МЕТОД КОРРЕКЦИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОТКАЗОВ В ВОЛОКОННО-ОПТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ ПЕРЕДАЧИ ИНФОРМАЦИИ

Жураева Нафиса Иноятовна

Каршинский государственный технический университет
e-mail: juraeva.0878@gmail.com

K E Y W O R D S

волоконно-оптические системы передачи информации, прогнозирование отказов, мониторинг состояния, предиктивная диагностика

A B S T R A C T

В статье рассматривается метод коррекции результатов прогнозирования отказов в волоконно-оптических системах передачи информации, основанный на совместном применении мониторинга состояния оборудования, анализа эксплуатационных данных и алгоритмов машинного обучения. Рассмотрены существующие подходы к прогнозированию отказов по журналам аварийных событий и изменениям диагностических параметров. Предлагаемый метод включает сбор и предварительную обработку данных, формирование статистических и временных признаков, оценку регрессионных моделей и прогнозирование времени до возникновения отказа. Отличительной особенностью подхода является механизм самоанализа, при котором прогнозируемые значения сопоставляются с фактическими наблюдениями, а при превышении порогов ошибок выполняется корректировка гиперпараметров либо выбор другого алгоритма. Представлено качественное сопоставление прогнозов до и после коррекции, свидетельствующее о более близком соответствии расчётных и фактических значений. Рассмотрены возможности применения метода для адаптивной диагностики, своевременного предупреждения персонала и планирования профилактического обслуживания волоконно-оптических сетей. Предлагаемый подход ориентирован на повышение устойчивости прогнозирования при поступлении новых данных и изменении условий работы системы.

Введение.

В условиях стремительного развития технологий и увеличения объемов передаваемой информации особую значимость приобретает надежность волоконно-оптических системах передачи информации (ВОСПИ). В связи с этим актуальной задачей является разработка методов прогнозирования отказов, способных заранее выявлять потенциальные отказы и предотвращать их последствия. Основная идея метода прогнозирования, основанного на мониторинге состояния, заключается в том, что возникновение некоторых сбоев системы неизбежно приведет к изменению некоторых параметров состояния системы. Следовательно, можно предсказать, выйдет ли система из строя, путем мониторинга изменения параметра состояния системы

В настоящее время проводятся научные исследования и применяются методы прогнозирования отказов в ВОСПИ основанные на различных подходах, таких как статистический анализ, методы машинного обучения, мониторинг и диагностика системы в реальном времени.

Прогнозирование отказов классифицируется на два основных типа в зависимости от различий в аналитических объектах: на основе журналов отказов и на основе состояния системы. В первом случае основная идея состоит в сборе журналов отказов и последующем анализе их возможных взаимосвязей с помощью методов интеллектуального анализа данных или машинного обучения. Эти выявленные взаимосвязи затем используются для прогнозирования отказов.

Литературный обзор.

В работе [1] исследован метод прогнозирования отказов в сетях на основе

(cc) BY

журналов аварийных сигналов для построения адаптивной модели прогнозирования отказов, приведены экспериментальные данные. Для обучения и тестирования модели использованы алгоритмы классификации, такие как RIPPER, Bayes Net и Random Forest. Эксперименты показали точность предсказания отказа сети за 6 часов до его возникновения достигает 70%.

Метод мониторинга производительности и прогнозирования отказов в оптических сетях на основе машинного обучения предложен в работе [2]. Метод прогнозирования отказов оборудования в оптических сетях включает опорные векторные машины (SVM) и двойное экспоненциальное сглаживание (DES-double exponential smoothing). Эксперименты с реальными данными из сети WDM показали, что метод достиг 95% точности.

В работе [3] как один из вариантов использования диагностики оптических линий связи продемонстрировано применение DNN в онлайн-классификации изгибов в волокнах, укладываемых в грунт с точностью 99%, также предложена концепция и технология для мониторинга состояния сети и диагностики с целью обеспечения автономного управления и обслуживания сетей.

В [4] представлен метод на основе долговременной краткосрочной памяти (LSTM) для обнаружения, локализации и оценки отражательных дефектов волокна, включая разъемы и механические сращивания. Представленный подход обнаруживает с точностью до 93%.

В статье [5] предложена схема идентификации потенциальных причин отказов для оптических сетей. Применённая двунаправленная долгосрочная память (BiLSTM) показала 98.73% точности и F1-оценки — 97.19%. Также доказано, что схема не только выявляет причины отказов, но и улучшает производительность прогнозирования, что важно для диагностики и восстановления в оптических сетях.

На основе анализа существующих методов, разработка метода коррекции результатов прогнозирования отказов, включающий мониторинг, диагностику и машинное обучение, является актуальной задачей, способной существенно повысить надежность и эффективность ВОСПИ. Разрабатываемый метод не только должен интегрировать лучшие особенности существующих подходов, но и обеспечивать высокую точность прогнозирования отказов при минимальных вычислительных затратах и возможности самоанализа и коррекции.

Методология исследования.

Методы прогнозирования отказов, внедрённые в практическое применение, включают, в частности, метод прогнозирования рисков в сетях связи, обеспечивающий оценку вероятности отказа узлов коммуникационных сетей с использованием технологий машинного обучения [6], этапы работы которой приведены на рис.1. В начальном этапе система собирает данные о структуре сети, представляя её в виде графа, где узлы связаны рёбрами, отражающими связи между элементами. Затем модуль обхода и выбора признаков выполняет глубинный обход узлов графа, собирая атрибутивные признаки данных узлов с использованием нейронной сети и обучения с подкреплением для выбора оптимальных признаков. Алгоритм обучения с подкреплением использует систему вознаграждений для отбора наиболее значимых признаков узлов.

(cc) BY

ISSN: 3030-3346

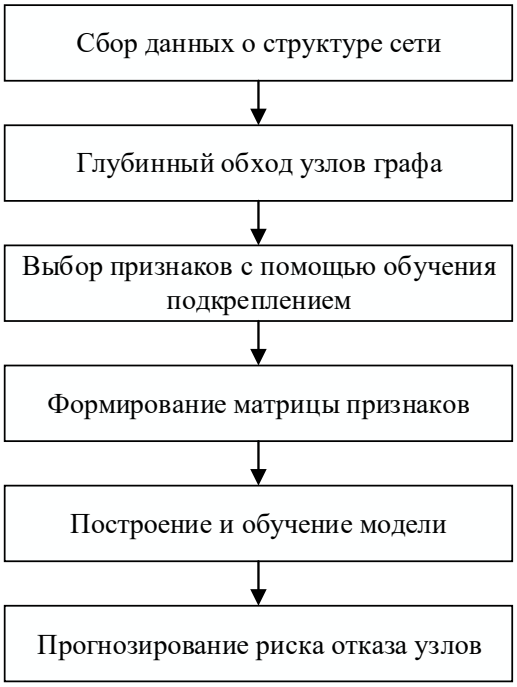


Рис.1. Этапы работы метода прогнозирования рисков в сетях связи [6]

Выбранные признаки всех узлов сохраняются в матрице признаков, которая затем используется для прогнозирования рисков отказов с помощью модели LSTM, оценивающей вероятность отказов для каждого узла в сети [6]. Первоначальная модель прогнозирования риска обучается итеративно с использованием обучающих образцов, а перекрестная энтропия используется в качестве функции потерь для выполнения корректировки обратной связи в процессе итеративного обучения (рис.1).

Метод прогнозирования отказа системы, разработанный в работе [7] основан на машинном обучении с переобучением моделей (рис.2). Система обучает несколько моделей на исходных данных, отбирает наиболее эффективные из них и затем переобучает выбранные модели на новых данных повышения точности прогнозирования отказов.для

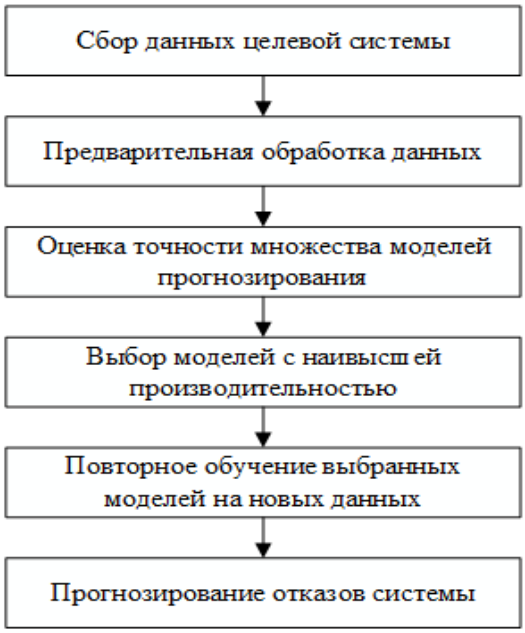


Рис.2. Этапы работы методы прогнозирования отказа системы, основанного на машинном обучении с переобучением моделей [7]

(cc) BY

ISSN: 3030-3346

Анализ существующих методов прогнозирования отказов показывает, что несмотря на выбор моделей с наилучшей производительностью и их переобучения, не предусматривают механизмов самоанализа и динамической корректировки параметров в реальном времени, что существенно ограничивает их адаптивность и снижает точность в условиях динамично изменяющегося состояния телекоммуникационных сетей. В связи с этим целью разработки способа прогнозирования отказов является повышение ВОСПИ и снижении времени их простоя посредством раннего выявления возможных отказов. является в повышении надежности и снижении времени простоя ВОСПИ путем раннего обнаружения потенциальных отказов. Разрабатываемый метод не только должен интегрировать лучшие особенности существующих подходов, но и обеспечивать высокую точность прогнозирования отказов при минимальных вычислительных затратах и возможности самоанализа и коррекции.

Результаты исследования.

Схема метода коррекции результатов прогнозирования отказов в ВОСПИ приведена на рис.3. Сбор данных об отказах служат основой для анализа, представляя собой многомерные временные ряды. Предобработка данных значительно улучшает качество данных, облегчает процесс моделирования и повышает точность прогнозирования отказов в волоконно-оптических системах [8].



Рис.3. Схема метода коррекции результатов прогнозирования отказов

Метод прогнозирования отказов состоит из нескольких этапов. На первом этапе производится сбор и предварительная обработка данных об отказах, поступающих с телекоммуникационных сетей центра диагностического контроля. Выполняется фильтрация и очистка данных от ошибок и повторных данных, а также построение статистических и временных признаков. На втором этапе проводится анализ и выбор оптимального алгоритма обработки. Система обучает несколько регрессионных моделей и выбирает ту, которая демонстрирует наилучшие показатели точности при прогнозировании времени отказа. На третьем этапе обучается выбранная модель и выводится прогнозные значения, отражающие предполагаемое время возникновения отказов на основе исторических данных. На четвёртом этапе осуществляется оценка точности прогнозов. На пятом этапе, при наличии отклонения от пороговых значений метрик, на этапе самоанализа и коррекции модели система корректирует параметры или выбирает другой алгоритм, обеспечивая адаптивность и актуальность прогнозов при обновлении данных об отказах.

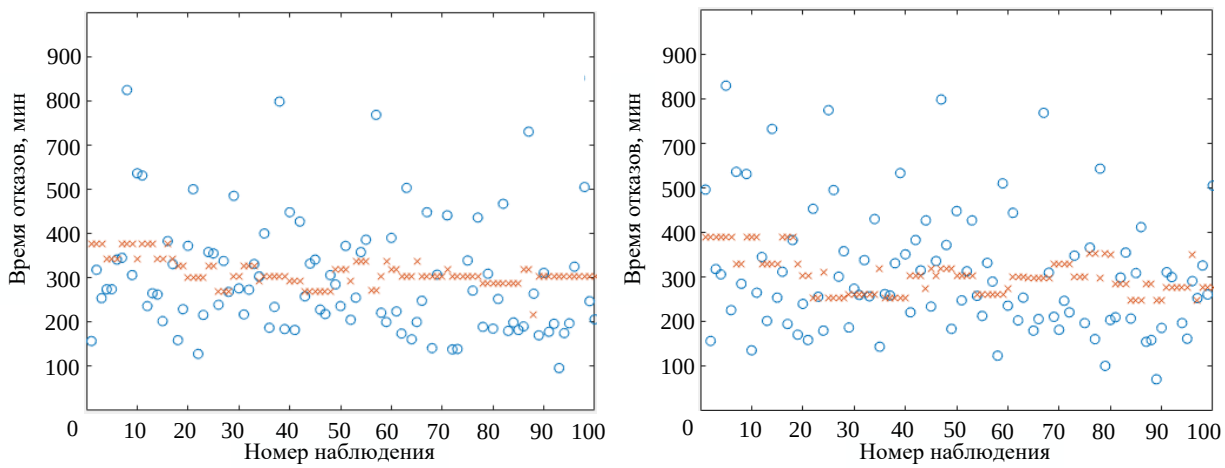
Для реализации предложенного метода разработана программная платформа, включающая модули для сбора данных, их предварительной обработки, анализа и визуализации результатов [9]. Тестирование метода проводилось на реальных данных, полученных из телекоммуникационных компаний, и показало высокую точность прогнозирования отказов. В рамках тестирования были проведены эксперименты по сравнению предложенного метода с существующими подходами, что позволило выявить его преимущества и недостатки.

(cc) BY

На этапе Коррекция производится самоанализ метода на основе расхождений между прогнозами и реальными данными. При обнаружении расхождения, система автоматически корректирует параметры алгоритма (например, такие параметры, как "MinLeafSize" -минимальный размер листа в деревьях решений, могут быть оптимизированы с использованием байесовской оптимизации) или выбирает другой алгоритм, чтобы улучшить точность. Это позволяет системе адаптироваться к изменениям в данных об отказах, которые поступают через определенные промежутки времени. После завершения самоанализа, указано, что найдено улучшенное значение параметра MinLeafSize, который улучшает работу модели.

Это значит, что процесс оптимизации был успешно выполнен и определено лучшее значение гиперпараметра MinLeafSize для модели, которое приводит к наилучшему значению RMSE.

Результаты сравнения фактических и прогнозируемых значений времени отказов представлены на рис. 4, где показано поведение модели до (а) и после (б) применения метода. По оси абсцисс отложен номер наблюдения в тестовой выборке, соответствующий порядковому номеру случая отказа, использованного при валидации модели. По оси ординат указано время до отказа в минутах — целевая регрессионная переменная, отражающая прогнозируемый интервал до возникновения отказа оборудования.



а) *б)*

Рис.4. Сравнение фактических и прогнозируемых значений времени отказов, фактические данные отмечены синими кружками, прогнозируемые — красными крестиками: а) до применения механизма самоанализа; б) после применения механизма корреции

График, приведённый на рис.4-а отображает результаты работы модели до применения механизма самоанализа. Наблюдается существенное расхождение между прогнозированными значениями и реальными данными, особенно в диапазоне высоких значений целевой переменной. График 4-б показывает поведение модели после повторного обучения с реализацией механизма самоанализа, в результате которого прогнозируемые значения стали значительно ближе к фактическим данным, в том числе в диапазоне от 200 до 600 минут. Это указывает на повышение точности модели и её способность учитывать изменения во входных данных, подтверждая эффективность предложенного подхода к динамической настройке системы.

Заключение

Разработанный метод коррекции результатов прогнозирования отказов в волоконно-оптических системах передачи информации представляет собой комплексный

(cc) BY

подход, включающий сбор и предварительную обработку данных, построение модели на основе выбранных признаков и машинного обучения, а также непрерывный мониторинг и коррекцию результатов. Важным фактором является внедрение системы уведомлений, которая обеспечивает оперативное реагирование на предсказанные сбои.

Метод основан на способности интеллектуальной системы отслеживать разницу между ожидаемыми и фактическими отказами в режиме реального времени и изменять параметры и при необходимости модель МО без ввода оператора. Это обеспечивает стабильность в случае снижения качества входных данных и адаптацию к изменениям внешних условий. Сравнение прогнозируемых значений с фактическими данными показало высокую точность моделей. Графический и визуальный анализ подтверждают хорошую адаптацию моделей к реальным условиям и эффективность их применения для предиктивной диагностики. Такая архитектура позволяет формировать надёжную, самообучающуюся систему, применимую в телекоммуникационных сетях с высокой степенью автоматизации.

Список литературы:

1. J. Zhong, W. Guo and Z. Wang, "Study on network failure prediction based on alarm logs," *2016 3rd MEC International Conference on Big Data and Smart City (ICBDSC)*, Muscat, Oman, 2016, pp. 1-7, doi: 10.1109/ICBDSC.2016.7460337
2. Zhilong Wang, Min Zhang, Danshi Wang, Chuang Song, Min Liu, Jin Li, Liqi Lou, and Zhuo Liu, "Failure prediction using machine learning and time series in optical network," Opt. Express 25, 18553-18565 (2017)
3. T. Tanaka, T. Inui, S. Kawai, S. Kuwabara and H. Nishizawa, "Monitoring and diagnostic technologies using deep neural networks for predictive optical network maintenance [Invited]," in *Journal of Optical Communications and Networking*, vol. 13, no. 10, pp. E13-E22, October 2021, doi: 10.1364/JOCN.424428.
4. Khouloud Abdelli et al. “Reflective fiber fault detection and characterization using long short-term memory”. In: Journal of Optical Communications and Networking 13.10 (2021), E32–E41. doi: 10.1364/JOCN.423625
5. C. Zhang *et al.*, "Potential failure cause identification for optical networks using deep learning with an attention mechanism," in *Journal of Optical Communications and Networking*, vol. 14, no. 2, pp. A122-A133, February 2022, doi: 10.1364/JOCN.438900.
6. https://worldwide.espacenet.com/patent/search?q=pn%3DCN117221142A
7. https://worldwide.espacenet.com/patent/search?q=pn%3DCN117221142A
8. Н.И.Жураева. Прогнозирование отказов в волоконно-оптических системах передачи информации с механизмом самоанализа // “Raqamli transformatsiya va sun’iy intellekt” ilmiy-texnik jurnal. – 2025. – Vol. 3, Issue 4. – C.114-119
9. Davronbekov D., Jurayeva N. Telekommunikatsiya tarmog‘ida o‘zini tahlil qilish bilan nosozliklarni bashoratlash usuli: ixtiro patent. – O‘zbekiston Respublikasi Adliya vazirligi; ro‘yxatdan o‘tkazish raqami № IAP 7986. – 18.03.2025.