

КОНТРОЛЬ И ДИАГНОСТИКА ИЗБЫТОЧНОЙ ИНЕРЦИАЛЬНОЙ НАВИГАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ

А.С. Деева, А.Г. Щипицын

В работе рассматриваются два подхода к решению задачи контроля и диагностики (КД) информационных нарушений (ИН) и информационных отказов (ИО) инерциальной навигационной системы (ИНС). ИО могут возникать при исправной аппаратуре ИНС и характеризуются превышением погрешности вырабатываемых навигационных параметров заданного уровня точности. ИН – это аномальные изменения в погрешностях вырабатываемых параметров.

Первый метод разработан С.П. Дмитриевым. Это субоптимальный алгоритм контроля и диагностики, основанный на использовании методов многоальтернативной фильтрации с помощью банка фильтров Калмана, каждый из которых настроен на переход из исправного состояния в неисправное, либо на сохранение состояния предыдущего шага [1].

Второй метод основан на применении аппарата нейронных сетей. Используется набор вероятностных нейронных сетей, аппроксимирующих плотности распределения вероятностей измерений, условных к накопленным измерениям, а также к состояниям системы на предыдущем и текущем шаге. На основе вероятностей, вырабатываемых нейронными сетями, и состояний системы предыдущих шагов принимается решение о наличии информационного отказа навигационной системы.

Эти методы позволяют решать задачу КД при наличии избыточности ИНС для произвольно движущегося объекта. Учет предшествующих измерений позволяет выполнять КД в специальных условиях, например, при посадке самолета или при заходе судна в порт.

1. Постановка задачи контроля и диагностики информационных нарушений

Поставим задачу сравнения этих методов на примере избыточной прецизионной автономной навигационной системе (НС), схематично изображенной на рис. 1. Навигационная система состоит из трех ИНС аналитического типа, в которых положение географического трехгранника рассчитывается, а не определяется ориентацией гироскопа. Каждая ИНС включает два электростатических свободных (сохраняющих начальную ориентацию) гироскопа и три акселерометра, установленных на корпусе прибора. Гироскопы расположены в трехосных карданных подвесах. Один из них имеет полярную, другой экваториальную ориентацию.

При решении задачи КД информационных нарушений НС ставится цель обнаружения и диагностирования информационных нарушений, среди

которых не исключаются и достаточно малые, не приводящие к информационным отказам НС. Когда ставится задача КД информационных отказов, необходимо обнаруживать только такие информационные нарушения, которые приводят к превышению вырабатываемыми навигационными параметрами заданного уровня точности. Временной интервал, разделяющий момент обнаружения информационного нарушения и появления информационного отказа, может быть большим, а в случае автономных НС измеряется часами. За это время обнаруженное нарушение может быть скорректировано.

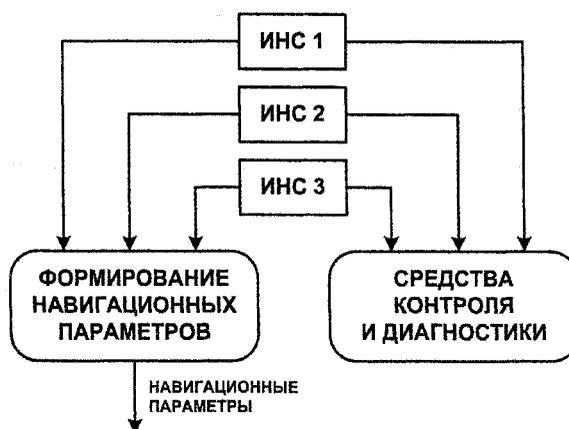


Рис. 1. Структура навигационной системы

Возможность упреждающего обнаружения нарушений возникает благодаря тому, что повышение погрешности ЧЭ через некоторое время приводит к повышению погрешности в выходных параметрах НС.

ИН может быть следствием многих причин: выбросы в реализациях погрешностей ИНС, мало-значительные дефекты ЧЭ. Для акселерометров ИН сводятся к смещениям нуля в проекциях на оси экваториального трехгранника, для гироскопов – к ошибкам составляющих скорости ухода по каждой из осей экваториального трехгранника.

Для моделирования нарушений используется 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 $S^i, i=1..N$. Ситуации отсутствия нарушения соответствует состояние S^0 . Каждому состоянию S^i цепи соответствует апри-

орная вероятность p'_0 , а каждому переходу $S^i \rightarrow S^j$ – переходная априорная вероятность p_0^{ij} .

Необходимо обнаруживать относительно небольшие информационные нарушения (превосходящие номинальные погрешности в два–три раза) в работе ИНС. Допускается, что информационное нарушение может возникнуть лишь в одном чувствительном элементе одной ИНС, а также то, что на интервале решения задачи ИНС не демпфируются и не корректируются от внешних устройств.

Общая задача КД информационных нарушений ИНС сводится к двум частным задачам:

1. КД информационных нарушений в акселерометрах (географического трехгранника).

2. КД информационных нарушений в гироскопах (экваториального трехгранника).

Эти задачи решаются с разными частотами, учитывающими колебания составляющих погрешностей построения географического и экваториального трехгранников с частотами шулеровского $(5040 \text{ с})^{-1}$ и суточного $(86400 \text{ с})^{-1}$ 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.

На каждом шаге вычисляется апостериорная вероятность каждого состояния с учетом измерений, полученных на этом шаге. Если одно из состояний имеет наибольшую вероятность, и она превысила некоторый заданный уровень, то считается, что система находится в этом состоянии.

Методы КД, описанные в [1], используют общую схему для КД информационных нарушений и отказов. В данной работе предлагаются два различных алгоритма для этих задач.

2. Оптимальный алгоритм решения задачи КД ИН географического трехгранника

Введем следующие состояния системы: S^0 – нарушения отсутствуют; S^1 – нарушение в северном акселерометре первой ИНС; S^2 – нарушение в восточном акселерометре первой ИНС; S^3 – нарушение в «высотном» акселерометре первой ИНС. Аналогично: S^4, S^5, S^6 – нарушения во второй ИНС; S^7, S^8, S^9 – нарушения в третьей ИНС.

Предлагаемый в работе алгоритм основывается на оптимальном алгоритме решения задачи КД ИН на основе рекуррентного соотношения для апостериорной вероятности состояний НС, реализация которого в явном виде невозможна.

Введем следующие обозначения: z_k – случайная векторная величина (измерения); z^k – последовательность случайных векторов z_0, z_1, \dots, z_k на интервале времени $[0, k]$; Z_k – конкретная реализация случайной величины z_k ; Z^k – последовательность конкретных реализаций Z_0, Z_1, \dots, Z_k на интервале времени $[0, k]$. Измерения представлены линейной моделью:

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

где v'_k – белый шум, 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. Такой способ задания измерений обеспечивает повышенную чувствительность к малым колебаниям погрешности и исключает влияние начальных значений перемещений.

Выражение для апостериорных вероятностей g_k^i состояний системы $S_k^i, i = 0 \dots N$ в момент времени k можно представить в виде [1]:

$$g_k^i = P(S_k^i | Z^k) = \Delta Z_k \sum_j \rho_k^{ji} P_k^{ji} g_{k-1}^j, \quad (3)$$

где $\rho_k^{ji} = f(Z_k | S_k^i, S_{k-1}^j, Z^{k-1})$ – апостериорная плотность измерений, условная к измерениям предыдущего шага и состояниям системы на текущем и предыдущем шагах. Значение этой плотности может быть вычислено согласно [1]:

$$\rho_k^{ji} = \iint \pi^j(x_{k-1}) f^j(x_k | x_{k-1}) \times \times f^j(Z_k | x_k) dx_{k-1} dx_k, \quad (4)$$

где апостериорная плотность вероятности при i -м состоянии НС:

$$\pi^j(x_{k-1}) = f(x_{k-1} | S_{k-1}^j, Z^{k-1});$$

переходная плотность вероятности при i -м состоянии НС:

$$f^j(x_k | x_{k-1}) = f(x_k | x_{k-1}, S_{k-1}^j, S_{k-1}^j, Z^{k-1});$$

функция правдоподобия при i -м состоянии:

$$f^j(Z_k | x_k) = f(Z_k | x_k, x_{k-1}, S_k^j, S_{k-1}^j, Z^{k-1}).$$

Выражение (3) с учетом (4) и предельного перехода $\Delta Z_k \rightarrow 0$ принимает вид:

$$g_k^j = \frac{\sum_i \rho_k^{ji} p_k^{ji} g_{k-1}^j}{\sum_{i,j} \rho_k^{ji} p_k^{ji} g_{k-1}^j} \quad (5)$$

Плотность $\pi^j(x_{k-1})$, входящая в выражение (4), не является гауссовой. Рекуррентное соотношение для вычисления этой плотности [1]:

$$\pi^j(x_k) = \frac{f^j(Z_k | x_k) W^j}{\sum_j \rho_k^{ji} p_k^{ji} g_{k-1}^j} \quad (6)$$

$$W^j = \sum_j \pi_{k-1}^j(x_{k-1}) f^j(x_k | x_{k-1}) dx_{k-1} p_k^{ji} g_{k-1}^j.$$

На основе значений g_k^j принимается решение о состоянии системы по следующему критерию:

$$i_k^* = \arg \max_i g_k^i, g_k^i > A, \quad (7)$$

где A – некоторый заданный уровень для апостериорной вероятности.

На основе (4), (5) и (7) составляется рекуррентный оптимальный алгоритм КД.

3. Субоптимальный алгоритм решения задачи КД ИО географического трехгранника с использованием вероятностных нейронных сетей

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 оценивает плотность распределения вероятности перехода между состояниями $S_{k-1}^j \rightarrow S_k^i$.

Схема работы алгоритма представлена на рис. 2. На вход сетей подаются значения измерений текущего и предыдущего шага, по входным сигналам каждая сеть формирует свою оценку

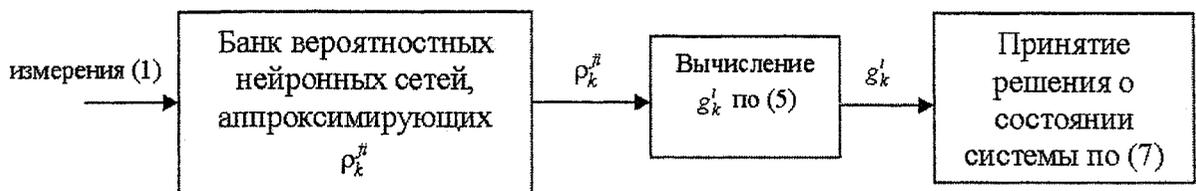


Рис. 2. Схема работы субоптимального алгоритма КД, основанного на вероятностной нейронной сети

плотности распределения вероятности, соответствующей переходу $S_{k-1}^j \rightarrow S_k^i$. Полученные оценки используются для вычисления апостериорных вероятностей g_k^j для каждого состояния системы, на основе которых принимается решение о состоянии системы согласно критерию (7).

Для обучения нейронных сетей необходимо сгенерировать обучающую выборку, которая, как показывает моделирование, должна содержать порядка 500 измерений для каждого нарушения. При обучении на вход всем сетям подаются все измерения обучающей выборки, а не только соответствующие переходу $S_{k-1}^j \rightarrow S_k^i$, на который настроена сеть. Это учит сети не реагировать на «чужие» нарушения.

Согласно постановке задачи, считая, что переход из неисправного состояния в исправное невозможен, вероятностную сеть, соответствующую состоянию исправной системы S_k^0 , можно упразднить для экономии памяти.

Значение вероятности исправного состояния следует вычислять по формуле:

$$g_k^0 = 1 - \sum_{i=1}^N g_k^i.$$

Потенциально более точным может показаться алгоритм, основанный на аппроксимации плотности $\pi^j(x_k)$ в выражениях (4) и (6) с помощью банка из N нейронных сетей, по одной для каждого состояния системы, а уже на основе полученных от вероятностных нейронных сетей оценок формировать значение плотности ρ_k^{ji} согласно (4) и g_k^j по (5). На самом деле преимуществ такой алгоритм не имеет по двум причинам:

1. При вычислении численным методом двойного интеграла в бесконечных пределах в выражении (4) неизбежно возникнут ошибки.

2. При изменении требований по точности, моделей погрешностей или характеристик датчиков сеть все равно придется переобучать, поэтому теряется выигрыш в учете функции правдоподобия и переходной плотности вероятности в выражении (4), которые и так вычислялись бы приближенно.

3. Возрастает объем вычислений.

Если при движении объекта в специальных условиях меняются требования к точности работы навигационных параметров, то необходимо

внести адекватные изменения в алгоритм. Для каждой категории требований необходимо подготовить свою обучающую выборку, а во входные параметры сетей добавить номер, определяющий категорию требований.

4. Субоптимальный алгоритм решения задачи КД ИН географического трехгранника с использованием вероятностной нейронной сети

В случае КД информационных нарушений ставится цель обнаружения любых аномалий в погрешностях чувствительных элементов. При этом информационное нарушение через некоторое время может исчезнуть, не приведя к информационному отказу. Можно сформулировать задачу КД ИН ИНС как задачу классификации измерений (1), поступающих от трех ИНС по состояниям системы $S^i, i = 0...N$.

Для решения этой задачи эффективно использовать одну вероятностную нейронную сеть, на вход которой подаются измерения (1), а на выходе сеть выработывает оценку вероятности для каждого состояния системы. Соответственно в случае КД ИН географического трехгранника сеть имеет 9 входов, согласно (1)–(2), и 10 выходов, по одному для каждого состояния S^i . По выходным сигналам нейронной сети принимается решение о наличии соответствующего нарушения по критерию (7).

При обучении на вход подаются измерения, соответствующие информационным отказам для состояний S^i , а на выход – значение состояния. Важно, чтобы в обучающей выборке содержались измерения именно для отказов, а не для информационных нарушений. Это вызвано тем, что измерения при нарушении могут незначительно отличаться от измерений для исправного состояния, что осложнит задачу классификации.

5. Численное моделирование

На рис. 3 продемонстрирован результат работы программы, реализующей субоптимальный алгоритм контроля и диагностики информационных отказов с использованием банка вероятностных нейронных сетей.

Сравнивая работу программы с алгоритмом, основанным на полигауссовской аппроксимации плотности $\pi^i(x_k)$ с использованием банка фильтров Калмана, на общей модели погрешностей, описанной в [2], и с одинаковыми значениями нарушений, приходим к выводу, что предложенный метод более эффективен.

Предложенный в работе алгоритм обнаруживает нарушение через секунду (на следующем за нарушением шаге), в то время как алгоритм, основанный на полигауссовской аппроксимации плотности $\pi^i(x_k)$, принимает решение через несколько секунд (рис. 4, а) или минут (рис. 4, б) в зависимости от соотношения номинальной погрешности и влияния нарушений. Более того, на рис. 4, в, г приведены примеры незначительных отказов, которые алгоритм многоальтернативной фильтрации

не может «уловить», а алгоритм, основанный на вероятностных нейронных сетях обнаруживает на следующем шаге, иллюстрация работы алгоритма будет аналогична рис. 3.

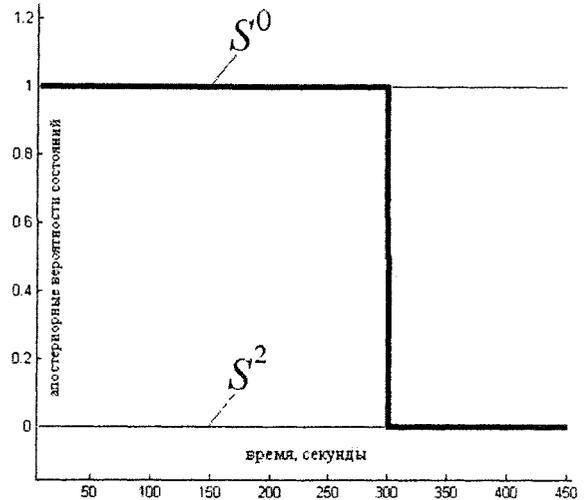


Рис. 3. Апостериорные вероятности состояний S^0, S^2 при отказе в момент $t = 300$ в восточном акселерометре 1-й ИНС, определяемые с использованием вероятностных нейронных сетей

В таблице приведены значения для номинальных погрешностей измерителей и погрешностей измерений для состояния отказа, соответствующие графикам, приведенным на рис. 3, 4.

Сравнительные результаты моделирования алгоритмов контроля и диагностики

Δ	e	КД1		КД2	
		t_e, c	Рис.	t_e, c	Рис.
$2 \cdot 10^{-7}$	10^{-6}	1	Рис. 3	~10	Рис. 4, а
$2 \cdot 10^{-6}$	10^{-6}	1	Рис. 3	~100	Рис. 4, б
$5 \cdot 10^{-7}$	10^{-7}	1	Рис. 3	–	Рис. 4, в
$2 \cdot 10^{-7}$	10^{-7}	1	Рис. 3	–	Рис. 4, г

Условные обозначения, использованные в таблице: Δ – номинальная погрешность измерителей, e – нарушение, КД1 – субоптимальный алгоритм КД с использованием банка вероятностных нейронных сетей, КД2 – субоптимальный алгоритм КД с использованием банка фильтров Калмана, t_e – время «задержки» обнаружения отказа в секундах.

Рис. 4 – изображение, соответствующее работе алгоритма с заданными параметрами.

При моделировании алгоритма КД информационных нарушений, было обнаружено моделируемое нарушение, а также обнаружены нарушения, вызванные небольшими выбросами в реализациях погрешностей.

Результат работы программы приведен на рис. 5. Этот график отражает принимаемые решения (7) о наличии информационного нарушения,

соответствующего одному из состояний системы в каждый момент времени.

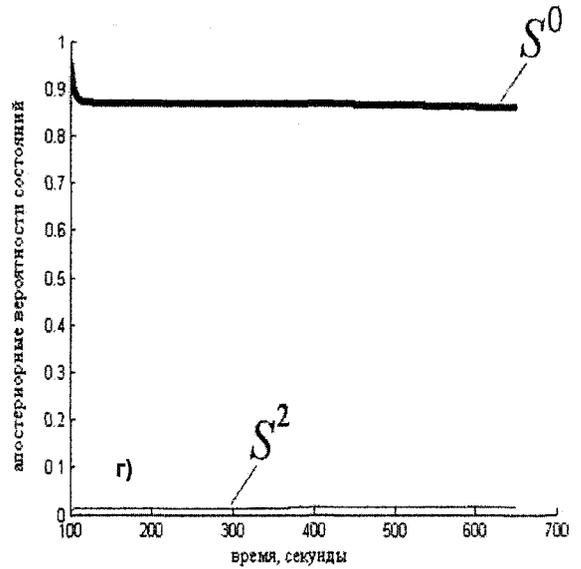
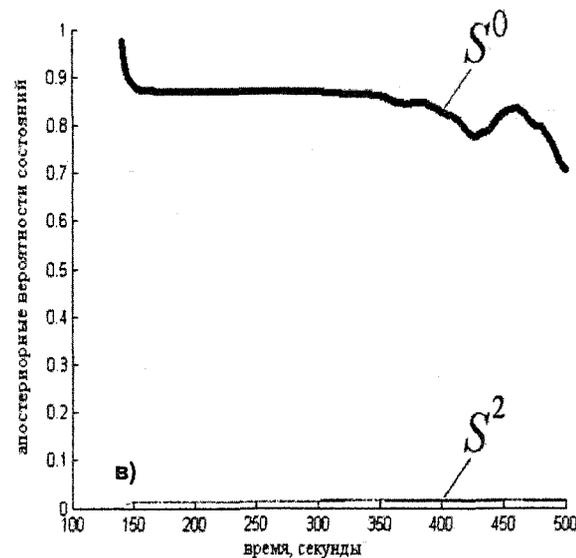
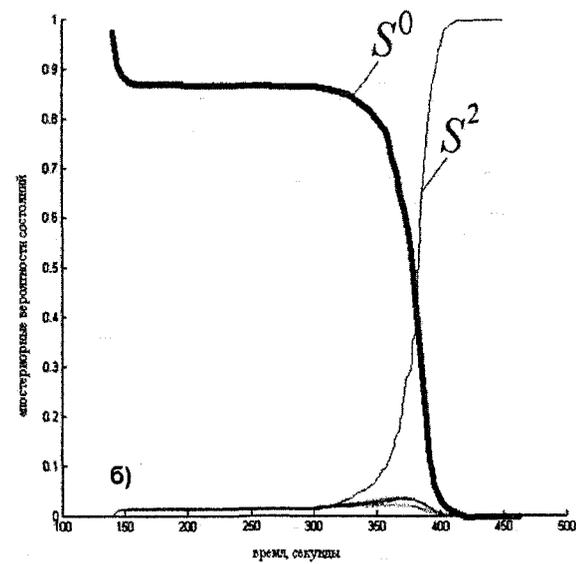
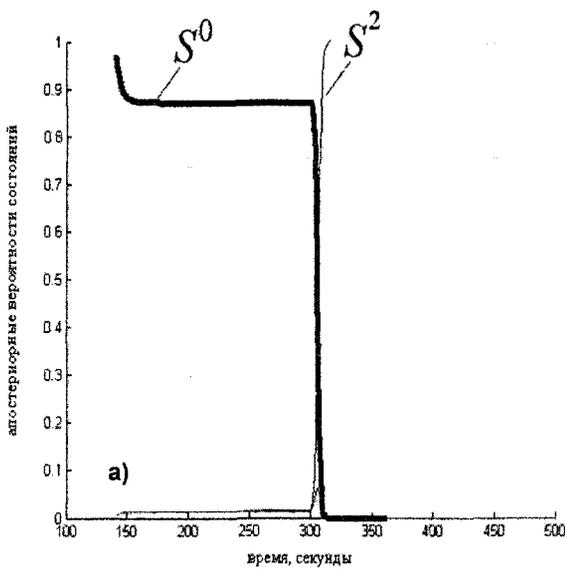


Рис. 4. Апостериорные вероятности состояний S^0 , S^2 при отказе в момент времени $t = 300$ в восточном акселерометре 1-й ИНС, определяемые на основе полигауссовской аппроксимации: а – принятие решения через несколько секунд, б – принятие решения через несколько минут, в, г – отказы, не улавливаемые алгоритмом многоальтернативной фильтрации

Заключение

Численное моделирование двух подходов позволяет сделать вывод, что описанный в работе метод решения задачи контроля и диагностики позволяет обнаруживать нарушение без «задержки» во времени, и может фиксировать более мелкие отказы.

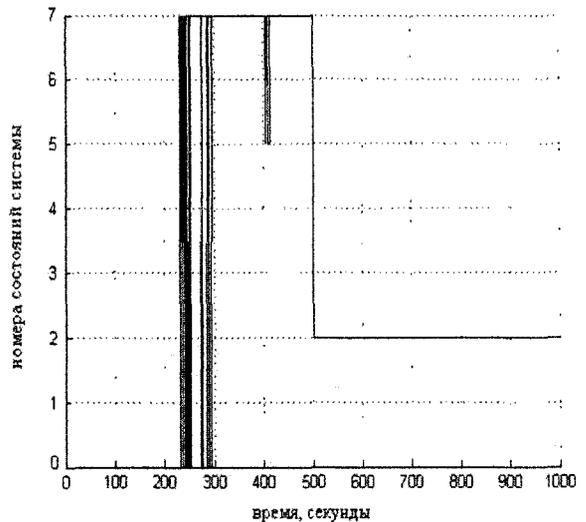


Рис. 5. Принятие решений о наличии ИН, соответствующих состояниям ИНС (в момент времени $t = 500$ произошло ИН, соответствующее состоянию S^2)

Использование адаптивных свойств вероятностных нейронных сетей позволяет в зависимости от постановки задачи научить систему или узнавать довольно незначительные отказы или реаги-

ровать только на более значительные скачки погрешности, причем уровень погрешности, которая воспринимается в качестве отказа, задается не явно, а вырабатывается в процессе обучения сети.

На вопрос о величине точности, которой можно добиться при использовании предложенного подхода, пока авторы не могут ответить конкретным числом. Это связано с разнообразием математических моделей погрешностей навигационных систем, необходимостью учета влияния многих параметров на результирующую точность и свойствами нейронных сетей. В качестве количественной оценки этой точности можно использовать величину разностей измерений, соответствующих исправному состоянию и одному из отказов, на основе которых можно обучить нейронную сеть распознавать отказы системы.

Предложенный алгоритм КД информационных нарушений при численном моделировании показал способность определять очень небольшие скачки в реализациях погрешности. Наиболее эффективное применение этот алгоритм может найти

в системе блокировки временно неисправных ИНС от участия в выработке комплексных навигационных параметров.

Алгоритмы могут быть использованы для КД информационных нарушений и информационных отказов произвольно движущегося объекта. Они инвариантны по отношению к модели погрешности, в то время как алгоритм, использующий банк фильтров Каламана, ориентирован на скачкообразные модели погрешностей.

Литература

- 1.Дмитриев С.П., Колесов К.В., Осипов А.В. *Информационная надежность, контроль и диагностика навигационных систем.* - СПб.. ГНЦ РФ ЦНИИ «Электронприбор», 2003. -207 с.
- 2.Деева А.С., Щипицын А.Г. *Моделирование погрешности определения навигационных параметров штурманской навигационной системы// Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника».* - 2006. - Вып. 4, № 14(69). - С. 71-74.