

# ТЕХНОЛОГИЯ ДИАГНОСТИКИ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ

**С.Г. Баженов**

*Центральный аэрогидродинамический институт им. проф. Н.Е. Жуковского*  
Российская Федерация, 140180, Жуковский, ул. Жуковского, 1  
E-mail: aleksey.skryabin@tsagi.ru

**Г.С. Вересников**

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН*  
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65  
E-mail: veresnikov@mail.ru

**А.В. Скрыбин**

*Центральный аэрогидродинамический институт им. проф. Н.Е. Жуковского*  
Российская Федерация, 140180, Жуковский, ул. Жуковского, 1  
E-mail: aleksey.skryabin@tsagi.ru

**Ключевые слова:** диагностика, интеллектуальный анализ данных, электромеханический привод, отказ, нейронные сети.

**Аннотация:** Разработка современных и перспективных ЛА характеризуется повышением степени электрификации основных систем и их исполнительных механизмов, реализующих выходной сигнал механической природы. К таким исполнительным механизмам в зависимости от типа и размерности ЛА могут относиться следующие электромеханические системы: приводы рулевых поверхностей и механизации, механизмы перестановки стабилизатора, электродвигатели силовой установки и др. В то же время в связи с развитием вычислительных систем и методов интеллектуального анализа данных становится возможным обеспечить повышение безопасности электромеханических систем и снизить затраты на сервисное обслуживание путем их оснащения средствами ранней диагностики неисправностей. Ранняя диагностика неисправностей предполагает решение задач классификации и прогнозирования технического состояния электромеханических систем. Для решения этих задач в работе предложен подход, содержащий схемы обработки данных, обоснование выбора диагностических сигналов, алгоритмы анализа данных и критерии оценки их эффективности. Данный подход был опробован на данных, полученных при моделировании функционирования сервопривода рулевой поверхности БЛА. В результате были разработаны алгоритмы ранней диагностики с использованием методов интеллектуального анализа данных и проведена оценка их эффективности.

## 1. Введение

В настоящее время наблюдается значительный прогресс в интеллектуализации систем управления и мониторинга сложных технических систем. В ближайшем будущем этот прогресс будет невозможен без применения методов и средств искусственного интеллекта, предполагающих использование машинного обучения, анализа больших данных, баз знаний. Одним из актуальных направлений применения интеллектуальных методов является разработка методов и средств оценки состояния критически важных технических систем летательного аппарата (ЛА) с последующим формированием рекомендаций по их эксплуатации.

В настоящее время в РФ и за рубежом активно ведутся интенсивные работы в области создания «более электрического самолета» (БЭС), предполагающего применение электромеханических систем (ЭМС) для управления рулевыми поверхностями, механизацией и созданием тяги, с целью улучшения сервисного обслуживания и снижения расходов на эксплуатацию при сохранении либо повышении безопасности полета.

Исследования, проводимые ведущими производителями авиатехники (Airbus, Boeing, Sikorsky и др.), исследовательскими организациями (NASA, DLR, CESA, ЦАГИ и др.) и разработчиками силовых систем управления (Liebherr, Moog, Parker и др.) показали [1] возможность решения задачи оценки технического состояния ЭМС и его прогнозирования путем анализа признаков неисправностей, прямого измерения которых не существует, когда для косвенного измерения в стендовых условиях применяют дополнительные датчики вибрации и акустической эмиссии. За исключением линейных стационарных систем поиск признаков является неформализованной задачей, поэтому требуется разработка методов ранней диагностики состояния ЭМС.

В связи с этим весьма перспективным является использование методов анализа больших данных (“big data”) [2-4], полученных в ходе математического моделирования, натурных испытаний и эксплуатации ЭМС для выявления закономерностей изменения характеристик ЭМС и ранней диагностики его состояния.

## 2. Отказы электромеханической системы

На рис. 1 показана функциональная схема электромеханической системы, применяемой на ЛА.

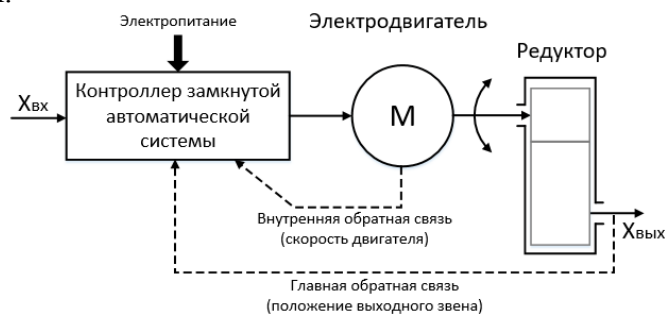


Рис. 1. Функциональная схема электромеханической системы.

Каждая подсистема обладает набором различных характерных классов неисправностей. Для редуктора, в основном включающего в себя вращающиеся элементы, наиболее характерны такие деградации, как: износ, пластические деформации, образование трещин и коррозия, которые в конечном счете приводят к образованию стружки, увеличению люфта, увеличению вибраций, заклиниванию или полному разрушению отдельных узлов. Помимо механического воздействия на ЭМС износ компонентов происходит из-за коррозии металлов, развивающейся под

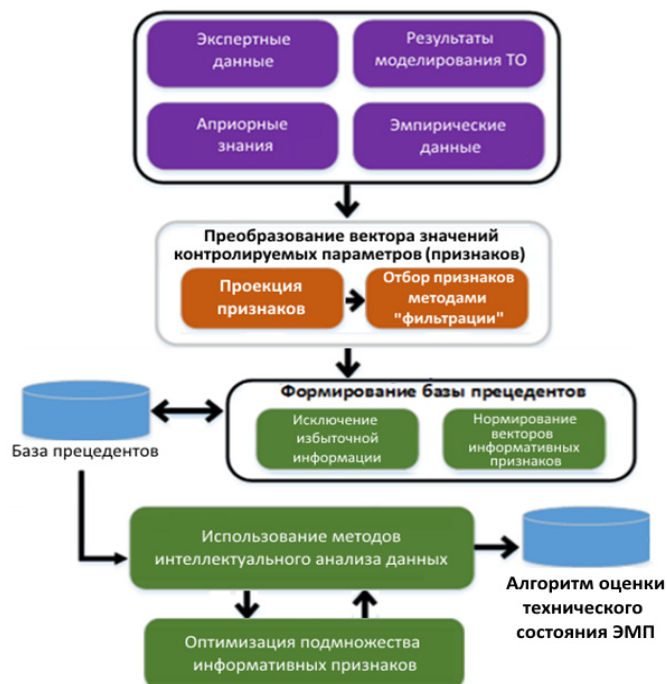
воздействием атмосферной влажности и наличия химически агрессивных веществ в рабочей среде. На локализацию коррозионных процессов также влияют механические нагрузки, вызывающие напряженное состояние материала и местное изменение электрического потенциала, и температура развития процесса.

Рост деградаций электродвигателя (ЭД) и его управляющей электроники, в большинстве случаев, является следствием износа электрических компонентов, полупроводников и магнитов из-за температурного воздействия, коррозии, ионизирующего излучения и естественного старения. Такой износ может вызывать как длительное ухудшение работы системы (напр. уменьшение выходной мощности), так и внезапные отказы (разрыв цепи, короткое замыкание, пробой диэлектрика и т.д.).

Редуктор является наиболее критичной подсистемой ЭМС, отказ (заклинивание или рассоединение) в которой может приводить к особой ситуации. Существует много факторов, характеризующих деградации редуктора (износ, выработка зубцов, развитие трещин и пр.) для выявления которых может применяться «активный эксперимент». Перспективные системы диагностики механических систем в качестве основных признаков неисправностей (деградаций) используют параметры люфта и сухого трения.

### 3. Результаты применения алгоритмов диагностики

Диагностику технического состояния ЭМС предполагается выполнять с использованием методов интеллектуального анализа данных. Для построения алгоритма оценки технического состояния ЭМС предлагается схема анализа данных, представленная на рис. 2.



**Рис. 2.** Схема анализа данных для построения алгоритма оценки технического состояния электромеханической системы.

Представленная схема была исследована на данных, полученных с использованием математической модели электромеханического рулевого привода (ЭМРП) беспилотного ЛА при отработке режима взлета и «треугольных» сигналов. Для моделирования различных вариантов технического состояния редуктора ЭМРП варьировались значения люфта и сухого трения [5], представленные в таблице 1.

**Таблица 1.** Данные для моделирования технических состояний редуктора ЭМРП.

Метка класса	Техническое состояние ЭМРП	Люфт, град	Сухое трение, Нм
1	Исправное	0.05, 0.1, ..., 0.45, 0.5	0.25, 0.3, ..., 0.65, 0.7
2	Предаварийное	0.55, 0.6, ..., 0.95, 1	0.75, 0.8, ..., 1.15, 1.2
3	Аварийное	1.05, 1.1, ..., 1.45, 1.5	1.25, 1.3, ..., 1.65, 1.7

Полученные данные были разделены на обучающую и тестовую выборки, которые содержат входные параметры (входной сигнал ( $^{\circ}$ ), поворот ротора ( $^{\circ}$ ), выходной сигнал ( $^{\circ}$ ), напряжение питания (В), ток питания (А), мощность питания (Вт), скорость вращения вала (об/мин), момент на валу ротора (Нм), мощность на валу ротора (Вт), скорость вращения выходного вала (об/мин), момент на выходном валу (Нм), мощность на выходном валу (Вт) и метку класса, отражающую нормальное и опасное техническое состояние ЭМРП.

При воспроизведении ЭМРП треугольных управляющих сигналов исследованы деградации смешанного типа, характеризующиеся значениями люфта и трения, для определения состояния по каждому из которых используется своя НС. Результат применения НС на тестовой выборке обеспечил точность 99,75 % для классификации по изменению трения и 98,64 % по изменению люфта (рис. 3).

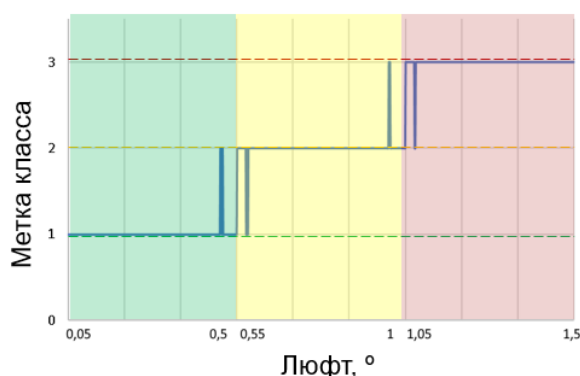
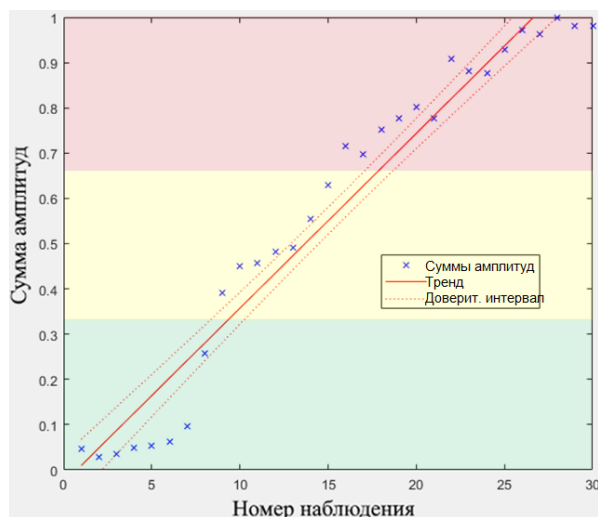


Рис. 3. Результат применения НС для определения технического состояния редуктора ЭМРП, связанного с изменением люфта.

Для прогноза состояния ЭМРП используется тренд изменения наиболее информативного параметра, который формируется по его спектральной мере, в качестве которой берется сумма амплитуд на выбранных частотах. Выбор частот выполняется по разработанным алгоритмам, основанным на многокритериальных оптимизационных моделях с критериями: угол наклона линейного тренда ( $\alpha$ ) и коэффициент детерминации ( $R^2$ ), отражающих адекватность модели прогнозирования и «выраженность» тенденции. Для поиска частот интегрирования спектра использовались генетические алгоритмы, формирующие множество решений по  $\alpha$  и  $R^2$  на Парето-фронте. Алгоритмы исследованы на данных моделирования ЭМРП (рис. 4) и верифицированы на данных ресурсных стендовых испытаний бесколлекторного электродвигателя, что позволяет использовать их для прогнозирования деградаций в реальном приводе.



**Рис. 4.** Построение тренда по сигналу силы тока питания для выбранных оптимальных значений, деградация по люфту.

## 4. Заключение

Для решения задачи ранней диагностики ЭМС ЛА на базе системного анализа сформирована архитектура системы ранней диагностики, определены функции системы, разработаны модели формирования и анализа данных, в которых объединены методы интеллектуального анализа данных (ИАД) и алгоритмы выделения информативных признаков.

Разработаны алгоритмы ИАД выделения и анализа информативных признаков, основанные на методах: «фильтрации», «оберточных» и «встроенных», которые обеспечили подготовку данных для построения алгоритмов классификации прогнозирования технического состояния с использованием результатов моделирования ЭМРП ЛА.

Выполнен анализ эффективности алгоритмов классификации и прогнозирования технического состояния ЭМРП как путем математического моделирования, так и с использованием экспериментальных данных. Результаты проведенных исследований показали, что применение разработанных моделей, алгоритмов и методов в задаче диагностики ЭМРП ЛА является обоснованным и позволяет как классифицировать текущее техническое состояние с высокой точностью и достоверностью, так и прогнозировать его изменение при проведении регулярных наземных проверок, выполняемых между полетами при техническом обслуживании ЛА, в случае организации обслуживания по состоянию ЭМС.

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

## Список литературы

1. Скрябин А.В. Системы контроля технического состояния и прогнозирования неисправностей электромеханических рулевых приводов летательного аппарата. Современный уровень развития. // Полет. 2018. № 2. С. 50-64.
2. Khelifi A., Mansour N., Lakhel B., Gharsallaoui H. Artificial Neural Network-based Fault Detection // 5th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT). Thessaloniki, Greece, 2018.
3. Li C., Wang Z., Bu S., Liu Z. Semi-Supervised Adaptive Parzen Gentleboost Algorithm for Fault Diagnosis // Proceedings 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2012). Tsukuba, Japan, 2012. P. 2290-2293.

4. Patil S.S., Pathan S.K. A novel approach of fault detection using artificial neural network (ANN) // International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET). 2015. Vol. 4, No. 6. P. 2715-2720.
5. Mare J.-C. Friction modeling and simulation at system level: a practical view for the designer. // Proc ImechE Part I // Journal of systems and control engineering. 2012. Vol. 226, No. 6. P. 728-741.