект модели (ГО); o_i – пространственная компонента геообъекта (ПКГО), отражающая координаты, зону, геометрию, динамику; Att_i – пространство признаков, атрибутивно-содержательная компонента геообъекта (АСКГО), отражающая технические параметры, характеристики, ресурс, состояние.

o_i – пространственная компонента геообъекта:

$$o_i = (Loc_i, Geom_i, Trj_i) \quad (3)$$

где: Loc_i – определяют пространственное положение геообъекта $Gobj_i$ в системе координат геомодели; $Geom_i$ – отражает метрические и конфигурационные характеристики геообъекта $Gobj_i$, определяя размеры и форму его пространственного охвата; Trj_i – описывает временную траекторию изменения положения, размера, формы и ориентации геообъекта $Gobj_i$ в процессе его функционирования.



Рис. 2. Структура геообъекта COMM

A_{mi} – атрибутивно-содержательная компонента геообъекта:

$$Att_i = (Tech_i, Res_i, Stat_i, Serv_i), \quad (4)$$

где: $Tech_i$ – технические характеристики объекта (тип, модель, параметры чувствительности, производитель); Res_i – ресурсные характеристики (остаточный ресурс, наработка на отказ, регламентный срок эксплуатации); $Stat_i$ – текущее техническое состояние (исправен, частично работоспособен, отказ); $Serv_i$ – эксплуатационно-обслуживающие характеристики (даты и результаты обслуживания, ремонтов, замен).

Отношения и связи между объектами

Интеграция объектов в единую топологически и функционально связанную модель достигается за счёт формализации отношений между элементами COMM.

Обобщённо множество отношений задаётся как:

$$R_{at} = \{R_{spat}, R_{sem}, E_{subj}\}, \quad (5)$$

где: R_{spat} – (spatial relations) пространственные отношения (изолированность, контакт, вложенность, соприкосновение, включение); R_{sem} – (semantic relations) содержательные (семантические) связи – функциональные, организационные, причинно-следственные; E_{subj} – (subjective evaluations) оценочные отношения (экспертные оценки состояния, уязвимости, надёжности).

Такая система отношений обеспечивает описание как территориальной структуры системы, так и логических взаимодействий её компонентов [6, 8].

Модульная структура геомодели

В рамках данной структуры формируется многокомпонентная геомодель охранной обстановки G_{COMM} , предназначенная для оценки текущего и прогнозного состояния ТСО, анализа рисков факторов среды, регистрации событий и поддержки решений по обслуживанию системы.

Геомодель имеет следующий векторный вид (рис. 3):

$$G_{COMM} = (\vec{F}, \vec{L}, \vec{C}, \vec{G}, \vec{P}, \vec{E}), \quad (6)$$

где каждая компонента $\vec{X}$ представляет собой вектор пространственно-временных параметров, характеризующих соответствующее измерение охранной обстановки.

В модели G_{COMM} (рис. 3) выделены компоненты, представленные в таблице 1.

Функционирование территориально-распределённых охранных систем определяется воздействием комплекса природных, техногенных, антропогенных и эксплуатационных факторов [7, 11]. Эти факторы формируют территориально-обусловленные риски деградации и отказов средств мониторинга.

В формализованной модели выделяются основные группы факторов: климатические (температура, влажность, осадки, ветер, обледенение, перепады температур); техногенные (вибрации, загрязнение, запылённость, электромагнитные помехи, аварии); антропогенные и организационные (ошибки персонала, несанкционированный доступ, нарушения регламентов).

Эти воздействия описываются через совокупность признаков $G_i(t)$, определяющих состояние и характеристики конкретной ячейки охранного поля:

Таблица 1

Вектора-компоненты геомодели обстановки G_{COMM}

Обозначение	Название компонента	Содержание параметров
$\vec{F}$	Пространственный компонент (макро)	Схема размещения объектов ОМТО на территории: координаты, зоны, топология.
$\vec{L}$	Локальный компонент размещения ИТСОН	Геопространственное описание ИТСОН на объекте: линии, точки установки, зоны.
$\vec{C}$	Компонент состояния	Значения технических параметров ТСО: работоспособность, деградация, отказы.
$\vec{G}$	Факторный компонент среды	Распределение факторов среды: температура, осадки, запылённость, климат.
$\vec{P}$	Прогностический компонент	Оценки параметров надёжности: вероятность отказа, остаточный ресурс, риски.
$\vec{E}$	Операционно-событийный компонент	События системы: тревоги, инциденты, сбои, временные корреляции.

$$G_i(t) = \{T_i, W_i, H_i, P_i, E_i, V_i, D_i, \dots\}, \quad (7)$$

где: T_i – температура в зоне размещения объекта, W_i – скорость и направление ветра, H_i – уровень влажности, P_i – давление, E_i – уровень электромагнитных помех, V_i – вибрационные нагрузки, D_i – динамические эксплуатационные воздействия (ремонт, обслуживание, сбой).

Динамическая природа указанных параметров требует пространственно-временной актуализации значений в процессе функционирования модели.

Геоинформатика, картография

Для количественного учёта влияния факторов среды на вероятность отказа ТСО вводится геоинформатика зависимость функция интенсивности отказов [7, 11, 13]:

$$\lambda(t, G_i) = \lambda_0 f(G_i(t)), \quad (8)$$

где: λ_0 – базовая интенсивность отказов при номинальных условиях; $f(G_i(t))$ – корректирующая функция среды и эксплуатации.

Такой подход позволяет учитывать влияние деструктивных факторов на надёжность оборудования в каждом территориальном сегменте. Зависимость f формируется по данным эксплуатации, факторному анализу и статистическим моделям индивидуально для каждого класса оборудования.

Формализация технических состояний

Техническое состояние каждого инженерно-технического средства охраны описывается дискретным множеством состояний:

$$S = \{S_0, S_1, S_2, \dots, S_n\}, \quad (9)$$

где: S_0 – исправное рабочее состояние; $S_1, S_2, \dots, S_{n-1}$ – состояния частичной деградации различной степени тяжести; S_n – полное отказовое состояние.

Каждое из состояний характеризуется набором диагностических признаков, получаемых как из встроенных средств самодиагностики, так и из внешней диагностической информации (регламентные осмотры, аварийные сигналы, параметры обслуживания).

Аналитическое описание геомодели ОМТО

Для описания динамики технического состояния объектов СОММ применяется формализм непрерывных цепей Маркова с конечным числом состояний [2, 6, 8, 13, 14]. Переходы между состояниями определяются матрицей интенсивностей, элементы которой задают частоту переходов за единицу времени. Эволюция вероятностей состояния описывается системой дифференциальных уравнений Колмогорова:

$$\frac{dp_i(t)}{dt} = P(t) Q(x), \text{ с начальными условиями } p_i(0), \quad (10)$$

где: $P(t)$ – вектор вероятностей, нахождения системы в одном из состояний, $Q(x)$ – матрица интенсивностей, параметризуемая территориальными признаками $x \in G_i(x)$, элементы матрицы q_{ij} – интенсивность перехода из состояния S_i в состояние S_j .

При наличии накопленных данных о работе ТСО в разных геолокациях матрица интенсивностей может формироваться на основе регрессионного анализа, вероятностных моделей отказов или методов машинного обучения (градиентный бустинг, нейросети).

Для модели деградации рассматривается последовательное ухудшение состояния без восстановления, что соответствует односторонней марковской цепи.

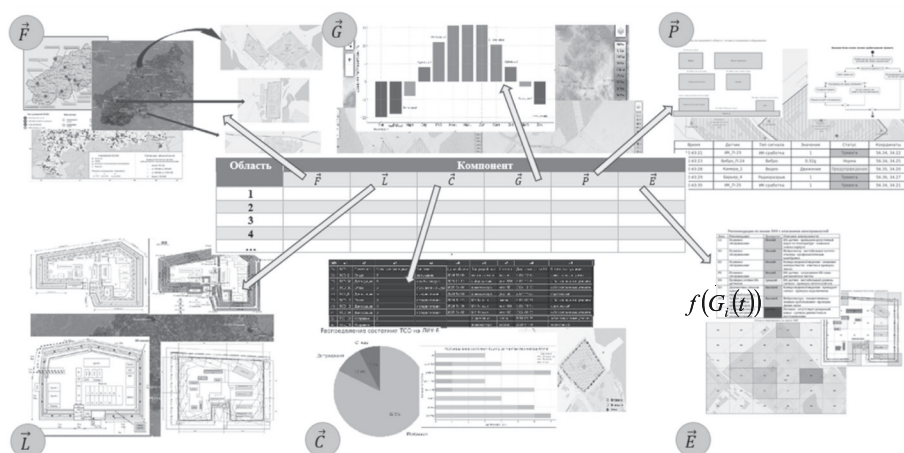


Рис. 3. Компоненты геомодели G_{com}

Описание геомодели СОММ с управляемым восстановлением

Осуществим пространственную дискретизацию. Охраняемая территория разбивается на ячейки ω_i , $i = 1, \dots, n$, каждая из которых соответствует техническому сегменту охраны (ТСО, камера, секция ограждения и пр.). В соответствии с этим введем следующие обозначения и допущения:

В данном случае состояния компонента $S_i(t)$: S_1 – работоспособность; S_2 – скрытый отказ; S_3 – выявленный отказ; S_4 – полная неработоспособность.

Далее приведено детальное описание логики указанных переходов, отражающее причины их возникновения, физический смысл, а также способы количественной оценки соответствующих интенсивностей.

Переход $S1 \rightarrow S2$: переход к скрытому отказу (например, скрытый сбой); интенсивность $\lambda_i(t)$ определяется функцией от совокупности географических, климатических и технических факторов.

Переход $S2 \rightarrow S3$: фиксация отказа при обслуживании или самоконтроле; интенсивность равна частоте проверок $\nu_{23} = \tau_{TO}$.

Переход $S2 \rightarrow S1$: восстановление до штатного состояния без явного отказа (самодиагностика, перезапуск); интенсивность – вероятность скрытого восстановления μ_{21} .

Переход $S3 \rightarrow S4$: углубление отказа (например, выход из строя резерва); интенсивность γ_i зависит от архитектуры объекта и среды.

Переход $S3 \rightarrow S1$: восстановление после диагностированного отказа (ремонт, замена); интенсивность – скорость ремонтных мероприятий μ_{31} .

Переход $S4 \rightarrow S1$: полное восстановление после критического отказа с привлечением технических служб; определяется временем устранения.

Матрица интенсивностей переходов Λ имеет следующий вид:

$$\Lambda = \begin{pmatrix} -\lambda_{12} & \lambda_{12} & 0 & 0 \\ \mu_{21} & -\left(\mu_{21} + \frac{1}{\tau_{TO}}\right) & \frac{1}{\tau_{TO}} & 0 \\ \mu_{31} & 0 & -(\mu_{31} + \gamma_{34}) & \gamma_{34} \\ \mu_{41} & 0 & 0 & -\mu_{41} \end{pmatrix} \quad (11)$$

где: λ_{12} – интенсивность перехода «работоспособность $\rightarrow$ скрытый отказ», μ_{21} – скрытое восстановление, μ_{31} – восстановление после диагностики, γ_{34} – развитие полного отказа, μ_{41} – полное восстановление, $\frac{1}{\tau_{TO}}$ – проведение диагностики.

Граф состояний данной системы представлен на рис. 4.

На основании ранее определённой структуры переходов между состояниями, а также введённых интенсивностей переходов $\lambda_{ij}(t)$, γ_{ij} , μ_{ij} можно записать систему дифференциальных уравнений Колмогорова для вероятностей состояний. Эта система описывает поведение модели во времени и позволяет прогнозировать распределение состояний объекта охраны в будущем.

$$\begin{cases} \frac{dP_1(t)}{dt} = -\lambda_{12}(t)P_1(t) + \mu_{21}P_2(t) + \mu_{31}P_3(t) + \mu_{41}P_4(t), \\ \frac{dP_2(t)}{dt} = \lambda_{12}(t)P_1(t) - \left(\frac{1}{\tau_{TO}} + \mu_{21}\right)P_2(t), \\ \frac{dP_3(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_{TO}}P_2(t) - (\gamma_{34} + \mu_{31})P_3(t), \\ \frac{dP_4(t)}{dt} = \gamma_{34}P_3(t) - \mu_{41}P_4(t). \end{cases} \quad (12)$$

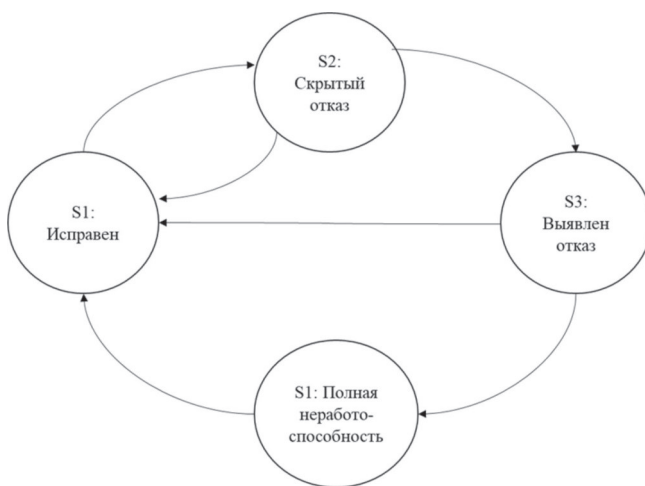


Рис. 4. Граф состояний системы и переходов между ними

Вероятностная модель на основе уравнений Колмогорова формализует динамику переходов между состояниями ТСО при предположении марковских свойств и известных характеристик отказов. Однако в реальных условиях её точность ограничена недостатком статистики, нелинейным влиянием факторов среды и наличием скрытых причин деградации, не отражённых в аналитической схеме.

Для преодоления этих ограничений применяется обучаемая нейросетевая модель, способная адаптивно учитывать комплекс внешних и эксплуатационных факторов при прогнозировании состояния ТСО в составе СОММ, реализующая функцию [15]:

$$f: \vec{X}_i \rightarrow \hat{y}_i, \quad (13)$$

где: $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ – вектор входных признаков: параметры среды, эксплуатационные характеристики, локализация, текущие технические показатели; $\hat{y}_i$ – прогнозируемое состояние ТСО (например, вероятность отказа, остаточный ресурс, индекс надёжности).

Обучение модели осуществляется на выборке: $\{(\vec{X}_i, y_i)\}_{i=1}^N$, где y_i – фактические классы состояний ТСО в предыдущих наблюдениях.

Критерием качества нейросетевой модели является минимизация целевого функционала:

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^N l(y_i, f(X_i; \theta)) + \lambda \|\theta\|^2, \quad (14)$$

где: l – функция потерь (например, среднеквадратичная ошибка или кросс-энтропия); θ – параметры нейросети; $\lambda \|\theta\|^2$ – регуляризатор для предотвращения переобучения.

В качестве архитектуры целесообразно использовать полносвязную или сверточную нейросеть с механизмами нормализации входов и регуляризации

(Dropout, BatchNorm). При наличии временных данных может быть использована рекуррентная архитектура (например, LSTM) для учета динамики состояний.

Расчёт показателей надёжности

В рамках геоинформационной модели СОММ оценка надёжности и прогноз состояния ТСО проводились с учётом территориально-временной изменчивости факторов среды и эксплуатационной нагрузки [12, 14]. В эксперименте реализован прогноз вероятности наступления отказа в заданном временном горизонте для каждой пространственной ячейки системы.

Рассчитывались следующие показатели:

1. Вероятность отказа ТСО в ближайший период (на основе событийных данных и учёта геофакторов);
2. Среднее время безотказной работы (MTTF) и коэффициент готовности оборудования;
3. Индикаторы зон риска и остаточного ресурса по территории.

Интенсивность отказов моделировалась с учётом геопространственных и эксплуатационных параметров, что позволило строить пространственно-временные карты риска и вырабатывать рекомендации по оптимизации технического обслуживания.

Такой подход обеспечивает предиктивное управление надёжностью СОММ с учётом специфики геосреды и эксплуатационных условий. В качестве объекта исследования рассмотрен типовой охраняемый объект, оснащённый комплексной системой охранного мониторинга (ТСОМ) с развитой инфраструктурой. Территория охраняемого объекта имеет периметр с выраженной секторной структурой (север, юг, запад, восток, угловые зоны, КПП), характерной для распределённых и линейных объектов с требованиями к круглосуточному контролю и устойчивости к внешним воздействиям.

Таблица 2

Технические параметры инженерно-технических средств охраны, используемых в исследовании

Тип ТСО	Диапазон рабочих температур, °C	Максимальная наработка, ч	Средний ресурс, лет	Класс защиты IP	Диапазон влажности, %	Диапазон давления, мм рт. ст.
Барьер-500	–40...+60	20 000	7	IP65	10...98	744...756
Фортеза-500	–50...+55	18 000	8	IP67	20...95	744...756
Луч-М	–30...+55	14 000	6	IP66	15...90	744...756
МИК-03	–40...+60	15 000	7	IP65	20...85	744...756
Лиана	–45...+55	17 000	8	IP65	10...98	744...756
Рельеф	–40...+60	16 000	7	IP66	10...98	744...756
Зебра-30	–50...+55	22 000	10	IP68	5...100	744...756

На контролируемой территории размещены технические средства охранного мониторинга различных типов, эксплуатация которых осуществляется в условиях значительной сезонной изменчивости климатических параметров (температура, осадки, влажность, ветровая нагрузка, запылённость). Инфраструктурные элементы включают транспортные коммуникации, ЛЭП, инженерные объекты, оказывающие влияние на эксплуатационные и отказоустойчивые характеристики средств ТСОМ.

Номенклатура технических средств охранного мониторинга (ТСОМ)

В составе ТСОМ применяются устройства следующих основных типов:

- барьерные датчики: используются для построения рубежей обнаружения по периметру и в линейных секторах;
- объёмные извещатели: обеспечивают контроль в секторах открытой площадки и прилегающих зонах;
- волновые и вибрационные извещатели: применяются для охвата протяжённых участков и критических сегментов;
- оптоволоконные и магнитоконтактные средства: устанавливаются на специальных участках с повышенными требованиями к скрытности и надёжности обнаружения.

Каждое средство идентифицируется по типу и модели, уникальному коду и участку установки.

Основные технические характеристики средств ТСОМ

Для анализа надёжности в базе фиксируются инженерно-значимые ТТХ, соответствующие спецификациям оборудования (по обобщённым паспортам и эксплуатационным данным) (таблица 2).

Экспериментальная база

Экспериментальная база для формализации и апробации методов предиктивного анализа надёжности ТСОМ сформирована на основе событийного подхода. В качестве исходных данных использован обобщённый журнал эксплуатации оборудования типового учреждения с выраженной сезонностью, охватывающий трёхлетний период эксплуатации.

Структура базы событий

Каждая строка событийной выборки соответствует одному зарегистрированному событию (отказ, деградация, ложное срабатывание) для конкретного ТСО. Фиксируются следующие признаки: Дата и время события; Сегмент (участок) установки; Тип и модель ТСО; Нарботка, ч (суммарное время работы

до события); Возраст, лет; Характер события (отказ, деградация, ложное срабатывание); Число проведённых ремонтов; Число ложных срабатываний (накопительно); Наличие ЛЭП (бинарный признак); Наличие инфраструктуры (дорога, коммуникации, отсутствие); Погодные параметры на момент события: температура (°C), относительная влажность (%), атмосферное давление (мм рт. ст.), запылённость воздуха (мг/м³), скорость ветра (м/с); Погодные условия (ясно, облачно, дождь, снег, туман); Число дней с экстремальными погодными явлениями за предыдущий месяц; Целевая переменная (Target): 1 – «отказ», 0 – «неотказ» (деградация, ложное срабатывание).

Для практической реализации нейросетевой прогностической модели состояния ТСО на экспериментальной базе были сформированы пары «признаки-состояние» (X_i, y_i), где X_i включает параметры среды, эксплуатации, инфраструктуры, а y_i – фактическое состояние (класс отказа или деградации).

В качестве модели ИНС использовалась полносвязная нейронная сеть (MLP), состоящая из двух скрытых слоёв с функцией активации ReLU. Для повышения устойчивости к переобучению и обеспечения стабильности обучения использовались слои Dropout (отсев нейронов на этапе тренировки) и Batch Normalization (нормализация активаций внутри слоёв). На вход подавался нормализованный вектор признаков, включающий как числовые, так и категориальные параметры. Для анализа временных зависимостей (например, если в выборке представлены последовательности событий по отдельным объектам или участкам) структура нейросети могла быть расширена с использованием рекуррентной архитектуры LSTM, позволяющей учитывать динамику переходов между состояниями.

Весь объём записей событийного датасета, полученного из журналов технической эксплуатации, был разделён на обучающую и тестовую части в соотношении 70:30. Обучение нейросетевой модели проводилось на обучающей подвыборке, а валидация – на тестовой части. Критерием оптимизации служила минимизация целевого функционала $L(\theta)$, где в качестве функции потерь использовалась бинарная кросс-энтропия.

Для объективной оценки качества прогноза были использованы несколько ключевых метрик:

- ROC AUC (Area Under Curve) – интегральная оценка качества бинарной классификации, характеризующая способность модели отделять события отказа от неотказных случаев;
- F1-score – гармоническое среднее точности (precision) и полноты (recall), отражающее баланс между пропущенными и ложными срабатываниями;
- MAE (Mean Absolute Error) – средняя абсолютная ошибка между предсказанной вероятностью отказа и реальными наблюдениями.

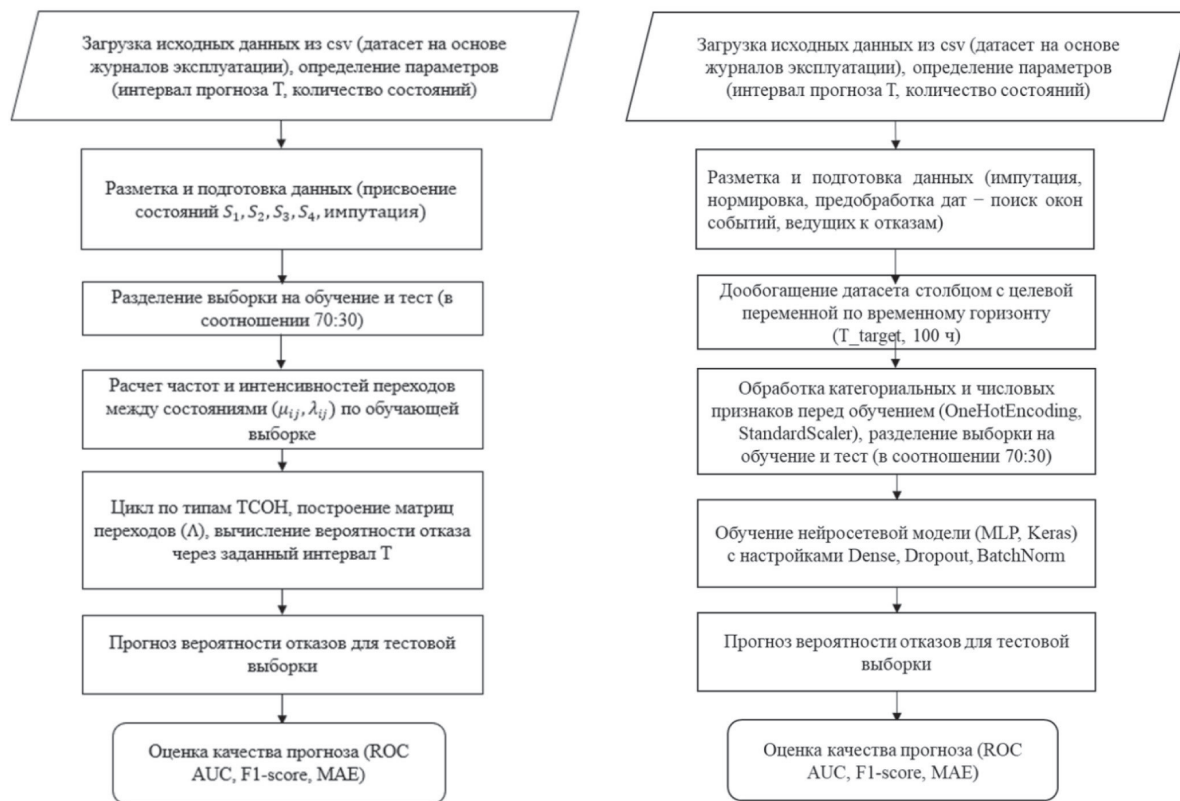


Рис. 5. Блок-схемы алгоритмов прогнозирования вероятности отказа технических средств охранного назначения (ТСОИ) на основе марковской модели (слева) и нейросетевой модели (справа) по событийной базе эксплуатационных данных

Таблица 3

Сравнение прогностических характеристик моделей

Модель	ROC AUC	F1-score	Accuracy	MAE
Нейросетевая (MLP)	0.87	0.97	0.93	0.09
Марковская	0.55	0.35	0.55	0.41

– Ассигура – доля правильных классификаций, «точность по классам», «доля верных ответов».

На рис. 5 представлены сравнительные блок-схемы алгоритмов прогнозирования надёжности ТСОМ с использованием (1) марковской модели на основе матрицы интенсивностей переходов между техническими состояниями (слева) и (2) обучаемой нейросетевой модели (MLP) с временным горизонтом прогноза (справа). Оба алгоритма реализуются на единой событийной базе, сформированной из журналов эксплуатации.

Алгоритм на основе цепей Маркова включает этапы разметки событий и расчёта интенсивностей переходов, построение индивидуальных матриц Λ по типам оборудования, прогноз вероятности отказа для тестовой выборки и последующую оценку качества по интегральным метрикам (ROC AUC, F1-score, MAE).

Нейросетевая схема включает процедуру формирования целевой переменной с заданным временным горизонтом (T_{target}), комплексную обработку признаков, обучение модели с использованием полносвязной архитектуры с Dropout и BatchNorm, а также аналогичную процедуру тестирования и оценки прогноза.

Такой сравнительный подход (таблица 3) позволяет формализованно оценить инженерную применимость обеих моделей для систем предиктивной диагностики в территориально-распределённых комплексах охраны.

Полученные результаты свидетельствуют об определённом превосходстве обучаемой нейросетевой модели по основным метрикам прогноза отказов по сравнению с классической марковской схемой [14, 15].

Нейросетевая модель (MLP) демонстрирует высокую прогностическую способность (ROC AUC = 0.87), а также практически полный баланс между полнотой и точностью (F1-score=0.97). Высокое значение ассигуры (0.93) и низкая средняя абсолютная ошибка (MAE=0.09) указывают на способность модели устойчиво выделять объекты с высоким риском отказа в различных эксплуатационных и средовых условиях.

Марковская модель обеспечивает лишь умеренную дискриминацию событий (ROC AUC=0.55) с невысокими значениями F1-score (0.35) и ассигуры (0.55). Средняя абсолютная ошибка (MAE=0.41) существенно выше, что свидетельствует о низкой чувствительности модели к комплексному влиянию внешних факторов и динамике состояния ТСО.

Выводы

Разработанная геоинформационная модель обстановки в территориально-распределённой системе специальных охранных мониторингов местности обеспечивает комплексную интеграцию пространственно-временного, содержательного и эксплуатационного описания состояния системы.

Сравнительный анализ показал, что классиче-

ская модель функционирования технических средств охраны на основе непрерывных цепей Маркова, основанная исключительно на статистике переходов между дискретными состояниями, демонстрирует ограниченную прогностическую способность в условиях зашумлённых данных, пространственной неоднородности и существенного влияния внешних факторов.

В то же время расширенная марковская модель с обучаемой нейросетевой компонентой, реализующая комплексную обработку событийной, атрибутивной и геоинформационной информации, обеспечивает значительный прирост качества прогноза отказов. Это достигается за счёт интеграции классических вероятностных подходов и современных методов машинного обучения, позволяющих учитывать нелинейные зависимости и сложные корреляции между признаками среды и эксплуатационным состоянием системы.

Таким образом, нейросетевая модель, построенная на базе событийной марковской структуры, оказывается существенно более эффективной и практико-ориентированной для задач оценки технического состояния и управления надёжностью территориально-распределённых систем охранного мониторинга.

Реализация предложенной модели обеспечивает повышение точности оценки состояния СОММ, снижение вероятности отказов критических компонентов и повышение обоснованности управленческих решений по организации технического обслуживания в сложных территориальных условиях.

Литература

1. Геоинформационный подход к реализации совместного территориально-предиктивного анализа состояния охранных мониторингов местности / А.К. Беляев, Д.Ф. Миликов, С.И. Биденко [и др.] // Информация и Космос. – 2025. – № 2. – С. 147–154.
2. Мальков, М. В. О надёжности информационных систем : учебное пособие / М.В. Мальков. – Москва : Логос, 2013. – 152 с.
3. Аликулов, А. Б. Анализ мониторинга состояния природной среды с применением ГИС технологий / А.Б. Аликулов, Д.Э. Эшмурадов // Теория и практика современной науки. – 2023. – № 1 (91). – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-monitoringa-sostoyaniya-prirodnoy-sredy-s-primeneniem-gis-tehnologiy> (дата обращения: 15.07.2025).
4. Богатырев, В. Е. Создание распределённой системы оперативного мониторинга объектов ЖКХ / В.Е. Богатырев, Е.М. Подмарькова // НиКа. – 2011. – № 3. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sozdanie-raspredelennoy-sistemy-operativnogo-monitoringa-obektov-zhkh> (дата обращения: 14.07.2025).
5. Геоконтроллинг и моделирование рисков территории активности / А.А. Бенгерт, С.И. Биденко, С.М. Доценко [и др.] ; под ред. проф. С.И. Биденко. – Санкт-Петербург : Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2025. – 263 с.

6. Викторова, В. С. Модели и методы расчёта надёжности технических систем : учебное пособие / В.С. Викторова, А.С. Степанянц. – URL : https://www.ipu.ru/sites/default/files/card_file/Viktorova&Stepanyants.pdf (дата обращения: 30.07.2025).

7. Ширшиков, А. С. Оценка надёжности технических систем: учебное пособие / А.С. Ширшиков, В.В. Лянденбургский, А.М. Белоковильский. – Пенза : ПГУАС, 2015. – 240 с.

8. Шубинский, И. Б. Структурная надёжность информационных систем. Методы анализа / И.Б. Шубинский. – Москва : Журнал «Надёжность», 2012. – 216 с.

9. Бабкин, А. А. Инженерно технические средства охраны и надзора : учебное пособие / А.А. Бабкин. – Москва : Инфра Инженерия, 2020. – 184 с.

10. Звездинский, С. С. Моделирование функциональной эффективности системы охраны периметра территориально распределённого объекта / С.С. Звездинский, В.А. Иванов, И. В. Парфенцев // Спецтехника и связь. – 2010. – № 1. – URL : <https://cyberleninka.ru/article/n/modelirovanie-funktsionalnoy-effektivnosti-sistemy-ohrany-perimetra-territorialno-raspredelennogo-obekta> (дата обращения: 30.07.2025).

11. Тимофеев, В. И. Комплексный анализ влияния погодноклиматических условий на эксплуатацию сложных военнотехнических систем и объектов наземной инновационной инфраструктуры в Арктической зоне Российской Федерации / В.И. Тимофеев, Д.К. Щеглов // Инновации. – 2019. – № 4 (246). – URL : <https://cyberleninka.ru/article/n/kompleksnyy-analiz-vliyaniya-pogodno-klimaticheskikh-usloviy-na-ekspluatatsiyu-slozhnyh-voenno-tehnicheskikh-sistem-i-obektov> (дата обращения: 30.07.2025).

12. Parra, L. Remote Sensing and GIS in Environmental Monitoring / L. Parra // Applied Sciences. – 2022. – Vol. 12, Iss. 16. – P. 8045.

13. Tamaloussi, N. Study of Reliability in a Repairable System by Markov Chains / N. Tamaloussi, A. Bouzaouit // Acta Universitatis Sapientiae, Electrical and Mechanical Engineering. – 2020. – Vol. 12. – P. 66–76.

14. Reliability Analysis during the Life Cycle of a Technical System and the Monitoring of Reliability Properties / A. Breznick6, M. Kohutiar, M. Krba'a [et al.] // Systems. – 2023. – Vol. 11, No. 12. – P. 556.

15. Advances in Machine Learning for Sensing and Condition Monitoring / S. I. Ao, L. Gelman, H. R. Karimi, M. Tiboni // Applied Sciences. – 2022. – Vol. 12, No. 23. – P. 12392.