

На правах рукописи



Деева Анастасия Сергеевна

**МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ
ДИАГНОСТИКИ ИНФОРМАЦИОННЫХ НАРУШЕНИЙ
ИНЕРЦИАЛЬНЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ
НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА**

05.13.01 – «Системный анализ, управление и обработка информации»

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Челябинск – 2010

Диссертационная работа выполнена на кафедре систем управления
Южно-Уральского государственного университета

Научный руководитель – доктор технических наук,
профессор Щипицын Анатолий Георгиевич.

Официальные оппоненты: доктор физико-математических наук,
профессор Танана Виталий Павлович;
кандидат технических наук
Литвиненко Юлия Александровна.

Ведущее предприятие – ФГУП «НПО автоматики имени академика
Н.А. Семихатова», город Екатеринбург.

Защита состоится 25 февраля 2010 г., с 15.00 часов, на заседании
диссертационного совета Д 212.298.03 при Южно-Уральском государственном
университете по адресу: 454080, г. Челябинск, пр. им. В.И. Ленина, 76, зал
заседаний ученого совета № 2 (ауд. 1013).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Южно-Уральского
государственного университета.

Автореферат разослан 22 января 2010 г.

Ученый секретарь диссертационного совета
доктор технических наук, профессор



А.Г. Щипицын

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Диссертация посвящена разработке и реализации алгоритмов контроля и диагностики (КД) информационных нарушений (ИН) и информационных отказов (ИО) в инерциальных навигационных системах (ИНС).

Понятие надежности навигационной системы (НС) включает две составляющие: аппаратную и информационную. Со временем требования к точности и надежности НС повышаются. Понятие точности выработки навигационных параметров можно сопоставить с понятием информационной надежности, и ввести понятие ИО. ИО могут возникать при исправной аппаратуре и проявляются превышением погрешностей вырабатываемых навигационных параметров требуемого уровня точности. ИН – это любые аномальные изменения в погрешностях вырабатываемых параметров.

Актуальность темы. ИО возникают не реже аппаратных отказов. Своевременная диагностика и устранение ИН позволяет избежать возникновения ИО, что позволяет бесперебойно передавать потребителю навигационные параметры (НП) без потери их точности. Это повышает точность работы НС за счет обработки информации без использования дополнительных аппаратных средств.

Объектом исследования является навигационный комплекс (НК), состоящий из трех однотипных ИНС.

Предметом исследования являются модели погрешностей ИНС и методы контроля и диагностики ИН в ИНС.

Целью работы является создание математического и алгоритмического обеспечения для КД ИН в навигационном комплексе, состоящем из трех ИНС. Для достижения этой цели необходимо решить задачи:

- 1) дополнить математическую модель погрешностей ИНС моделями ИН и выполнить программную реализацию;
- 2) с использованием программной реализации модели погрешностей ИНС провести исследование о влиянии различных типов ИН на погрешности НП, вырабатываемых в ИНС;
- 3) реализовать программно субоптимальный алгоритм КД ИН, основанный на многоальтернативной фильтрации для КД ИН в НК;
- 4) разработать нейросетевые методы и программно реализовать их алгоритмы для КД ИН НК, состоящего из трех ИНС;
- 5) выполнить сравнение работы предложенных методов с алгоритмом многоальтернативной фильтрации;
- 6) исследовать применимость предложенных алгоритмов для КД ИН, возникающих в ИНС, установленных на различных типах подвижных объектов, сравнить с методом многоальтернативной фильтрации.

Методы исследования. Разработка методов решения задачи КД ИН ИНС основана на использовании методов теории вероятности, адаптивной фильтрации, теории искусственных нейронных сетей, математического моделирования и численных методов. При реализации алгоритмов использована система MATLAB 7.1.

Достоверность и обоснованность. Методы и алгоритмы, предложенные в работе, основаны на положениях теории искусственных нейронных сетей. Достоверность приведенных исследований подтверждена корректным применением математического аппарата, на основе которого проведено численное моделирование, а также апробацией на научно-технических конференциях.

Научная новизна диссертационной работы заключается в следующем:

1. Предложен метод и разработан алгоритм КД ИН на основе банка вероятностных нейронных сетей, аппроксимирующих вероятность состояния системы на каждом шаге решения задачи КД.

2. Предложен метод и разработан алгоритм КД ИН, использующий самоорганизующиеся карты Кохонена для классификации измерений по состояниям системы.

3. Предложен метод и разработан алгоритм, основанный на многослойных персептронах с элементами кратковременной памяти во входном слое, используемый для классификации динамики измерений по состояниям системы, позволяющий решать задачу КД ИН ИНС с большими периодами автономной работы.

4. Предложен метод и реализован алгоритм, использующий многослойные персептроны с элементами кратковременной памяти во входном слое для прогнозирования НП текущего шага по накопленным измерениям, позволяющий выполнять КД ИН ИНС с длительными периодами автономной работы на объектах, движущихся с большими линейными ускорениями.

Практическая ценность полученных результатов:

1. Разработан пакет прикладных программ для Matlab 7.1, позволяющий моделировать процесс возникновения ИН и ИО, их обнаружение предложенными методами и методом многоальтернативной фильтрации, а также показывать эффективность предложенных методов.

2. Созданы имитационные модели КД ИН в ИНС, которые могут быть адаптированы для бортовых компьютеров НК.

3. Разработанные методы могут быть использованы для КД ИН и ИО, избыточных ИНС для водных, подводных, наземных и воздушных объектов.

Апробация работы. Основные положения и результаты работы докладывались на конференциях: 1) в 2004 году на XXIV конференции памяти Н.Н. Острякова (ЦНИИ "Электроприбор", г. Санкт-Петербург); 2) в 2007 году на IX конференции молодых ученых "Навигация и управление движением" (ЦНИИ "Электроприбор", г. Санкт-Петербург), доклад на тему "Контроль и диагностика информационных нарушений в автономной инерциальной навигационной системе", отмечен дипломом первой степени за лучший доклад, представленный на секции «Обработка информации в навигационных системах»; 3) в 2008 году на X конференции молодых ученых "Навигация и управление движением" (ЦНИИ "Электроприбор", г. Санкт-Петербург); 4) на 4-ой научно-технической конференции молодых специалистов, посвященной 90-летию академика Н. А. Семихатова (НПО Автоматика, г.

Екатеринбург); 5) на секции кафедры «Системы управления» научно-технической конференции ЮУрГУ в 2005-2009 годах. Работа поддерживалась молодежными грантами Губернатора Челябинской области в 2004, 2006, 2007 и 2008 годах.

Публикации. Основные научные результаты диссертации отражены в 15 научных публикациях, 3 из которых – в журналах, входящих в перечень ВАК.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех разделов, заключения, библиографического списка из 93 наименований. Основная часть работы изложена на 138 страницах. В приложения объемом 98 страниц вынесены исходные тексты программ.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы исследования, сформулирована цель и задачи исследования, указаны научная новизна и практическая ценность полученных результатов.

В первом разделе описана математическая модель погрешностей ИНС, используемых при решении задачи КД. Представлены результаты численного моделирования погрешностей параметров ИНС при наличии и отсутствии ИН. В основе модели погрешности лежат обобщенные уравнения погрешностей ИНС. Описание модели погрешностей ИНС состоит из трех частей: погрешности формирования экваториального трехгранника $O\xi\eta\zeta$ (ЭТ), географического трехгранника $OENH$ (ГТ) и зависимости погрешностей НП (координат и ориентации объекта) от погрешностей формирования ЭТ и ГТ. Задача КД подразделяется на подзадачи КД ИН в ЭТ и ГТ, которые в свою очередь делятся на КД ИН в каждой оси трехгранников. На рис. 1 изображены системы координат ЭТ и ГТ. Погрешности формирования ЭТ влияют на погрешности параметров ориентации объекта, а погрешности ГТ – на погрешности параметров координат объекта, скорости и перемещения. На рис. 2 изображена схема трехстепенной гиросtabilизированной платформы, на площадке которой расположены акселерометры, оси которых образуют прямоугольный трехгранник $Ox_b y_b z_b$. Модель погрешностей ИНС при построении **северной оси ГТ**, т.е. модель погрешности формирования проекции перемещения на северную ось ГТ:

$$\begin{aligned} \Delta \dot{s}_N &= \Delta V_N; \quad \Delta \dot{V}_N = g \Delta \alpha_x + g u_{a,y} e_{a,y} + g \Delta a_y; \\ \Delta \dot{\alpha}_x &= -\frac{\Delta V_N}{R} + \Delta \dot{\delta}_{\xi\eta}; \quad \Delta \dot{a}_y = -\frac{1}{\tau_\alpha} \Delta a_y + g_s w_s; \quad \dot{e}_{a,y} = 0. \end{aligned} \quad (1)$$

Используемые здесь обозначения приведены ниже. Если коэффициент $u_{a,y} = 0$, то модель соответствует случаю отсутствия ИН, а когда оно присутствует, то коэффициент $u_{a,y} = 1$. Будем называть погрешности измерения ускорения погрешностями "северного" акселерометра. Модель погрешностей ИНС при

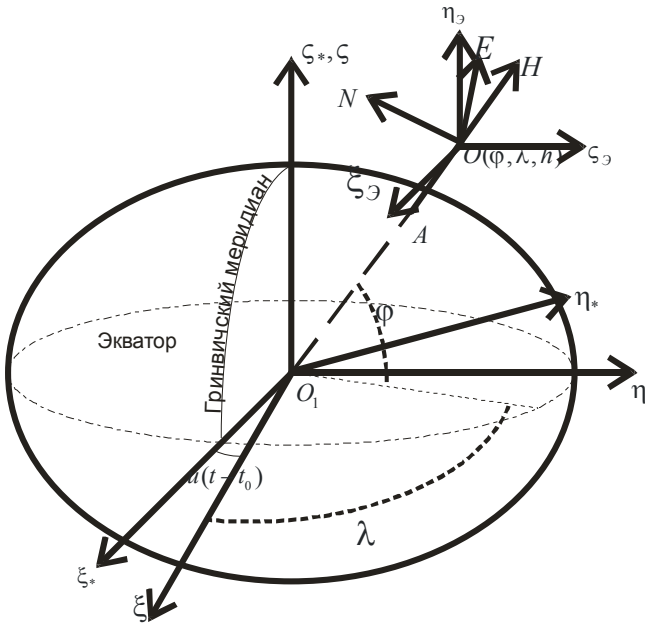


Рис. 1. Географический трехгранник $OENH$,
экваториальный трехгранник $O\xi\eta\zeta\varepsilon$

построении **восточной оси ГТ** – это погрешности измерения ускорения "восточного" акселерометра:

$$\begin{aligned} \Delta \dot{s}_E &= \Delta V_E; \quad \Delta \dot{V}_E = -g\Delta\alpha_y + gu_{a,x}e_{a,x} + g\Delta a_x; \\ \Delta \dot{\alpha}_y &= \frac{\Delta V_E}{R} + \Delta \delta_y; \quad \Delta \dot{a}_x = -\frac{1}{\tau_\alpha} \Delta a_x + g_4 w_4; \quad \dot{e}_{a,x} = 0, \end{aligned} \quad (2)$$

ИН в акселерометре отсутствует при $u_{a,x} = 0$, присутствует при $u_{a,x} = 1$. Модель погрешностей ИНС при построении **вертикальной оси ГТ** – это погрешность измерения ускорения "вертикального" акселерометра:

$$\begin{aligned} \Delta \dot{s}_H &= \Delta V_H; \quad \Delta \dot{V}_H = \Delta a_z + ge_{a,z}u_{a,z}; \\ \Delta \dot{a}_z &= -\frac{1}{\tau_\alpha} \Delta a_z + g_6 w_6; \quad \dot{e}_{a,z} = 0. \end{aligned} \quad (3)$$

ИН в акселерометре отсутствует при $u_{a,z} = 0$, присутствует при $u_{a,z} = 1$.

Информационные нарушения при построении осей ЭТ вызваны появлением аномальных дрейфов гироскопов. Модель погрешности построения осей ξ_ε и ζ_ε :

$$\begin{aligned} \Delta \dot{\delta}_{\xi_\varepsilon} &= -u\Delta\delta_{\zeta_\varepsilon} + \Delta\omega_{\xi_\varepsilon} + u_\xi e_{\omega,\xi}; \quad \Delta \dot{\delta}_{\zeta_\varepsilon} = u\Delta\delta_{\xi_\varepsilon} + \Delta\omega_{\zeta_\varepsilon} + u_\zeta e_{\omega,\zeta}; \\ \Delta \dot{\omega}_{\xi_\varepsilon} &= -\frac{1}{\tau_\Gamma} \Delta\omega_{\xi_\varepsilon} + g_1 w_1; \quad \Delta \dot{\omega}_{\zeta_\varepsilon} = -\frac{1}{\tau_\Gamma} \Delta\omega_{\zeta_\varepsilon} + g_2 w_2; \quad \dot{e}_{\omega,\xi} = 0; \quad \dot{e}_{\omega,\zeta} = 0. \end{aligned} \quad (4)$$

Модель погрешности построения оси η_ε :

$$\Delta \dot{\delta}_{\eta_\varepsilon} = \Delta\omega_{\eta_\varepsilon} + u_\eta e_{\omega,\eta}; \quad \Delta \dot{\omega}_{\eta_\varepsilon} = -\frac{1}{\tau_\Gamma} \Delta\omega_{\eta_\varepsilon} + g_3 w_3; \quad \dot{e}_{\omega,\eta} = 0; \quad (5)$$

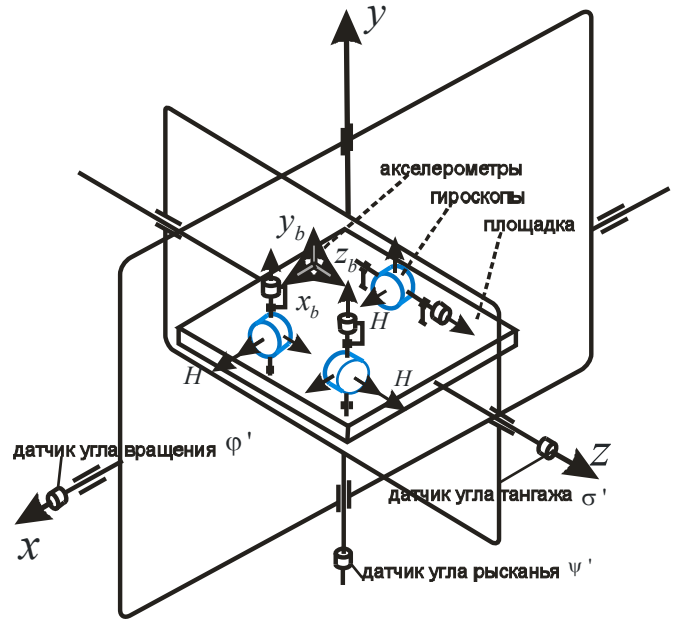


Рис. 2. Платформенная ИНС

Погрешности выработки основных навигационных параметров описываются следующей моделью:

$$\delta\varphi = -\alpha_x + \delta_{\xi_3}, \quad \delta w = \delta\lambda \cos\varphi = \alpha_y - \delta_y, \quad \alpha_z = \alpha_y \operatorname{tg}\varphi + \delta_{\zeta_3} \frac{1}{\cos\varphi}. \quad (6)$$

В выражениях (1) – (6) использованы следующие обозначения: τ_a, τ_Γ – интервал корреляции погрешностей акселерометров и гироскопов; $w_i, i=1..6$ – белозумные возмущения единичной интенсивности; $g_i, i=1..6$ – коэффициенты интенсивности возмущений, $\Delta V_{N,E,H}$ – погрешность скорости в проекциях на оси ГТ; $\Delta s_{N,E,H}$ – погрешность перемещения в проекции на оси ГТ; g – ускорение свободного падения; $\Delta\alpha_x, \Delta\alpha_y$ – погрешности вертикали; $\Delta a_x, \Delta a_y, \Delta a_z$ – проекции погрешности акселерометров на оси ГТ в угловой мере; R – радиус Земли, принимаемой за шар; $\Delta\delta_{\xi_3}, \Delta\delta_{\zeta_3}, \Delta\delta_{\eta_3}$ – погрешности построения ЭТ; u_ξ, u_ζ, u_η – коэффициенты, равные 1 при наличии ИН в соответствующих гироскопах, и равные 0 при отсутствии ИН; $u_{a,x}, u_{a,y}, u_{a,z}$ – коэффициенты, определяющие наличие ИН в акселерометрах, аналогично u_ξ, u_ζ, u_η ; $e_{a,x}, e_{a,y}, e_{a,z}$ – величина ИН в акселерометрах; $e_{\omega,\xi}, e_{\omega,\zeta}, e_{\omega,\eta}$ – величина ИН в гироскопах; $\delta\varphi$ – погрешность широты; δw – погрешность отшествия; α_z – погрешность курса; $\delta\lambda$ – погрешность построения долготы; $\dot{\delta}_y$ – скорость ухода экваториального трехгранника, по оси y , определяемая из соотношения $\delta_y = -\delta_{\zeta_3} \sin\varphi + \delta_{\eta_3} \cos\varphi$, где φ – угол широты. Описанные процессы приводят к неограниченному нарастанию погрешностей выходных параметров ИНС. В работе показано, что в качестве входных параметров для КД ИН в ГТ и осей ξ_3 и ζ_3 ЭТ следует нарушения использовать отношение разности вторых производных одноименных НП к величине дискретного шага времени:

$$\Delta z_{ij}^k = \frac{\left[\frac{(z_i^k - z_i^{k-1})}{\Delta t} - \frac{(z_i^{k-1} - z_i^{k-2})}{\Delta t} \right] - \left[\frac{(z_j^k - z_j^{k-1})}{\Delta t} - \frac{(z_j^{k-1} - z_j^{k-2})}{\Delta t} \right]}{\Delta t}, \quad (7)$$

где z_i^k – НП, измеренные на дискретном шаге k в i -й ИНС; Δt – шаг дискретизации. Для КД ИН в оси η_3 ЭТ эффективнее использовать разности приращения погрешностей отшествия $\Delta\dot{w}_{ij}$ вида:

$$\Delta z_{ij}^k = \frac{\frac{(z_i^k - z_i^{k-1})}{\Delta t} - \frac{(z_j^k - z_j^{k-1})}{\Delta t}}{\Delta t}. \quad (8)$$

Во втором разделе приводится обзор известных подходов к решению задачи КД ИН ИНС и обзор нейросетевых методов КД состояния технических систем. До настоящего времени наибольшее распространение получили

фильтрационные методы КД ИН погрешностей ИНС. Значительный вклад в развитие современных технологий КД ИН и ИО ИНС внес С.П. Дмитриев. Настоящая диссертация представляет собой развитие идей, описанных в книге С.П. Дмитриева, Н.В. Колесова, А.В. Осипова «Информационная надежность, контроль и диагностика навигационных систем» – СПб.: ГНЦ РФ ЦНИИ "Электроприбор", 2003. – 207 с. Оптимальный алгоритм КД ИН кратко можно описать следующими выражениями

$$\rho_k^{ji} = \iint \pi^j(x_{k-1}) f^i(x_k | x_{k-1}) f^i(Z_k | x_k) dx_{k-1} dx_k; \quad (9)$$

$$\pi^i(x_k) = \frac{f^i(Z_k | x_k) \sum_j \int f^i(x_k | x_{k-1}) \pi^j(x_{k-1}) dx_{k-1} p_k^{ji} g_{k-1}^j}{\sum_j \rho_k^{ji} p_k^{ji} g_{k-1}^j}; \quad g_k^i = \frac{\sum_j \rho_k^{ji} p_k^{ji} g_{k-1}^j}{\sum_{i,j} \rho_k^{ji} p_k^{ji} g_{k-1}^j},$$

где g_k^i – вероятность того, что система находится в состоянии S^i ; p_k^{ji} – априорная вероятность перехода из состояния S^j в S^i на шаге k ; x_k – процесс, описываемый моделью погрешностей ИНС; Z_k – измерения процесса x_k , полученные на текущем шаге; Z^{k-1} – реализовавшиеся ранее измерения; $\pi^j(x_{k-1}) = f(x_{k-1} | S_{k-1}^j, Z^{k-1})$ – апостериорная плотность вероятности x_{k-1} при состоянии S^j и реализовавшихся измерениях; $\rho_k^{ji} = f(Z_k | S_k^i, S_{k-1}^j, Z^{k-1})$ – апостериорная плотность Z_k при переходе $S^j \rightarrow S^i$ и накопленных измерениях Z^{k-1} . С каждым нарушением связано отдельное состояние системы $S^i, i > 0$; S^0 – исправное состояние. Решение принимается в пользу одного состояния по правилу:

$$i_k^* = \arg(\max_i g_k^i), \quad g_k^{i^*} > A. \quad (10)$$

Наиболее эффективным считается субоптимальный алгоритм КД, основанный на использовании полигауссовской аппроксимации апостериорной плотности вероятности $\pi(x_{k-1})$ с помощью банка фильтров Калмана – алгоритм многоальтернативной фильтрации. Выполнена реализация этого метода и численное моделирование процесса возникновения ИН и его диагностики с использованием метода полигауссовской аппроксимации $\pi(x_{k-1})$. Описание контролируемого процесса имеет вид:

$$x_k = \Phi_k^i x_{k-1} + w_k^i. \quad (11)$$

Описание измерений:

$$z_k = H_k^i x_k + v_k^i. \quad (12)$$

В качестве измерений использованы разности вторых дифференциалов (7). Фундаментальные матрицы для состояний S^0 – исправное состояние, S^1 – нарушение в первой ИНС, S^2 – нарушение во второй ИНС, S^3 – нарушение в третьей ИНС, определяются следующим образом:

$$\Phi_k^0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \Phi_k^1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \Phi_k^2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \Phi_k^3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ для } \forall k. (13)$$

Известны модификации данного алгоритма, для случаев неопределенности некоторых параметров, например, описанные Р.И. Ивановским и А.А. Игнатовым – это алгоритмы, основанные на использовании минимаксных фильтров Калмана. С.П. Дмитриев и Ю.А. Литвиненко сформулировали условия существования гарантирующего минимаксного фильтра Калмана в зависимости от свойств модели сигнала. Н.В. Колесов, А.В. Осипов, М.Ю. Чесноков предложили способ повышения эффективности работы алгоритма за счет уменьшения чувствительности метода к неопределенностям в параметрах модели, описывающей процесс возникновения нарушения и сами нарушения. Используются интервальные модельные представления, например, марковский процесс с интервальными параметрами, а вместо банка фильтров Калмана – банк интервальных фильтров Калмана. В.П. Танана разработал некоторые принципы решения некорректных задач, к которым относятся задачи фильтрации. Принципиальное преимущество нейронных сетей перед фильтрами Калмана при решении задачи КД ИН: 1) они позволяют аппроксимировать произвольные плотности распределения вероятности (плотности ρ_k^{ji} и π_k^i не являются гауссовскими); 2) могут обучаться на реальных измерениях, а не на модели погрешностей, что позволяет обойти неопределенности модели; 3) алгоритмы, использующие нейронные сети, проще в вычислительном смысле для рассмотренных случаев; 4) внутренний параллелизм, присущий нейронным сетям, легко реализуем на вычислительных системах с массовым параллелизмом, которые сейчас активно развиваются.

В третьем разделе описаны нейросетевые методы КД ИН ИНС. В первом подразделе предложено два подхода к решению задачи КД ИН ИНС, использующих вероятностные нейронные сети (ВНС) с радиальными базисными элементами (radial basis function, RBF). Предложен алгоритм 3.1, использующий банк ВНС на RBF для аппроксимации значений плотности ρ_k^{ji} (9) для всех возможных переходов из состояния S^j в S^i на каждом шаге решения задачи. Наиболее простым решением в задаче аппроксимации плотности распределения вероятности ρ_k^{ji} является создание для каждого возможного перехода из одного состояния в другое $S^j \rightarrow S^i$ отдельной нейронной сети. На вход сети подаются измерения (7) или (8) НП, выработанных в разных ИНС. В выходном слое два нейрона: один отвечает за формирование оценки плотности распределения вероятности входного сигнала, при условии перехода из состояния S^j в состояние S^i , а второй оценивает вероятность противоположного события. Скрытый слой содержит радиальные базисные функции с центрами в точках из обучающей выборки.

Элементы, соответствующие измерениям нужного перехода $S^j \rightarrow S^i$, связаны с первым выходным нейроном, остальные измерения – со вторым выходным нейроном. Таким образом, можно составить **алгоритм 3.1.1.** решения задачи КД ИН с использованием вероятностных RBF-сетей: 1) подготовить обучающую выборку: измерения (7) и (8) для каждого состояния системы; 2) задать априорную вероятность переходов p_k^{ji} ; 3) создать банк ВНС, каждая из которых аппроксимирует плотность ρ_k^{ji} для соответствующего перехода $S^j \rightarrow S^i$; 4) на каждом шаге работы алгоритма: 4.1) на вход каждой сети подаются измерения, в результате получаем значения ρ^{ji} ; 4.2) апостериорная вероятность g_k^{ji} перехода $S_{k-1}^j \rightarrow S_k^i$ определяется по выражению:

$$g_k^{ji} = \frac{\rho_k^{ji} p_k^{ji} g_{k-1}^j}{\sum_{i,j} \rho_k^{ji} p_k^{ji} g_{k-1}^j}; \quad 4.3) \text{ апостериорная вероятность } g_k^i \text{ состояния } S_k^i$$

вычисляется по: $g_k^i = \sum_j g_k^{ji}$; 4.4) если выполняется условие:

$i_k^* = \arg(\max_i g_k^i), g_k^{i^*} > A$, то принимается решение о соответствующем ИН, в противном случае, считается, что ИНС работают исправно. В задаче КД ИН акселерометров при использовании в качестве входной информации (7) вместо алгоритма 3.1 следует использовать **алгоритм 3.1.2:** 1) подготовить обучающую выборку; 2) создать ВНС для вычисления g_k^i по измерениям; 3) на каждом шаге работы алгоритма: 3.1) на вход каждой сети подаются измерения, в результате получаем значения g_k^i ; 3.2) если выполняется условие (2.2.8): $i_k^* = \arg(\max_i g_k^i), g_k^{i^*} > A$, то принимается решение о соответствующем ИН, в противном случае, считается, что ИНС работают исправно. В работе приведены исходные тексты программ и результаты численного моделирования работы алгоритмов. Результаты численного моделирования приведены в табл. 1 и табл. 2.

Таблица 1

Результаты численного моделирования КД ИН акселерометров

КД ИН	Измерения	Алгоритм	T	N	$\Delta_{y\partial}$ м/с ²	e м/с ²	Δt_{cp} с
«Северный» акселерометр	$\Delta \ddot{s}_{N,ij}$	3.1.2	20	100	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{N,ij}$	3.1.2	20	100	10^{-7}	$2 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{N,ij}$	3.1.1	10	400	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{N,ij}$	3.1.1	10	400	10^{-7}	$2 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{N,ij}$	3.1.1	10	400	10^{-7}	$1,5 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{N,ij}$	3.1.1	10	800	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{N,ij}$	3.1.1	10	800	10^{-7}	$2 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{N,ij}$	3.1.1	10	800	10^{-7}	$1,5 \cdot 10^{-7}$	3

КД ИН	Измерения	Алгоритм	T	N	$\Delta_{qЭ}$ м/с ²	e м/с ²	Δt_{cp} с
«Восточный» акселерометр	$\Delta \ddot{s}_{E,ij}$	3.1.2	10	100	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{E,ij}$	3.1.2	10	100	10^{-7}	$2 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{E,ij}$	3.1.2	10	100	10^{-7}	$1,5 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{E,ij}$	3.1.1	10	400	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{E,ij}$	3.1.1	10	400	10^{-7}	$2 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{E,ij}$	3.1.1	10	400	10^{-7}	$1,5 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{E,ij}$	3.1.1	10	800	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{E,ij}$	3.1.1	10	800	10^{-7}	$2 \cdot 10^{-7}$	1
«Вертикальный» акселерометр	$\Delta \ddot{s}_{H,ij}$	3.1.2	1	4	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{H,ij} \cdot$	3.1.2	1	4	10^{-7}	$2 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{H,ij} \cdot$	3.1.2	1	4	10^{-7}	$1,5 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{H,ij} \cdot$	3.1.1	1	4	10^{-7}	$1,5 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{H,ij}$	3.1.1	10	800	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \ddot{s}_{H,ij}$	3.1.1	10	800	10^{-7}	$1,5 \cdot 10^{-7}$	5

Примечания: e – величина ИН; $\Delta_{qЭ}$ – номинальная погрешность чувствительных элементов в м/с²; Δt_{cp} – среднее время обнаружения ИН в секундах; в приведенных примерах дискретный шаг 1 с; N – объем обучающей выборки; T – количество испытаний.

Таблица 2

Результаты численного моделирования КД ИН гироскопов

КД ИН	Измерения	Алгоритм	T	N	$\Delta_{qЭ}$ рад/с ²	e рад/с ²	Δt_{cp} с
Ось $\xi_{Э}$ ЭГ	$\Delta \ddot{\varphi}_{ij}, \Delta \ddot{\alpha}_{z,ij}$	3.1.1	20	1000	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	112
	$\Delta \ddot{\varphi}_{ij}, \Delta \ddot{\alpha}_{z,ij}$	3.1.1	20	1000	10^{-7}	$2 \cdot 10^{-7}$	147
	$\Delta \ddot{\varphi}_{ij}, \Delta \ddot{\alpha}_{z,ij}$	3.1.1	20	1000	10^{-7}	$1,5 \cdot 10^{-7}$	214
Ось $\zeta_{Э}$ ЭГ	$\Delta \ddot{\varphi}_{ij}, \Delta \ddot{\alpha}_{z,ij}$	3.1.1	20	1000	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	135
	$\Delta \ddot{\varphi}_{ij}, \Delta \ddot{\alpha}_{z,ij}$	3.1.1	20	1000	10^{-7}	$2 \cdot 10^{-7}$	144
	$\Delta \ddot{\varphi}_{ij}, \Delta \ddot{\alpha}_{z,ij}$	3.1.1	20	1000	10^{-7}	$1,5 \cdot 10^{-7}$	197
Ось $\eta_{Э}$ ЭГ	$\Delta \dot{w}_{ij}$	3.1.2	20	100	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \dot{w}_{ij} \cdot$	3.1.2	20	100	10^{-7}	$2 \cdot 10^{-7}$	1
	$\Delta \dot{w}_{ij} \cdot$	3.1.2	20	100	10^{-7}	$1,5 \cdot 10^{-7}$	1

Во втором подразделе третьего раздела описан подход к решению задачи КД ИН ИНС на основе самоорганизующейся карты Кохонена (SOM, self-organizing map), при обучении которой используется гибридный метод: самоорганизация и обучение с учителем. SOM используется для вычисления вероятности g^i того, что система находится в состоянии S^i на текущем шаге решения задачи КД ИН по измерениям. Выполняется классификация входных сигналов по состояниям системы. **Алгоритм 3.2.1** для классификации измерений по состояниям системы: 1) подготовить обучающую и тестовую выборку; 2) подготовить и обучить SOM для вычисления g^i по измерениям; 3) на каждом шаге работы алгоритма на вход каждой сети подаются измерения, на выходе получаем оценку g_k^i . Выходной сигнал сети считать текущим состоянием системы. На рис. 3 представлена классификация нейронов решетки по состояниям системы: номер внутри шестигранника нейрона обозначает номер i состояния S^i . Всего рассматривается четыре возможных состояния: S^0 – отсутствует ИН при построении ξ_3 оси, S^1 – ИН в первой ИНС, S^2 – ИН во второй ИНС, S^3 – в третьей. На рис. 4 изображены результаты работы SOM по

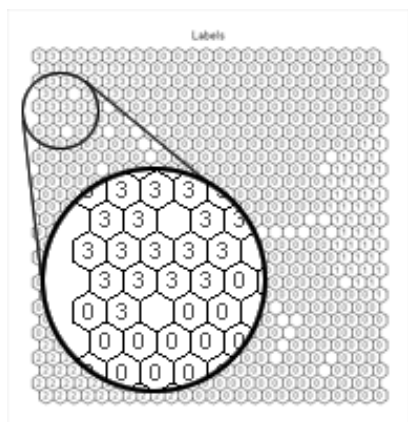


Рис. 3. Классификация по состояниям системы S^i нейронов SOM, обученной для КД ИН в оси ξ_3

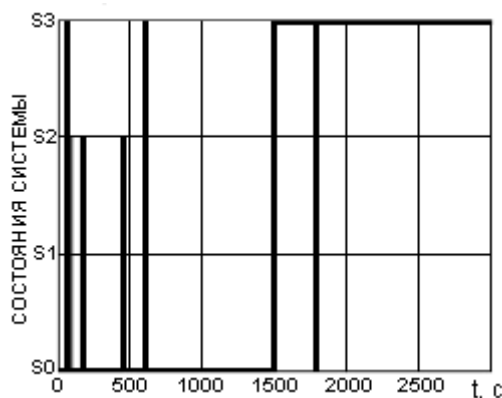


Рис. 4. Результаты моделирования КД ИН в оси ξ_3 (алгоритм 3.2.1)

КД ИН в оси ξ_3 . Нарушение возникло в момент времени $t = 1500c$ в третьей ИНС. Предложенный подход к решению задачи КД ИН при построении осей ξ_3 и ζ_3 ЭТ для ИНС допускает примерно 0,2–0,5% ошибочных диагностик.

В третьем подразделе третьего раздела предложен метод для решения задачи КД ИН ИНС с неограниченным временем автономной работы, использующий многослойные перцептроны (multilayer perceptron, MLP) с задержкой во времени входных сигналов для прогнозирования НП ИНС на текущем шаге по измерениям на предыдущих шагах. На основе ошибки прогноза принимается решение о наличии или отсутствии ИН. На рис. 5 представлена архитектура предиктора. Измерения подаются на входной слой сети и хранятся в элементах кратковременной памяти z^{-1} . Сети для разных состояний системы имеют одинаковую структуру. В работе, в частности, использовались MLP с 20-тью

элементами кратковременной памяти во входном слое, 50 нейронами в скрытом слое и 6 нейронами на выходе. Функция активации скрытого слоя:

$a_1(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$, функция активации выходного слоя: $a_2(x) = x$. На вход

каждой сети подается вектор измерений предыдущего шага $y(t-1) = \{\Delta\ddot{\alpha}_{z,12}(t-1), \Delta\ddot{\alpha}_{z,13}(t-1), \Delta\ddot{\alpha}_{z,23}(t-1), \Delta\ddot{\phi}_{12}(t-1), \Delta\ddot{\phi}_{13}(t-1), \Delta\ddot{\phi}_{23}(t-1)\}$,

на выходе получается оценка измерений текущего шага $\hat{y}_i(t) = \{\Delta\hat{\alpha}_{z,12}(t), \Delta\hat{\alpha}_{z,13}(t), \Delta\hat{\alpha}_{z,23}(t), \Delta\hat{\phi}_{12}(t), \Delta\hat{\phi}_{13}(t), \Delta\hat{\phi}_{23}(t)\}$ для каждого

состояния системы $S^i, i = 0, 1, 2, 3$. При обучении использован алгоритм

обратного распространения ошибки и функция тренировки,

которая модифицирует значения весов и смещений в соответствии с методом

оптимизации Левенберга-Маркардта. Алгоритм 3.3.1 для

решения задачи КД с использованием нейросетевых предикторов:

1) подготовить массив измерений $\Delta\ddot{\alpha}_{z,ij}$ и $\Delta\ddot{\phi}_{ij}$ для всех возможных состояний;

2) подготовить и обучить четыре MLP для прогнозирования значений измерений для четырех

состояний системы. 3) на каждом шаге работы алгоритма: 3.1) на вход каждой сети

подается измерение $y(t-1) = \{\Delta\ddot{\alpha}_{z,12}(t-1), \Delta\ddot{\alpha}_{z,13}(t-1), \Delta\ddot{\alpha}_{z,23}(t-1), \Delta\ddot{\phi}_{12}(t-1), \Delta\ddot{\phi}_{13}(t-1), \Delta\ddot{\phi}_{23}(t-1)\}$, в результате

получаем значения: $\hat{y}_i(t) = \{\Delta\hat{\alpha}_{z,12}(t), \Delta\hat{\alpha}_{z,13}(t), \Delta\hat{\alpha}_{z,23}(t), \Delta\hat{\phi}_{12}(t), \Delta\hat{\phi}_{13}(t), \Delta\hat{\phi}_{23}(t)\}, i = 0, 1, 2, 3$;

3.2) вычисление невязки: $\mu_i(t) = \left| \Delta\hat{\alpha}_{z,12}^i(t) - \Delta\ddot{\alpha}_{z,12}(t) \right| + \left| \Delta\hat{\alpha}_{z,13}^i(t) - \Delta\ddot{\alpha}_{z,13}(t) \right| +$

$\left| \Delta\hat{\alpha}_{z,23}^i(t) - \Delta\ddot{\alpha}_{z,23}(t) \right| + \left| \Delta\hat{\phi}_{12}^i(t) - \Delta\ddot{\phi}_{12}(t) \right| + \left| \Delta\hat{\phi}_{13}^i(t) - \Delta\ddot{\phi}_{13}(t) \right| + \left| \Delta\hat{\phi}_{23}^i(t) - \Delta\ddot{\phi}_{23}(t) \right|, i = 0, 1, 2, 3$;

3.3) принятие решения о состоянии системы по следующему правилу:

$i^*(t) = \arg\left(\min_i \mu_i(t)\right)$. На рис. 7в приведены результаты численного

моделирования работы алгоритма на подвижном объекте.

В четвертом подразделе третьего раздела описывается подход к решению задачи КД ИН ИНС с ограниченным временем автономной работы, также использующий многослойные персептроны с задержкой во времени входных сигналов. Для каждого неисправного состояния системы обучается отдельная сеть, на выходе которой мы получаем вероятность того, что возникло

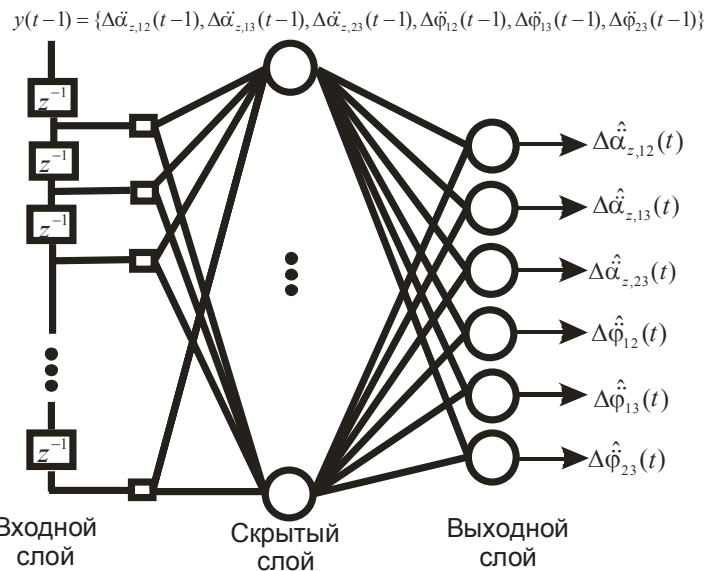


Рис. 5. Многослойный персептрон прямого распространения с временными задержками на входе для КЛ ИН

соответствующее ИН. Этот подход аналогичен методам, описанным в первом и втором подразделах третьего раздела, но в них решение принималось на одном шаге, а здесь учитываются последние p измерений. Данный метод можно использовать для КД ИН при построении осей ξ_{ϑ} и ζ_{ϑ} ЭТ для ИНС с ограниченным, но достаточно большим временем автономной работы. Измерения подаются на входной слой сети и хранятся в элементах кратковременной памяти z^{-1} . Сети для разных состояний системы имеют одинаковую структуру. В работе использовались MLP с 20-тью элементами кратковременной памяти во входном слое, 20 нейронами в первом скрытом слое, 10 нейронами во втором скрытом слое и 1 нейроном на выходе. Функция активации скрытых слоев: $a_1(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$, функция активации выходного слоя: $a_2(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$. Для обучения использован алгоритм упругого обратного распространения ошибки (RProp). На вход каждой сети подается вектор измерений текущего шага $y(t) = \{\Delta\ddot{\alpha}_{z,12}(t), \Delta\ddot{\alpha}_{z,13}(t), \Delta\ddot{\alpha}_{z,23}(t), \Delta\ddot{\phi}_{12}(t), \Delta\ddot{\phi}_{13}(t), \Delta\ddot{\phi}_{23}(t)\}$, на выходе получается оценка вероятности наличия в измерениях ИН, на которое настроена каждая сеть. На рис. 6б и рис. 7б приведены результаты численного моделирования работы алгоритма на подвижном объекте.

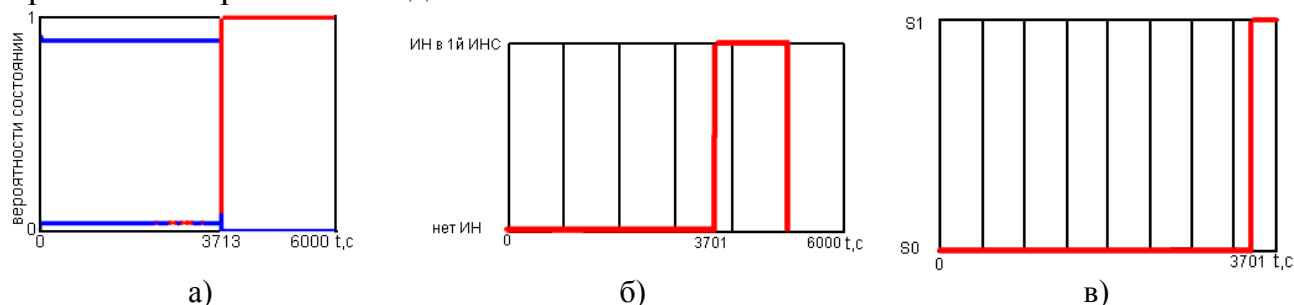


Рис. 6. Принятие решений о наличии нарушения при движении с ускорением $3g \text{ м/с}^2$ в восточном направлении, нарушение возникает в момент времени $t = 3700 \text{ с}$: а) метод многоальтернативной фильтрации, б) многослойный персептрон (алгоритм 3.4.1), в) многослойные персептроны в качестве предиктора (алгоритм 3.3.1)

В четвертом разделе рассматривается применимость описанных в работе подходов решения задачи КД ИН ИНС к подвижным навигационным объектам. Проведено сравнение методов КД на модели ИНС на объектах с различными характеристиками движения. Наиболее сложным случаем для КД ИН является движение в одном направлении с большим постоянным ускорением и диагностика ИН, влияющего на построение проекции НП в этом направлении. Применимость того или иного метода КД ИН может зависеть не только от максимальных ускорений объекта, но и от времени, в течение которого объект движется с максимальным ускорением. На рис. 7 показаны графики, отражающие результат принятия решения о наличии ИН, возникшего в восточном акселерометре первой БИНС при движении на восток с ускорением $3g \text{ м/с}^2$. Алгоритмы, использующие MLP, правильно приняли решение о

наличии ИН (рис. 6б и 6в) в момент времени $t = 3701c$. Алгоритм многоальтернативной фильтрации (рис. 6а) правильно диагностировал ИН в момент времени $t = 3713c$. На рис. 7 приведены результаты моделирования работы методов при движении объекта с ускорением $10g \text{ м/с}^2$. На графике рис. 7а, алгоритм, основанный на многоальтернативной фильтрации, досрочно принял неправильное решение о наличии ИН во второй ИНС, а в момент времени $t = 3777c$ принял правильное решение. Алгоритмы, использующие MLP, правильно и своевременно приняли решение о наличии ИН (рис. 7б и 7в) в моменты времени $t = 3712c$ и $t = 3704c$, то есть раньше более, чем на минуту. Для объектов, движущихся с большими скоростями, обучение и подбор подходящей архитектуры сетей MLP представляет собой сложную задачу.

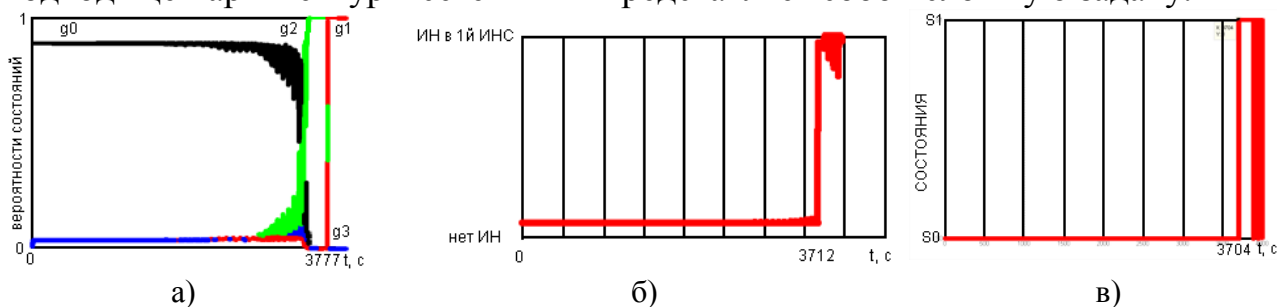


Рис. 7. Принятие решений о наличии нарушения при движении с ускорением $10g \text{ м/с}^2$ в восточном направлении, нарушение возникает в момент времени $t = 3700c$: а) метод многоальтернативной фильтрации, б) многослойный персептрон (алгоритм 3.4.1), в) многослойные персептроны в качестве предиктора (алгоритм 3.3.1)

Обучение MLP состоит из последовательных попыток обучения и тестирования работы сетей. Если тестирование завершается неудачно, то необходимо проводить корректировку обучающей выборки, изменять структуру и настройки сети, параметры обучения и заново обучать MLP. И так далее, пока тестирование не завершится удачно. Для выбора того или иного подхода к решению задачи КД ИН в ИНС необходима следующая информация о НК и навигационном объекте: 1) математическая модель погрешностей ИНС; 2) характер движения объекта, максимальные ускорения и максимальная длительность движения с максимальным ускорением; 3) классификация ИН, их модели, величины ИН; 4) максимальное время автономной работы ИНС, в течение которого данные не корректируются от внешних источников информации, а также требования по точности и надежности работы ИНС; наличие средств демпфирования, прочие особенности функционирования НК, соответствующие математические модели; вычислительные возможности бортового компьютера, доступное количество памяти, возможность параллельных вычислений. В зависимости от этих параметров следует выбирать подходящий метод КД ИН и обучать сети с учетом доступных вычислительных ресурсов и требований к средствам КД. Особенность нейросетевых алгоритмов состоит в том, нельзя дать адекватную количественную оценку работы алгоритма безотносительно к доступным ресурсам. Теоретически при неограниченных ресурсах любой из предложенных методов может выполнять КД ИН в течение нескольких дискретных шагов с

момента обнаружения. Также дополнительное обучение нейронной сети часто позволяет сократить время диагностики ИН. В работе проведено численное моделирование функционирования различных методов КД с целью сравнения их по времени обнаружения ИН. В табл. 3 приведены обобщенные результаты сравнения методов КД, и показана их применимость к различным типам объектов. Они моделировались только величиной линейных ускорений, с которыми движутся объекты данного типа.

Таблица 3

Применимость рассмотренных методов к разным типам навигационных объектов

Тип объектов	Многоальтернативная фильтрация	Вероятностные нейронные сети	Карты Кохонена	Многослойный перцептрон (предиктор)	Многослойный перцептрон (классификатор)
Надводный объект	Эффективен	Эффективен для ИН НП координат объекта	Применим, если допустимо 1–2% ошибочных диагностик	Эффективен	Эффективен
Подводный объект	Эффективен	Эффективен для ИН НП координат объекта	Применим, если допустимо 1–2% ошибочных диагностик	Эффективен	Эффективен
Наземный объект (ускорения до 0,5g)	Эффективен	Применим при ограниченном времени автономной работы ИН	Применим, если допустимо 1–2% ошибочных диагностик	Эффективен	Эффективен при ограниченном времени автономной работы
Авиа (ускорения до 3g)	Применим для большинства объектов	нет (большой объем сети)	нет до 10% ошибочных диагностик	Эффективен (сложная процедура обучения)	Применим при ограниченном времени автономной работы
Ракеты (ускорения до 10g)	не удалось реализовать (определить фундаментальную матрицу)	–	–	Эффективен (сложная процедура обучения)	Применим при небольшом времени автономной работы
+ метода	Отсутствие процедуры обучения. Теоретическая обоснованность.	Диагностика малых нарушений без задержки во времени, простая процедура обучения.	Не требовательность к ресурсам.	Применимость ко всем объектам, универсальность. Не требовательность к ресурсам.	Небольшой объем сетей, своевременная диагностика ИН
– метода	При сложных характеристиках движения и модели погрешностей сложно определить фонд. матрицу	Узкая область применения	Ошибочные диагностики	Возможна сложная процедура обучения и определения архитектуры сети	Требование небольшой скорости движения или ограниченности времени автономной работы
T	0,04	0,026	0,0018	0,0061	0,0017

* **T** – среднее время выполнения одного дискретного шага работы алгоритма в секундах на персональном компьютере в пакете Matlab.

В работе используется частного вида модель погрешности датчиков и частное движение объекта. Выводы о неограниченности максимального времени автономной работы ИНС и применимости для любого типа объекта сделаны в только рамках этих моделей. Приведенные в таблице выводы носят общий характер и получены на основе большого объема численного моделирования частных случаев КД. Рассмотрена работа НК, состоящего из трех ИНС,

оснащенного средствами КД ИН и представленного на рис. 8. Операции в блоках, расположенных справа от пунктирной линии, должны выполняться в бортовом компьютере НК, в данной работе реализовано численное моделирование работы этих блоков. Три ИНС с одинаковыми моделями погрешностей и типами возможных ИН генерируют НП. Парные разности одноименных НП после численного дифференцирования поступают на вход средств КД. По результатам работы средств КД принимается решение о наличии или отсутствии ИН и его типе, то есть определяется текущее состояние системы, которое передается в блок совместной обработки информации. Это позволяет не учитывать НП ИНС, в которой возникло ИН, до его устранения. При возникновении ИН запускается процесс восстановления информации в ИНС от внешних источников.

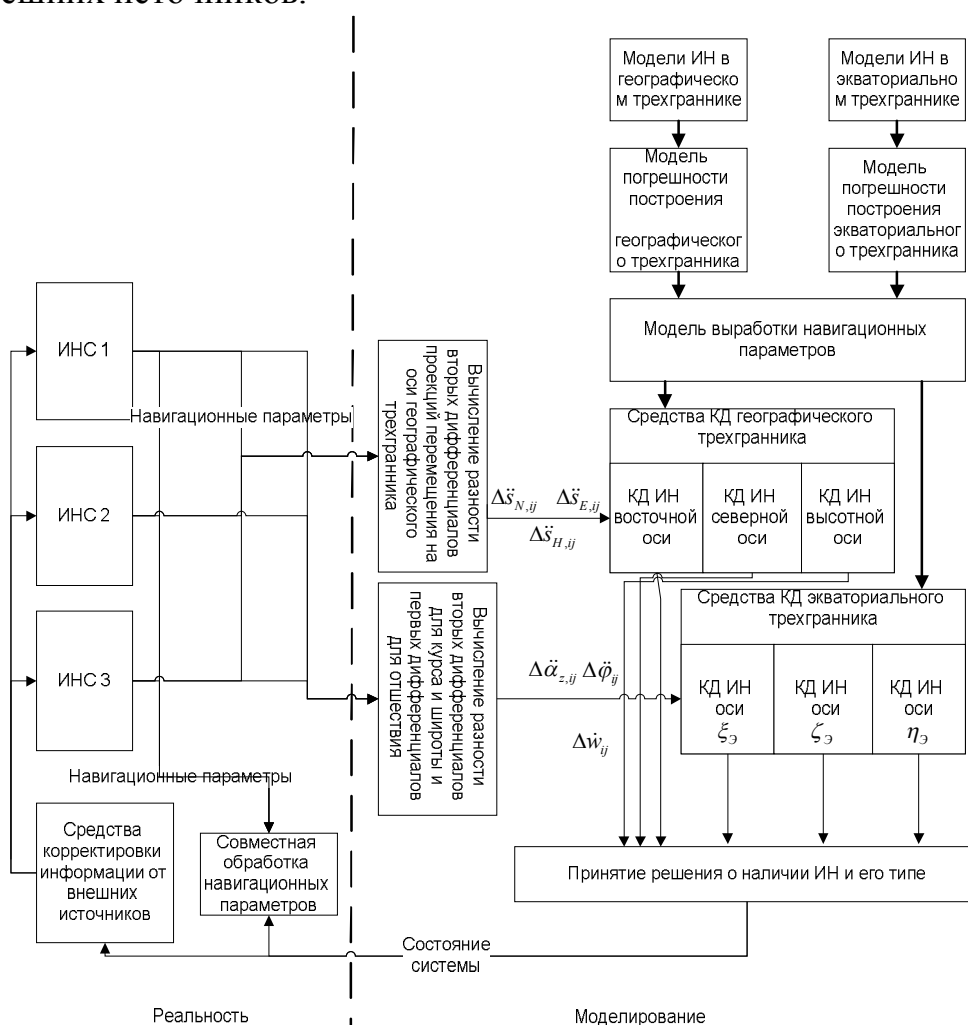


Рис. 8. Схема связей реального НК с математическим и алгоритмическим обеспечением средств КД ИН

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе предложено и исследовано четыре метода решения задачи контроля и диагностики информационных нарушений навигационного комплекса, состоящего из трех инерциальных навигационных систем. В итоге получены следующие результаты и выводы:

1. Модель погрешности ИНС, установленной на подвижном объекте, была дополнена моделями ИН. Выполнена реализация этой модели, а также модели погрешностей ИНС, не учитывающей движение объекта. Численное моделирование позволило сделать следующие выводы:
 - 1.1. Для КД ИН, возникающих при формировании НП перемещения объекта, курса и широты наиболее эффективно в качестве измерений использовать разности вторых дифференциалов одноименных НП, вырабатываемых в разных ИНС.
 - 1.2. Для КД ИН, возникающих при формировании долготы, эффективно использовать разности приращений значений долгот, вырабатываемых в разных ИНС.
2. Предложена реализация субоптимального алгоритма КД ИН, не зависящая от модели погрешностей ИНС. Численное моделирование работы этого алгоритма позволило сделать следующие выводы:
 - 2.1. Данная реализация применима для КД ИН на надводном, подводном, наземном и воздушном объекте.
 - 2.2. При движении объекта с большими ускорениями алгоритм принимает ошибочные решения о наличии ИН.
 - 2.3. Простая процедура проверки применимости метода для конкретного объекта не требует перед использованием длительного обучения и настройки параметров.
3. Предложен метод и реализован алгоритм КД ИН, который использует *банк вероятностных нейронных сетей* для аппроксимации плотности распределения вероятности состояния системы по измерениям. Выполнено численное моделирование работы алгоритма, которое показало:
 - 3.1. Метод может быть использован для КД ИН, возникающих при формировании НП координат объекта. Эффективен для подводных и надводных объектов при длительных периодах автономной работы, а также наземных объектах при небольших периодах автономной работы (до 2х часов). Позволяет диагностировать малые ИН ($2 \cdot 10^{-7}$), превышающие номинальную погрешность ЧЭ (10^{-7}) в 2 раза, без запаздывания.
 - 3.2. Достоинство метода – процедура обучения сетей, не требующая настройки параметров обучения.
4. Предложен метод и реализован алгоритм КД ИН, использующий *самоорганизующиеся сети Кохонена* для классификации измерений по состояниям системы. Численное моделирование алгоритма позволяет сделать вывод о том, что этот метод может быть использован для КД ИН, возникающих при формировании курса и широты на надводных, подводных и наземных подвижных объектах.
5. Предложен и реализован метод КД ИН, использующий *многослойные перцептроны с элементами памяти* во входном слое для классификации накопленных измерений по состояниям системы. В результате численного моделирования сделаны следующие выводы:

- 5.1. Метод применим для КД ИН ИНС на надводных и подводных объектов при длительном времени автономной работы ($>>2$ х часов).
- 5.2. При небольшом времени автономной работы метод применим для КД ИН ИНС на объектах наземного (до 10 часов) и авиаобъектов (до 2 часов), ракетах (до 30 минут).
- 5.3. Алгоритм не требователен к вычислительным ресурсам и памяти, при этом позволяет своевременно обнаруживать малые ИН.
6. Предложен метод и реализован алгоритм КД ИН, использующий *многослойные перцептроны с элементами памяти во входном слое* для прогнозирования измерений различных состояний. Численное моделирование позволяет сделать следующие выводы:
 - 6.1. Метод применим для объектов, движущихся с большими ускорениями (до $10g$ m/c^2).
 - 6.2. Метод позволяет диагностировать малые нарушения ($2 \cdot 10^{-7}$ при номинальной погрешности 10^{-7}).
 - 6.3. Метод требует тщательного и длительного процесса обучения сетей.
7. На базе пакета MATLAB 7.1 разработано программное обеспечение, демонстрирующее работу предложенных методов. Размер исходных текстов программ составляет 243,828 байта и 11066 строк.
8. Нейросетевые алгоритмы позволяют своевременно диагностировать малые ИН на объектах, движущихся с линейными ускорениями до $10g$, при этом они на порядок быстрее описанной реализации алгоритма многоальтернативной фильтрации. В рамках описанной модели при линейном движении объекта в одном направлении нейросетевые методы диагностируют ИН до 19 раз быстрее фильтрационного метода.

НАУЧНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ В ВЕДУЩИХ РЕЦЕНЗИРУЕМЫХ ЖУРНАЛАХ ВАК

1. 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.
2. 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.
3. Деева, А.С. Контроль и диагностика информационных нарушений в автономной инерциальной навигационной системе / А.С. Деева // Гироскопия и Навигация. – 2007. – №2 – С. 87.

ДРУГИЕ НАУЧНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

4. Деева, А.С. Контроль и диагностика информационных нарушений в избыточной инерциальной навигационной системе / А.С. Деева // Гироскопия и навигация. – 2008. – №2 – С. 89.

5. Деева, А.С. Моделирование устройства для выставки инерциальных датчиков / А.С. Деева // Конкурс грантов студентов, аспирантов и молодых ученых вузов Челябинской области: сборник рефератов научно-исследовательских работ студентов. – Челябинск: Изд-во ЮурГУ, 2004. – С. 151.
6. Деева, А.С. Калибровка гироскопа и акселерометра на неподвижном относительно Земли основании с помощью нейронных сетей / А.С. Деева // Конкурс грантов студентов, аспирантов и молодых ученых вузов Челябинской области: сборник рефератов научно-исследовательских работ аспирантов. – Челябинск: Изд-во ЮурГУ, 2007. – С. 132.
7. Деева, А.С. Контроль и диагностика информационных нарушений и отказов инерциальной навигационной системы / А.С. Деева // Конкурс грантов студентов, аспирантов и молодых ученых вузов Челябинской области: сборник рефератов научно-исследовательских работ аспирантов. – Челябинск: Изд-во ЮурГУ, 2007. – С. 95.
8. Деева, А.С. Калибровка акселерометра и гироскопа на неподвижном относительно Земли основании с использованием аппарата нейронных сетей / А.С. Деева, А.Г. Щипицын // Информационные системы и устройства: Тем. Сб. научн. Тр. – Челябинск: Изд. ЮурГУ, 2007. – С. 102–108.
9. Деева, А.С. Контроль и диагностика информационных нарушений в автономной инерциальной навигационной системе / А.С. Деева // Навигация и управление движением: Материалы докладов IX конференции молодых ученых. – СПб.: ГНЦ РФ ЦНИИ «Электроприбор», 2007. – С. 243–249.
10. Деева, А.С. Повышение точности инерциальной информации оптимальной выставкой датчиков в БИНС / А.С. Деева, А.Г. Щипицын // Гироскопия и навигация – 2004. – №4 (47) – С. 92.
11. Деева, А.С. Контроль и диагностика информационных нарушений инерциальных навигационных систем с использованием банка вероятностных нейронных сетей / А.С. Деева, А.Г. Щипицын // Инновации в науке и образовании. – 2008, №7. – С. 2. (http://ofap.ru/portal/newspaper/2008/7_42.doc)
12. Деева, А.С. Некоторые результаты исследования задачи контроля и диагностики информационных нарушений инерциальных навигационных систем / А.С. Деева, А.Г. Щипицын // Системы управления и информационные технологии: тематический сб. научн. тр./редкол.: А.Г. Щипицын (отв.ред.) и др. – Челябинск: Изд. Центр ЮУрГУ, 2009. – С. 225–229.
13. Деева, А.С. Задачи разработки математического и алгоритмического обеспечения синтеза бесплатформенных инерциальных навигационных систем для объекта ракетно-космического назначения. / А.Г. Щипицын, Л.Н. Шалимов, Л.А. Фокин, А.С. Деева и др. // Рефераты докладов XXVI конференции памяти выдающегося конструктора гироскопических приборов Н.Н. Острякова. – С.-Петербург: ЦНИИ Электроприбор, 2008. – С. 23.
14. Деева, А.С. Подходы к решению задачи контроля и диагностики информационных нарушений инерциальных навигационных систем

/ А.С. Деева, А.Г. Щипицын // Сборник научных трудов «Ракетно-космическая техника. Системы управления ракетных комплексов. Серия XI. Часть 1» – Научно-техническая конференция молодых специалистов НПОА. Екатеринбург, – 2008. – С. 81–95.

15. Деева, А.С. Нейросетевые методы контроля и диагностики информационных нарушений в инерциальной навигационной системе / А.С. Деева // Навигация и управление движением: Материалы докладов X конференции молодых ученых. – СПб.: ГНЦ РФ ЦНИИ «Электроприбор», 2009. – С. 232–238.

Деева Анастасия Сергеевна

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ
ДИАГНОСТИКИ ИНФОРМАЦИОННЫХ НАРУШЕНИЙ ИНЕРЦИАЛЬНЫХ
НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА

05.13.01 - «Системный анализ, управление и обработка информации»

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Издательский центр Южно-Уральского государственного университета

Подписано в печать 14.01.2010. Формат 60×84 1/16. Печать цифровая.

Усл. печ. л. 1,16. Уч.-изд. л. 1. Тираж 120 экз. Заказ 3/2

Отпечатано в типографии Издательского центра ЮУрГУ.

454080, г. Челябинск, пр. им. В.И.Ленина, 76.