

Прогнозирование технического состояния объекта на основе композиции методов машинного обучения

Ю.Е. Кувайскова¹, В.Р. Крашенинников¹, А.Ю. Субботин²

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

²ФНПЦ АО «НПО «Марс», Солнечная 32, Ульяновск, Россия, 432022

Аннотация

Для обеспечения функциональной надёжности объекта необходимо прогнозирование его технического состояния на предстоящий интервал времени. Для этого предложено применение композиции методов машинного обучения. Показано, что композиции методов позволяют получать более точные и устойчивые модели прогнозирования по сравнению с базовыми моделями машинного обучения.

Ключевые слова

Композиция методов, машинное обучение, прогнозирование, технический объект

1. Введение

Прогнозирование технического состояния объекта необходимо для обеспечения его функциональной надёжности и направлено на предсказание его работоспособности, а также предупреждения аварийных ситуаций [1].

Пусть техническое состояние объекта Y (исправное или неисправное) в определённый момент времени характеризуется набором параметров его функционирования X_1, X_2, \dots, X_r . Требуется построить модель зависимости состояний Y от параметров объекта, способную найти прогноз технического состояния объекта в предстоящий интервал времени. Для решения этой задачи могут быть использованы различные модели [1-3], в данной работе предложено применение композиции методов машинного обучения [4-5], что позволило улучшить точность прогнозирования состояния объекта.

2. Композиции методов машинного обучения

Идея композиции методов состоит в том, чтобы попытаться уменьшить смещение и (или) разброс базовых моделей, объединяя несколько из них вместе, для получения лучших результатов прогнозирования, чем могли бы получить от каждой модели по отдельности.

Одним из самых простых видов композиции алгоритмов является бэггинг [4], идея которого заключается в том, что однородные слабые модели обучаются параллельно и независимо друг от друга на бутстрэп-выборках, а затем объединяются с помощью процедуры усреднения для получения модели с меньшим разбросом. Бустинг строит композицию последовательными приращениями путём обучения каждой новой модели, чтобы выделить наблюдения, которые предыдущие модели классифицировали неверно [5]. Если композиция состоит из разных базовых моделей машинного обучения, то можно использовать процедуру агрегирования результатов отдельных методов: по среднему значению, по медиане и по голосованию [2].

Для оценки качества прогнозирования технического состояния объекта с помощью композиции методов можно использовать такие метрики, как точность P , полнота R и F -мера:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, R = \frac{TP}{TP + FN}, F = \frac{2PR}{P + R}, \quad (1)$$

где TP – количество правильно классифицированных исправных состояний; FP – количество неправильно классифицированных исправных состояний, FN – количество неправильно классифицированных неисправных состояний объекта. Считается, что чем ближе значение F к единице, тем лучше результаты прогнозирования.

В качестве объекта исследований рассмотрена система управления водоочисткой [1]. По обучающей выборке построены базовые модели (логистическая регрессия, байесовский классификатор, дискриминантный анализ, метод опорных векторов, деревья решений, нейронные сети, модель квазипериодического процесса в виде изображения на цилиндре [6]) и их композиции (бэггинг, бустинг, агрегирование). В таблице 1 представлены значения F -меры, рассчитанной по контрольной выборке, для базовой модели и композиций базовых моделей, которые показали лучшие результаты. Из полученных результатов следует, что применение композиций методов машинного обучения позволяет повысить точность прогнозирования технического состояния объекта на 6%-9% по сравнению с базовыми моделями.

Таблица 1

F-мера

Метод машинного обучения	F-мера
Базовая модель	0,836
Бэггинг	0,892
Бустинг	0,918
Агрегирование	0,921

3. Заключение

Для прогнозирования технического состояния объекта предложено использование композиции методов машинного обучения, достоинствами которых является уменьшение разброса прогноза модели и получение более надёжных результатов прогнозирования. Оказалось, что применение композиции методов позволяет повысить точность прогнозирования примерно на 6%–9% по сравнению с базовыми методами машинного обучения.

4. Благодарность

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 20-01-00613.

5. Литература

- [1] Клячкин, В.Н. Прогнозирование и диагностика стабильности функционирования технических объектов: монография / В.Н. Клячкин, В.Р. Крашенинников, Ю.Е. Кувайскова. – М.: РУСАЙНС, 2020. – 200 с.
- [2] Kuvayskova, Y. Recognition and Forecasting of a Technical Object State based on Its Operation Indicators Monitoring Results / Y. Kuvayskova, V. Klyachkin, V. Krasheninnikov // International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies, FarEastCon. – 2020. – P. 9271119.
- [3] 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.
- [4] Breiman, L. Bagging Predictors / L. Breiman // Machine Learning. – 1996. – Vol. 24(2). – P. 123-140.
- [5] Wyner, A.J. Explaining the success of AdaBoost and random forests as interpolating classifiers / A.J. Wyner, M. Olson, J. Bleich, D. Mease // The Journal of Machine Learning Research. – 2017. – Vol. 18. – P. 1-33.
- [6] Krasheninnikov, V.R. Multidimensional Image Models and Processing / V. Krasheninnikov, K. Vasil'ev // Computer Vision in Control Systems-3, ISRL. – 2018. – Vol. 135. – P. 11-64.