

МЕТОДЫ КОНТРОЛЯ И ДИАГНОСТИКИ ИНФОРМАЦИОННЫХ НАРУШЕНИЙ ИНЕРЦИАЛЬНЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ

А.С. Деева, А.Г. Щипицын

METHODS OF MONITORING AND DIAGNOSTIC OF INFORMATION FAULTS OF INERTIAL NAVIGATION SYSTEMS

A.S. Deeva, A.G. Shchipitsyn

В работе предлагаются методы решения задачи контроля и диагностики информационных нарушений избыточных инерциальных навигационных систем с использованием нейронных сетей, приводятся результаты численного моделирования.

Ключевые слова: информационные нарушения, инерциальные навигационные системы, нейронные сети, избыточные навигационные системы.

This paper presents the novel methods for solving the problem of monitoring and diagnostic of information faults of redundant inertial navigation systems using neural networks. The results of numerical simulation are presented.

Keywords: information faults, inertial navigation systems, neural networks, redundant navigation systems.

Со временем требования к точности и надежности навигационных систем повышаются. Понятие точности выработки навигационных параметров можно сопоставить с понятием информационной надежности, и ввести понятие информационных отказов. Информационные отказы могут возникать при исправной аппаратуре и проявляются превышением погрешности вырабатываемых навигационных параметров заданного уровня точности. Информационные нарушения - это аномальные изменения в погрешностях вырабатываемых параметров. Для повышения информационной надежности в инерциальных навигационных системах предусматривается:

1) периодическая коррекция вырабатываемой информации от внешних устройств, например, от гидроакустических лагов для морских подвижных объектов;

2) использование избыточных навигационных систем, например, дублированные инерциальные навигационные системы, выходы которых обрабатываются совместно в фильтре Калмана;

3) использование специализированных средств контроля и диагностики для своевременного обнаружения информационного нарушения или отказа.

Как правило, специализированные средства контроля и диагностики (КД) используются в избыточных навигационных системах для обнаружения информационных нарушений и позволяют

диагностировать отказавший чувствительный элемент в одной из навигационных систем. В инерциальных навигационных системах обычно используются акселерометры и гироскопы.

Сложность задачи заключается в том, что необходимо решать задачу на комплексном уровне, т.е. необходимо принимать решение о нарушении в чувствительном элементе, не зная его выходных сигналов, а только по вычисляемым навигационным параметрам. При этом нет возможности подать на вход тестовый сигнал. Кроме того, задача усложняется моделью погрешности инерциальных навигационных систем, которая описывается стохастическими дифференциальными уравнениями второго порядка и содержит шулеровский и точный колебательные контуры.

Входными параметрами для алгоритмов контроля и диагностики информационных нарушений и отказов являются разности одноименных навигационных параметров, вырабатываемых разными навигационными системами. Решения, основанные на заданных допустимых диапазонах, при выходе из которых разностью навигационных параметров принимается решение о наличии информационного отказа, являются неэффективными из-за сложности модели погрешностей и наличия колебательных составляющих. В таких методах существует значительное запаздывание в обнаружении информационного отказа.

Деева Анастасия Сергеевна - инженер-математик кафедры прикладной математики ЮУрГУ; nastya@creograf.ru
Щипицын Анатолий Георгиевич - д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой систем управления ЮУрГУ; ags@susu.ac.ru

Deeva Anastasia Sergeevna - engineer-mathematician of Applied mathematics department of SUSU; nastya@creograf.ru
Shchipitsyn Anatoly Georgievich - PhD, professor, head of Control systems department of SUSU; ags@susu.ac.ru

Гораздо более эффективны инерциальные методы, основанные на полигауссовской аппроксимации плотности распределения вероятности перехода системы из исправного состояния в одно из неисправных, а также вероятности сохранения исправного состояния, использующие банк фильтров Калмана, каждый из которых использует модель одного из возможных нарушений и один фильтр Калмана для исправного состояния. Эти методы требуют значительных вычислительных ресурсов.

Задача контроля заключается в определении факта наличия информационного отказа или нарушения. Задача диагностики связана с обнаружением чувствительного элемента, в котором возникло нарушение или отказ. При решении задачи контроля и диагностики информационных нарушений ставится цель диагностирования нарушений, среди которых не исключаются и достаточно малые, не приводящие к информационным отказам.

В статье описаны нейросетевые подходы к синтезу процедур контроля и диагностики информационных нарушений и отказов избыточной инерциальной навигационной системы движущегося объекта. С теоретической точки зрения, рассматриваемые подходы не имеют ограничений на тип движения объекта, но можно предположить, что в случаях летательных аппаратов и объектов со сложной динамикой технически не всегда возможно получить модели нейронных сетей, которые удовлетворяли бы всем требованиям точности и имели достаточно небольшой размер. Поэтому стоит ограничить применимость предлагаемых методов объектами наземного и водного транспорта.

Так как задача решается в бортовом вычислительном устройстве, то важными характеристиками разрабатываемых алгоритмов являются требования к ресурсам.

1. Постановка задачи

Контроль и диагностика информационных нарушений возможны только при наличии избыточной информации. Рассмотрим навигационную систему, состоящую из трех инерциальных навигационных систем (ИНС).

Для акселерометров информационные нарушения сводятся к смещениям нуля в проекциях на оси географического трехгранника, для гироскопов к ошибкам в составляющих скорости ухода по каждой из осей экваториального трехгранника.

Для моделирования нарушений используются скачкообразные случайные Марковские векторные процессы, так как они адекватно описывают поведение системы при возникновении дополнительных аномальных погрешностей.

Процесс возникновения нарушения описывается дискретной цепью Маркова. Пусть возможны N нарушений, сопоставим с каждым нарушением соответствующее состояние S^i , $i = 1 \dots N$. Ситуации отсутствия нарушения соответствует состоя-

ние S^0 . Каждому состоянию S^i цепи соответствует априорная вероятность p_0^i , а каждому переходу $S^i \rightarrow S^j$ - переходная априорная вероятность p_0^{ij} .

Считается, что информационное нарушение может возникнуть лишь в одном чувствительном элементе одной ИНС. На интервале решения задачи ИНС не демпфируются и не корректируются от внешних устройств, средства коррекции отсутствуют.

Задача контроля и диагностики ИНС состоит из двух подзадач: КД географического трехгранника и экваториального трехгранника, т.е. соответственно информационных нарушений в акселерометрах и гироскопах. Эти задачи решаются с разными частотами, учитывающими колебания составляющих погрешностей построения географического и экваториального трехгранников с частотами шулеровского и суточного контуров соответственно. Задача КД географического трехгранника подразделяется на КД северной, восточной и вертикальной проекций нарушений в акселерометрах. А КД экваториального трехгранника - на КД процедуры построения оси Мира и осей в плоскости экватора. Далее более подробно описывается КД географического трехгранника.

Введем следующие обозначения: z_k - случайная векторная величина (измерения), z^k - последовательность случайных векторов z_0, z_1, \dots, z_k на интервале времени [ОД], Z_k - конкретная реализация случайной величины z_k , Z^k - последовательность конкретных реализаций Z_0, Z_1, \dots, Z_k на интервале времени [ОД]. Измерения представлены линейной моделью:

$$z_k = x_k + v_k', \quad (1)$$

где v_k' - белый шум, а вектор x_k задается выражением:

$$x_k = (\Delta s_{N,12}, \Delta s_{E,12}, \Delta s_{H,12}, \Delta s_{N,13}, \Delta s_{E,13}, \Delta s_{H,13}, \Delta s_{N,23}, \Delta s_{E,23}, \Delta s_{H,23}), \quad (2)$$

значения $\Delta s_{N,ij}, \Delta s_{E,ij}, \Delta s_{H,ij}$ представляют собой попарные разности проекций приращений перемещений, вырабатываемых разными ИНС, на оси географического трехгранника: $\Delta s_{N,ij} = s_{N,i} - s_{N,j}$, а $s_{N,i}$ в свою очередь, приращение значения перемещения, вырабатываемого в i -й ИНС.

На каждом шаге вычисляется апостериорная вероятность каждого состояния с учетом измерений, полученных на этом шаге и накопленных до текущего шага:

$$g_k^i = P(S_k^i | Z^k), \quad (3)$$

где κ - шаг решения задачи, S_k^i - состояние системы, Z^k - накопленные измерения. Для вычисления этой плотности, необходимо [1] вычислить значение апостериорной плотности измерений, условная к измерениям предыдущего шага и состояниям системы на текущем и предыдущем шагах:

$$\rho_k^{ji} = f(Z_k | S_k^i, S_{k-1}^j, Z^{k-1}). \quad (4)$$

Если одно из состояний имеет наибольшую вероятность, и она превысила заданный уровень, то считается, что система находится в этом состоянии:

$$i_k^* = \arg \max_i g_k^i, g_k^i > A,$$

где A - некоторый заданный уровень для апостериорной вероятности.

Существует оптимальный алгоритм [1] решения задачи на основе рекуррентного соотношения для апостериорной вероятности состояний навигационной системы, реализация которого в явном виде невозможна.

2. Аппроксимация апостериорной плотности вероятности состояния системы банком вероятностных нейронных сетей с радиальными базисными элементами

Предлагается аппроксимировать выражение (4) для ρ_k^{ji} вероятностными нейронными сетями.

Апостериорная плотность ρ_k^{ji} распределения вероятности Z_k условная к накопленным измерениям на предыдущем шаге Z^{k-1} и состояниям системы на текущем S_k^i и предыдущем шаге S_{k-1}^j представляется в виде банка нейронных сетей, каждая из которых обучена на процедуру определения оценки плотности распределения для перехода между состояниями $S_{k-1}^j \rightarrow S_k^i$

На вход сетей подаются значения измерений текущего и предыдущего шага, по входным сигналам каждая сеть формирует свою оценку плотности распределения вероятности, соответствующей переходу $S_{k-1}^j \rightarrow S_k^i$. Полученные оценки используются для вычисления апостериорных вероятностей g_k^i для каждого состояния системы, на основе которых принимается решение о состоянии системы.

Такой метод позволяет диагностировать малые нарушения практически без задержки. Однако объем памяти для хранения банка нейронных сетей растет пропорционально времени, в течение которого навигационная система работает в автономном режиме без коррекции от внешних источников информации. Этот метод эффективен, если время автономной работы не превышает двух-трех часов, а также в интегрированных навигационных системах.

Для случая с неограниченным временем предложено нормировать измерения каждого шага на единицу, но можно показать, что это привело к задержке в обнаружении нарушения и появлению ложных обнаружений.

В статье [3] данный подход описан более подробно с результатами численного моделирования и сравнения с методом многоальтернативной фильтрации [1].

3. Метод, основанный на самоорганизующейся карте Кохонена, обучаемой с учителем

Самоорганизующаяся карта Кохонена, обучаемая с учителем, позволяет при неограниченном времени автономной работы навигационной системы уменьшить количество «ложных» срабатываний и время обнаружений нарушений по сравнению с моделью, использующей банк вероятностных нейронных сетей.

Обучение сети выполняется следующим образом. Сначала нормированные измерения подаются на вход самоорганизующейся карты Кохонена. На втором шаге признакам, выделенным на первом шаге, назначались соответствующие состояния системы с использованием алгоритма квантования векторов обучения LVQ. Наличие второго шага позволило сократить среднее время обнаружения нарушения с 10 до 6 минут. Это можно считать неплохим результатом, учитывая то, что обнаруженное информационное нарушение может перейти в информационный отказ через гораздо больший интервал времени, а также то, что нарушение достаточно мало и не обнаруживается методом многоальтернативной фильтрации (рис. 1).

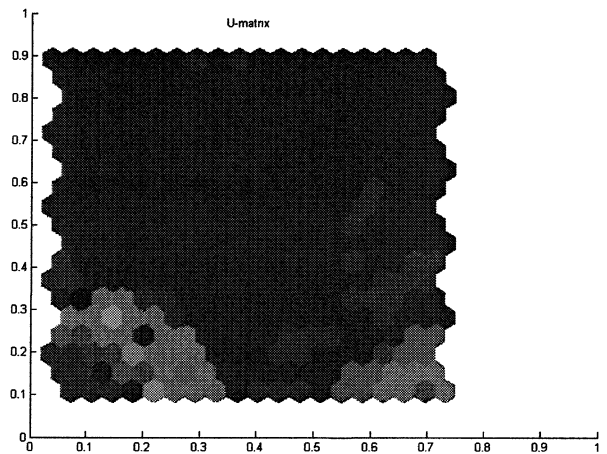


Рис. 1. Семантическая двумерная карта Кохонена после выполнения обучения

Обученная нейронная сеть не ограничена периодом автономности, работает при меньшем объеме памяти. Однако при принятии решения об отказе на одном шаге нельзя полностью избежать ошибок диагностики. Например, для колебательных контуров они могут возникать при пересече-

нии оси координат. Количество ошибок можно уменьшить, если ввести ограничения на разность одноименных параметров, вырабатываемых разными ИНС, вида

$$\Delta s_{N,12} > \varepsilon, \Delta s_{E,12} > \varepsilon, \Delta s_{H,12} > \varepsilon.$$

Выходной сигнал нейронной сети, соответствующий нарушению, будет соответствовать информационному нарушению только при выполнении данного условия.

4. Использование нейросетевых предикторов

Учет динамики разностей вырабатываемых параметров позволяет решить проблему ложных обнаружений.

Предлагается метод контроля и диагностики, основанный на двух многослойных персептронах с задержками во времени входных сигналов, используемых для прогнозирования измерений следующего шага: один обучен на измерениях с нарушением в одном из чувствительных элементов первой навигационной системы, а другой - без нарушений. И в зависимости от того, какая сеть лучше прогнозирует измерения текущего шага на основе измерений предыдущих шагов, принимается решение о наличии нарушения.

Для диагностики этого чувствительного элемента во второй и следующих навигационных системах входные сигналы нейронных сетей просто меняются местами.

Эффективность работы этого метода основана на качественном обучении и выборе подходящей архитектуры многослойного персептрона, которая может меняться в зависимости от требований по точности и параметров модели погрешности.

На рис. 2 приведен пример работы обнаружения нарушения, возникшего в восточной составляющей третьей ИНС в момент времени $t = 9000$ с. Принятие решения о наличии нарушения произошло в $t = 9036$ с, то есть через 36 секунд.

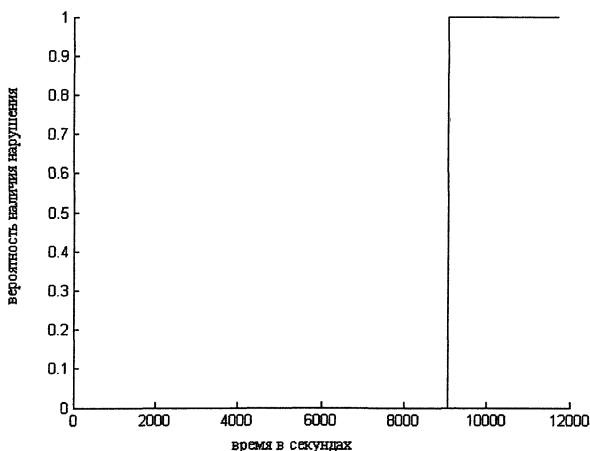


Рис. 2. Принятие решения о наличии нарушения

5. Задача контроля и диагностики информационных нарушений как классификация динамики процесса

Многослойный персептрон с задержками входных измерений во времени можно использовать для принятия решения о наличии нарушения по измерениям нескольких шагов.

На выходе сети получается вероятность наличия нарушения в одном чувствительном элементе первой навигационной системы. Для оценки нарушений в других ИНС необходимо поменять входные параметры местами. Такой подход используется для уменьшения объема нейронной сети.

Этот метод может использоваться для навигационных систем с ограниченным периодом автономности. Но период автономной работы может быть больше, чем в методе, описанном в пункте 2 этой статьи.

На рис. 3 отражен результат моделирования по принятию решения о наличии нарушения в восточной составляющей третьей ИНС, возникшего в момент времени $t = 9000$ с, и обнаруженного спустя 74 секунды.

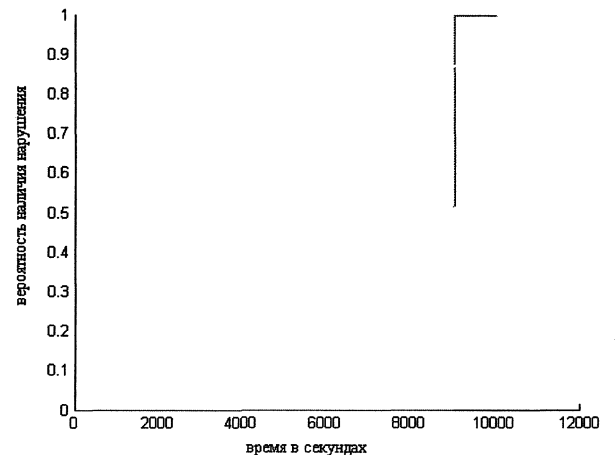


Рис. 3. Принятие решения о наличии нарушения

6. Контроль и диагностика информационных нарушений дублированной навигационной системы

Сложность диагностики дублированных систем связана с тем, что тяжело обнаружить отказавший чувствительный элемент. Для диагностики отказавшего элемента необходимо привлекать дополнительную информацию помимо разности вырабатываемых навигационных параметров.

Описанный в предыдущем разделе способ может быть доработан для контроля и диагностики дублированной инерциальной навигационной системы.

Предложено использовать два многослойных персептрона с задержками по времени входных сигналов. Один определяет факт наличия информационного нарушения по разности навигацион-

ных параметров (описанным выше способом). Второй определяет, в какой из двух инерциальных навигационных систем возникло нарушение (на основе разностей измерений между итерациями).

На рис. 4. представлены выходные сигналы второй нейронной сети, принимающей решение о том, в какой из двух ИНС возникло нарушение. Сигнал «-1» соответствует нарушению в первой ИНС, «+1» - во второй ИНС. На графике представлено нарушение, возникшее в восточной составляющей третьей ИНС в момент времени $t = 8000$ с. Диагностика отказавшего элемента завершилась в $t = 8906$ с, то есть через 15 минут и 6 секунд.

Метод не позволяет обнаруживать нарушения на границах колебательных контуров, когда значения погрешностей вырабатываемых параметров близко к нулю. Это не критично, так как в эти моменты наличие нарушения почти не влияет на точность вырабатываемых параметров.

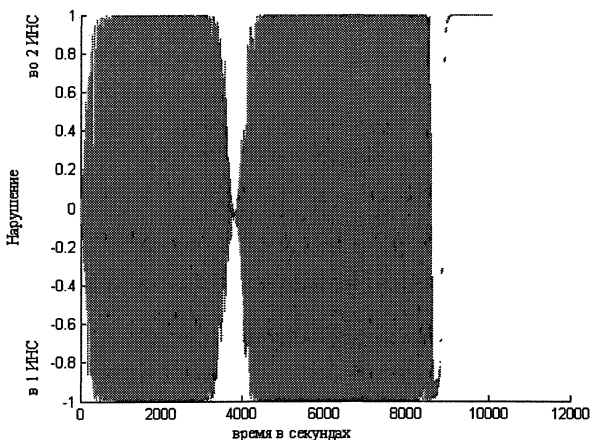


Рис. 4. Диагностика отказавшей ИНС

Закключение

В работе описано несколько нейросетевых подходов решения задачи контроля и диагностики информационных нарушений избыточных инерциальных навигационных систем.

Подход, основанный на вероятностных нейронных сетях, позволяет моментально диагностировать информационные нарушения навигационных систем с небольшим временем автономной работы.

Для случаев с неограниченным временем работы описан подход, основанный на использовании многослойного персептрона с задержками по времени во входном слое.

Для навигационных систем с неограниченным временем автономной работы, допускающих возможность ложных обнаружений могут быть использованы метод с самоорганизующейся картой Кохонена или метод классификации измерений с помощью многослойного персептрона.

Для дублированных систем с ограниченным временем автономной работы предложен подход, позволяющий диагностировать отказавший элемент.

Предложенные подходы для систем с ограниченным временем автономной работы позволяют более оперативно обнаруживать ИН, по сравнению с методом, основанным на многоальтернативной фильтрации [1]. При этом использование вероятностных нейронных сетей позволяет мгновенно обнаруживать малые нарушения [3]. Подходы для системы с неограниченным временем автономной работы показали скорость обнаружения ИН, сопоставимую с подходом многоальтернативной фильтрации. При этом все описанные нейросетевые методы к решению задачи КД работают в десятки раз быстрее алгоритмов, основанных на многоальтернативной фильтрации.

В целом, выбор метода контроля и диагностики для конкретной навигационной системы зависит от области применения, характера движения объекта, требований точности и возможностей вычислительной системы. Для качественного решения задачи важно правильно сформировать обучающую выборку и подобрать оптимальную архитектуру конкретной модели нейронной сети.

Литература

1. Дмитриев, С.П. Информационная надежность, контроль и диагностика навигационных систем / С.П. Дмитриев, Н.В. Колесов, А. В. Осипов. - СПб.: ГВЦ РФ ЦНИИ «Электронприбор», 2003.-207 с.
2. Деева, А.С. Моделирование погрешности определения навигационных параметров инерциальной навигационной системы / А.С. Деева, А.Г. Щипицын // Вестник ЮУрГУ Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». - 2006. - Вып. 4, № 14(69). - С 71-74.
3. Деева, А.С. Контроль и диагностика избыточной инерциальной навигационной системы / А.С. Деева, А.Г. Щипицын // Вестник ЮУрГУ Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». - 2007 - Вып. 5. №7(79). - С. 12-17
4. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. - 2-е изд., испр. - М.: ООО «ИД. Вильямс», 2006. -1104 с.
5. Kohonen, T The self-organizing map, 3 edition / T Kohonen. - New York: Springer, 2001. - 501 p.
6. Mandic, D Recurrent neural networks for prediction: learning, algorithms, architectures, and stability / D Mandic. - New York: John Wiley & Sons, Inc., 2001 -285 p.

Поступила в редакцию 24 сентября 2007 г.