

Нечёткие модели прогнозирования технического состояния объектов

Ю.Е. Кувайскова¹, В.Р. Крашенинников¹, В.Н. Клячкин¹, А.В. Алексеева¹

¹Ульяновский государственный технический университет, Северный Венец 32, Ульяновск, Россия, 432027

Аннотация. С целью обеспечения надёжного функционирования объекта целесообразно проводить диагностику и прогнозирование его технического состояния. Зачастую получение информации о состоянии объекта затруднено. В работе для распознавания и прогнозирования технического состояния объекта в условиях ограниченной информации предлагается использование моделей нечёткой логики. Для оценки качества результатов прогнозирования нечёткими моделями используются такие критерии, как процент верных прогнозов, критерий *AUC* и *F*-мера. Предлагаемые модели, алгоритмы и критерии программно реализованы в виде информационно-математической системы, которая может быть использована в производственной и научной деятельности предприятий для повышения эффективности функционирования различных технических объектов. Проведены экспериментальные исследования по апробации и анализ эффективности предлагаемых моделей, алгоритмов и информационно-математической системы на реальных технических объектах (система водоочистки для питьевой воды, система управления гидроагрегатом).

1. Введение

С целью поддержки принятия решений по управлению объектом целесообразно проводить диагностику и прогнозирование его технического состояния.

В работе рассматриваются объекты, техническое состояние которых существенно зависит от некоторого набора контролируемых параметров. В процессе мониторинга объекта значения контролируемых параметров регистрируются через определённые моменты времени и в виде дискретных сигналов поступают на сервер сбора данных и на стойку управления объектом, с помощью которой изменяется нагрузка или происходит остановка объекта.

Например, при оценке состояния гидроагрегата проводится постоянный мониторинг вибраций элементов статора и ротора, биения вала, воздушного зазора и других параметров; в системе управления очисткой питьевой воды через определённые промежутки времени контролируются химические показатели, а также цветность, мутность и другие.

Предполагается, что имеется массив исходных данных параметров технического объекта, по значениям которых можно оценить исправность работы объекта и нарушение процесса его функционирования. Как правило, такой массив данных представляет собой систему временных рядов. Требуется на основе этих данных построить модель, с помощью которой при поступлении новых значений параметров объекта можно получить прогноз технического состояния объекта.

Одним из возможных подходов к прогнозированию технического состояния объекта является адаптивное динамическое регрессионное моделирование [1-2], идея которого заключается в проверке основных предпосылок регрессионного анализа на каждом этапе построения прогнозной модели и применении соответствующих методов адаптации (фрактальный анализ, робастные методы, метод максимума правдоподобия, пошаговая регрессия и другие) при их нарушениях, что позволяет точнее определять структуру моделей и повышать точность аппроксимации и прогнозирования. В качестве прогнозных моделей могут выступать как по отдельности, так и в различных комбинациях друг с другом функции тренда, периодические функции, авторегрессия-скользящее среднее [3], авторегрессионная модель условной гетероскедастичности (ARCH) [4] и её модификации, авторегрессионная модель на цилиндре [5], векторная авторегрессия [6], кусочные регрессии и другие.

Другой подход основан на применении методов машинного обучения: деревья решений, нейронные сети, дискриминантный анализ, байесовский классификатор, метод опорных векторов, логистическая регрессия и другие [7-8]. Однако каждый из этих методов имеет свои преимущества и недостатки, и нет универсальной модели, с помощью которой можно было бы с высокой точностью оценить принадлежность объекта к тому или иному состоянию.

В настоящее время широко используются и развиваются системы управления техническими объектами на основе нечёткой логики [9-14]. Поэтому в данной работе для прогнозирования и диагностики технического состояния объекта авторами представлен разработанный алгоритм на основе нечётких моделей, позволяющий анализировать стабильность работы и прогнозировать состояние объекта в виде нечётких высказываний со степенью истинности получаемого результата.

2. Алгоритм прогнозирования и диагностики технического состояния объекта

Разработанный авторами алгоритм прогнозирования технического состояния объекта на основе нечётких моделей включает следующие этапы: введение нечётких термов, описание базы правил, построение нечётких моделей, оценка качества прогнозирования, выбор наилучшей модели, прогнозирование технического состояния объекта.

2.1. Введение нечётких термов и описание базы правил

На начальном этапе для построения нечётких моделей экспертным путём определяются границы критических областей контролируемых параметров объекта.

Потом необходимо задать нечёткие термы, описывающие входные и выходные переменные. В данном алгоритме для контролируемых параметров объекта (входных переменных) будем использовать два термина: «отлично», когда значение параметра не выходит за критические границы, и «плохо» в противном случае. Техническое состояние объекта на выходе (переменную выхода) будем описывать с помощью двух нечётких высказываний: «исправное состояние» и «неисправное состояние».

Затем строится база правил, то есть лингвистическая модель, которая представляет собой множество нечётких правил. Для решения данной задачи будем использовать базу правил вида: «Если хотя бы три параметра объекта принимают значения, выходящие за критические границы и возможна привязка термина «плохо», то прогнозируется неисправное состояние объекта».

Далее для описания нечётких термов выбираются функции принадлежности [14-15]. Для термина «отлично» применим z -подобную функцию, а для термина «плохо» – s -подобную функцию. Параметры функций принадлежности характеризуют критические границы контролируемых параметров объекта.

2.2. Построение нечётких моделей

Для получения прогнозов технического состояния объекта будем использовать три нечётких модели: Mamdani [10], Larsena и Tsukamoto, построение которых предполагает выполнение четырёх этапов: фаззификация, рассуждение, композиция и определение конечного результата.

На этапе фаззификации (введения нечёткости) находится соответствие между численным значением входной переменной и значением функции принадлежности соответствующего ей нечёткого терма:

$$d_i = \mu(c_i), i = \overline{1, n}, \quad (1)$$

где n – количество наблюдений, c_i – численное значение входной переменной, $\mu(c_i)$ – значение функции принадлежности.

Функция принадлежности количественно описывает степень принадлежности численных значений переменных к нечётким множествам и задаёт степень истинности нечёткого терма.

На этапе рассуждения по найденным нечётким значениям входных переменных, используя базу правил, определяются нечёткие значения переменной выхода. Степень истинности нечётких значений выходной переменной в моделях Mamdani и Larsena рассчитывается как логический максимум из значений степеней истинности всех входных переменных:

$$P_i = \max_j d_j, i = \overline{1, n}, \quad (2)$$

в модели Tsukamoto – как логический минимум:

$$P_i = \min_j d_j, i = \overline{1, n}. \quad (3)$$

На этапе композиции найденные нечёткие значения переменной выхода объединяются в итоговое подмножество: в модели Mamdani с использованием операции логического максимума степеней истинности:

$$K_i = \max_j P_j, i = \overline{1, n}, \quad (4)$$

в модели Larsena с использованием операции логического умножения, а в модели Tsukamoto с помощью взвешенного среднего:

$$K_i = \frac{w_i \cdot P_i}{\sum w_i}, i = \overline{1, n}. \quad (5)$$

Затем из полученного нечёткого множества значений переменной выхода методом центра тяжести степеней истинности находится конечное прогнозируемое техническое состояние объекта в виде нечёткого терма «исправное состояние» или «неисправное состояние».

2.3. Оценка качества прогнозирования и выбор наилучшей модели

Для оценки качества прогнозирования технического состояния объекта по нечётким моделям массив исходных данных разбивается на две выборки – обучающую и контрольную. С использованием обучающей выборки апробируется алгоритм прогнозирования состояния объекта, то есть находятся параметры и модели. Затем по модели, построенной по обучающей выборке, проводится прогнозирование состояния объекта. Полученные результаты прогнозирования проверяются по контрольной выборке.

Для этого будем использовать такие критерии качества, как процент верных прогнозов, критерий AUC , F -мера.

Процент верно спрогнозированных состояний объекта будем вычислять по формуле:

$$D = \frac{s}{k} \cdot 100 \% , \quad (6)$$

где s – количество успешных исходов, а k – количество наблюдений в контрольной выборке.

Критерий AUC характеризует площадь, ограниченную ROC -кривой и осью доли неправильно спрогнозированных исправных состояний объекта:

$$AUC = \frac{1 + TPR - FPR}{2}, \quad (7)$$

где FPR – доля неправильно спрогнозированных исправных состояний объекта, TPR – доля правильно спрогнозированных исправных состояний.

Чем выше показатель AUC , тем качественнее результаты прогнозирования. Если значение AUC равно 0,5, то результат модели эквивалентен случайному выбору. При $AUC < 0,5$ значения, выдаваемые моделью, заменяются на противоположные.

В случае, когда в обучающей выборке число исправных состояний объекта значительно превышает число неисправных, применим такие характеристики, как точность P и полнота R :

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (8)$$

где TP – количество правильно спрогнозированных исправных состояний, FP – количество неправильно спрогнозированных исправных состояний, FN – количество неправильно спрогнозированных неисправных состояний объекта.

На основе этих показателей будем вычислять F -меру:

$$F = \frac{2PR}{P + R}. \quad (9)$$

При близости величины F к единице считается, что качество прогнозирования выше.

Для дальнейшего прогнозирования технического состояния объекта на основе описанных критериев качества выбирается наилучшая нечёткая модель.

Затем выбранная нечёткая модель используется для построения прогноза технического состояния объекта.

3. Информационно-математическая система прогнозирования состояния объектов

Описанный алгоритм прогнозирования и диагностики технического состояния объекта на основе нечётких моделей был программно реализован в среде Visual Studio 2017 Community на объектно-ориентированном языке C#. Программа может использоваться на персональных компьютерах с установленной операционной системой Windows 7 и выше.

Информационно-математическая система позволяет вводить исходные данные непосредственно с клавиатуры, а также из различных электронных таблиц. В программе реализована возможность ввода границ критических областей контролируемых параметров объекта, которые для каждого индивидуального объекта определяются экспертным путём.

Считав данные из файла, программа выдает результат работы в виде трёх таблиц. В первой таблице отображаются исходные данные, во второй – построенные нечёткие модели Mamdani, Larsena и Tsukamoto, в третьей – оценки критериев качества прогнозирования, с помощью которых программа выявляет степень адекватности моделей и сравнивает построенные модели друг с другом.

После построения нечётких моделей и выявления модели, применение которой даёт наилучший прогноз, имеется возможность построить прогноз состояния объекта по выбранной модели. Результаты прогнозирования представляют собой нечёткие высказывания, характеризующие техническое состояние объекта, и сопровождаются значением степени истинности полученного состояния объекта. Эти результаты выводятся на экран, а также сохраняются в файл для дальнейшего анализа и использования.

4. Применение нечётких моделей для прогнозирования состояния объектов

Для исследования эффективности применения нечётких моделей при прогнозировании технического состояния объектов в качестве исходных данных были использованы два объекта: гидроагрегат, техническое состояние которого характеризуется значениями относительных и абсолютных вибраций, и система водоочистки, состояние которой описывается физико-химическими показателями водоисточника: цветность, мутность, щелочность, pH и другие.

Для оценки результатов прогнозирования исходные выборки данных были разделены на обучающую (90% наблюдений) и контрольную (объемом 10% от исходной). Далее были построены нечёткие модели Mamdani, Larsena и Tsukamoto и проведена оценка их качества с помощью рассмотренных выше критериев (таблица 1).

Из этой таблицы следует, что для гидроагрегата наилучшей является модель Mamdani, так как процент верных прогнозов для неё больше, чем для остальных моделей, а также F -мера и критерий AUC для данной модели близки к 1. Для системы водоочистки по значениям всех критериев качества наилучшей является модель Tsukamoto.

Затем для каждого объекта с помощью выбранной лучшей модели был построен прогноз на ближайший период эксплуатации. Оказалось, что «исправное состояние» объектов прогнозируется с вероятностью 100%, то есть без ошибок.

Таблица 1. Критерии качества моделей.

Критерии \ Модель	Гидроагрегат			Система водоочистки		
	Mamdani	Larsena	Tsukamoto	Mamdani	Larsena	Tsukamoto
Процент верных прогнозов	0,86	0,62	0,56	0,60	0,63	0,88
F-мера	0,83	0,66	0,62	0,62	0,61	0,85
Критерий AUC	0,82	0,61	0,59	0,67	0,64	0,83

5. Заключение

Для распознавания и прогнозирования технического состояния объекта в условиях ограниченной информации разработан алгоритм с применением нечётких моделей. На основе разработанного алгоритма в среде программирования Microsoft Visual Studio 2017 Community на языке C# создана информационно-математическая система, которая может быть использована в производственной и научной деятельности предприятий для повышения эффективности функционирования различных технических объектов.

Проведено исследование нечётких методов для получения наилучшего прогноза. Получено, что для прогнозирования состояния гидроагрегата лучше всего подходит модель Mamdani, для прогнозирования системы водоочистки – модель Tsukamoto. Таким образом, не существует одной универсальной нечёткой модели, способной давать хороший прогноз для различных технических объектов. Для каждого объекта оптимальной является своя нечёткая модель, в связи с тем, что результат прогнозирования по нечёткой модели зависит от критических границ контролируемых параметров объекта, которые задаются экспертом.

Главные достоинства нечётких моделей: возможность отказа от сложных систем управления, где это требуется; требуемая точность вычислений; описание процесса принятия решений на естественном языке, с использованием привычных для человека качественных оценок, и привязка этих оценок к строгому математическому аппарату.

6. Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Правительства Ульяновской области, проект 18-48-730001.

7. Литература

- [1] Валеев, С.Г. Регрессионное моделирование при обработке данных / С.Г. Валеев – Казань: ФЭН, 2001. – 296 с.
- [2] Кувайскова, Ю.Е. Применение адаптивного регрессионного моделирования при описании и прогнозировании технического состояния объекта / Ю.Е. Кувайскова, А.А. Алёшина // Автоматизация процессов управления. – 2016. – № 4(46). – С. 35-40.
- [3] Бокс, Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс – М.: Мир, 1974. – 242 с.
- [4] Engle, R.F. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation / R.F. Engle // Econometrica. – 1982. – Vol. 50. – P. 987-1008.
- [5] Крашенинников, В.Р. Прогнозирование динамики объекта с использованием авторегрессионных моделей на цилиндре / В.Р. Крашенинников, Ю.Е. Кувайскова // Радиотехника. – 2016. – № 9. – С. 36-39.
- [6] Sims, C.A. Macroeconomics and Reality / C.A. Sims // Econometrica. – 1980. – Vol. 48. – P. 1-48.
- [7] Witten, I.H. Data mining: practical machine learning tools and techniques / I.H. Witten, E. Frank – SF: Morgan Kaufmann Publ., 2005. – 525 p.

- [8] Klyachkin, V.N. The use of aggregate classifiers in technical diagnostics, based on machine learning / V.N. Klyachkin, Yu.E. Kuvayskova, D.A. Zhukov // CEUR Workshop Proceedings. – 2017. – Vol. 1903. – P. 32-35.
- [9] Zadeh, L.A. Fuzzy Logic / L.A. Zadeh // Computational Complexity: Theory, Techniques, and Applications – New York: Springer, 2012. – P. 1177-1200.
- [10] Mamdani, E.H. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plants / E.H. Mamdani // Proceedings of the Institution of Electrical Engineers. – 1974. – Vol. 121(12). – P. 1585-1588.
- [11] Ярушкина, Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем / Н.Г. Ярушкина – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
- [12] Штовба, С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / С.Д. Штовба – М.: Горячая линия-Телеком, 2007. – 288 с.
- [13] Кувайскова, Ю.Е. Техническая диагностика объектов с использованием методов нечёткой логики / Ю.Е. Кувайскова, А.А. Алёшина // Радиотехника. – 2017. – № 6. – С. 32-34.
- [14] Kuvayskova, Y.E. The prediction algorithm of the technical state of an object by means of fuzzy logic inference models / Y.E. Kuvayskova // Procedia Engineering. – 2017. – Vol. 201. – P. 767-772.
- [15] Кувайскова, Ю.Е. Исследование эффективности применения функций принадлежности для описания нечётких термов / Ю.Е. Кувайскова, К.А. Федорова // Научный вестник УВАУ ГА(И). – 2017. – № 9. – С. 165-170.

Fuzzy models for predicting the technical state of objects

Yu.E. Kuvayskova¹, V.R. Krasheninnikov¹, V.N. Klyachkin¹, A.V. Alekseeva¹

¹Ulyanovsk State Technical University, Severny Venets Street 32, Ulyanovsk, Russia, 432027

Abstract. In order to ensure reliable operation of the facility, it is advisable to carry out diagnostics and predicting of its technical state. Often, obtaining information about the state of an object is difficult. The article proposes the use of fuzzy logic models to recognize and predict the technical state of an object in conditions of limited information. To assess the quality of predicting results by fuzzy models, criteria such as the percentage of correct predictions, the AUC criterion, and the F-measure are used. The proposed models, algorithms and criteria are programmatically implemented in the form of an information-mathematical system that can be used in the production and scientific activities of enterprises to increase the efficiency of various technical objects. Experimental studies were conducted to test and analyse the effectiveness of the proposed models, algorithms and the information-mathematical system on real technical objects (a water treatment system for drinking water, a hydrounit control system).