

ДИАГНОСТИРОВАНИЕ ИНТЕГРИРОВАННОЙ НАВИГАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ С ПРИМЕНЕНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

А.А. Маргун

Университет ИТМО

Россия, 197101, г. Санкт-Петербург, Кронверкский проспект, д. 49, лит. А.

E-mail: alexeimargun@gmail.com

Р.А. Юрьева

Университет ИТМО

Россия, 197101, г. Санкт-Петербург, Кронверкский проспект, д. 49, лит. А.

E-mail: raddaiureva@itmo.ru

Ключевые слова: интегрированная навигационная система, диагностирование, детектирование отказов, локализация отказов, машинное обучение.

Аннотация: В статье рассматривается задача диагностирования интегрированной навигационной системы надводного судна с использованием методов машинного обучения. В качестве судна рассматривается модель Номото второго порядка. В качестве диагностируемых датчиков рассматриваются измерители линейной и угловой скоростей. С использованием математической модели сгенерирован набор зашумленных данных показаний датчиков при нормальном функционировании и в состоянии отказов. Для решения задачи определения технического состояния датчиков построены классификаторы с применением следующих подходов: случайный лес, градиентный бустинг, K-ближайших соседей, логистическая регрессия и сверточная нейронная сеть. Проведена настройка гиперпараметров модели, выполнен сравнительный анализ полученных результатов.

1. Введение

Проблемы создания безэкипажных надводных и подводных аппаратов широко обсуждаются в современной научно-технической литературе [1-3]. Как и для большинства роботизированных систем, существенным ограничением для применения БНПА является, как правило, детерминированная модель поведения, которая не содержит сценариев для непредвиденных событий, таких как отказ компонентов или неожиданное взаимодействие с окружающей средой. Аварийные ситуации являются причиной потери времени, выделенного для решения задачи, что приводит к дополнительным финансовым расходам. Пользователь БНПА при формировании миссии не может заранее предсказать все нештатные ситуации и предложить сценарии для их обработки. Поэтому решение этих задач ложится на бортовые системы предиктивной диагностики и принятия решения. Особенно критичны для БНПА в данном случае отказы компонентов интегрированной навигационной системы (ИНС) [4, 5], так как точность позиционирования БНПА непосредственно влияет на качество решения ими задач, а также на соблюдение правил безопасности судовождения [6].

Таким образом, успешное решение задач диагностирования и прогнозирования отказов является приоритетным, поскольку от этого зависят надежность и отказоустойчивость БНПА. В рамках настоящей работы исследуется эффективность методов машинного обучения применительно к задаче диагностирования ИНС надводного судна.

2. Постановка задачи

Построение подробной математической модели надводного судна приближенной к реальности представляет собой достаточно сложную задачу ввиду наличия внешних возмущений, параметрических, структурных и сигнальных неопределенностей, а также нелинейного характера гидродинамических сил и моментов, отражающих динамику судна.

Одной из наиболее популярных моделей, применяемых для описания движения судов, является модель Номото [7, 8]. Данная математическая модель активно задействуется в различных научных исследованиях, часто встречается в тематической литературе. Такая популярность оправдана возможностью использования для решения задач в практических приложениях, что продемонстрировано в работе [9]. Также модель Номото второго порядка была рекомендована XIV Международной конференцией опытовых бассейнов для практического использования при решении прикладных задач судовождения [10]. Отметим, что данная модель рассматривается для большей наглядности. Предлагаемое в настоящей статье решение может быть применено и для других моделей.

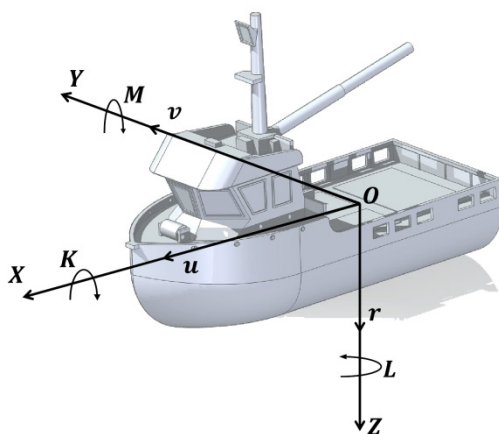


Рис. 1. Модель судна в локальной системе координат.

В данной статье математическая модель движения судна рассматривается в локальной системе координат (см. рисунок 1), связанной с центром масс судна O , оси которой сонаправлены осям симметрии корпуса: X – продольной осью (проходит от кормы к носу), Y – поперечной осью (направлена в правый борт) и Z – нормальной осью (проходит вниз по вертикали). Помимо этого, на рисунке отображены: K – продольный момент силы вдоль оси OX , M – горизонтальный момент силы вдоль оси OY и L – нормальный момент силы вдоль оси OZ , а также поперечная скорость v , угловая скорость курса r и продольная скорость судна u .

В рамках данного исследования было принято допущение, что продольная скорость судна ($u = u_0$) является известной постоянной величиной. В таком случае динамические уравнения движения в локальной системе координат могут быть записаны следующим образом [11]:

$$(1) \quad m(\dot{v} + u_0 r + x_G \dot{r}) = Y_v v + Y_r r + Y_\delta \delta_R + Y_v \dot{v} + Y_r \dot{r},$$

$$(2) \quad I_z \dot{r} + m x_G (\dot{v} + u_0 r) = N_v v + N_r r + N_\delta \delta_R + N_v \dot{v} + N_r \dot{r},$$

где m – масса судна; x_G – продольная координата центра тяжести; Y – компонент поперечных гидродинамических сил; N – компонент продольных гидродинамических сил; I_z – присоединенный момент инерции; δ_R – угол поворота руля.

Уравнения движения (1) и (2) также могут быть представлены в матричном виде:

$$(3) \quad M_R \dot{x} + N_R(u_0)x = B_R \delta_R,$$

где M_R – матрица инерции твердого тела; N_R – матрица кориолисовых и центробежных сил; x – вектор скоростей; B_R – вектор внешних сил и моментов.

Матрицы модели (3) имеют следующий вид:

$$M_R = \begin{bmatrix} m - Y_{\dot{v}} & m - Y_{\dot{r}} \\ mx_G - N_{\dot{v}} & I_z - N_{\dot{r}} \end{bmatrix},$$

$$N_r(u_0) = \begin{bmatrix} -Y_v & mu_0 - Y_r \\ -N_v & mx_G u_0 - N_{\dot{r}} \end{bmatrix},$$

$$N_r(u_0) = \begin{bmatrix} -Y_v & mu_0 - Y_r \\ -N_v & mx_G u_0 - N_{\dot{r}} \end{bmatrix},$$

$$B_R = \begin{bmatrix} Y_{\delta} \\ N_{\delta} \end{bmatrix}, \quad B_R = \begin{bmatrix} Y_{\delta} \\ N_{\delta} \end{bmatrix}, \quad x = \begin{bmatrix} v \\ r \end{bmatrix}.$$

Таким образом, модель судна может быть представлена в форме вход-состояние-выход:

$$(8) \quad \begin{cases} \dot{x} = Ax + B\delta_R, \\ y = Cx, \end{cases}$$

где $A = -M_R^{-1} N_R(u_0)$, $B = M_R^{-1} B_R$, $C = \text{diag}\{1\}$.

Будем считать, что судно оснащено ИНС, включающей в себя микроэлектромеханический гироскоп и акселерометр. В данном случае гироскоп обеспечит измерение угловой скорости, а линейная скорость может быть получена путем интегрирования показаний акселерометра.

Целью настоящего исследования является синтез модели, позволяющей производить онлайн обнаружение и локализацию отказов датчиков линейной и угловой скоростей ИНС для судна, динамическая модель которого описывается уравнением (8).

3. Генерация данных

Для обучения модели требуется достаточно большой набор данных. Открытые источники не содержат данных ИНС в состоянии отказов. В связи с этим на основании модели (8) был сгенерирован набор данных при нормальном функционировании и различных отказах. Было рассмотрено три типа отказов: мультипликативный (умножение сигнала датчика на некоторое число, что может быть вызвано снижением чувствительности), «зависание» показаний датчика и обрыв связи (в качестве данных приходит случайное значение). Для подготовки данных было проведено 280 симуляций со следующими параметрами:

- время моделирования: 50 минут;
- интервал дискретизации: 1 секунда;
- начальные значения скоростей: случайное значение от -1 до 1;
- шум гироскопа имеет нормальное распределение с нулевым матожиданием и дисперсией;
- шум акселерометра имеет нормальное распределение с нулевым матожиданием и дисперсией 0,1;
- входной сигнал: случайная константа или гармонический сигнал с амплитудой от -0.5 до 0.5;
- время начала отказа: случайное значение от 10 до 40 минут;

- длительность отказа: случайное значение от 10 до 40 минут;
- коэффициент мультипликативного отказа: случайное число от 0,5 до 5;
- значение при обрыве связи: случайное значение от –10 до 10.

Полученный набор данных включает в себя временные ряды со следующими переменными:

- $u1$ – входной сигнал;
- $y1$ – показания гироскопа;
- $y2$ – показания акселерометра;
- $y1_{nominal}$ – ожидаемые показания гироскопа на основе номинальной модели;
- $y2_{nominal}$ – ожидаемые показания акселерометра на основе номинальной модели;
- $fault_{y1}$ – бинарная переменная, где 1 соответствует отказу гироскопа;
- $fault_{y2}$ – бинарная переменная, где 1 соответствует отказу акселерометра.

Для увеличения количества обучающих данных полученные данные были разбиты скользящим окном на промежутки длиной 10 минут.

4. Построение моделей

С точки зрения машинного обучения задача диагностирования датчиков ИНС является относится к проблемам классификации временных рядов (нормальное состояние, отказ гироскопа, отказ акселерометра). Для решения поставленной задачи были исследованы различные модели и проведен сравнительный анализ качества их работы.

Подход на основе случайного леса является ансамблевым методом машинного обучения, который способен эффективно решать задачи мультиклассовой классификации с большим количеством признаков и имеет инструменты для предотвращения переобучения. Его недостатком является значительная вычислительная сложность при больших наборах входных данных.

Градиентный бустинг показывает достаточно высокую точность для решения задачи классификации, но требует тщательной настройки параметров и предобработки данных, что может помешать в условиях зашумленных данных. При исследовании для его реализации была использована библиотека XGBoost.

Одним из наименее затратных с вычислительной точки зрения является метод К-ближайших событий. Однако его эффективность может существенно снижаться при росте размерности входных данных.

Также низкие вычислительные затраты у мультиклассовой модификации логистической регрессии. Отметим, что данная модель как правило показывает хорошие результаты на данных, аппроксимируемых линейными функциями.

Последним из рассматриваемых подходов был выбран метод с использованием рекуррентных нейронных сетей. Данный подход может использоваться для данных со сложными зависимостями и демонстрирует особенно высокую эффективность для временных последовательностей. Недостатками данного подхода являются переобучаемость, потребность в достаточно больших наборах данных для обучения, высокая вычислительная сложность.

Для всех вышеперечисленных методов была проведена настройка гиперпараметров. Сравнительный анализ их эффективности приведен в таблице 1.

Таблица 1. Сравнительный анализ методов машинного обучения.

Алгоритм	Метрики для отказа гироскопа	Метрики для отказа акселерометра
Случайный лес	Точность: 0.97 Полнота: 0.9 f1-мера: 0.95	Точность: 1 Полнота: 0.99 f1-мера: 0.99
Градиентный бустинг	Точность: 0.33 Полнота: 0.33 f1-мера: 0.33	Точность: 0.33 Полнота: 0.33 f1-мера: 0.33
K-ближайших соседей	Точность: 0.98 Полнота: 0.92 f1-мера: 0.95	Точность: 1 Полнота: 0.99 f1-мера: 0.99
Логистическая регрессия	Точность: 0.28 Полнота: 0.24 f1-мера: 0.26	Точность: 0.28 Полнота: 0.24 f1-мера: 0.26
Сверточная нейронная сеть	Точность: 0.99 Полнота: 0.96 f1-мера: 0.98	Точность: 0.99 Полнота: 0.96 f1-мера: 0.98

6. Заключение

В настоящей работе исследованы различные подходы машинного обучения применительно к задаче диагностирования состояния интегрированной навигационной системы надводного судна, описываемого моделью Номото второго порядка. На основании математической модели движения сгенерирован набор данных, включающий в себя номинальные значения скоростей и показания датчиков при нормальном функционировании и в состоянии отказов. Для полученного набора данных были построены классификаторы с применением различных моделей машинного обучения. Наилучшую эффективность продемонстрировала сверточная нейронная сеть, но ее обучение и функционирование требует достаточно больших вычислительных затрат. Из относительно простых вычислительных моделей лучший результат показал подход K-ближайших соседей.

Работа поддержана грантом Российского научного фонда № 23-79-10071, <https://rscf.ru/project/23-79-10071/>.

Список литературы

1. Bai X. et al. A review of current research and advances in unmanned surface vehicles // Journal of Marine Science and Application. 2022. Vol. 21, No. 2. P. 47-58.
2. Ривкин Б. С. Беспилотные суда. Навигация и не только // Гироскопия и навигация. 2021. Т. 29, №. 1. С. 111-132.
3. Jorge V. A. M. et al. A survey on unmanned surface vehicles for disaster robotics: Main challenges and directions // Sensors. 2019. Vol. 19, No. 3. P. 702.
4. Lukoyanov E. V., Kolesov N.V., Gruzlikov A. M. Diagnostics of Onboard Information Processing and Control Systems of Autonomous Underwater Vehicles // 2022 International Russian Automation Conference (RusAutoCon). IEEE, 2022. P. 638-643.
5. Falkenberg T., Gregersen R. T., Blanke M. Navigation system fault diagnosis for underwater vehicle // IFAC Proceedings Volumes. 2014. Vol. 47, No. 3. P. 9654-9660.
6. Дмитриев В. И., Каретников В. В. Методы обеспечения безопасности мореплавания при внедрении беспилотных технологий // Вестник государственного университета морского и речного флота им. адмирала С.О. Макарова. 2017. №. 6 (46). С. 1149-1158.
7. Tzeng C., Chen J. Fundamental properties of linear ship steering dynamic models // Journal of Marine Science and Technology. 1999. Vol. 7, No. 2. P. 79-88.
8. Do K. D., Pan J. Control of Ships and Underwater Vehicles. London: Springer, 2009. 418 p.

9. Abkowitz M.A. Lectures on ship hydrodynamics steering and manoeuvrability. Tech. Rep. Hy-5. Hydro and Aerodynamics Laboratory, Lyngby, Denmark, 1964.
10. Юдин Ю.И., Степахно А.Г., Гололобов А.Н. Использование идентифицированных математических моделей судна для обеспечения безопасности судовождения // Вестник Мурманского гос. техн. ун-та. 2009. Т. 12, № 1. С. 10-12.
11. Нгуен Х.Т., Власов С.М., Скобелева А.В. Математическое моделирование и идентификация параметров модели надводного судна // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2021. Т. 21, № 3. С. 418-425.