

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА НАВЕДЕНИЯ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ

к.т.н. В.В. Сапожников, А.А. Подорожняк, С.И. Клевец, Д.Э. Кравченко
(представил д.т.н. проф. Ю.В. Шкварко)

Предлагается новый метод наведения летательных аппаратов, основанный на использовании искусственной нейронной сети.

Введение. Совершенствование существующих и разработка принципиально новых высокоточных систем наведения летательных аппаратов (ЛА) является в настоящее время важной задачей в теории и практике совершенствования навигационных систем. Известно достаточно большое количество публикаций, посвященных данному вопросу, а также разработано немало различных (и достаточно эффективных) технологий наведения ЛА. Наиболее популярным методом в решении подобного класса задач было и остаётся корреляционно-экстремальное наведение (КЭН) [1].

Однако, наряду с очевидными достоинствами, КЭН обладает рядом существенных недостатков, таких как:

- повышенная чувствительность КЭН к возможной реконфигурации объектов наведения, что обусловлено сильной зависимостью величины максимального значения взаимокорреляционной функции от возможных изменений (как естественных, так и умышленных) в структуре текущего изображения (ТИ);

- количество вычислений, используемых при КЭН, достаточно велико и резко возрастает при необходимости увеличения точности наведения, что обуславливает определённые трудности при обеспечении режима реального времени.

Таким образом, актуальными являются исследования, связанные с разработкой систем наведения, в той или иной степени свободных от указанных недостатков.

В данной статье предлагается новый подход к построению систем наведения ЛА, основанный на использовании нейронной сети. Приведём определение для нейронной сети, данное в [3]:

Искусственная нейронная сеть (ИНС) – это существенно параллельный распределённый процессор, который обладает способностью к сохранению и репрезентации опытного знания. Она сходна с мозгом в двух аспектах:

- знания приобретаются сетью в процессе обучения;

- для сохранения знаний используются силы межнейронных соединений, называемые так же синаптическими весами.

Общепризнанным является тот факт, что ИНС – параллельная, существенно распределённая и адаптивная технология обработки информации. При этом вычислительная мощь ИНС определяется двумя фундаментальными свойствами, присущими только нейросетям [3]:

- существенно параллельной распределённой структурой (с возможностью модификации собственной топологии);
- способностью к обучению и репрезентации полученных знаний.

Благодаря исключительно высокой скорости обработки информации, способности к обучению и репрезентации знаний, а также способности нейросетей осуществлять сложные нелинейные преобразования "вход-выход", ИНС в настоящее время являются одной из лучших технологий, применяемых для обработки сигналов. В течение последних лет ИНС успешно применялись в различных областях науки и техники [2,3], таких как обработка изображений, обработка и анализ речи, классификация образов, спектральный анализ, оценка параметров, оптимизация и др.

Целью настоящей статьи является разработка нейросетевого подхода к построению систем наведения ЛА – нейросетевых систем наведения (НССН), устойчивых к возможным реконфигурациям (естественным или умышленным) объекта наведения.

Таким образом, именно возможность репрезентации знаний, полученных нейросетью в процессе обучения и способность правильно реагировать не только на сигналы, предъявленные в процессе тренировки, но также генерировать правильные выходы для входных сигналов, которые не были задействованы в процессе обучения, в совокупности с колоссальной скоростью собственно работы (обобщения) и послужили определяющими факторами при выборе ИНС, как наилучшего кандидата для разработки системы наведения, удовлетворяющей поставленной цели.

Формирование исходных данных. Управление (наведение) с помощью ИНС осуществляется по данным "вход-выход", полученным в ходе эксперимента с объектом наведения и ЛА (объектом управления). Объединив эти данные, можно создать полный набор тренировочных шаблонов (НТШ), описывающих поведение объекта управления.

Для обучения необходим следующий НТШ:

$$E: \{x_i, d_i\} \Big|_{i=1, \dots, N}, \quad x \in \mathcal{R}^p, \quad d \in \mathcal{R}^m, \quad (1)$$

где x_i – входной шаблон,
 d_i – выходной шаблон,
 N – количество шаблонов,

p – размер входного шаблона,
m – размер выходного шаблона.

Формирование НТШ $\{x, d\}$ осуществляется, как правило, путём моделирования в лабораторных условиях с использованием реальной информации об объекте наведения (изображений в оптическом, радиометрическом, радиолокационном и др. диапазонах). При этом группы тестовых входных воздействий и желаемых откликов системы управления объединяются в НТШ, наиболее полно описывающие свойства объекта, которые затем используются для обучения ИНС. Важно заметить, что исследователь свободен в выборе количества и структуры тестовых шаблонов, которые (исходя из личного опыта и интуиции исследователя) могут иметь место в качестве входных сигналов в условиях собственно функционирования НССН.

Ниже приведена методика создания НТШ для обучения ИНС, лежащей в основе НССН.

Пусть маршевая навигационная система (МНС) (рис.1) на момент выхода ЛА к объекту наведения обеспечивает следующие точности:

σ_x – отклонение ЛА от программной траектории по координате x , т.е.

$\Delta x_j \in [-\sigma_x, \sigma_x]$, $j=1, 2, \dots, A$ – значение текущего отклонения по координате x ;

σ_y – отклонение ЛА от программной траектории по координате y , т.е.

$\Delta y_k \in [-\sigma_y, \sigma_y]$, $k=1, 2, \dots, B$ – значение текущего отклонения по координате y ;

σ_θ – азимутальное отклонение ЛА от программной траектории, описывающее поворот изображения объекта наведения I' относительно I , т.е.

$\Delta \theta_l \in [-\sigma_\theta, \sigma_\theta]$, $l=1, 2, \dots, C$ – значение текущего отклонения по углу θ .

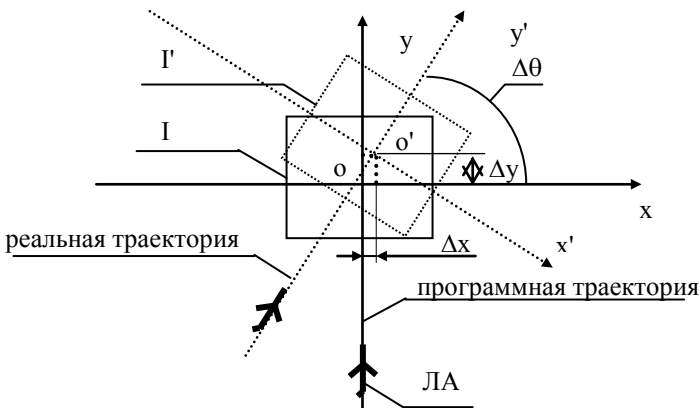


Рис.1. Наведение ЛА по изображению объекта наведения.

При этом конкретные значения σ_x , σ_y и σ_θ характеризуются реальными характеристиками выбранной МНС. Заметим, что Δx_j , Δy_k и $\Delta \theta_l$ являются параметрами аффинного преобразования изображения \mathbf{I} в изображение \mathbf{I}' по всему континууму значений данных параметров, т.е.

$$\mathbf{I}'_m = \mathbf{A}(\mathbf{I}; \Delta x_j, \Delta y_k, \Delta \theta_l), \quad (1)$$

где $\mathbf{A}(\mathbf{I}; \Delta x_j, \Delta y_k, \Delta \theta_l)$ – оператор аффинного преобразования, $j=1, 2, \dots, \mathbf{A}$, $k=1, 2, \dots, \mathbf{B}$, $l=1, 2, \dots, \mathbf{C}$, $m=1, 2, \dots, \mathbf{A} \times \mathbf{B} \times \mathbf{C}$.

Для учёта возможных реконфигураций объекта наведения необходимо проанализировать (предсказать) возможные (умышленные и естественные) искажения эталонного изображения (ЭИ) и сформировать набор изображений Ψ (рис.2), в котором:

\mathbf{D} – количество возможных реконфигураций объекта наведения,

\mathbf{I}_0 – нереконфигурированное (эталонное) изображение,

\mathbf{I}_1 – изображение, подвергнутое реконфигурации первого рода и т.д.

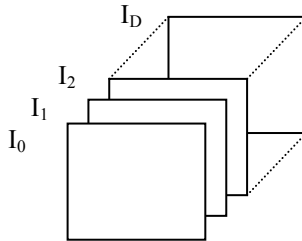


Рис.2. Набор входных изображений для обучения ИНС НССН.

Подвергнув каждое из изображений, принадлежащих пространству Ψ , аффинному преобразованию по всему континууму значений параметров Δx_j , Δy_k и $\Delta \theta_l$ сформируем выборку x_i , $i=1, 2, \dots, \mathbf{N}=\mathbf{A} \times \mathbf{B} \times \mathbf{C} \times \mathbf{D}$, называемую *входной выборкой*.

Сопоставив каждому изображению x_i вектор соответствующих параметров аффинного преобразования $\mathbf{d}_i(\Delta x_j, \Delta y_k, \Delta \theta_l)$, называемого *вектором желаемого выхода*, сформируем набор тренировочных шаблонов (НТШ) $\{x_i, \mathbf{d}_i\}$, описывающих поведение системы наведения.

Постановка задачи. Задача построения нейросетевой системы наведения опирается на общую проблему интерполяции [3], которую для рассматриваемого случая можно сформулировать следующим образом:

По данному набору \mathbf{N} изображений $\{x_i \in \mathfrak{R}^p \mid i=1, 2, \dots, \mathbf{N}\}$ и соответствующему набору векторов коррекции (ВК) $\{\mathbf{d}_i \in \mathfrak{R}^3\}$, которая удовлетворяет следующему условию:

$$\mathbf{F}(x_i) = \mathbf{d}_i, \quad i=1, 2, \dots, \mathbf{N} \quad (2)$$

где \mathbf{p} – размерность изображения.

Следует отметить, что при такой формулировке проблемы, интерполяционная поверхность (т.е. функция \mathbf{F}) должна пройти через *все* точки НТШ.

Однако, на практике, условие (2) можно переписать как:

$$\|\mathbf{d}_i - \mathbf{F}(\mathbf{x}_i)\| \leq \varepsilon, \quad (3)$$

где ε – ошибка интерполяции,

$\|\cdot\|$ – евклидово расстояние (норма).

С учётом вышеизложенного, задачу данной работы можно сформулировать так:

по набору тренировочных шаблонов $\{\mathbf{x}_i, \mathbf{d}_i\}$, $i=1, 2, \dots, N$ необходимо сформировать ИНС, которая обладает следующими свойствами:

- при поступлении на вход системы текущего изображения \mathbf{u} , совпадающего с любым изображением из входной выборки \mathbf{x}_i , $i=1, 2, \dots, N$ ИНС должна генерировать на выходе вектор коррекции $\mathbf{v}=\mathbf{F}(\mathbf{u})=\mathbf{F}(\mathbf{x}_i)=\mathbf{d}_i$, координатами которого являются значения параметров коррекции траектории ЛА по соответствующим координатам;
- при поступлении на вход системы текущего изображения \mathbf{u} , не совпадающего ни с одним из \mathbf{x}_i , $i=1, 2, \dots, N$, однако, принадлежащего пространству входных сигналов, ИНС должна генерировать на выходе вектор коррекции $\mathbf{v}=\mathbf{F}(\mathbf{u})$ такой, чтобы среднеквадратическая ошибка наведения не превосходила некоторой наперёд заданной величины, т.е. $\|\mathbf{v} - \mathbf{d}_i\| \leq \varepsilon_{\text{доп}}$.

РБФ-сети. В настоящее время можно выделить 4 основных вида ИНС, отличающихся друг от друга архитектурой, правилами обучения и решаемыми задачами:

- однослойные прямонаправленные сети,
- многослойные прямонаправленные сети,
- рекуррентные сети,
- полностью связанные сети.

Проведенный анализ показал, что для задач наведения целесообразно использовать трёхслойную прямонаправленную сеть с радиально-базисными функциями (РБФ-сеть).

В общем случае РБФ-сеть состоит из трёх слоёв нейронов (рис.3). Первый – "входной" слой, служит 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.

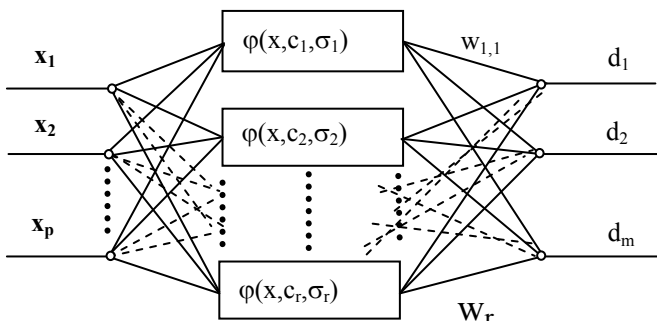


Рис. 3. Архитектура p-г-m РБФ-сети.

Рассмотрим процедуру обучения РБФ-сети по исходным данным, заданным в виде набора шаблонов, как она описана в [2]:

Пусть \mathbf{P} – количество входов сети, \mathbf{R} – количество нейронов скрытого слоя, \mathbf{M} – количество выходов сети.

Введём следующие обозначения:

$\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_p)$ – пространство входных сигналов,

$\mathbf{c}=(c_1, c_2, \dots, c_p)$ – вектор координат центров активационных функций нейронов скрытого слоя,

$\sigma_j, j=1, 2, \dots, \mathbf{R}$ – ширина окна активационной функции j -го нейрона скрытого слоя,

$$\varphi(x, c, \sigma) = e^{-\frac{\|x_i - c_j\|^2}{\sigma_j^2}}$$
 – радиально-симметричная активационная функция нейрона скрытого слоя,

w_{ij} – вес связи между i -м нейроном выходного и j -м нейроном скрытого слоя.

Алгоритм синтеза и обучения РБФ-сети представлен на рис. 4.

Нейросетевая система наведения. По своей сути НССН представляет собой частный случай классической системы управления [2], однако, её характерной особенностью является отсутствие априорных знаний о математической модели объекта управления (плотности вероятностей случайных внешних воздействий либо дифференциальных уравнений, описывающих поведение системы); доступными для анализа и синтеза являются только её входы и выходы. Такой подход в теории управления получил отдельное название – нейроуправление (neurocontrol) [2,3].

АЛГОРИТМ СИНТЕЗА РБФ СЕТИ

1. Выберем размер скрытого слоя R равным количеству тренировочных шаблонов. Синаптические веса нейронов скрытого слоя примем равными 1.
2. Разместим центры активационных функций нейронов скрытого слоя в точках x пространства входных сигналов сети, которые входят в набор тренировочных шаблонов $\Xi: c_j=x_j, j=1, 2, \dots, R$.
3. Выберем ширины окон активационных функций нейронов скрытого слоя $\sigma_j, j=1, 2, \dots, R$ достаточно большими, но так, чтобы они не накладывались друг на друга в пространстве выходных сигналов.
4. Определим веса нейронов выходного слоя сети $w_{ij}, i=1, 2, \dots, R, j=1, 2, \dots, M$, для чего предъявим сети весь набор тренировочных шаблонов Ξ и в результате получим набор линейных уравнений, который можно записать в матричном виде:

$$\Phi \bullet w = D, \quad (4)$$

где w – матрица (размера $R \times M$) синаптических весов;
 D – матрица (размера $R \times M$) желаемых выходов (выходных шаблонов);

Φ – интерполяционная матрица (размера $R \times R$) элементы

$$\frac{\|x_i - c_j\|^2}{\sigma_j^2}$$

которой $\phi_{ij} = e^{-\frac{\|x_i - c_j\|^2}{\sigma_j^2}}$, где $i=1, 2, \dots, R, j=1, 2, \dots, R$.

Решение системы уравнений в виде $w = \Phi^{-1} \bullet D$ обеспечивает прохождение интерполяционной поверхности через все точки тре-

Рис. 4 Алгоритм синтеза РБФ-сети.

При этом целью работы нейроконтроллера (НК) является выработка в процессе функционирования управляющего воздействия (вектора коррекции), обеспечивающего требуемое (оптимальное или квазиоптимальное) поведение объекта управления (ОУ). Оптимальность здесь понимается в смысле минимума среднеквадратической ошибки наведения. Структурная схема НССН как системы управления приведена на рис.5.

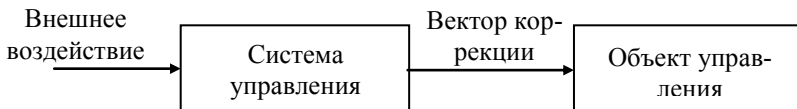


Рис. 5 Структурная схема НССН как системы управления

Использование ИНС в качестве НССН позволяет решить задачу наведения путём создания адаптивной к реконфигурации объекта системы управления (наведения) с обучаемым НК. При этом, под обучением здесь понимается процесс выработки НССН желаемой реакции на внешние сигналы – вектора коррекции, а под адаптацией – оптимизация в условиях недостаточной априорной информации [2,3]. Структурная схема такой адаптивной системы управления с обучаемым НК представлена на рис.6.

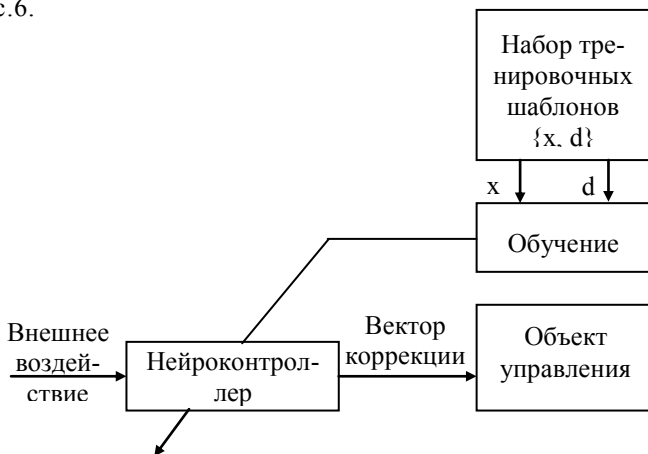


Рис. 6. Адаптивная система управления с обучаемым НК

Проиллюстрируем применение разработанной НССН для случая, когда число корректируемых параметров равно трём (рис.7).

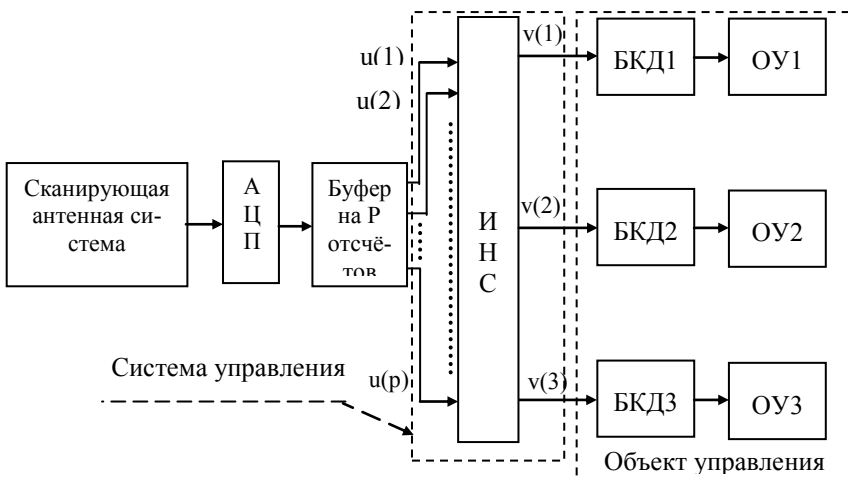


Рис. 7. Структурная схема НССН с ИНС

Входами ИНС являются принимаемые сканирующей антенной системой сигналы текущего изображения, подвергнутые дискретизации и квантованию по уровню с помощью аналогово-цифрового преобразователя (АЦП). Накопленные в буфере Р отсчётов изображения поступают на вход ИНС, обученной согласно алгоритма, представленного на рис.4.

В процессе функционирования ИНС генерирует на выходе вектор коррекции v маршрута ЛА по соответствующим трём координатам, блоки коррекции движения (БКД) выдают соответствующие сигналы на оконечные устройства (ОУ) управления движением ЛА.

Аппаратная реализация нейросети, являющейся ядром предложенной НССН может быть осуществлена специализированными аппаратными средствами, например Intel 80170 chip set, Intel EMV Multi-Chip Board [2]. Программно такая ИНС может быть реализована с помощью любых программируемых процессоров.

Результаты моделирования. В качестве исходных данных использовалось тестовое изображение размером 10×10 пикселей. Изображение реконфигурировалось семью различными способами, и, в свою очередь, каждое из них после реконфигурации было подвергнуто аффинному преобразованию в диапазонах по x – $-6 \dots 6$ пикселей с шагом 1, по y – $-6 \dots 6$ пикселей с шагом 1, по θ – $-10 \dots 10$ градусов с шагом 2. В качестве выходных шаблонов были взяты вектора из соответствующих параметров аффинного преобразования.

Таким образом был получен НТШ

$$E: \{x_i, d_i\} \Big|_{i=1, \dots, N}, \quad x \in \mathcal{R}^p, \quad d \in \mathcal{R}^m,$$

где $N=13031$ – количество шаблонов вход-выход;

$p=10 \times 10=100$ – размерность входных шаблонов (изображений);

$m=3$ – размерность выходных шаблонов (векторов коррекции параметров движения ЛА).

После его компрессирования [2] с радиусом компрессии $\epsilon_{comp}=2$ был получен новый НТШ

$$E: \{x_i', d_i'\} \Big|_{i=1, \dots, N'}, \quad x \in \mathcal{R}^p, \quad d \in \mathcal{R}^m,$$

где $N'=1000$ – количество шаблонов вход-выход после компрессирования.

С использованием алгоритма на рис.4 была синтезирована ИНС, которая при испытании её тестовыми шаблонами, а также изображениями не использовавшимися при обучении сети (полученными из тестового изображения применением неучтённой в НТШ реконфигурации), выдавала вектор коррекции v такой, что его среднеквадратическая ошибка относительно истинного вектора коррекции не превышала 2.

Таким образом, была установлена принципиальная возможность использования НССН, как альтернативы корреляционно-экстремальной систе-

ме наведения ЛА. Полученная НССН обладает устойчивостью к возможным реконфигурациям объекта наведения.

Заключение. В данной статье была представлена НССН на основе РБФ-сети для решения задач навигации ЛА. Предложенная система позволяет успешно решать поставленную задачу в случае реконфигурации объекта наведения.

Однако, следует отметить, что структура РБФ-сети требует использования достаточно большого размера скрытого слоя. Данный факт определяет основной недостаток РБФ-сетей – *проклятие размерности* [2, 3], т.к. с увеличением размерности входного пространства (количества тренировочных шаблонов) число необходимых нейронов скрытого слоя возрастает экспоненциально. Кроме того, при классической постановке задачи синтеза РБФ-сети остаются открытыми вопросы выбора ширин активационных функций и формирования НТШ, адекватно описывающих поведение объекта наведения.

Авторами была также решена задача оптимизации РБФ-сетей (в смысле минимизации размера скрытого слоя без потери репрезентативности НТШ и выбора ширин активационных функций) на основе использования генетических алгоритмов. Результаты исследования эволюционного синтеза РБФ-сетей для задачи построения НССН оптимальной структуры, надеемся, будут опубликованы в следующей статье.

ЛИТЕРАТУРА

1. И.Н.Белоглазов, В.П.Тарасенко. Корреляционно-экстемальные системы. М.: Сов. радио, 1974.- 392 с.
 2. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г.К.Вороновский, К.В.Махотило, С.Н.Петрашев, С.А.Сергеев. – Х.: ОСНОВА, 1997.-112 с.
 3. Haykin S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation.- New York: Macmillan College Publishing Company, 1994.- 691 p.
-