

УДК 531.768

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ АЛГОРИТМЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПОГРЕШНОСТЕЙ ИНЕРЦИАЛЬНОГО ИЗМЕРИТЕЛЬНОГО БЛОКА

Еременко А.П., магистр

Национальный университет кораблестроения имени адмирала Макарова

54025, г. Николаев, пр. Ленина, 3

E-mail: aksnigur@yandex.ru

Розглядаються можливості застосування штучних нейронних мереж для моделювання інструментальних похибок інерціального вимірювального блока безплатформенної інерціальної навігаційної системи (БІНС).

Ключові слова: нейронна мережа, модель похибок, алгоритм навчання, інерціальний блок.

Possibilities of artificial neural networks of instrumental errors modeling for inertial measuring unit of strapdown inertial navigation system have been discussed.

Key words: neural net, errors model, training algorithm, inertial unit.

Введение. В современных навигационных системах широко применяются средства вычислительной техники для решения различных задач обработки информации, что позволяет повышать точность системы даже при использовании датчиков низкого класса точности [1].

Анализ предыдущих исследований. В работе [1] рассмотрено использование регрессионных моделей для определения погрешностей инерциальных навигационных систем, однако эти средства аппроксимации обладают высокой чувствительностью к погрешностям измерения. До настоящего времени не разработаны нейросетевые алгоритмы моделирования погрешностей инерциальных блоков, построенных на основе трех гироскопических датчиков угловой скорости и трех линейных акселерометров.

Цель работы – разработка нейросетевых алгоритмов определения и моделирования погрешностей инерциального измерительного блока, состоящего из гироскопов и линейных акселерометров.

Материал и результаты исследования. Для определения погрешностей инерциального блока может быть использована модель вида [1]

$$\Delta\omega = \begin{bmatrix} B_{x0} \\ B_{y0} \\ B_{z0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{xx} & B_{xy} & B_{xz} \\ B_{yx} & B_{yy} & B_{yz} \\ B_{zx} & B_{zy} & B_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_{xx} & K_{xy} & K_{xz} \\ K_{yx} & K_{yy} & K_{yz} \\ K_{zx} & K_{zy} & K_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_x \\ n_y \\ n_z \end{bmatrix},$$

$$\Delta n = \begin{bmatrix} A_{x0} \\ A_{y0} \\ A_{z0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} A_{xx} & A_{xy} & A_{xz} \\ A_{yx} & A_{yy} & A_{yz} \\ A_{zx} & A_{zy} & A_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_x \\ n_y \\ n_z \end{bmatrix}.$$

где B_{i0}, A_{i0} – систематические составляющие дрейфа; B_{ii}, A_{ii} – погрешности масштабных коэффици-

циентов; B_{ij}, A_{ij} – погрешности установки осей чувствительности; K_{ij} – коэффициенты дрейфов гироскопа, зависящие от линейных ускорений; ω_i – проекции абсолютной угловой скорости на оси чувствительности инерциального блока; n_i – проекции кажущегося ускорения на оси чувствительности инерциального блока; $\Delta\omega_i$ – проекции вектора погрешностей измерения угловой скорости на оси чувствительности инерциального блока; Δn_i – проекции вектора погрешностей измерения линейных ускорений на оси чувствительности инерциального измерительного блока; $i = x, y, z$.

Определение погрешностей инерциальных измерительных модулей при их изготовлении заключается в определении величин $B_{i0}, A_{i0}, B_{ii}, A_{ii}, B_{ij}, A_{ij}, K_{ij}$ при измерениях эталонных значений угловых скоростей и линейных ускорений.

Нахождение указанных величин возможно с помощью методов регрессионного анализа, однако, как указано в [1], эти методы обладают высокой чувствительностью к случайным погрешностям измерения. Вследствие этого, целесообразно применение искусственных нейронных сетей для моделирования погрешностей инерциального измерительного блока [2].

Принцип использования нейронной сети для решения данной задачи заключается в установлении функциональной связи между входными величинами (проекциями вектора угловой скорости $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ и линейного ускорения n_x, n_y, n_z) и выходными величинами (погрешности измерения угловых скоростей $\Delta\omega$ и линейных ускорений Δn).

Установление такой функциональной связи целесообразно выполнить с помощью многослойной нейронной сети прямого распространения [3]. Для

того, чтобы сеть могла аппроксимировать некоторую функциональную зависимость, она должна быть предварительно обучена. Процесс обучения заключается в настройке параметров сети, таким образом, чтобы выходной сигнал сети соответствовал эталонному значению [4]. В качестве эталонных значений используются результаты измерения погрешностей

$\Delta\omega, \Delta n$, получаемых путем вычитания показаний инерциального измерительного блока из показаний эталонного измерителя, входящего в состав калибровочной установки.

Схема многослойной (для примера показано три слоя) нейронной сети прямого распространения представлена на рис. 1 [5].

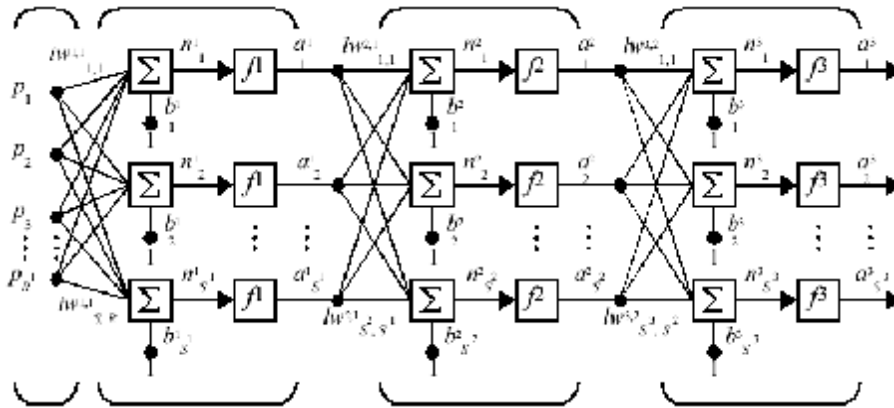


Рисунок 1 – Схема сети прямого распространения

Работа такой сети описывается системой уравнений [6]

$$\begin{cases} a_1 = f_1(IW_{1,1}p + b_1); \\ a_2 = f_2(LW_{2,1}a_1 + b_2); \\ a_3 = f_3(LW_{3,2}a_2 + b_3); \\ \dots; \\ a_N = f_N(IW_{N,N-1}a_N + b_N), \end{cases}$$

где p – вектор входов сети, в качестве которого используется вектор, составленный из проекций вектора угловых скоростей $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ и линейного ускорения n_x, n_y, n_z на оси связанной с инерциальным измерительным блоком системы координат; f_1, f_2, f_3 – функции активации слоев сети, в качестве которых, как следует из работы [6], можно использовать сигмоидные функции вида

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x - c))}, \text{ где } a \text{ и } c - \text{ константы}$$

[4]; $IW_{1,1}, LW_{2,1}, LW_{3,2}$ – матрицы весовых коэффициентов слоев; b_1, b_2, b_3 – векторы смещения нейронов слоев; a_1, a_2, a_3 – векторы выходов слоев.

Данная сеть использует два выходных вектора, каждый из которых состоит из трех элементов: значения погрешностей измерения $\Delta\omega_x, \Delta\omega_y, \Delta\omega_z$ и $\Delta n_x, \Delta n_y, \Delta n_z$.

Для обучения сети формируется обучающая выборка, состоящая из эталонных пар «вход-выход», затем выполняется последовательность операций в соответствии с методом «обратного распространения ошибки»: [6]

а) задаются шаг обучения α и остаточная сред-

некватрическая погрешность ϵ ;

б) производится инициализация весовых коэффициентов $IW_{1,1}, LW_{2,1}, LW_{3,2}, \dots$ и смещений b_1, b_2, b_3, \dots случайными числами;

в) последовательно подаются пары «вход-выход» из обучающей выборки. Для каждой пары производятся следующие операции:

В1) вычисляются выходные векторы каждого слоя: [4]

$$\begin{cases} a_1 = f_1(IW_{1,1}p + b_1), \\ a_2 = f_2(LW_{2,1}a_1 + b_2), \\ a_3 = f_3(LW_{3,2}a_2 + b_3), \\ \dots; \\ a_N = f_N(IW_{N,N-1}a_N + b_N) \end{cases}$$

В2) вычисляется ошибка последнего слоя γ_N

$$\gamma_N = a_N - t,$$

где a_N – выход последнего слоя сети (предполагается, что последний слой состоит из шести нейронов); t – эталонное значение выхода, представляющее собой показания измерительной аппаратуры калибровочной установки;

В3) вычисляется ошибка всех предшествующих слоев по формуле:

$$\gamma_i = \sum_j \gamma_{i+1} F'(S_{i+1}) w_{i,i+1},$$

где $F'(S_{i+1}) = \frac{\partial a_{i+1}}{\partial S_{i+1}}$; S_{i+1} – аргумент функции активации слоя с номером $i + 1$.

В4) изменяются весовые коэффициенты слоев по формуле:

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) - \alpha \gamma_j F'(S_j) a_i;$$

В5) изменяются смещения слоев по формуле:

$$b_j(t+1) = b_j(t) + \alpha \gamma_j F'(S_j);$$

г) вычисляется суммарная среднеквадратичная ошибка сети

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L \sum_j (a_j^k - t_j^k)^2,$$

где L – размерность обучающей выборки t – эталонное значение;

д) если полученное значение среднеквадратичной погрешности превышает допустимое значение остаточной погрешности, принятое на шаге а), то возвращаются к шагу в), в противном случае сеть считается обученной.

Для коррекции показаний датчика в процессе его работы может быть применена нейросетевая компенсация погрешностей. При этом необходимо использовать нейросетевую модель, полученную с помощью сети прямого распространения.

Процесс компенсации погрешностей, обусловленных действием линейных ускорений на работу гироскопических датчиков требует применения интерполяции, которая может быть выполнена с помощью нейронной сети Кохонена.

Схема нейронной сети Кохонена представлена на рис. 2 [5]. На рисунке использованы обозначения: p – входной вектор размерностью $R \times 1$; $IW_{1,1}$ – матрица весовых коэффициентов $S^1 \times R$; C – функция активации слоя; $\| \text{ndist} \|$ – операция вычисления нормированного евклидова расстояния между столбцами матрицы весовых коэффициентов $IW_{1,1}$ и вектором

входов p : $\|IW - p\| = \sqrt{\sum_{j=1}^R (IW_j - p_j)^2}$. Нормировка

заключается в обеспечении выполнения равенств

$$\sqrt{\sum_{j=1}^R (IW_j)^2} = \sqrt{\sum_{j=1}^R (p_j)^2} = 1 \quad [5].$$

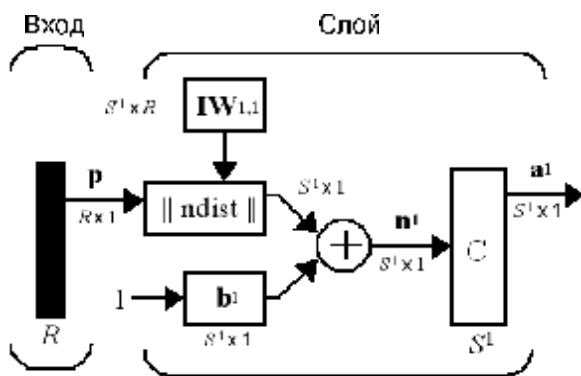


Рисунок 2 – Схема сети Кохонена

Принцип работы сети Кохонена заключается в сопоставлении входного вектора с имеющейся в «памяти» сети информацией и выдачи выходной величины, соответствующей такому значению входного вектора, которое наиболее близко к предъявленному сети. В качестве меры близости используется евклидово расстояние.

Входным вектором сети является значения измеряемых инерциальными датчиками величин: угловые скорости и линейные ускорения, выходным вектором является вектор погрешностей измерения

Использование нейросети Кохонена для компенсации погрешностей инерциального блока позволит повысить точность инерциального блока за счет интерполяционных свойств сети.

Выводы. В работе предложено использовать нейронную сеть прямого распространения для моделирования погрешностей инерциального измерительного блока, состоящего из трех линейных акселерометров и трех гироскопических датчиков угловых скоростей. Представлен алгоритм определения и моделирования погрешностей измерения угловых скоростей и линейных ускорений. Использование данного алгоритма при калибровке измерительных блоков позволит повысить точность процесса калибровки, а применение в алгоритмах бесплатформенных инерциальных навигационных систем позволит достичь более высокой точности измерения кинематических и динамических параметров подвижного объекта за счет более точной компенсации погрешностей инерциальных датчиков.

ЛИТЕРАТУРА

1. Интегрированные системы ориентации и навигации для морских подвижных объектов / О.Н. Анучин, Г. И., Емельянцева. – СПб.: ГНЦ РФ – ЦНИИ «Электроприбор», 2003. – 390 с.
2. Снигур А.К. Нейронные технологии в морском приборостроении // Кораблебудування: освіта, наука, виробництво: Матеріали міжнародної конференції: В 2 т. – Миколаїв: УДМУ, 2002. – Т. II. – С. 258-260.
3. Ablameyko S., Goras L., Gori M., Piuri V. Neural Networks for Instrumentation, Measurement and Related Industrial Applications. – Amsterdam: IOS Press, 2003. – 334 p.
4. Назаров А.В., Лоскутов А.И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – СПб.: Наука и техника, 2003. – 384 с.
5. Demuth H., Beale M. Neural Network Toolbox User's Guide. – Natick: The MathWorks, Inc, 2000. – 864 p.
6. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4. Уч. пос. для вузов. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.

Стаття надійшла 13.05.2008 р.
Рекомендовано до друку д.т.н., проф.
Родькіним Д.Й.