

УДК 681.51

АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ ОТКАЗОВ ИНС БЕЗЭКИПАЖНОГО НАДВОДНОГО СУДНА С НЕИЗВЕСТНЫМИ ПАРАМЕТРАМИ

Д. Н. Базылев

Университет ИТМО

Россия, 197101, Санкт-Петербург, Кронверкский пр., д. 49, литер А

E-mail: bazylevd@itmo.ru

А. А. Маргун

Университет ИТМО; ИПМаш РАН

Россия, 197101, Санкт-Петербург, Кронверкский пр., д. 49, литер А;

Россия, 199178, Санкт-Петербург, Большой проспект Васильевского острова, 61

E-mail: aamargun@itmo.ru

Ключевые слова: безэкипажное надводное судно, идентификация параметров, обнаружение отказов, инерциальная навигационная система.

Аннотация: В работе рассматривается решение задачи обнаружения и локализации отказов безэкипажного надводного судна при условии параметрической неопределенности. Исследуемое на отказы устройство является инерциальной навигационной системой с измерителями угловой и линейной скоростей. Предлагаемый алгоритм основан на методе динамического расширения и смешивания регрессора, используемого для идентификации неизвестных параметров надводного судна, и наблюдателях состояния полного порядка. Для корректного обнаружения отказа каждого датчика используются направленные генераторы сигналов рассогласования синтезированных наблюдателей. Результаты компьютерного моделирования в программной среде Matlab Simulink демонстрируют эффективность и работоспособность разработанного алгоритма.

1. Введение

Повышенный интерес к проведению исследований в области диагностики безэкипажных надводных судов связан с необходимостью обеспечить высокую надежность и эффективность функционирования таких технических систем. Наиболее актуальным направлением является развитие программной избыточности, позволяющей сократить расходы на установку и обслуживание дублирующих средств измерения, а также уменьшить массогабаритные характеристики. Как правило, безэкипажное надводное судно оснащается инерциальной навигационной системой (ИНС), включающей в себя микроэлектромеханический гироскоп и акселерометр. Несвоевременное обнаружение отказа данных датчиков может привести к критическим последствиям при работе автопилота. В связи с этим, в работах [1–5] предложены различные методы обнаружения выхода из строя

датчиков ИНС. Ряд решений, основанных на аппарате оптимальной фильтрации, демонстрирует эффективность при вероятностном распределении погрешности измерений [6]. Тем не менее, стохастическое представление ошибок измерения, возникающие при отказе датчиков, может быть недостаточно точным. Также на практике надводное судно может иметь неизвестные или неточно известные параметры, что усложняет задачу обнаружения отказов.

2. Постановка задачи

Для описания движения безэкипажного надводного судна воспользуемся моделью Номото [7]. Допустим, что продольная скорость судна является известной и постоянной величиной $u = u_0$. Тогда данная модель второго порядка может быть представлена в матричном виде:

$$(1) \quad M_R \dot{x} + N_R(u_0)x = B_R \delta_R,$$

где $M_R \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ – матрица инерции твердого тела; $N_R \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ – матрица кориолисовых и центробежных сил; $x \in \mathbb{R}^2$ – вектор скоростей, включающий в себя поперечную скорость v и угловую скорость курса r , $x = [v \ r]^T$; $B_R \in \mathbb{R}^2$ – вектор внешних сил и моментов.

Модель судна (1) может быть задана в форме вход-состояние-выход:

$$(2) \quad \dot{x} = Ax + B\delta_R, \quad y = Cx,$$

где $A = -M_R^{-1}N_R(u_0) = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{bmatrix}$, $B = M_R^{-1}B_R$, $C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$.

С помощью интегрирования измерений акселерометра ИНС может быть рассчитана линейная скорость v . Измерение угловой скорости r осуществляется гироскопом.

Ставится задача разработать алгоритм, обеспечивающий обнаружение и локализацию отказов датчиков линейной и угловой скоростей ИНС при условии, что матрица динамических связей A является неизвестной.

3. Алгоритм оценивания параметров модели судна

Применим к первому уравнению модели (2) фильтр $F_1(p) := \frac{\epsilon_1}{p + \epsilon_1}$, $\epsilon_1 > 0$ с дифференциальным оператором $p := d/dt$. В результате, получим

$$(3) \quad m = Aq,$$

где $m \in \mathbb{R}^2$, $m = \frac{p\epsilon_1}{p + \epsilon_1}[x] - B\frac{\epsilon_1}{p + \epsilon_1}[\delta_R]$ и $q \in \mathbb{R}^2$, $q = \frac{\epsilon_1}{p + \epsilon_1}[x]$ – известные векторы. Уравнение (3) представляет собой две линейные регрессионные модели, каждая из которых имеет по два неизвестных параметра. Для получения скалярных регрессоров относительно каждого параметра применим метод динамического расширения и смешивания регрессора (DREM) [8]. Данный подход позволяет получить улучшенные переходные процессы оценивания (монотонность, повышенная скорость сходимости) по сравнению со стандартным градиентным устройством оценки.

Используя новое значение параметра $\epsilon_2 > 0$ в динамическом операторе $F_2(p) := \frac{\epsilon_2}{p+\epsilon_2}$, получим вторую регрессионную модель

$$(4) \quad \bar{m} = A\bar{q},$$

где $\bar{m} \in \mathbb{R}^2$ и $\bar{q} \in \mathbb{R}^2$ являются известными.

Далее, сформируем две расширенные регрессионные модели, комбинируя уравнения (3) и (4):

$$(5) \quad G_1 = [a_1 \ a_2]R, \quad G_2 = [a_3 \ a_4]R,$$

где $G_1 = [m_1 \ \bar{m}_1]^\top$, $G_2 = [m_2 \ \bar{m}_2]^\top$, $R = \begin{bmatrix} q_1 & q_2 \\ \bar{q}_1 & \bar{q}_2 \end{bmatrix}$. Домножим слева левую и правую части уравнений (6) на присоединенную матрицу $\text{adj}\{R\}$ и получим скалярные модели

$$(6) \quad h_n = a_n\psi, \quad n = \overline{1,4}, \quad \psi = \det\{R\}, \quad [h_1 \ h_2] = \text{adj}\{R\}G_1, \quad [h_3 \ h_4] = \text{adj}\{R\}G_2.$$

Скалярные градиентные устройства оценивания для каждого неизвестного параметра a_n

$$(7) \quad \dot{\hat{a}}_n = \gamma\psi(h_n - \psi\hat{a}_n), \quad \gamma > 0, \quad n = \overline{1,4},$$

обеспечивают глобальную асимптотическую сходимость ошибок оценивания к нулю $\lim_{t \rightarrow \infty} (a_n - \hat{a}_n) = 0, n = \overline{1,4}$ если регрессионная функция $\psi(t)$ не является квадратично интегрируемой. Более того, если $\psi(t)$ удовлетворяет условию незатухающего возбуждения, то сходимость носит экспоненциальный характер.

4. Алгоритм обнаружения и локализации отказов

При наличии отказов модель (2) может быть представлена в виде

$$\dot{x} = Ax + B\delta_R, \quad y = Cx + I_i \begin{bmatrix} f_a \\ f_g \end{bmatrix}, \quad I_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

где f_a, f_g – неизвестные сигналы отказов акселерометра и гироскопа, соответственно.

В частности, выходом системы при отдельных отказах датчиков является

$$\bar{y} = \begin{cases} Cx + [1 \ 0]^\top f_a, & \text{при отказе акселерометра,} \\ Cx + [0 \ 1]^\top f_g, & \text{при отказе гироскопа.} \end{cases}$$

Для обнаружения отказов датчиков применим наблюдатель Люенбергера [9]

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + B\delta_R + K(y - \hat{y}), \quad \hat{y} = C\hat{x}.$$

Зададим сигнал рассогласования в виде $r = y - \hat{y} = C(x - \hat{x}) = Ce$ с ошибкой оценки состояния e . Тогда динамическая модель рассогласования имеет вид

$$\dot{e} = (A - KC)e + l_i f_i, \quad r = Ce,$$

где f_i – сигнал отказа i -го датчика; l_i – направление отказа.

Обнаружение отказов может быть выполнено с помощью функции переключения с заданным пороговым значением Δ :

$$\bar{r} = \begin{cases} r, & \text{если } |r| \geq \Delta, \\ 0, & \text{если } |r| \leq \Delta. \end{cases}$$

Для локализации вышедшего из строя датчика спроектируем два наблюдателя, чувствительных к отказу отдельного датчика, и сформулируем три условия [10]:

- 1) $\text{rank}[l_i; (A-KC)l_i] = 1$;
- 2) $(A-KC)$ – гурвицева матрица;
- 3) Cl_i – линейно независимые векторы.

Выполнение первого условия обеспечивает изменение r только в одном направлении l_i , второе условие требуется для устойчивости наблюдателей, а третье – позволяет локализовать отказы в двумерном пространстве рассогласования.

Наконец, для обеспечения робастных свойств по отношению к шумам измерений и параметрической неопределенности определим нормализованное значение C_i проекции вектора рассогласования r на направление отказа l_i : $C_i = \frac{|I_i^T r|}{\|I_i^T\|_2 \|r\|_2}$.

5. Результаты компьютерного моделирования

Для определения эффективности предложенного подхода было выполнено компьютерное моделирование в программной среде MATLAB Simulink. В алгоритме оценивания параметров судна использованы нулевые начальные условия для динамических операторов $F_1(p)$ и $F_2(p)$ и заданы коэффициенты $\epsilon_1 = 100$, $\epsilon_2 = 200$ и $\gamma = 1$. Коэффициенты матриц K_a и K_g для двух наблюдателей Люенбергера рассчитаны путем решения системы уравнений, полученных из условий локализации отказа. Тестирование выполнено для случая отказа гироскопа в интервале $t \in (20; 40)$ с и отказа акселерометра при $t \in (60; 80)$ с. Из рис. 1 следует, что ошибки оценивания всех неизвестных параметров сходятся монотонно к нулю с высокой скоростью.

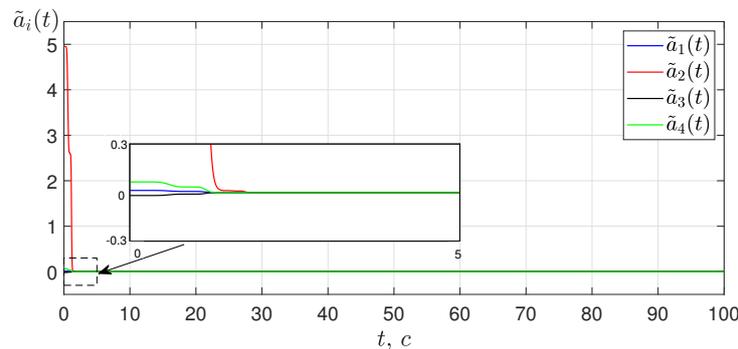


Рис. 1. График ошибок оценивания параметров

Как показано на рис. 2, сигналы отказов, генерируемые предложенным алгоритмом, позволяют достаточно точно обнаружить и локализовать отказы датчиков ИНС.

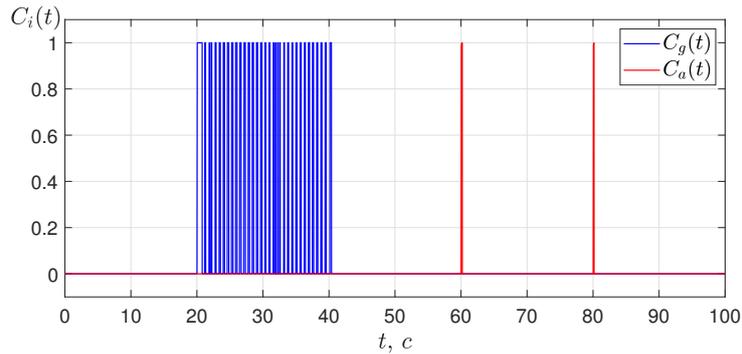


Рис. 2. График сигналов отказов

6. Заключение

В работе предложен алгоритм обнаружения и локализации отказов инерциальной навигационной системы, используемой безэкипажным надводным судном с неизвестными параметрами. Разработанный подход основан на методе динамического расширения регрессора и наблюдателе Люенбергера полного порядка. Предложенный алгоритм может быть использован для случая нестационарных и нестохастических воздействий на измерительные устройства при параметрической неопределенности модели судна.

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

Список литературы

1. Kusic G.L. State Estimation and Fast Fault Detection For Ship Electrical Systems // 2007 IEEE Electric Ship Technologies Symposium. 2007. P. 209–214.
2. Samy I., Postlethwaite I., Gu D.W. Survey and application of sensor fault detection and isolation schemes // Control Engineering Practice. 2011. Vol. 19. P. 658–674.
3. Perera L.P. Marine Engine Centered Localized Models for Sensor Fault Detection under Ship Performance Monitoring // IFAC-PapersOnLine. 2016. Vol. 49, No. 28. P. 91–96.
4. Babaei M., Shi J., Abdelwahed S. A Survey on Fault Detection, Isolation, and Reconfiguration Methods in Electric Ship Power Systems // IEEE Access. 2018. Vol. 6. P. 9430–9441.
5. Khalastchi E., Kalech M., Rokach L. A hybrid approach for fault detection in autonomous physical agents // Proceedings of the 2014 international conference on autonomous agents and multiagent systems. 2014. P. 941–948.
6. Анучин О.Н., Емельянец Г.И. Интегрированные системы ориентации и навигации для морских подвижных объектов. СПб.: Электроприбор, 2003. 390 с.
7. Do K. D., Pan J. Control of Ships and Underwater Vehicles. London: Springer, 2009. 418 p.
8. Aranovskiy S., Bobtsov A., Ortega R., Pyrkin A. Performance enhancement of parameter estimators via dynamic regressor extension and mixing // IEEE Transactions on Automatic Control. 2017. Vol. AC-62, No. 7. P. 3546–3550.
9. Ellis G. Observers in Control Systems: A Practical Guide. Elsevier Science, 2002. 259 p.
10. Chen J., Patton R.J. Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems. Boston, MA, U.S.A.: Kluwer Academic Publishers, 1999. 354 p.