

# Оценка точности нейросетевой системы счисления пути судна

Предлагается методика оценки точности системы счисления пути судна, созданной на основе нейронной сети. В методике учитываются погрешности, возникающие при идентификации модели движения судна, и ошибки измерений в ходе эксплуатации системы. Приводится пример реализации нейросетевой системы с оценкой точности координат для одного крупнотоннажного судна.



**В. В. Дерябин**, канд. техн. наук, доцент кафедры общинженерных дисциплин Арктического морского института им. В. И. Воронина – филиала Государственного университета морского и речного флота им. адмирала С. О. Макарова

Одна из важных задач судовождения – ведение счисления пути, имеющее особое значение, когда по тем или иным причинам невозможно получить координаты места судна с использованием внешних измерений. Велика роль счисления и в задачах комплексирования навигационной информации, когда автономная навигационная система используется, например, совместно со спутниковой. Таким образом, вопросы повышения точности счисления остаются актуальными в настоящее время. Как известно, с течением времени счисляемые координаты изменяются нелинейно, а их расчет выполняется, как правило, в условиях неопределенности и неполноты исходных данных. Отмеченные свойства нелинейности и неопределенности следует учитывать при выборе теоретического аппарата, который предполагается использовать для повышения точности счисления.

Перспективным в указанном отношении представляется применение нейросетевых технологий. Так, в исследованиях [1–3] система счисления выполняет функцию идентификации модели движения судна в условиях внешних возмущений и ее свободные параметры зависят от физических характеристик конкретного судна. Для построения полноценной системы счисления требуется введение в ее структуру алгоритма, позволяющего выполнять оценку точности счисляемых координат в каждый момент времени. Разработка подобного алгоритма рассматривается в настоящей статье.

Прежде чем приступить к разработке методики оценки точности, сделаем ряд замечаний. Выделим три этапа потери точности нейросетевой системы. Первый и второй этапы – обучение сети. Невозможно обеспечить абсолютно точное отображение «вход-выход» на основе существующих способов обучения, в результате нейронная сеть будет иметь методическую погрешность. Образцы, на которых обучается сеть, содержат определенные погрешности их измерений в ходе натуральных наблюдений. Поэтому даже если допустить отсутствие методической ошибки, свободные параметры сети всё равно имеют погрешности их идентификации. На третьем

этапе потеря точности происходит по мере использования нейросетевой системы в рабочем режиме, когда компоненты входного сигнала могут быть определены лишь с конечной степенью точности.

Задача разработки алгоритма оценки точности нейросетевой системы счисления имеет следующую особенность: аналитические соотношения, связывающие входной и выходной сигналы сети, а также те, по которым выполняется оптимизация ее свободных параметров, имеют вид, слишком сложный для вывода теоретических соотношений, связывающих погрешность входа с погрешностью выходного сигнала. В связи с этим интерес представляет разработка методики оценки точности синтезированной системы на основе компьютерного моделирования условий неопределенности ее идентификации и работы.

Рассмотрим нейронную сеть, входной сигнал которой  $X$  определяется следующим образом:

$$X = (\sin K, \cos K, V_{x1}, \omega V_{x1}, \delta, n, V_R^2 \sin \alpha_R, F_{wy})^T, \quad (1)$$

где  $K$  – курс судна,

$V_{x1}$  – продольная составляющая его относительной скорости,

$\omega$  – угловая скорость поворота судна,

$\delta$  – угол переключки руля,

$n$  – число оборотов винта,

$V_R, \alpha_R$  – скорость и курсовой угол кажущегося ветра,

$F_{wy}$  – сила воздействия волн, вычисляемая интегрированием давлений по смоченной поверхности корпуса судна [4].

Выходной сигнал сети  $Y$  имеет вид

$$Y = \begin{pmatrix} x(t_k) - x(t_{k-1}) - [V_{x1}(t_k) \cos K(t_k) - V_{x1}(t_{k-1}) \cos K(t_{k-1})] \\ y(t_k) - y(t_{k-1}) - [V_{x1}(t_k) \sin K(t_k) - V_{x1}(t_{k-1}) \sin K(t_{k-1})] \end{pmatrix}, \quad (2)$$

где  $x, y$  – координаты центра тяжести судна в локальной географической системе координат,

$k$  – индекс текущего момента времени  $t$ .

Сеть имеет два слоя, первый (скрытый) содержит 15 нейронов с сигмоидальными функциями активизации, а второй (выходной) – два нейрона с линейными функциями. В структуре имеются две линии единичных задержек как для входного, так и для выходного сигнала, подаваемого по каналу обратной связи на вход сети. Общий вид нейронной сети представлен на рис. 1.

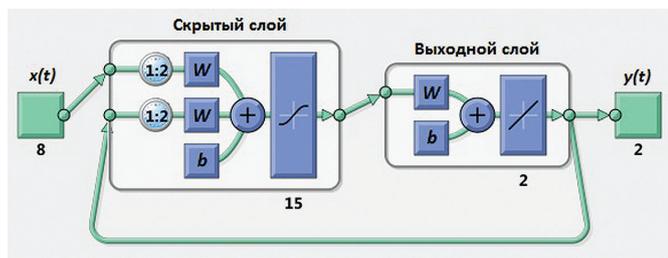


Рис. 1. Общий вид нейронной сети

Формирование образцов выполняется с использованием методики, подробно изложенной в [3], на основе модельных ситуаций, представляющих собой плавание судна в течение трех часов при определенных значениях угла перекладки руля и числа оборотов винта. В качестве параметров имитационной модели движения судна были выбраны характеристики балкера серии 584 Е, имеющего массовое водоизмещение 31 795 т. Алгоритмом обучения выбран способ Левенберга–Марквардта [5, 6] в комбинации с методом регуляризации Байеса [7, 8]. Компьютерное моделирование выполнялось с использованием программной оболочки MATLAB R2013b.

Параметрическая неопределенность сети, вызванная погрешностями идентификации на этапе обучения, учитывается следующим образом. На основе фиксируемых в ходе натурального эксперимента величин (их математических ожиданий) формируется набор данных. Он используется для обучения «базовой» нейронной сети, характеризующейся набором свободных параметров  $W$ . «Базовая» нейронная сеть позволяет определять математические ожидания счислимых координат. Затем временные последовательности величин, по которым рассчитываются сигналы (1) и (2), искажаются погрешностями измерений, выбираемыми с использованием датчиков случайных чисел по закону равномерного распределения из промежутков их возможных значений на основе априорных сведений о погрешностях. Эти погрешности постоянны в пределах каждой модельной ситуации. Так формируется набор образцов, содержащих смоделированные погрешности измерений. После обучения нейронной сети до той же степени адекватности, характеризующейся значением функции стоимости на обучающей выборке, получается набор ее свободных параметров  $\tilde{W}_1$ , содержащий информацию о погрешностях измерений на этапе обучения. Выполнив подобную процедуру  $m$  раз, получим набор искаженных погрешностями значений векторов свободных параметров  $\{\tilde{W}_1, \tilde{W}_2, \dots, \tilde{W}_m\}$  нейронных сетей. Каждая такая сеть будет прогнозировать свою траекторию, и по расхождению траекторий можно судить о мере неопределенности счислимого места судна.

Подход к выбору числа нейронных сетей  $m$  в наборе может основываться на следующих принципах. Выполнив усреднение коэффициентов нейронных сетей из набора  $\{\tilde{W}_1, \tilde{W}_2, \dots, \tilde{W}_m\}$ , можно заметить, что их средние значения не совпадают в точности с соответствующими коэффициентами «базовой» нейронной сети, которая обучалась на математических ожиданиях образцов. Кажется, наблюдается обычная ситуация: статистические оценки не совпадают с реальными числовыми характеристиками случайных величин. Однако отдельные значения свободных параметров сетей были получены в результате обучения их до одной и той же степени адекватности, числовые значения показателя которой устанавливаются про-

извольным образом. Иными словами, в статистику вмешиваются и процедуры обучения сети. В связи с этим представляется перспективной методика оптимизации системы по двум параметрам: количеству сетей  $m$  и показателю степени их «натренированности» (или адекватности). Алгоритм оптимизации должен обеспечить сходимость оценок математических ожиданий свободных параметров сетей к их действительным значениям. Мерой сходимости векторов коэффициентов может быть выбрана сумма квадратов разностей их компонент или другой показатель.

В случае реализации такого способа оптимизации возникает вопрос о том, насколько измеренные в ходе натуральных наблюдений значения исходных величин соответствуют их математическим ожиданиям. При определении параметров волнения еще можно утверждать, что берутся их средние характеристики в окрестности текущего момента времени. Сложнее дело обстоит, например, с измерениями курса и скорости судна, хотя лаги и гирокомпасы обычно имеют в своих структурах алгоритмы, фильтрующие случайные ошибки. Иными словами, возникает вопрос о точности определения значений математических ожиданий матриц весовых коэффициентов и векторов пороговых значений нейронной сети.

Для учета погрешностей измерения входных сигналов в процессе эксплуатации нейросетевой системы также используется метод псевдослучайных вариаций компонент входного сигнала. На основе информации о предельных ошибках измерений формируются наборы реализаций компонент входного сигнала как псевдослучайных функций. Подавая такие реализации на вход одной и той же сети, будем получать на ее выходе различные результаты, по которым можно судить о степени неопределенности прогнозируемых координат, вызванной ошибками измерений входного сигнала. Сеть рекуррентная, поэтому на ее вход подаются и реализации выхода, полученные для предыдущих моментов времени.

Теперь необходимо объединить два типа неопределенностей при построении модели реального времени. Это можно сделать, если рассматривать для каждого момента времени  $t$  сетей с набором свободных параметров  $\{\tilde{W}_1, \tilde{W}_2, \dots, \tilde{W}_m\}$  и подавать на вход каждой сети  $l$  псевдослучайных реализаций компонент входного сигнала, включая компоненты, подаваемые по обратной связи. В результате получим  $m \cdot l$  значений прогнозируемых сетью приращений координат судна, статистическая обработка которых позволит получить представление об оценке их дисперсий. При таком подходе возникают сложности: при переходе от прогнозируемого приращения к координате следует в соответствии с выражением (2) знать значение приращения в предыдущий момент, т. е. для оценки дисперсии координаты нужно знать не только дисперсии двух последовательных приращений, но и значение их корреляционного момента.

Для обхода указанного затруднения воспользуемся следующим способом. Пусть имеется промежуток времени  $t'$ , в конце которого необходимо определить оценки дисперсий координат судна. Рассмотрев  $m \cdot l$  псевдослучайных реализаций координат судна на промежутке времени  $t'$ , после статистической обработки получаем оценки их дисперсий  $D[\Delta x]$ ,  $D[\Delta y]$  в конце данного промежутка. Затем рассматривается следующий промежуток времени, в конце которого также определяются оценки дисперсий приращений, и т. д. Графическая схема получения псевдослучайных реализаций изображена на рис. 2.

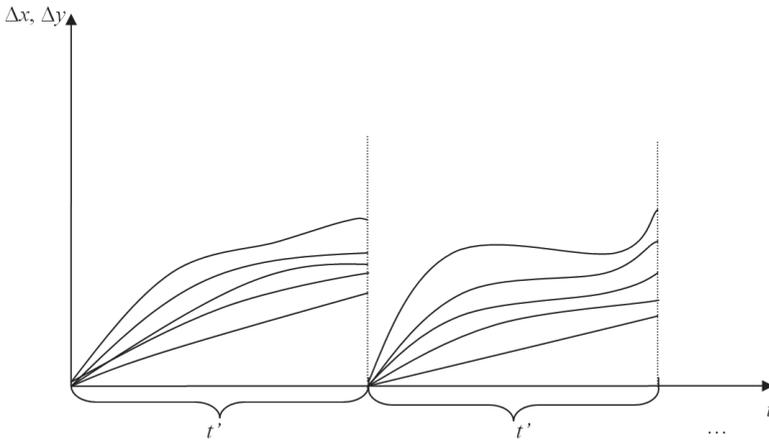


Рис. 2. Псевдослучайные реализации прогнозируемых приращений координат места судна

В предлагаемой схеме расчет дисперсий координат возможен лишь в определенные моменты времени с дискретностью  $t'$  суммированием дисперсий предыдущих приращений:

$$Dx = \sum D[\Delta x], Dy = \sum D[\Delta y]. \quad (3)$$

Формулы будут тем более справедливы, чем меньшие значения принимают корреляционные моменты между приращениями, дисперсии которых подлежат суммированию. Их временная корреляция определяется значением длины промежутка времени  $t'$ . Значение удвоенной круговой ошибки счислимого места судна  $M_c$  в момент времени  $t$  можно оценить с использованием следующей формулы:

$$M_c(t) = 2 \cdot \sqrt{Dx(t) + Dy(t)}. \quad (4)$$

Алгоритм нейронной модели счисления реального времени может быть записан следующим образом:

- формирование векторов курса, скорости и величин, характеризующих ветер, волнение, управляющие воздействия;
- со второй секунды начинает работу нейронная сеть (рис. 1); начинается прогноз математического ожидания координат с использованием «базовой» нейронной сети, обученной на математических ожиданиях «входа-выхода», а также с использованием математических ожиданий текущего входа;
- с момента времени  $t'$  начинается одновременное рассмотрение псевдослучайного набора сетей с различными псевдослучайными реализациями вектора входного сигнала; при этом получается первая оценка границ промежутков неопределенности координат с использованием соотношений (3), (4); в момент времени  $2t'$  будет получена следующая оценка точности координат и т. д.

Работа системы счисления на основе нейросети с оценкой точности координат моделировалась в десяти навигационных ситуациях трех классов [3]. Каждый класс характеризуется определенным вариантом изменения управляющих и возмущающих воздействий на судно. Количество нейросетей  $m$  и реализаций входа  $l$  выбрано равным 10. Продолжительность промежутка времени  $t'$  выбрана равной 100 с. Формирование набора нейронных сетей происходит в результате их обучения на образцах, содержащих случайные ошибки измерений, которые моделируются для каждой ситуации в соответствии с табл. 1.

Обучение выполняется до тех пор, пока значение функции стоимости не достигнет одного и того же значения, равного  $0,05 \text{ м}^2$ . Моделирование ошибок определения компонент входного сигнала нейронной сети в рабочем режиме также выполняется на основе данных табл. 1. Графики удвоенной радиальной ошибки места судна в зависимости от времени в нескольких различных навигационных ситуациях изображены на рис. 3.

Как видно из графика, зависимость случайной ошибки нейросчисления от времени, как правило, линейная. Величина ее зависит, вероятно, не только от дисперсий измеряемых величин, но и от характера движения судна, от значений параметров действующих на его корпус управляющих и возмущающих воздействий.

При использовании алгоритма оценки точности в реальных условиях плавания следует учитывать конечную скорость его реализации на компьютере. Пусть  $\bar{t}$  – необходимое время вычислений для получения оценки точности

координат для одного промежутка времени  $t'$ . Если  $\bar{t} > t'$ , то оценка точности счисляемых координат в режиме реального времени с дискретностью, не превосходящей  $2t'$ , невозможна. Для оценки величины  $\bar{t}$  было проведено исследование по реализации модели счисления на компьютерах с разной производительностью. Рассматривалась работа системы на четырех компьютерах: двух ноутбуках и двух стационарных. Результаты приведены в табл. 2.

Как видно из приведенных данных, время реализации указанного алгоритма для каждого момента времени незначительно. Использование стандартного ноутбука обеспечивает выдачу характеристик точности траектории в заданный момент с задержкой, не превышающей 1 с, что вполне приемлемо для судовождения. Однако такая ситуация наблюдается только в случае с параметрами  $m = l = 10$ , и при увеличении их численных значений время расчетов может увеличиваться нелинейным образом. Кроме того, описанный эксперимент проводился лишь при расчетах радиальной ошибки по реализациям на интервале  $t'$ . При построении реальной системы счисления должен быть предусмотрен и блок оценки математических ожиданий координат, работающий параллельно с блоком расчета характеристик точности, что приведет к дополнительному уменьшению скорости вычислений.

Цели разработки методики для оценки точности нейронной сети не ограничиваются решением задачи оценки дисперсий счисляемых координат. На основе методики важно разработать и технологию, позволяющую сформулировать требования к точности измерения исходных величин на этапе идентификации и/или использования системы, имеющей заранее установленный уровень точности.

В предлагаемой методике оценки точности нейросетевой системы счисления учитываются параметрическая неопределенность нейронной сети на этапе идентификации модели движения судна и погрешности определения компонент входного сигнала в ходе эксплуатации системы. Приведенные результаты моделирования свидетельствуют о возможности применения данной методики при построении системы счисления пути судна на основе нейронной сети с оценкой точности координат. К недостаткам рассмотренного способа относится возможность по-

Таблица 1. Погрешности измерения величин, по которым рассчитываются сигналы сети

Величина	Обозначение	Единицы измерения	Предельная погрешность	Способ измерения
Продольная составляющая относительной скорости	$V_{x1}$	м/с	0,1	Относительный лаг
Скорость относительного ветра	$V_R$	м/с	0,3	Анемометр электронный
Курсовой угол относительного ветра	$\alpha_R$	°	1,0	То же
Курс судна	$K$	°	1,0	Гирокомпас
Угол перекладки руля	$\delta$	°	0,5	Аксиометр
Число оборотов винта	$n$	об./мин	0,5	Тахометр
Высота волны	$h$	м	0,5	Визуально
Курсовой угол волны	$\gamma$	°	15	»
Длина волны	$\lambda$	м	20	»
Разность приращений, определенная согласно выражению (2)	–	м	0,15	Приемник СРНС, лаг и гирокомпас

Таблица 2. Время алгоритмических вычислений на различных машинах

Параметры	Ноутбук Toshiba Satellite L500-203	Ноутбук Sony PCG-71211V	Настольный ПК	Настольный ПК
Тип и тактовая частота процессора	Pentium T4400/2,20 ГГц	Pentium P 6200/2,13 ГГц	Intel Core i3-2100/3,10 ГГц	Intel Core i7-4770 K/3,5 ГГц
Объем оперативной памяти	4 ГБ	3 ГБ	8 ГБ	16 ГБ
Версия операционной системы	Windows 7	Windows 7	Ubuntu 14.04 LTS	Ubuntu 12.04
Время расчета $\bar{t}$ (среднее) для каждого интервала $t'$	0,232	0,183	0,054	0,022

лучения количественной оценки точности координат лишь в дискретные моменты времени через значительные временные промежутки. Неисследованными остаются вопросы выбора количества наборов сетей и псевдослучайных реализаций входного сигнала, критериев адекватности при обучении, алгоритма обучения и т. п. Большое значение имеет исследование реализации предлагаемой методики в режиме реального времени, выработка тре-

бований к аппаратному обеспечению навигационной системы. Возможно, поиск решения этих проблем позволит подойти к синтезу полноценной системы нейросетевого счисления с высоким для навигационных целей уровнем адекватности. ■

**Литература**

1. Дерябин В. В. Нейросетевые алгоритмы в задаче счисления пути судна // Наука и транспорт. 2012. № 2 (2) С. 32–34.

2. Дерябин В. В. О возможности применения нейронной сети при построении модели счисления пути судна // Науч.-техн. сб. Рос. морского регистра судоходства. 2010. Вып. 33. С. 229–246.

3. Дерябин В. В. Прогнозирование скорости дрейфа судна на основе нейронной сети // Трансп. дело России. 2014. № 5. С. 3–7.

4. Дерябин В. В. Модель движения судна в горизонтальной плоскости // Трансп. дело России. 2013. № 6. С. 60–67.

5. Levenberg K. A Method for the Solution of Certain Problems in Least Squares // Quart. Appl. Math. 1944. Vol. 2. P. 164–168.

6. Marquardt D. An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters // SIAM J. Appl. 1963. Vol. 11. P. 431–441.

7. Foresee F. D., Hagan M. T. Gauss-Newton approximation to Bayesian learning // Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks. 1997. P. 1930–1935.

8. MacKay D. Bayesian interpolation // Neural Comp. 1992. Vol. 4. P. 415–447. A practical Bayesian framework for back propagation networks, Ibid., P. 448–472.

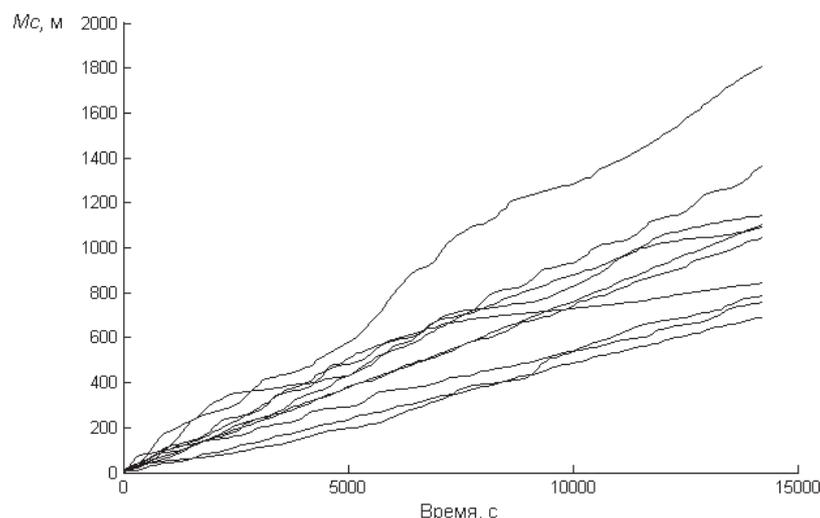


Рис. 3. Зависимость удвоенной радиальной ошибки счисления от времени плавания