



Проектирование алгоритмов прогнозирования технического состояния электромеханических приводов

© 2026, Г.С. Вересников✉, Е.А. Серебровская, А.В. Скрыбин

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук (ИПУ РАН), Москва, Россия

Аннотация

Прогнозирование технического состояния электромеханических приводов обусловлена необходимостью своевременного обнаружения неисправностей, развитие которых может привести к происшествию или невозможности выполнения функционального назначения объекта. Предлагается методика проектирования алгоритмов прогнозирования технического состояния электромеханических приводов, объединяющая методы математическое моделирование электромеханического привода, основанные на регрессионном, спектральном и корреляционном анализе. Новизна работы заключается в адаптации и интеграции существующих методов обработки стационарных сигналов, учитывающих специфику объектов диагностики, которые включают взаимодействующие электрическую и механическую подсистемы. Представленные результаты получены на основе данных, сформированных с использованием разработанной математической модели, позволяющей учитывать типовые неисправности механической природы. Для повышения точности трендовых моделей в работе выделены диагностические признаки. Установлены зависимости между ними и параметрами, позволяющими описать степень развития деградаций, характеризующих расходование технического ресурса привода. В качестве целевых функций приняты точность прогноза параметров технического состояния и сложность моделей отклика, определяемая количеством используемых диагностических признаков. Приведён пример проектирования и применения алгоритма прогнозирования неисправностей электромеханического привода беспилотного летательного аппарата самолётного типа, связанных с изменением люфта, вязкого и сухого трений.

Ключевые слова: диагностика, прогнозирование, электромеханический привод, летательный аппарат, диагностические признаки, техническое состояние.

Цитирование: Вересников Г.С., Серебровская Е.А., Скрыбин А.В. Проектирование алгоритмов прогнозирования технического состояния электромеханических приводов. *Онтология проектирования*. 2026. Т.16, №1(59). С.152-163. DOI: 10.18287/2223-9537-2026-16-1-152-163.

Финансирование: исследование частично выполнено за счёт гранта Российского научного фонда (проект № 23-19-00464).

Вклад авторов: Вересников Г.С. – постановка задач, разработка структуры статьи; Серебровская Е.А. – проведение расчётов, подготовка примеров, подбор источников; Скрыбин А.В. – разработка методики исследования, подготовка исходных данных.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Введение

Исследования, направленные на разработку алгоритмов прогнозирования технического состояния (ТС) электромеханических приводов (ЭМП), имеют практическую значимость для обеспечения безопасности, например, беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), которые широко применяются в задачах доставки грузов, мониторинга окружающей среды, контроля строительных процессов, управления транспортными потоками и др. [1-3]. ТС – это состояние объекта, которое характеризуется в определённый момент времени, при определённых условиях внешней среды, значениями параметров, установленных технической документацией на объект [4]. Для проектирования алгоритмов, позволяющих экстраполировать ретро-

спективные данные и выполнять раннюю диагностику контролируемого объекта, в данной статье предложена методика, в которой сочетаются процедуры формализации закономерностей, описывающих развитие типовых неисправностей ЭМП. Эти закономерности являются основой оценки ожидаемого ТС ЭМП в будущие периоды времени, что даёт возможность своевременно принять меры для предотвращения отказных ситуаций.

При моделировании, ресурсных испытаниях и эксплуатации ЭМП накапливаются значительные объёмы данных, которые могут использоваться при создании алгоритмов, агрегирующих эмпирическую информацию для построения систем ранней диагностики [5]. Такие системы способствуют обеспечению безотказной работы контролируемого объекта на основе регулярного мониторинга, автоматизированного обнаружения и прогнозирования развития неисправностей [6]. В настоящее время наблюдается интерес к интеллектуальным технологиям, обеспечивающим универсальность и гибкость при решении задач технической диагностики [7, 8]. В ряде исследований [9, 10] для поддержки принятия эксплуатационных решений в условиях неполной информации предлагается использовать аппарат нечёткой логики.

При разработке алгоритмов технической диагностики на основе поиска закономерностей в данных в большинстве работ рассматриваются методы, которые можно разделить на две категории: статистический анализ и машинное обучение [11, 12]. С использованием этих методов формализуются и решаются задачи выявления аномалий, классификации и прогнозирования. В задачах выявления аномалий [13] и классификации [14] строятся модели, которые позволяют определить метку класса, характеризующую текущее ТС контролируемого объекта. Формирование диагностической информации о развитии деградаций не рассматривается, что ограничивает информативность диагностики и не позволяет выявлять негативные процессы, пока не будут выполнены условия отнесения актуального вектора значений контролируемых сигналов к ТС, отличающемуся от нормального или принадлежащему к одному из заранее описанных классов неисправностей.

В задачах прогнозирования [15] создаются модели для ретроспективного анализа, предназначенные для обнаружения тенденций в эксплуатационных данных на заданном временном интервале. Эффективность подобных моделей определяется выбором предикторов – диагностических признаков (ДП), пригодных для экстраполяции оценки ТС контролируемого объекта. Для формирования предикторов целесообразно применение методов извлечения [16] и отбора признаков [17], которые позволяют уменьшить размерность обрабатываемых данных и повысить точность прогноза посредством исключения из анализа недостаточно содержательной или избыточной информации.

При статистическом подходе к прогнозированию ТС контролируемых объектов могут использоваться регрессионные и авторегрессионные модели [18-20]. Высокую эффективность показывает множественная регрессия, которая позволяет учитывать множество различных признаков и оценивать влияние каждого предиктора на точность прогноза [21].

Значительное внимание в исследованиях уделяется применению в технической диагностике методов машинного обучения, таких как деревья решений и нейронные сети. Деревья решений представляют собой иерархические структуры, где каждое решение основано на последовательной обработке значений отдельных признаков, что делает их полезными при работе с категориальными данными и при построении интерпретируемых моделей [22, 23]. Деревья решений дают возможность компактно описывать закономерности с использованием набора правил, упрощающих анализ сложных данных. Нейронные сети способны выявлять более сложные зависимости и применяются в задачах с большим объёмом эмпирической информации, но при этом трудно интерпретируемы [24, 25].

В предыдущей работе авторов решалась ограниченная задача выделения признаков для прогнозирования технического состояния электромеханических систем на основе только од-

ного сценария развития неисправности без возможности определения степени (стадии) деградации [26]. В данной статье для проектирования алгоритмов диагностики ЭМП рассматривается интеграция регрессионных моделей отклика для оценки параметров, определяющих ТС ЭМП (далее параметры ТС), и методов построения трендовых моделей.

1 Методика проектирования алгоритмов

Методика проектирования алгоритмов прогнозирования ТС, выполняющих анализ ретроспективных данных, состоит из следующих этапов:

- 1) формирование обучающего набора данных;
- 2) извлечение и отбор ДП, построение модели отклика по каждому параметру ТС;
- 3) интеграция моделей отклика с методами построения трендовых моделей.

Целью проектирования является обеспечение точности прогноза параметров ТС при малом количестве используемых ДП.

На первом этапе применяется математическая модель ЭМП для отработки в рамках множества сеансов моделирования стационарного управляющего сигнала с заданными амплитудой и частотой. ТС привода определяются комбинациями значений, не наблюдаемых при мониторинге параметров ТС, в частности люфта (Л), сухого трения (СТ), вязкого трения (ВТ). В результате моделирования формируются временные ряды из значений контролируемых сигналов.

Каждая комбинация значений параметров ТС является точкой расчётной сетки, сгенерированной с использованием полного факторного эксперимента. Пример исходной информации для создания расчётной сетки приведён в таблице 1. В соответствии с таблицей 1 формируется 230400 точек (возможные сочетания трёх параметров при указанных диапазонах изменения и дискретных шагах).

Таблица 1 – Формирование расчётной сетки при планировании сеансов моделирования (пример)

№	Параметр	Размерность	Минимальное значение	Шаг	Количество шагов	Максимальное значение
1	Люфт	°	0,2	0,04	64	2,72
2	Сухое трение	Нм	0,36	0,03	60	2,13
3	Вязкое трение	Нм/об/мин	0,001	0,001	60	0,06

Амплитуда и частота управляющего сигнала, длительность одного сеанса моделирования при фиксированных значениях параметров ТС, частота съёма данных выбираются таким образом, чтобы обеспечить применение методов частотного анализа (например, амплитуда сигнала 40°, частота 1 Гц, длительность сеанса 3 секунды, съём данных 100 значений в секунду с постоянным шагом). Результатом одного сеанса моделирования при использовании математической модели [27] является 10 временных рядов, которые соответствуют контролируемым сигналам (входной сигнал, поворот ротора двигателя, положение выходного вала, управляющее напряжение, ток питания, мощность электропитания, скорость вращения вала ротора, момент на валу ротора, механическая мощность на валу ротора, скорость вращения выходного вала). На рисунке 1 представлена схема формирования обучающего набора данных для построения моделей отклика. Согласно приведённой схеме каждой совокупности временных рядов, полученной в рамках одного сеанса моделирования, ставится в соответствие изначально заданная комбинация значений параметров ТС ЭМП.

На втором этапе производится извлечение и отбор ДП и построение моделей отклика (см. рисунок 2). Извлечение признаков выполняется с использованием методов спектрального анализа [28], в частности быстрого преобразования Фурье. Предварительный отбор при-

знаков выполняется с использованием методов корреляционного анализа [29]. Использование быстрого преобразования Фурье позволяет выполнять поиск ДП во временном и частотном диапазонах. Корреляционный анализ даёт возможность с низкими вычислительными затратами определить и исключить признаки, несущие недостаточную и/или избыточную информацию. Среди всех моментов времени и спектральных отсчётов по всем контролируемым сигналам выделяется ограниченное количество признаков (например, 10-20 признаков), составляющих входной вектор модели отклика. При построении для параметров ТС моделей отклика, описывающих относительно простые закономерности в данных, достаточно использовать методы регрессионного анализа и на основе элементарных математических функций сформировать уравнения с коэффициентами регрессии, оцениваемыми методом наименьших квадратов. Для проверки качества моделей отклика применяются статистические метрики, например, коэффициент детерминации R^2 или средняя абсолютная ошибка (САО).

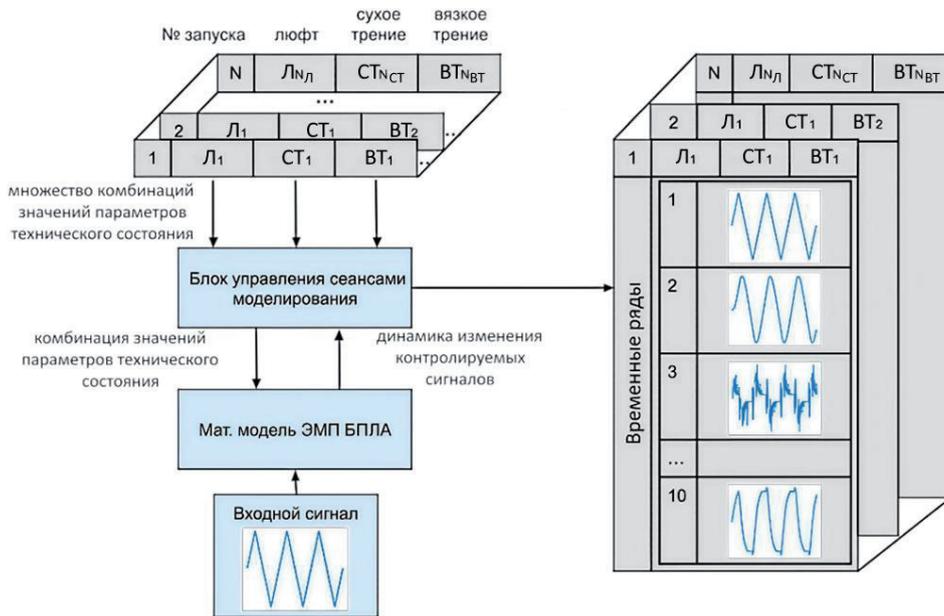


Рисунок 1 – Схема формирования обучающего набора данных

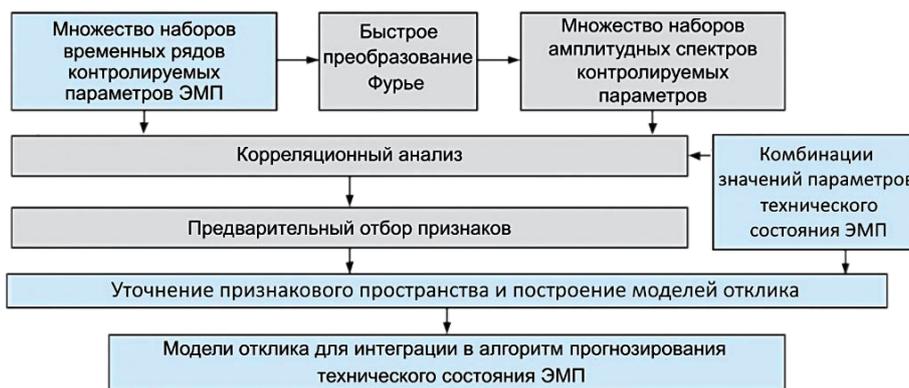


Рисунок 2 – Схема формирования признакового пространства и построения моделей отклика

На основе анализа значений коэффициентов регрессии, характеризующих степень влияния отдельных ДП на параметры ТС, и статистических метрик уточняется признаковое пространство и сложность уравнений (см. рисунок 3).

Обработка данных с использованием схем, представленных на рисунках 2 и 3, позволяет снизить вычислительные затраты на формирование качественного признакового пространства, так как исключается необходимость применения метода полного перебора.

На третьем этапе созданные модели отклика интегрируются с методами построения трендовых моделей (см. рисунок 4). Результатом применения моделей отклика к ретроспективным последовательностям входных векторов, включающих ДП, являются временные ряды для параметров ТС, которые экстраполируются на основе трендовых моделей. Результаты экстраполяции используются для создания диагностической информации. Таким образом, формируется проект единого алгоритма прогнозирования ТС ЭМП, который может быть реализован на языках программирования со специализированными математическими библиотеками.

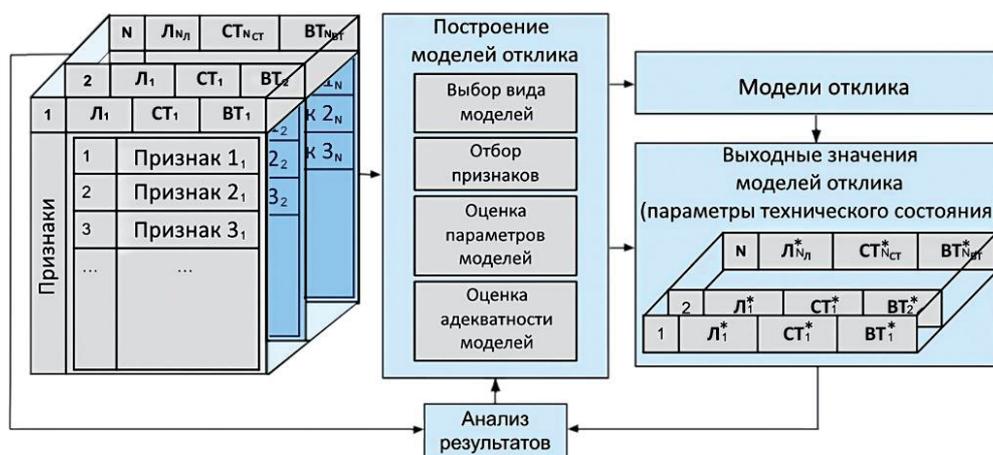


Рисунок 3 – Схема уточнения признакового пространства

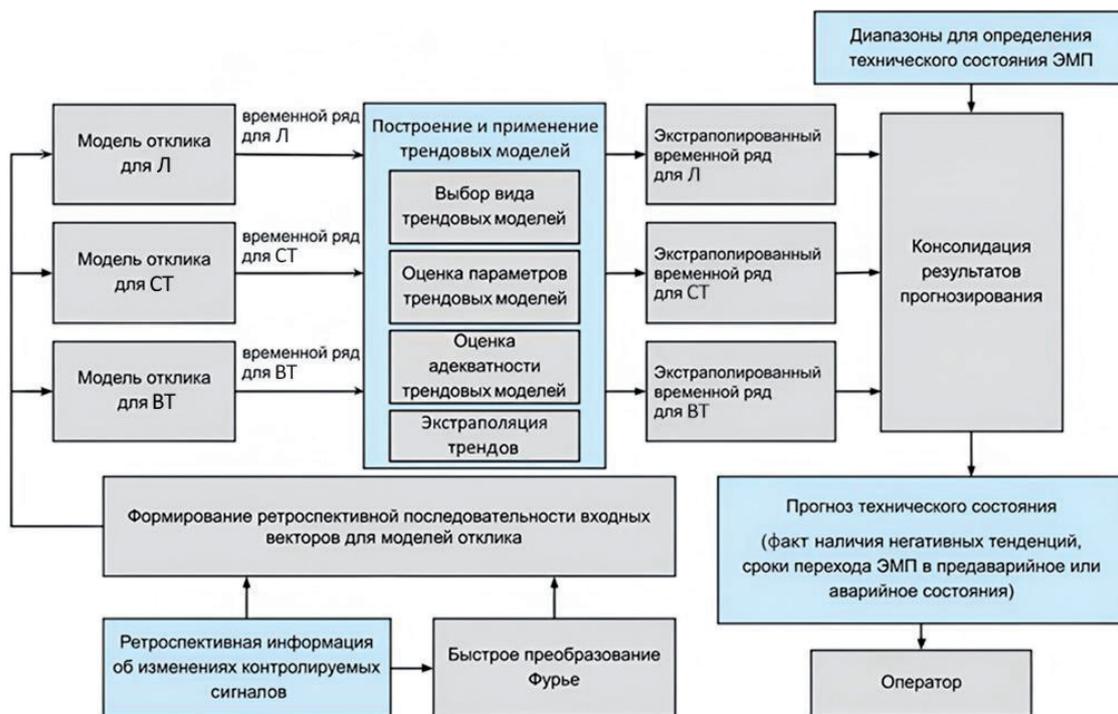


Рисунок 4 – Схема алгоритма прогнозирования технического состояния электромеханических приводов

На рисунке 5 приведены примеры экстраполяции на основе трендовых моделей для параметров ТС (сухое трение и люфт), которые изменяются от минимальных до максимальных значений согласно таблице 1 и соответствуют типу ЭМП (с прямозубым редуктором), применяющемуся в БПЛА самолётного типа. Действительные значения и выходные значения моделей отклика практически совпадают (сплошные линии), десятью точками показан результат прогноза (количество точек соответствует заданному горизонту прогнозирования). Каждый прогноз построен на основе 50 упорядоченных во времени значений, полученных от соответствующей модели отклика. Для анализа качества трендовых моделей используется коэффициент детерминации R^2 , для оценки точности прогнозирования применяются метрики: среднеквадратическая ошибка (СКО) и средняя абсолютная процентная ошибка (САПО).

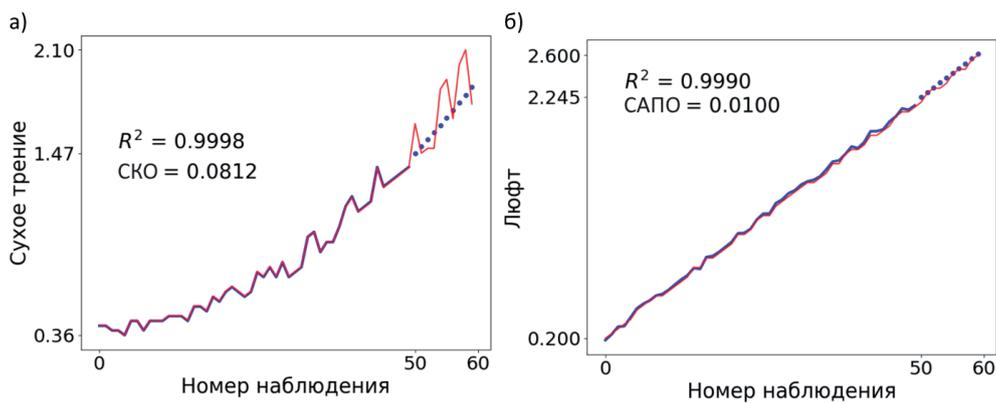


Рисунок 5 – Примеры применения трендовых моделей для прогнозирования сухого трения (а) и люфта (б)

В целях формирования диагностической информации о контролируемом объекте на основе вычисленных и экстраполированных выходных значений моделей отклика определяются классы ТС в соответствии с заданными экспертами диапазонами значений параметров ТС (пример показан в таблице 2), что позволяет выработать сообщения о возможном переходе ЭМП в предаварийное или аварийное состояния.

Таблица 2 – Классификация технических состояний электромеханических приводов

Состояние	Люфт, °	Сухое трение, Нм	Вязкое трение, Нм/об/мин
Исправное	От 0,25 до 0,52	От 0,36 До 0,51	Более 0,05
Предаварийное	От 0,56 до 1,32	От 0,54 до 1,34	От 0,011 до 0,0499
Аварийное	Более 1,36	Более 1,38	Менее 0,01

На основе предложенной методики и математической модели ЭМП [27] разработан алгоритм прогнозирования ТС ЭМП БПЛА самолётного типа. В моделях отклика для сухого трения и люфта использованы ДП, отражающие значения контролируемых сигналов в моменты времени, найденные в результате применения схем, представленных на рисунках 2 и 3. Для вязкого трения высокая точность модели отклика была достигнута при добавлении признаков, которые вычислены в результате применения быстрого преобразования Фурье.

2 Результаты тестовых расчётов

Для комплексной оценки точности созданного алгоритма сформированы тестовые данные, содержащие ретроспективные последовательности наборов временных рядов и сопоставленные им комбинации значений технических параметров. Каждая последовательность соответствовала линейному, квадратичному или экспоненциальному закону изменения одного из параметров ТС (два других параметра принимали значения, соответствующие нормаль-

ному ТС), что обеспечивало моделирование процессов перехода ЭМП в предаварийное или аварийное состояние. Количество наборов в одной последовательности варьировалось от 40 до 60, горизонт прогнозирования составлял от 5 до 20 моментов времени. Для исследования устойчивости прогноза к шуму в данных во временные ряды контролируемых сигналов добавлялись локальные выбросы и осцилляции. В итоге создано 3500 ретроспективных последовательностей по каждому параметру ТС.

Для всех ретроспективных последовательностей, которые участвовали в расчётах, ошибка САПО не превышала 2.5 %. Результаты работы алгоритма прогнозирования ТС типового ЭМП (с прямым зубым редуктором), который применяется в БПЛА самолётного типа, визуализированы для организации поддержки принятия эксплуатационных решений (см. рисунки 6 и 7). В каждом приведённом примере горизонт прогнозирования составляет семь моментов времени. Прогноз строится на основе 53 упорядоченных во времени значений, полученных от модели отклика для вязкого трения.

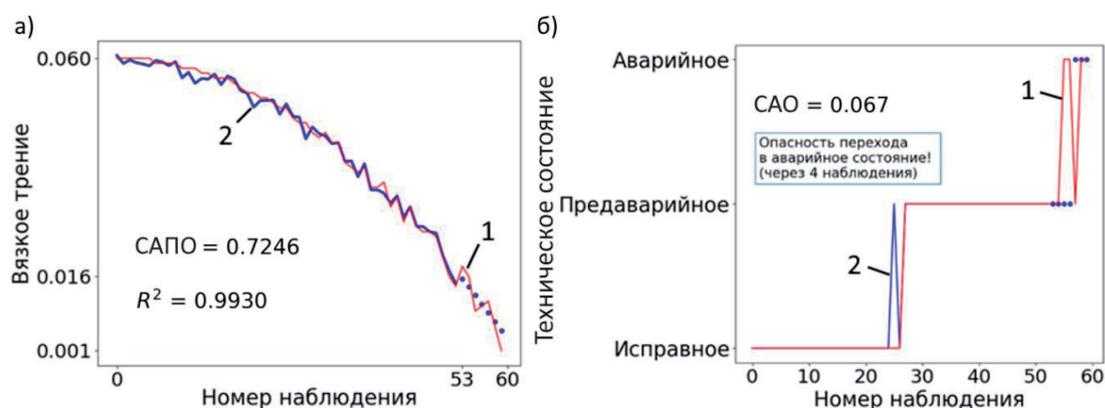


Рисунок 6 – Пример прогнозирования перехода электромеханических приводов из предаварийного в аварийное состояние, связанное с изменением вязкого трения (1 - действительные значения, 2 - по модели отклика)

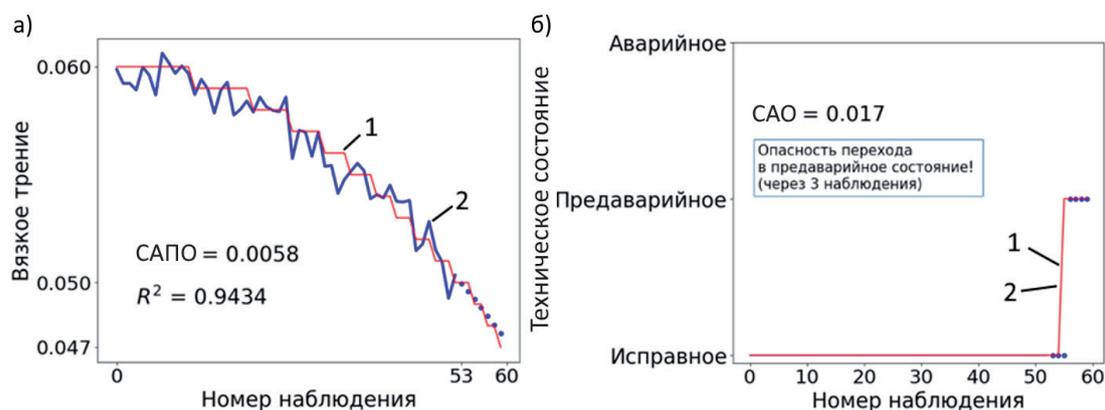


Рисунок 7 – Пример прогнозирования перехода электромеханических приводов из нормального в предаварийное состояние, связанное с изменением вязкого трения (1 - действительные значения, 2 - по модели отклика)

Заключение

Создана методика проектирования алгоритмов прогнозирования ТС ЭМП, позволяющих до наступления негативных последствий получить информацию о возможном переходе контролируемого объекта в предаварийное или аварийное состояние для выработки сообщений

оператору системы диагностики. Результаты тестовых расчётов подтвердили адекватность разработанной методики на примере алгоритма, прогнозирующего неисправности, связанные с изменением люфта, вязкого и сухого трений. Показано, что для рассматриваемых видов неисправностей регрессионный, спектральный и корреляционный анализы позволили формализовать взаимосвязи контролируемых сигналов и параметров ТС, что обеспечило построение точных моделей отклика, предназначенных для интеграции с методами построения трендовых моделей.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- [1] **Матюха С.В.** Возможные сферы использования беспилотных летательных аппаратов в Арктической зоне Российской Федерации. *Транспортное дело России*. 2021. №5. С.96-98. DOI: 10.52375/20728689_2021_5_96.
- [2] **Molina A.A., Huang Y., Jiang Y.** A review of unmanned aerial vehicle applications in construction management: 2016–2021. *Standards*. 2023. Vol.3. P.95-109. DOI: 10.3390/standards3020009.
- [3] **Сухарев Н.В.** Система слежения за автомобильным транспортом на базе беспилотных летательных аппаратов с применением технологии радиочастотной идентификации и камер инфракрасного диапазона. *Автоматика на транспорте*. 2023. №2. С.141-152. DOI: 10.20295/2412-9186-2023-9-02-141-152.
- [4] ГОСТ 20911-89. Межгосударственный стандарт. Техническая диагностика. Термины и определения М.: Стандартиформ, 1989. 11 с.
- [5] **Yin Z., Hu N., Chen J., Yang Y., Shen G.** A review of fault diagnosis, prognosis and health management for aircraft electromechanical actuators. *IET Electric Power Applications*. 2022. Vol.16, №11. P.1249-1271. DOI: 10.1049/elp2.12225.
- [6] **Bosch C., Hajek M., Ismail M.A.A.** Preliminary system safety assessment of electromechanical actuation architectures for unmanned aerial vehicles. *5th International Conference on Control and Fault-Tolerant Systems*. 2021. Saint-Raphael. France. P.133-138. DOI: 10.1109/SysTol52990.2021.9595342.
- [7] **Ковалев С.М., Колоденкова А.Е., Снасель В.** Интеллектуальные технологии слияния данных при диагностировании технических объектов. *Онтология проектирования*. 2019. Т.9, №1(31). С.152-168. DOI: 10.18287/2223-9537-2019-9-1-152-168.
- [8] **Грищенко М.А., Дородных Н.О., Коршунов С.А., Юрин А.Ю.** Разработка диагностических интеллектуальных систем на основе онтологий. *Онтология проектирования*. 2018. Т.8, №2(28). С.265-284. DOI: 10.18287/2223-9537-2018-8-2-265-284.
- [9] **Колоденкова А.Е., Верещагина С.С., Фаворская Е.А., Осипова Е.А.** Подход к оценке технического состояния электрооборудования с использованием взвешенных нечётких правил. *Онтология проектирования*. 2024. Т.14, №1(51). С.134-144. DOI: 10.18287/2223-9537-2024-14-1-134-144.
- [10] **Колоденкова А.Е., Верещагина С.С.** Разработка системы иерархических продукционных правил для диагностирования электротехнического оборудования. *Онтология проектирования*. 2020. Т.10, №1(35). С.63-72. DOI: 10.18287/2223-9537-2020-10-1-63-72.
- [11] **Li W.Q., Zhang C.** Application of combination forecasting model in aircraft failure rate forecasting. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2022. P.6729608. DOI:10.1155/2022/6729608.
- [12] **Hajiyev C., Caliskan F.** Sensor/actuator fault diagnosis based on statistical analysis of innovation sequence and Robust Kalman Filtering. *Aerospace Science and Technology*. 2000. Vol.4. P.415-422. DOI:10.1016/S1270-9638(00)00143-7.
- [13] **Arellano-Espitia F., Delgado-Prieto M., Martinez-Viol V., Fernandez-Sobrino A., Osornio-Rios R.** Anomaly Detection in Electromechanical Systems by means of Deep-Autoencoder. *IEEE 26th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*. 2021. Sweden. DOI: 10.1109/ETFA45728.2021.9613529.
- [14] **Nadezhin M., Slobodzyan N., Kiselev A.** Improving quality of the faults' classification models for electromechanical systems' diagnostics. *Robotics and Technical Cybernetics*. 2022. Vol.10. P.73-80. DOI: 10.31776/RTCJ.10108.
- [15] **Guo J., Lao Z., Hou M., Li C., Zhang S.** Mechanical fault time series prediction by using EFMSAE-LSTM neural network. *Measurement*. 2020. Vol.173. P.108566. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108566.
- [16] **Bodla M.K., Malik S.M., Rasheed M.T., Numan M., Ali M.Z., Brima J.B.** Logistic regression and feature extraction based fault diagnosis of main bearing of wind turbines. *Proceedings of the 11th Conference on Industrial Electronics and Applications*. 2016. IEEE, Hefei, China. P.1628-1633. DOI:10.1109/ICIEA.2016.7603846.
- [17] **Noura H., Allal Z., Salman O., Chahine K.** An Optimized Tree-Based Model with Feature Selection for Efficient Fault Detection and Diagnosis in Diesel Engine Systems. *Results in Engineering*. 2025. Vol.27. P.106619. DOI: 10.1016/j.rineng.2025.106619.

- [18] **Marangis D., Livera A., Tziolis G., Makrides G., Kyprianou A., Georghiou G.E.** Trend-Based Predictive Maintenance and Fault Detection Analytics for Photovoltaic Power Plants. *Solar RRL*. 2024. Vol.8. P.2400473. DOI: 10.1002/solr.202400473.
- [19] **Patankar S.S., Kamalpure P.D.** Bearing Fault Detection Using Autoregressive Modeling. *Lecture Notes in Electrical Engineering*. 2024. Vol.1236. P.117-127. DOI:10.1007/978-981-97-5866-1_10.
- [20] **Mu W., Zhang A., Gao W., Huo X.** Application of ARIMA Model in Fault Diagnosis of TEP. *2020 IEEE 9th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS)*. 2020. Liuzhou. China. P.393-398. DOI: 10.1109/DDCLS49620.2020.9275054.
- [21] **Тоноян С.А., Балдин А.В., Елисеев Д.В.** Прогнозирование технического состояния электронных систем с адаптивными параметрическими моделями. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*. 2016. №6. С.115-125. DOI: 10.18698/0236-3933-2016-6-115-125.
- [22] **Хальясмаа А.И., Ревенков И.С., Сидорова А.В.** Применение технологии цифрового двойника для анализа и прогнозирования состояния трансформаторного оборудования. *Вестник КГЭУ*. 2022. №3(55). P.99-113.
- [23] **Spiliotis E.** Decision trees for time-series forecasting. *The International Journal of Applied Forecasting, International Institute of Forecasters*. 2022. Is.64. P.30-44.
- [24] **Tealab A.** Time series forecasting using artificial neural networks methodologies: A systematic review. *Future Computing and Informatics Journal*. 2018. Vol.3, Is.2. P.334-340. DOI: 10.1016/j.fcij.2018.10.003.
- [25] **Lin Y.** Fault Prediction and Diagnosis of Electromechanical Equipment based on LSTM Neural Network. *First International Conference on Software, Systems and Information Technology*. 2024. Tumkur. India. P.1-7. DOI: 10.1109/SSITCON62437.2024.10795988.
- [26] **Veresnikov G.S., Skryabin A.V., Golev A.V.** Optimization Algorithms for Informative Features Extraction to Predict the Aircraft Electromechanical Systems Technical Condition. *16th International Conference Management of Large-Scale System Development*. 2023. Moscow. Russia. P.1-5. DOI: 10.1109/MLSD58227.2023.10303769.
- [27] **Скрябин А.В.** Математическая модель для обучающихся систем ранней диагностики редуктора электромеханического привода. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Машиностроение*. 2025. № 3(151). С.71-92. EDN: QHNESI.
- [28] **Chen X., Xu M., Wu W.B.** Covariance and precision matrix estimation for high-dimensional time series. *The Annals of Statistics*. 2013. Vol.41. P.2994-3021. DOI: 10.1214/13-AOS1182.
- [29] **Fiecas M., Leng C., Liu W., Yu Y.** Spectral analysis of high-dimensional time series. *Electronic Journal of Statistics*. 2019. Vol.13, №2. P.4079-4101. DOI: 10.1214/19-EJS1621.

Сведения об авторах



Вересников Георгий Сергеевич, 1980 г. рождения. Окончил ЮРГТУ (НПИ) в 2003 г., д.т.н. (2021). Ведущий научный сотрудник лаборатории систем поддержки принятия решений ИПУ РАН. В списке научных трудов более 100 работ в области проектирования и диагностики технических объектов. ORCID: 0000-0002-9985-5652, Author ID (РИНЦ): 598262; Author ID (Scopus): 57193709333; Researcher ID (WoS): ABD-2779-2020. veresnikov@mail.ru. ✉.



Серебровская Екатерина Александровна, 2002 г. рождения. Окончила МГТУ им. Н.Э. Баумана в 2024 г. Инженер ИПУ РАН. Научные интересы: системы поддержки принятия решений, анализ и обработка многомерных данных, методы прогнозирования. ORCID: 0009-0008-4853-8092, Author ID (РИНЦ): 1314051. e.a.serebrovskaya@gmail.com.



Скрябин Алексей Валерьевич, 1988 г. рождения. Окончил МГТУ им. Н.Э. Баумана в 2011 г., к.т.н. (2024). Старший научный сотрудник лаборатории систем поддержки принятия решений ИПУ РАН. В списке научных трудов более 50 работ в области диагностики электромеханических систем. ORCID: 0009-0006-5406-7288, Author ID (РИНЦ): 1088798; Author ID (Scopus): 57196237107, Researcher ID (WoS): ABD-4605-2020. skryabinalexey@gmail.com.

Поступила в редакцию 31.10.2025, после рецензирования 22.12.2025. Принята к публикации 13.02.2026.



Design of algorithms for predicting the technical condition of electromechanical drives

© 2026, G.S. Veresnikov ✉, E.A. Serebrovskaya, A.V. Skryabin

V. A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Abstract

Forecasting the technical condition of electromechanical drives requires the timely detection of faults whose progression may lead to accidents or the inability of a system to fulfill its intended function. This paper proposes a methodology for designing algorithms to predict the technical condition of electromechanical drives, integrating mathematical modeling techniques with regression, spectral, and correlation analyses. The novelty of this work lies in the adaptation and integration of established stationary signal processing methods, tailored to the specific characteristics of diagnostic objects comprising interacting electrical and mechanical subsystems. The presented results are based on data generated using a developed mathematical model that accounts for typical mechanical faults. To improve the accuracy of trend-based models, diagnostic features were identified and extracted. Relationships were established between these features and parameters describing the degree of degradation associated with the consumption of the drive's service life. Forecast accuracy of technical condition parameters and model complexity, defined by the number of diagnostic features employed, were adopted as objective functions. An example is provided illustrating the design and application of a fault prediction algorithm for the electromechanical drive of a fixed-wing unmanned aerial vehicle, addressing faults associated with variations in backlash, viscous friction, and dry friction.

Keywords: *diagnostics, forecasting, electromechanical drive, aircraft, diagnostic features.*

For citation: *Veresnikov GS, Serebrovskaya EA, Skryabin AV. Design of algorithms for predicting the technical condition of electromechanical drives [In Russian]. Ontology of designing. 2026; 16(1): 152-163. DOI: 10.18287/2223-9537-2026-16-1-152-163.*

Financial Support: The study was partially supported by a grant from the Russian Science Foundation (project no. 23-19-00464).

Authors' contributions: *Veresnikov G.S.* – problem formulation and development of the article structure; *Serebrovskaya E.A.* – computational analysis, preparation of examples, and literature review; *Skryabin A.V.* – development of the research methodology and preparation of input data.

Conflict of interest: The authors declare no conflict of interest.

List of figures and tables

Figure 1 – Diagram of training dataset formation

Figure 2 – Diagram of feature space construction and response model development

Figure 3 – Diagram of feature space refinement

Figure 4 – Flowchart of the algorithm for predicting the technical condition of electromechanical drives

Figure 5 – Examples of applying trend-based models to predict dry friction (a) and backlash (b)

Figure 6 – Example of predicting the transition of electromechanical drives from a pre-failure to an failure condition associated with changes in viscous friction (1 - actual values, 2 - response model estimates)

Figure 7 – Example of predicting the transition of electromechanical drives from a normal to a pre-failure condition associated with changes in viscous friction (1 - actual values, 2 - response model estimates)

Table 1 – Formation of the computational grid for planning simulation sessions (Example)

Table 2 – Classification of technical conditions of electromechanical drives

References

- [1] *Matyukha SV.* Possible areas of use of unmanned aerial vehicles in the Arctic zone of the Russian Federation [In Russian]. *Transport business in Russia.* 2021; 5: 96-98. DOI: 10.52375/20728689_2021_5_96.

- [2] **Molina AA, Huang Y, Jiang Y.** A review of unmanned aerial vehicle applications in construction management: 2016–2021. *Standards*. 2023; 3: 95-109. DOI: 10.3390/standards3020009.
- [3] **Sukharev NV.** Vehicle tracking system based on unmanned aerial vehicles using radio frequency identification technology and infrared cameras [In Russian]. *Automation in transport*. 2023; 2: 141-152. DOI: 10.20295/2412-9186-2023-9-02-141-152.
- [4] GOST 20911-89. Interstate standard. Technical diagnostics. Terms and definitions [In Russian]. Moscow: Standartinform, 1989. 11 p.
- [5] **Yin Z, Hu N, Chen J, Yang Y, Shen G.** A review of fault diagnosis, prognosis and health management for aircraft electromechanical actuators. *IET Electric Power Applications*. 2022; 16(11): 1249-1271. DOI: 10.1049/elp2.12225.
- [6] **Bosch C, Hajek M, Ismail MAA.** Preliminary system safety assessment of electromechanical actuation architectures for unmanned aerial vehicles. In: *Control and Fault-Tolerant Systems, proc. of the 5th Int. Conf.* (Saint-Raphael, France, 2021, September 29 - October 01). IEEE, 2021: 133-138. DOI: 10.1109/SysTo152990.2021.9595342.
- [7] **Kovalev SM, Kolodenkova AE, Snasel V.** Intellectual technologies of data fusion for diagnostics technical objects [In Russian]. *Ontology of designing*. 2019; 9(1): 152-168. DOI: 10.18287/2223-9537-2019-9-1-152-168.
- [8] **Grishchenko MA, Dorodnykh NO, Korshunov SA, Yurin AYu.** Ontology-based development of diagnostic intelligent systems [In Russian]. *Ontology of designing*. 2018; 8(2): 265-284. DOI: 10.18287/2223-9537-2018-8-2-265-284.
- [9] **Kolodenkova AE, Vereshchagina SS, Favorskaya EA, Osipova EA.** An approach to assessing the technical condition of electrical equipment using weighted fuzzy rules [In Russian]. *Ontology of designing*. 2024; 14(1): 134-144. DOI: 10.18287/2223-9537-2024-14-1-134-144.
- [10] **Kolodenkova AE, Vereshchagina SS.** Development of a system of hierarchical production rules for electrical equipment diagnosing [In Russian]. *Ontology of designing*. 2020; 10(1): 63-72. DOI: 10.18287/2223-9537-2020-10-1-63-72.
- [11] **Li WQ, Zhang C.** Application of combination forecasting model in aircraft failure rate forecasting. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2022: 6729608. DOI:10.1155/2022/6729608.
- [12] **Hajiyev C, Caliskan F.** Sensor/actuator fault diagnosis based on statistical analysis of innovation sequence and Robust Kalman Filtering. *Aerospace Science and Technology*. 2000; 4: 415-422. DOI:10.1016/S1270-9638(00)00143-7.
- [13] **Arellano-Espitia F, Delgado-Prieto M, Martinez-Viol V, Fernandez-Sobrino A, Osornio-Rios R.** Anomaly Detection in Electromechanical Systems by means of Deep-Autoencoder. In: *Emerging Technologies and Factory Automation, proc. of the 26th Int. Conf.* (Vasteras, Sweden, 2021, September 07-10). IEEE, 2021. DOI: 10.1109/ETFA45728.2021.9613529.
- [14] **Nadezhin M, Slobodzyan N, Kiselev A.** Improving quality of the faults' classification models for electromechanical systems' diagnostics. *Robotics and Technical Cybernetics*. 2022; 10: 73-80. DOI: 10.31776/RTCJ.10108.
- [15] **Guo J, Lao Z, Hou M, Li C., Zhang S.** Mechanical fault time series prediction by using EFMSAE-LSTM neural network. *Measurement*. 2020; 173: 108566. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108566.
- [16] **Bodla MK, Malik SM, Rasheed MT, Numan M, Ali MZ, Brima JB.** Logistic regression and feature extraction based fault diagnosis of main bearing of wind turbines. In: *Industrial Electronics and Applications, proc. of the 11th Int. Conf.* (Hefei, China, 2016, June 05-07). IEEE, 2016: 1628-1633. DOI:10.1109/ICIEA.2016.7603846.
- [17] **Noura H, Allal Z, Salman O, Chahine K.** An Optimized Tree-Based Model with Feature Selection for Efficient Fault Detection and Diagnosis in Diesel Engine Systems. *Results in Engineering*. 2025; 27: 106619. DOI: 10.1016/j.rineng.2025.106619.
- [18] **Marangis D, Livera A, Tziolis G, Makrides G, Kyprianou A, Georghiou GE.** Trend-Based Predictive Maintenance and Fault Detection Analytics for Photovoltaic Power Plants. *Solar RRL*. 2024; 8: 2400473. DOI: 10.1002/solr.202400473.
- [19] **Patankar SS, Kamalapur PD.** Bearing Fault Detection Using Autoregressive Modeling. *Lecture Notes in Electrical Engineering*. 2024; 1236: 117-127. DOI:10.1007/978-981-97-5866-1_10.
- [20] **Mu W, Zhang A, Gao W, Huo X.** Application of ARIMA Model in Fault Diagnosis of TEP. In: *Data Driven Control and Learning Systems, proc. of the 9th Int. Conf.* (Liuzhou, China, 2020, November 20-22). IEEE, 2020: 393-398. DOI: 10.1109/DDCLS49620.2020.9275054.
- [21] **Tonoyan SA, Baldin AV, Eliseev DV.** Technical state prediction of electronic systems with adaptive parametric models [In Russian]. *Bulletin of the Bauman Moscow State Technical University. Series: Instrument Engineering*. 2016; 6: 115-125. DOI: 10.18698/0236-3933-2016-6-115-125.
- [22] **Khalyasmaa AI, Revenkov IS, Sidorova AV.** Application of digital twin technology for analysis and prediction state of power transformer equipment [In Russian]. *Vestnik KGEU*. 2022; 3(55): 99-113.
- [23] **Spiliotis E.** Decision trees for time-series forecasting. *The International Journal of Applied Forecasting, International Institute of Forecasters*. 2022; 64: 30-44.

- [24] **Tealab A.** Time series forecasting using artificial neural networks methodologies: A systematic review. *Future Computing and Informatics Journal*. 2018; 3(2): 334-340. DOI: 10.1016/j.fcij.2018.10.003.
- [25] **Lin Y.** Fault Prediction and Diagnosis of Electromechanical Equipment based on LSTM Neural Network. In: *Software, Systems and Information Technology, proc. of the 11th Int. Conf.* (Tumkur, India, 2024, October 18-19). IEEE, 2024: 1-7. DOI: 10.1109/SSITCON62437.2024.10795988.
- [26] **Veresnikov GS, Skryabin AV, Golev AV.** Optimization Algorithms for Informative Features Extraction to Predict the Aircraft Electromechanical Systems Technical Condition. In: *Management of Large-Scale System Development, proc. of the 16th Int. Conf.* (Moscow, Russia, 2023, September 26-28). IEEE, 2023: 1-5. DOI: 10.1109/MLSD58227.2023.10303769.
- [27] **Skryabin AV.** Mathematical model for learning systems of early diagnostics of electromechanical drive gearbox [In Russian]. *Bulletin of the Bauman Moscow State Technical University. Series: Mechanical Engineering*. 2025; 3(151):71-92.
- [28] **Chen X, Xu M, Wu WB.** Covariance and precision matrix estimation for high-dimensional time series. *The Annals of Statistics*. 2013; 41: 2994-3021. DOI: 10.1214/13-AOS1182.
- [29] **Fiecas M, Leng C, Liu W, Yu Y.** Spectral analysis of high-dimensional time series. *Electronic Journal of Statistics*. 2019; 13(2): 4079-4101. DOI: 10.1214/19-EJS1621.
-

About the authors

Georgy Sergeevich Veresnikov (b. 1980) graduated from Platov South-Russian State Polytechnic University (Volgondsk, Russia) in 2003, Doctor of Technical Sciences (2021). Leading Researcher at the Laboratory of Decision Support Systems, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of the Russian Academy of Sciences. He is the author and a co-author of about 100 scientific publications in the field of design and diagnostics of technical systems. ORCID: 0000-0002-9985-5652, Author ID (RSCI): 598262; Author ID (Scopus): 57193709333; Researcher ID (WoS): ABD-2779-2020. veresnikov@mail.ru. ✉.

Ekaterina Aleksandrovna Serebrovskaya (b. 2002) graduated from Bauman Moscow State Technical University (Moscow, Russia) in 2024. She is an Engineer at the Institute of Control Sciences of the Russian Academy of Sciences. Research interests include decision support systems, multidimensional data analysis and processing, and forecasting methods. ORCID: 0009-0008-4853-8092, Author ID (RSCI): 1314051. e.a.serebrovskaya@gmail.com.

Alexey Valerievich Skryabin (b. 1988) graduated from Bauman Moscow State Technical University (Moscow, Russia) in 2011, Candidate of Technical Sciences (2024). He is a Senior researcher at the Laboratory of Decision Support Systems, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of the Russian Academy of Sciences. He is the author and a co-author of about 50 scientific works in the field of diagnostics of electromechanical systems. ORCID: 0009-0006-5406-7288, Author ID (RSCI): 1088798; Author ID (Scopus): 57196237107; Researcher ID (WoS): ABD-4605-2020. skryabinalexey@gmail.com.

Received October 31, 2025. Revised December 22, 2025. Accepted February 13, 2026.
