

УДК 629.735.33.014

## ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В ЗАДАЧАХ НАВИГАЦИИ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ

С.В. КОРЕВАНОВ, В.В. КАЗИН

**Статья представлена доктором технических наук, профессором Логвиным А.И.**

В статье приведен анализ применения искусственных нейронных сетей в задачах навигации беспилотных летательных аппаратов, эксплуатируемых на высоких широтах.

**Ключевые слова:** нейронные сети, параметры навигационных систем, обзорно-сравнительные методы навигации, беспилотный летательный аппарат.

### Введение

Применение беспилотных летательных аппаратов (БЛА) на высоких широтах имеет целый ряд технических сложностей, одной из которых является плохое навигационное обеспечение. Плохое навигационное обеспечение связано с низким показателем доступности радиовидимости навигационных космических аппаратов, влиянием высокоширотной ионосферы, а также с инструментальной погрешностью инерциальных систем.

Определение координат БЛА в подобных условиях может быть выполнено:

- с использованием дополнительного бортового и/или наземного оборудования;
- автономно с использованием штатного (целевого) оборудования на БЛА.

К недостаткам использования дополнительного оборудования можно отнести снижение мобильности комплекса БЛА в целом и увеличение массогабаритных показателей БЛА. Последнее существенно влияет на дальность полета БЛА. Поэтому одним из актуальных методов решения задач навигации на высоких широтах будет применение системы наблюдения (СН), основанной на обзорно-сравнительном методе [1].

Одним из подходов, направленных на повышение степени автоматизации управления ЛА его бортовым электронно-вычислительным оборудованием, является использование нейронных сетей [2]. В искусственных нейронных сетях (ИНС) для обработки сигнала используются явления, аналогичные происходящим в нейронах живых существ. Они дают многообещающие альтернативные решения различных задач (распознавания образов, выполнения прогнозов и т.д.).

Одним из преимуществ нейронных сетей (НС) является их способность к обучению. Для конструирования этого процесса прежде всего необходимо:

- иметь модель внешней среды, в которой функционирует нейронная сеть, знать доступную для сети информацию;
- понять, как модифицировать весовые параметры сети – какие правила обучения управляют процессом настройки. Алгоритм обучения означает процедуру, в которой используются правила обучения для настройки весов.

### Алгоритм обучения нейронной сети

При решении задач распознавания, прогнозирования и управления с помощью нейронных сетей приходится сталкиваться с проблемой выбора рациональной структуры НС и её параметров. Обычно решение о выборе структуры НС основывается на эвристических правилах, а выбор параметров НС связан с её обучением. Если удастся составить функционал качества обучения НС  $Q(w_j)$ , где  $w_j$  – синоптические весовые коэффициенты, то задача отыскания  $w_j$  может

быть решена с помощью градиентных методов. Но в результате их применения нет гарантии того, что будут найдены оптимальные значения  $w_{\text{Юпт}}$ , т.е. такие значения, которые обеспечивают оптимальные свойства НС при заданной её структуре.

В работе при обучении НС предлагается использовать комбинацию прямых и градиентных методов, что существенно уменьшает объем необходимых вычислений для поиска глобального минимума с заданной точностью. В качестве такой комбинации предложено использовать градиентный метод и метод Холтона или ЛП-поиск [2]. Обучение разбивается на два этапа:

- 1) определение значений  $w_j$ , лежащих в окрестностях  $w_{\text{Юпт}}$ ;
- 2) определение самих  $w_{\text{Юпт}}$ .

На первом этапе с помощью метода Холтона [3] (или ЛП-поиска) определяются значения  $w_j$ , лежащие в окрестности оптимальных значений  $w_{\text{Юпт}}$ , на втором этапе с помощью метода Давидона-Флетчера-Пауэлла [3] отыскиваются сами значения  $w_{\text{Юпт}}$ . В методах Холтона и ЛП-поиске используются равномерно распределенные последовательности точек в  $p$ -мерном пространстве искомых параметров  $w_j$ , т.е. последовательность Холтона или ЛП-поиск [3]. Эти последовательности являются детерминированными аналогами последовательности независимых случайных точек, равномерно распределенных в этом пространстве.

Одновременно применение этих методов позволяет, во-первых, существенно улучшить качество обучения НС, а во-вторых, существенно уменьшить время обучения НС.

## 2. Решение задачи посадки БЛА с использованием в его системе управления нейронной сети НС

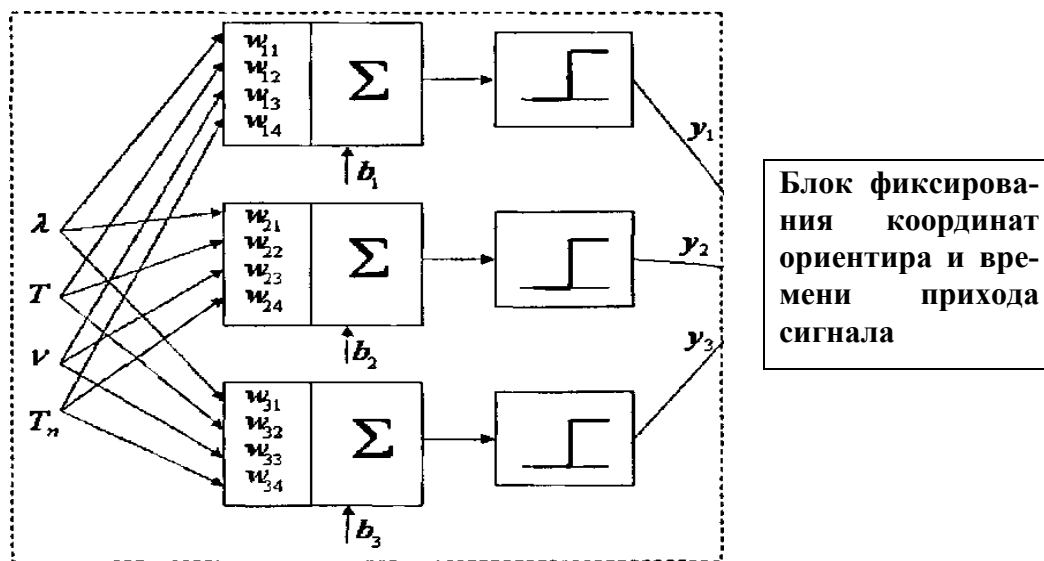


Рис. 1. Структура однослойной нейронной сети

В каждый момент времени на приемники БЛА поступает излучение от сигнальных ориентиров. Данное излучение обладает заданными характеристиками, а именно, длиной волны -  $\lambda$ , скважностью (т.е. длиной отдельного импульса и длиной молчания) -  $T$ , частотой модуляции сигнала -  $\nu$  и скважностью между пакетами импульсов  $T_{\text{п}}$ . С приемников информация через блок согласования поступает на НС, где происходит ее дальнейшая обработка. НС в данном случае решает задачу распознавания и классификации. В ней происходит обработка каждого поступающего на нее входного вектора, представляющего собой совокупность параметров  $\lambda, T, \nu, T_{\text{п}}$ . По результатам обработки каждого входного вектора он причисляется либо к ложному сигналу, либо к сигналу от ориентира. Далее, полезный сигнал относится к тому или иному классу, в зависимости от того, в какой части посадочной полосы находится ориентир, испускающий данный сигнал. После обработки всех поступивших в данный момент времени сигналов с приемников

на выходе нейронная сеть выдает информацию обо всех распознанных сигнальных ориентирах и о том, в каком секторе они находятся.

В нашем случае НС имеет четыре нейрона на входе, представленных вектором  $X(T, \lambda, T_n, v)$ , и четыре выходных нейрона по максимальному числу возможных классов, на которые могут быть разбиты входные сигналы от сигнальных ориентиров (рис. 1).

Каждый  $i$ -й нейрон имеет поляризацию  $b$ , по которой поступает сигнал смещения, а также по четыре связи с весами  $w_{ij}$ , по которым поступают входные сигналы  $x_j$ . Значения весов подбираются в процессе обучения сети, состоящем в приближении выходных сигналов  $y_j$  к ожидаемым значениям для каждого выхода. Мерой близости считается значение целевой функции, также называемой стоимостной функцией. При использовании  $p$  обучающих векторов  $\{X, d\}$  для обучения сети, включающей  $n$  входных нейронов, при условии, что в нашем случае  $p = 500$ , целевую функцию можно определить евклидовой метрикой, имеющей следующий вид

$$E = 0,5 \sum_{k=1}^{500} \|y^k - d^k\|^2 = 0,5 \sum_{k=1}^{500} \sum_{i=1}^n (y^k - d^k)^2.$$

Выходные сигналы нейрона  $y$  являются функциями весов сети  $w$ , значения которых уточняются в процессе обучения, по критерию минимизации целевой функции.

Таким образом, после обучения каждый выходной нейрон отвечает за определенный класс. При подаче очередного входного вектора, если данный сигнал относится к помехе, то на всех ее выходах появляются нули, в том случае, если данный сигнал относится к своему, то на выходе нейрона, отвечающего за конкретный класс, появляется единица. Полностью обученная сеть отвечает на вопрос, относится ли конкретный сигнал к помехе или к излучению ориентира, а также к какому именно ориентиру он относится. На рис. 2 представлен график ошибки обучения НС. Ошибка представляет собой среднеквадратическую оценку отклонения координат активизируемого нейрона во входном пространстве от координат поданного на вход сети вектора.

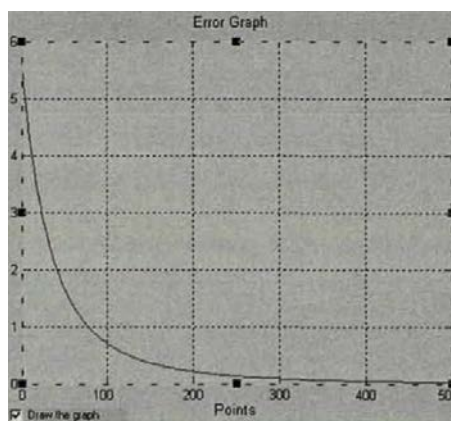
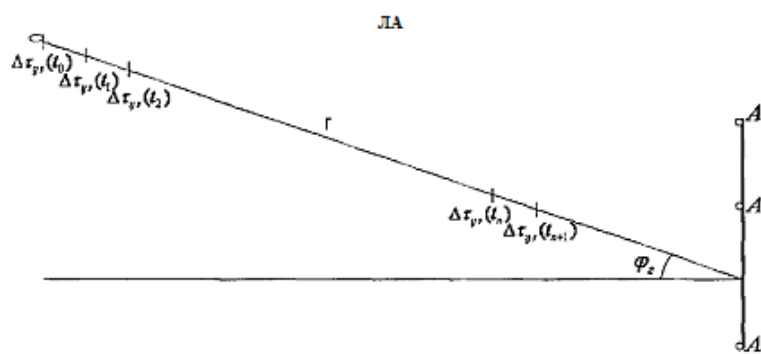


Рис. 2. График ошибки

По вертикали на рис. 2 отложена величина среднеквадратического отклонения активизируемого нейрона от входного вектора, а по горизонтали количество пройденных шагов адаптации.

После обработки всех сигналов, поступивших на НС, в случае, если видно недостаточное количество сигнальных ориентиров, то полет продолжается по текущей траектории, если видно достаточное количество ориентиров, то происходит расчет текущего положения БЛА.

Предполагается, что в начальный момент режима посадки БЛА выводится непосредственно на глиссаду и после этого начинается его автоматическая посадка. Глиссада в нашем случае строится из дискретно рассчитанных через каждый момент времени  $\Delta t$  заданных -  $\Delta t_{yz}$  (рис. 3).



**Рис. 3.** Глиссада, построенная из  $\Delta\tau_{уз}$

Здесь  $г$  - длина глиссады, в нашем случае она равна 4000 м;  $\rho_г$  - угол наклона глиссады. После расчета текущего положения БЛА оно сравнивается с заданным положением и в случае их несовпадения вырабатывается сигнал рассогласования и происходит корректировка курса.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Монаков А.А. Теоретические основы радионавигации: учеб. пособие. - СПб.: ГУАП, 2002.
2. Хайкин Саймон. Нейронные сети / пер. с англ. - 2-е изд., испр. - М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006.
3. Стадник А.В. Использование искусственных нейронных сетей и вейвлет-анализа для повышения эффективности в задачах распознавания и классификации: дисс. ... канд. физ.-мат. наук. - Иваново, 2004.
4. Горбачев О.А. Навигационное обеспечение воздушных судов гражданской авиации в условиях возмущенной ионосферы: дисс. ... д-ра техн. наук. - М., 2009.

#### APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN PROBLEMS OF GENERAL AND COMPARATIVE NAVIGATION METHODS OF UAV

Korevanov S.V., Kazin V.V.

The article is an analysis of the use of artificial neural networks in problems of navigation of unmanned aerial vehicles operated at high latitudes.

**Key words:** neural networks, settings navigation systems, general and comparative methods of navigation, an unmanned aerial vehicle.

#### Сведения об авторах

**Кореванов Степан Владимирович**, 1988 г.р., окончил МГТУ ГА (2010), аспирант МГТУ ГА, область научных интересов – навигационные системы, беспилотные летательные аппараты, нейронные сети.

**Казин Виталий Викторович**, 1988 г.р., окончил МГТУ ГА (2010), аспирант МГТУ ГА, автор 4 научных работ, область научных интересов – эксплуатация воздушного транспорта, радиозондирование атмосферы.