

## **ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В КОНТРОЛЬНОЙ СТАНЦИИ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ НАВИГАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ**

к.т.н. И.А. Кашаев, А.А. Подорожняк, В.Н. Дейнеко  
(представил д.т.н., проф. В.П. Деденок)

Рассмотрен вопрос повышения точности и устойчивости координатно - временного обеспечения потребителей в дифференциальных навигационных системах на основе аппаратурной и алгоритмической избыточности при использовании нейросетевых алгоритмов обработки результатов измерений контрольной станции.

Результирующая точность определения координат потребителя зависит от множества факторов, полный учет которых достаточно сложен. В зависимости от причины возникновения погрешностей навигационных определений их делят на вносимые навигационными космическими аппаратами (НКА), трассой распространения сигнала и аппаратурой потребителя. Совместное использование НКА систем ГЛОНАСС и GPS в дифференциальном режиме позволяет исключить ряд составляющих суммарной погрешности, например обусловленных дрейфом часов НКА, неточностью определения эфемерид НКА, ионосферной и тропосферной задержкой, что приводит к повышению точности и надежности координатно - временных определений. Однако, даже в этом случае не исключаются погрешности за счет многолучевости, выхода из строя аппаратуры НКА и пр. и не всегда удается обеспечить требования потребителей [1], постоянно нуждающихся в высокоточной информации о координатах и времени.

Навигационное обеспечение может быть улучшено за счет применения нейросетевых алгоритмов обработки [2, 3] и контроля достоверности полученных результатов. Предлагаемые метод и структура построения такого элемента дифференциальных навигационных систем, как контрольная станция (КС) позволит решить задачи координатно - временного обеспечения в случае недостоверных измерений, либо нарушения целостности навигационно - временного поля.

Традиционно реализуемый подход сводится к двухэтапной обработке, которая предполагает наличие двух независимых этапов обработки сигналов НКА. На этапе первичной обработки проводят измерения навигационных параметров, функционально связанных с вектором состояния.

На этапе вторичной обработки полученные параметры подвергают преобразованиям с целью расчета вектора пространственно - временных координат.

Схема включения средств искусственной нейросети при обработке информации в КС представлена на рис. 1. На вход устройства ПО поступает навигационный сигнал, из которого выделяют кодовую последовательность и несущую частоту, а затем с помощью следящих измерителей за задержкой и фазой определяют временной сдвиг между принятой и опорной псевдослучайной последовательностью  $\Delta\tau$ , набег фазы  $\Delta\phi$  и рассинхронизацию опорной и системной шкал времени (ШВ)  $\Delta t$ . Учитывая, что измерения производятся минимум по четырем спутникам, а с учетом совместного использования систем ГЛОНАСС и GPS наиболее вероятное количество наблюдаемых контрольной станцией НКА – шестнадцать [1], выходным массивом данных ПО являются вектора  $\Delta\bar{\tau}$ ,  $\Delta\bar{\phi}$ ,  $\Delta\bar{t}$ . После этого полученные измерения, с целью отбраковки аномальных измерений и определения сигналов НКА непригодных для навигационных определений, поступают в нейросетевой фильтр (НСФ).

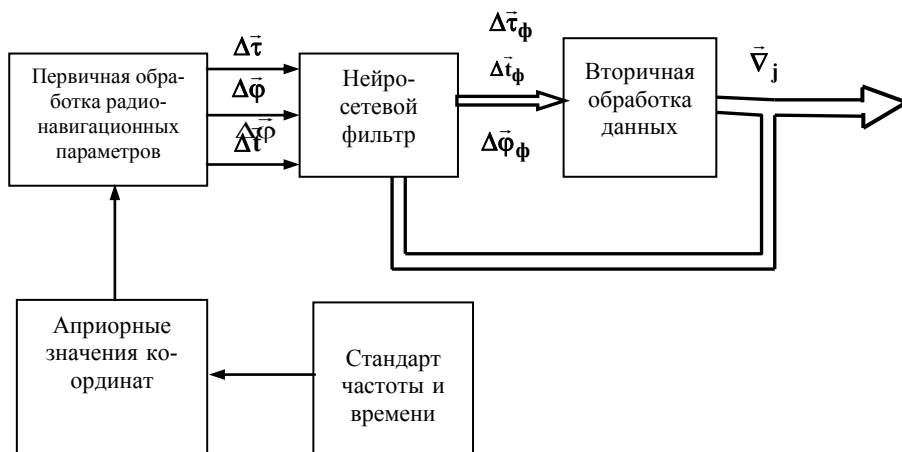


Рис. 1. Обработка информации в контрольной станции

На этапе ВТО на основе измеренных данных, поступивших из устройства ПО, определяются псевдодалности от КС до  $j$ -го спутника.

Измеренное значение псевдодалности от контрольной станции (КС) до  $j$ -го спутника имеет вид

$$(\bar{R}_{КС}^j)_{изм} = R_{КС}^j + c \cdot \tau_{эф}^j + c \cdot \bar{\Delta}_{атм}^j + c \cdot \Delta_{шв}^j + c \cdot \delta_{кcej}, \quad (1)$$

где  $R_{\text{КС}}^j = \sqrt{(x_{\text{КС}} - \bar{X}_j)^2 + (y_{\text{КС}} - \bar{Y}_j)^2 + (z_{\text{КС}} - \bar{Z}_j)^2}$  – геометрическая дальность от КС до  $j$ -го спутника;  $x_{\text{КС}}$ ,  $y_{\text{КС}}$  и  $z_{\text{КС}}$  – координаты КС;  $\tau_{\text{эф}}^j$  – эфемеридные погрешности временных задержек сигнала  $j$ -го спутника в Гринвичской геоцентрической системе координат;  $\Delta_{\text{шв}}^j$  – рассинхронизация шкалы времени КС относительно шкалы времени  $j$ -го спутника;  $\bar{\Delta}_{\text{атм}}^j$  – временные задержки, обусловленные влиянием атмосферы (ионосферы и тропосферы);  $\delta_{\text{КС}}$  – флуктуационные погрешности измерений;  $c$  – скорость света в вакууме.

Для получения дифференциальной поправки, из измеренного значения псевдодальности вычитают заранее известное (предвычисленное) расчетное значение псевдодальности. Расчетное значение псевдодальности вычисляют по следующей формуле

$$\left(R_{\text{КС}}^j\right)_{\text{расч}} = R_{\text{КС}}^j + c \cdot \tau_{\text{эф}}^j + c \cdot \Delta_{\text{шв}}^j.$$

Таким образом, расчетное значение псевдодальности можно получить зная точные координаты КС (они известны в результате геодезической привязки) и координаты НКА, полученные из альманаха. На выходе блока ВТО формируется поправка  $\bar{V}_j$  полученная, как разность между предвычисленными и измеренными псевдодальностями между КС и всеми видимыми спутниками

$$\bar{V}_j = \left(R_{\text{КС}}^j\right)_{\text{измер}} - \left(R_{\text{КС}}^j\right)_{\text{расч}}.$$

Появление аномальных значений измеряемых параметров на выходе системы ПО (неисправность в спутниковой аппаратуре, локальные спорадические неоднородности ионосферы, наличие экранирующих помех и др.) ведет к неустойчивому решению навигационной задачи (1) системой ВТО. Это приводит к значительным ошибкам в определении поправок КС. Задача ВТО в КС в общем случае является задачей нелинейной фильтрации и решается с помощью квазиоптимальных алгоритмов расширенного фильтра Калмана (РФК) [1, 4]. Недостатками данного метода являются большие ошибки фильтрации сигналов по сравнению с алгоритмами, реализующими точное решение уравнения Стратоновича и расходимость фильтрации при появлении входных данных, неучтенных при синтезе Калмановского фильтра. Предлагается при обработке информации в КС применить нейросеть для преобразования выходных сигналов системы ПО во входные для ВТО, в которых учтены дефекты реального РФК. Для уменьшения результирующей ошибки определения

поправки  $\bar{V}_j$  комбинированной системой НСФ-ВТО необходимо, чтобы обучающая выборка нейросети была достаточно объемной и включала все возможные входные данные, при которых используемый РФК может работать некорректно. Теоретической основой такого подхода являются универсальные аппроксимативные возможности нейросетей, позволяющие с требуемой точностью равномерно приблизить любую непрерывную функцию на замкнутом ограниченном множестве с помощью нелинейных дважды непрерывно дифференцируемых функций активации нейронов [3].

С целью проверки работоспособности предлагаемой структуры обработки информации в контрольной станции было проведено моделирование в среде MATLAB. В качестве тестовой рассматривалась задача фильтрации простой двоичной симметричной марковской цепи по наблюдениям в белом шуме. Уравнение наблюдения было представлено в виде

$$\bar{V}_j(t) = \theta(t) + n_o(t),$$

где  $\theta(t)$  – марковская цепь с двумя состояниями  $\theta = \pm 1$  и интенсивности перехода  $\mu = \nu$  из  $+1$  и  $-1$  соответственно.

Сравнение производилось между комбинированной системой НСФ-РФК и квазиоптимальным фильтром для этой задачи, полученным как РФК [4]. В качестве НСФ использовалась трёхслойная прямонаправленная нейросеть с радиальными базисными функциями (РБФ-сеть), показанная на рис. 2. Первый ее ("входной") слой, предназначен для приёма и ретрансляции входного сигнала. Нейроны второго – "скрытого" слоя, осуществляют нелинейное преобразование входных сигналов. Нейроны третьего – "выходного" слоя, осуществляют суммирование взвешенных выходных сигналов скрытого слоя и формируют выход сети.

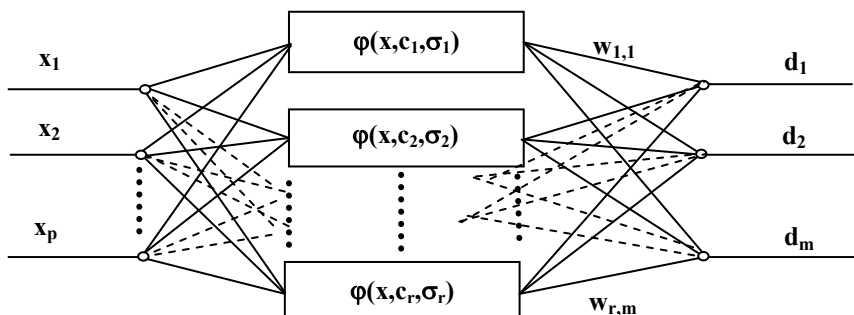


Рис.1. Архитектура  $p$ - $r$ - $m$  РБФ - сети

Здесь  $p$  – количество входов сети;  $r$  – количество нейронов скрытого слоя;  $m$  – количество выходов сети;  $x=(x_1, x_2, \dots, x_p)$  – пространство

входных сигналов;  $\mathbf{c}=(\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_p)$  – вектор координат центров активационных функций нейронов скрытого слоя;  $\sigma_j, j = 1, 2, \dots, R$  – ширина окна активационной функции  $j$ -го нейрона скрытого слоя;  $w_{ij}$  – вес связи между  $j$ -м нейроном выходного и  $i$ -м нейроном скрытого слоя, а радиально-симметричная активационная функция нейрона скрытого слоя равна

$$\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{c}, \sigma) = \exp\left\{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_j\|^2 / \sigma_j^2\right\}.$$

В качестве входных сигналов сети использовались текущая поправка  $\bar{V}$  и девять предыдущих значений ( $\mathbf{n} = 10$ ). Объем обучающей выборки выбирался равным 4000 - 5000, что соответствовало 120 - 150 сменам состояния параметра  $\theta$ . Количество нейронов скрытого слоя – 100, количество выходов –  $\mathbf{m} = 3$ . Снижение дисперсии ошибки оценки выходного сигнала НСФ-РФК относительно РФК составило 32%, а вероятность ошибки уменьшилась на 21%.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Соловьев Ю.А. Системы спутниковой навигации. – М.: Эко-Трендз, 2000. – 284 с.
2. Ibrahim F., Pilutti T., Al-Holou N., Paulik M. Estimation biases and scale factors in speed and yaw rate sensors using a linear neuron // Proceeding of ION GPS-99, 14-17 September 1999, Nashville, TN. – PP. 2217 - 2226.
3. Haykin S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation. – New York: Macmillan College Publishing Company, 1994. – 691 p.
4. Тихонов В.И., Харисов В.И. Статистический анализ и синтез радиотехнических устройств и систем. – М.: Радио и связь, 1991. – 608 с.

*Поступила в редколлегию 22.10.2001*