

УДК 629.7.351

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ВЫБОРА ТРАСС ЗАХОДА НА ПОСАДКУ ВОЗДУШНЫХ СУДОВ ПРИ ИЗМЕНЕНИИ НАПРАВЛЕНИЯ ВЕТРА¹

Г.Н. ЛЕБЕДЕВ, В.Б. МАЛЫГИН

Рассматривается решение важной практической задачи перераспределения воздушных судов при их заходе на посадку на разные трассы Московского аэроузла в случае внезапного изменения метеоусловий. На основе динамического программирования предложена нейросетевая процедура назначения приоритетов для каждого воздушного судна в реальном масштабе времени, что позволило формировать списки воздушных судов для каждой трассы посадки и определять первоочередность их посадки.

Ключевые слова: приоритетное обслуживание, искусственные нейронные сети, оптимальное управление, воздушные суда, динамическое программирование, заход на посадку.

При внезапном изменении условий посадки воздушных судов (ВС) в Московском аэроузле необходимо осуществлять оперативное перепланирование процессов захода на посадку и самой посадки с учетом того, что часть посадочных курсов становится исключенной из обслуживания. В этом случае необходимо заново формировать списки судов при движении к Москве по каждой трассе, определять приоритеты их попаданий эшелон и установить первоочередность их приземления. Одним из известных подходов для решения указанной задачи является вычисление динамических приоритетов для каждого ВС по специальным формулам, позволяющим алгебраическим путем учитывать его близость к заданной трассе, его относительный курс, оставшийся запас топлива и его техническое состояние [1], [2]. Однако предварительно необходимо осуществить ряд тригонометрических преобразований над текущими координатами местоположения ВС, что в целом определяет высокую трудоемкость вычислений при появлении в воздушном пространстве большого количества ВС.

В данной работе рассмотрен другой способ альтернативного выбора нужных решений на основе искусственных нейронных сетей (НС) для решения двух последовательно выполняемых задач:

- выбор для каждого ВС наиболее подходящей трассы для формирования списков судов для каждой трассы в отдельности;
- определение первоочередности обслуживания ВС внутри каждого списка с целью назначения приоритетных судов для обслуживания в «тромбоне». Иллюстрация решения этих задач представлена на рис. 1.

Основной смысл нейросетевой технологии состоит в следующем [3]. Искусственные нейронные сети строятся по принципам организации и функционирования их биологических аналогов. Они способны решать широкий круг задач распознавания образов, идентификации, прогнозирования, оптимизации, управления сложными объектами.

Нейрон является составной частью нейронной сети. На рис. 2 показана его структура, он состоит из элементов: умножителей (синапсов), сумматора и нелинейного преобразователя. Синапсы осуществляют связь между нейронами, умножают входной сигнал на число, характеризующее силу связи (вес синапса). Сумматор выполняет сложение сигналов, поступающих по синоптическим связям от других нейронов и внешних выходных сигналов.

Нелинейный преобразователь реализует нелинейную функцию одного аргумента – выхода сумматора. Эта функция называется функцией активации или передаточной функцией нейрона.

¹ Работа выполнена при материальной поддержке гранта РФФИ 13-08-00182.

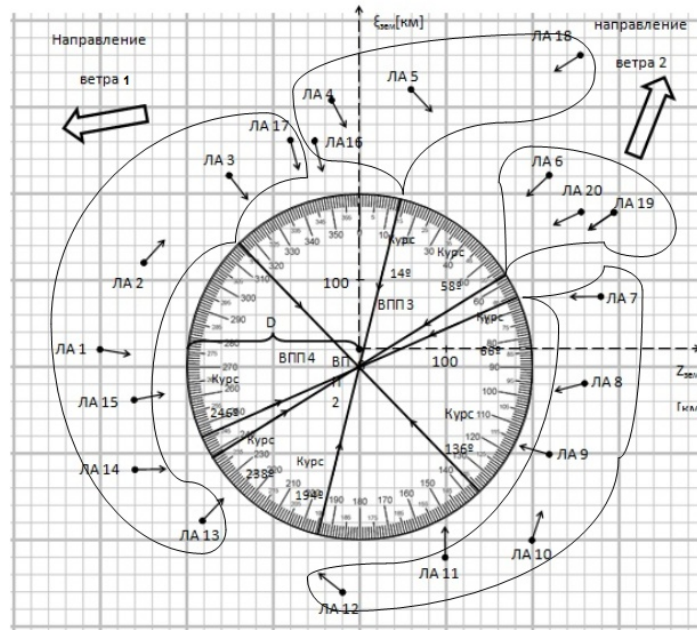


Рис. 1. Распределения воздушных судов по трассам

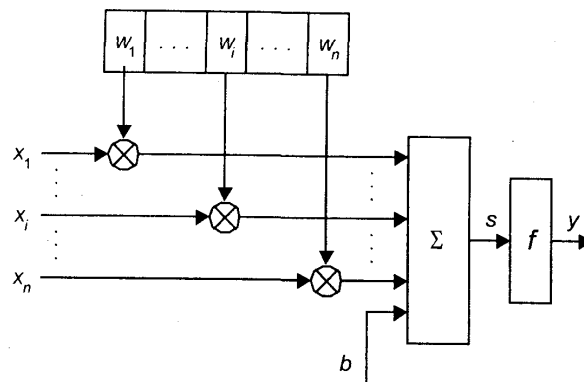


Рис. 2. Структура искусственного нейрона

Нейрон в целом реализует скалярную функцию векторного аргумента. Математическая модель нейрона:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b, \quad (1)$$

$$y = f(s),$$

где w_i - вес (weight) синапса, $i = 1 \dots n$; b - значение смещения (bias); s - результат суммирования (sum); x_i - компонент входного вектора (входной сигнал), $i = 1 \dots n$; y - выходной сигнал нейрона; n - число входов нейрона; f - нелинейное преобразование (функция активации).

Одной из самых распространенных является нелинейная функция активации с насыщением, так называемая логистическая функция или сигмоид (функция S-образного вида)

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}.$$

При уменьшении a сигмоид становится более пологим, в пределе при $a = 0$ вырождаясь в горизонтальную линию на уровне 0,5, при увеличении a сигмоид приближается к виду единичного скачка с порогом Θ . Из выражения для сигмоида очевидно, что выходное значение нейрона находится в диапазоне (0,1).

Нейронная сеть представляет собой совокупность нейроподобных элементов, определенным образом соединенных друг с другом и с внешней средой с помощью связей, определяемых весовыми коэффициентами. В зависимости от функций, выполняемых нейронами в сети, можно выделить три типа:

- входные нейроны, на которые подается вектор, кодирующий входное воздействие или образ внешней среды; в них обычно не осуществляется вычислительных процедур, а информация передается с входа на выход путем изменения их активации;
- выходные нейроны, выходные значения которых представляют выходы нейронной сети; преобразование в них осуществляется по выражениям (1);
- промежуточные нейроны, составляющие основу нейронных сетей, преобразования в которых выполняется также по выражениям (1).

С точки зрения топологии можно выделить три основных типа нейронных сетей:

- полносвязные;
- многослойные;
- слабосвязные.

В многослойных нейронных сетях нейроны объединяются в слои. Слой содержит совокупность нейронов с едиными входными сигналами. Число нейронов в слое может быть любым и не зависит от количества нейронов в других слоях.

Классическим вариантом слоистых сетей являются полносвязные сети прямого распространения (рис. 3).

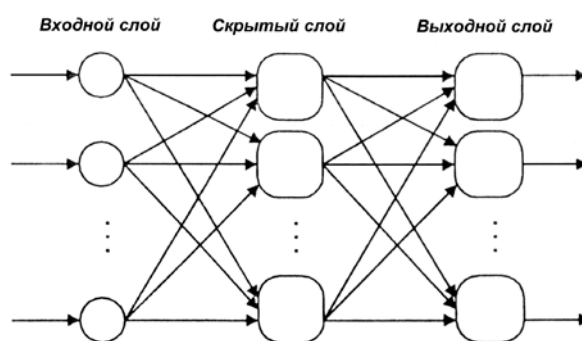


Рис. 3. Многослойная сеть прямого распространения

Очевидно, что процесс функционирования нейронной сети, сущность действий, которые она способна выполнять, зависит от величин синоптических связей. Поэтому, задавшись определенной структурой сети, соответствующей какой-либо задаче, необходимо найти оптимальные значения всех переменных весовых коэффициентов (некоторые синоптические связи могут быть постоянными). Этот этап называется обучением нейронной сети, и от того, насколько качественно он будет выполнен, зависит способность сети решать поставленные перед ней проблемы во время функционирования.

Для разработки нейросетевого регулятора необходимо выбрать структуру нейронной сети (топологию), сформировать обучающую выборку и выбрать алгоритм обучения с заданным критерием.

В качестве структуры НС была выбрана сеть прямого распространения с девятью входами, десятью нейронами с гиперболической тангенциальной функцией активации в скрытом слое и одним нейроном с линейной функцией активации в выходном слое.

Для формирования обучающей выборки используются массивы данных о координатах X_0 , Z_0 , X_j , Y_j , Ψ_j , участвующих в формировании законов управления.

С помощью пакета прикладных программ Matlab была написана программа формирования, обучения и тестирования работы НС. Набор исходных данных был разделен на

две части – обучающую выборку и тестовые данные. Обучающие данные используются для обучения НС, а проверочные используются для расчета ошибки сети (рис. 4).

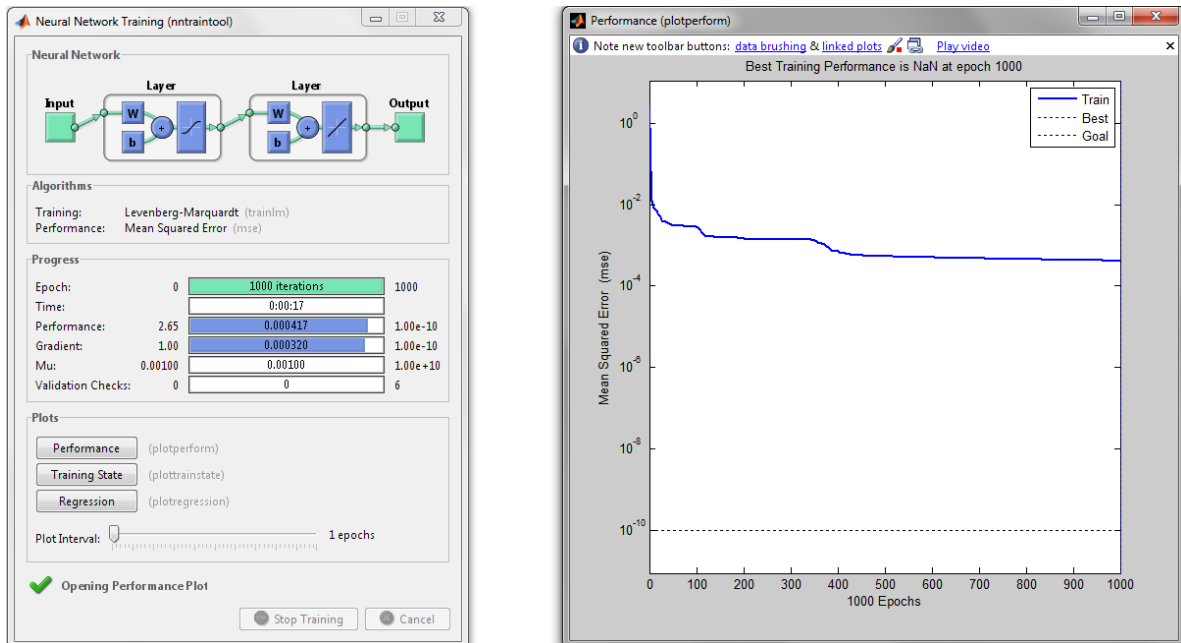


Рис. 4. Моделирование процесса формирования, обучения и тестирования работы НС

Основное преимущество НС состоит в том, что нужное решение в виде сигналов на его входе определяется без использования математического аппарата в алгебраической форме, и этим определяется максимальное быстродействие системы. Недостатком является необходимость использования для обучения НС значительного числа примеров, если количество входных сигналов и выходных классов велико. Поэтому имеет смысл ограничить размерность решаемых задач, что соответствует в данной работе следующим нейросетевым структурам.

В первой задаче с учетом того обстоятельства, что в Московском аэроузле имеется 4 трассы для определенного направления ветра, что соответствует 4 посадочным курсам Ψ_i , $i = 1..4$. Если приближенно считать, что все трассы пересекаются в одной точке с координатами X_0 , Z_0 , и дополнительно учесть координаты X_j , Y_j , Ψ_j местоположения и курса j -го ВС, то нужно иметь 9 сигналов на входе первой НС-1. На ее выходе необходимо выбрать одну из 4 альтернатив. Таким образом, имеем $n_1 = 9$, $N = 4$.

Во второй задаче отдельные списки ВС для каждой трассы имеют небольшую длину, но тем не менее, если взять $n_2 = 10$, то с учетом трех координат X_j , Y_j , Ψ_j для каждого ВС уже образуется 30 входных сигналов. Чтобы соотнести одну задачу с другой, примем допущение, что сравнению подвергаются три ВС, а выбирается одно из них. В этом случае образуется НС-2 при $n_2 = 9$, $N = 3$. Последовательно, используя НС-2 и анализируя каждый раз три ВС, можно потом анализировать результаты, объединяя их на входе новой НС-2 и т.д. Легко убедиться, что для анализа девяти ВС потребуется 17 попыток использования НС-2, а в общем случае их число примерно равно $n(0,1n + 1)$. Для организации этих попыток в цикле достаточно последовательно подавать на вход одной малоразмерной НС-2 нужный состав сигналов.

РЕЗУЛЬТАТЫ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ АЛЬТЕРНАТИВНОГО ПЛАНИРОВАНИЯ ЗАХОДА НА ПОСАДКУ

Обучение трехслойной нейронной сети проводилось в среде Matlab. При этом в задаче распределения судов между трассами число альтернатив было равно количеству трасс посадки

в Московском аэроузле ($N = 4$). Во второй задаче определения приоритетности судов для одной трассы число альтернатив ($N = 3$). Как было сказано выше, число входных сигналов для обеих задач было равно 9. Результаты обучения приведены на рис. 5, где слева показана структура одностипной нейронной сети, справа график снижения числа ошибок распознавания от количества примеров обучения.

На рис. 5 показано, что за 5 эпох обучения (1 эпоха = 1 цикл обучения) сеть обучена выдавать сигнал с погрешностью $1.68 \cdot 10^{-11}$.

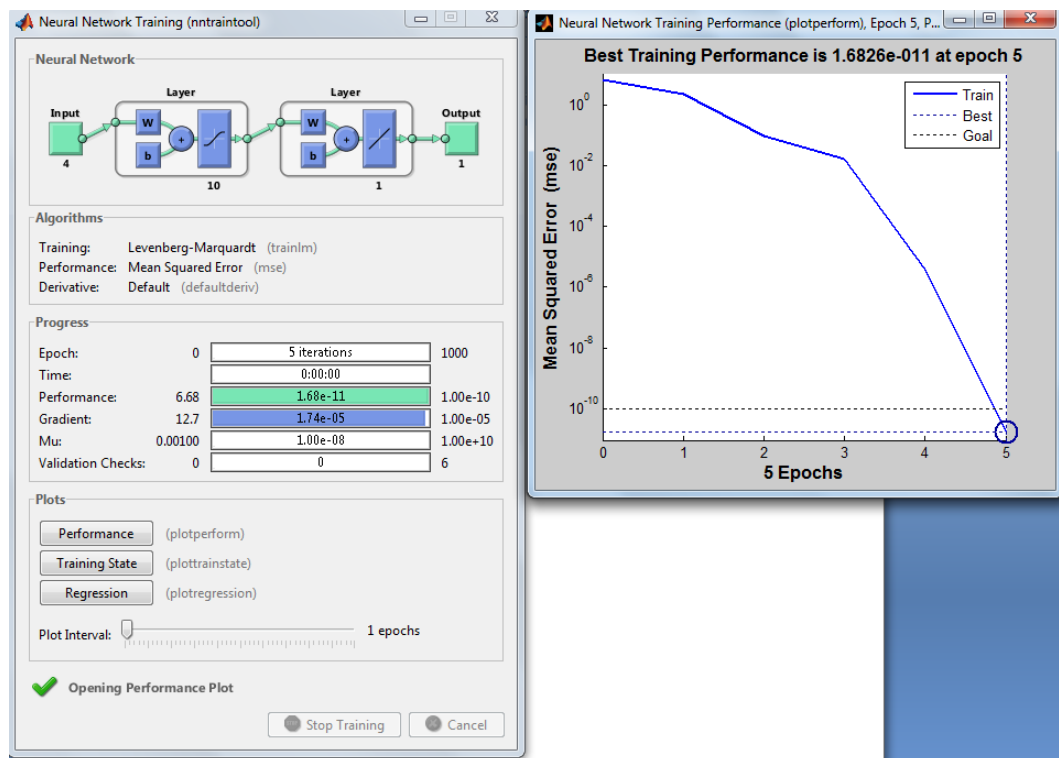


Рис. 5. Процесс обучения нейронной сети

Таким образом, процесс предварительной настройки одностипной нейронной сети на компьютере не представляет затруднений, а процесс использования этой сети при эксплуатации сводится к последовательному применению этой сети сначала для решения задачи выбора трассы для каждого ВС, затем – для определения места этого ВС в общей очереди захода на посадку.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основании проведенных исследований можно сделать следующие выводы:

1. Предложено двухэтапное решение задачи определения для каждого ВС номера трассы захода на посадку и его места в общей очереди движения судов в эшелоне посадки.
2. Каждый этап решается с помощью одностипной трехслойной нейронной сети последовательного распространения, имеющей на своем входе 9 входных сигналов. Это обеспечивает решение нужных задач практически в реальном масштабе времени при малом числе альтернатив.
3. Обучение выбранной структуре трехслойной нейронной сети показало, что малая вероятность ошибочных решений достигается при небольшом числе примеров не более 100, а последовательное применение этой сети не представляет затруднений при технической реализации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Лебедев Г.Н., Малыгин В.Б., Нечаев Е.Е., Тин Пхон Чжо. Использование системы приоритетного обслуживания при внедрении автоматизированного управления прилетом-вылетом в воздушном пространстве Московского аэроузла // Научный вестник МГТУ ГА. 2012. № 180. С. 254-259.
2. Тин Пхон Чжо. Автоматизация оперативного распределения воздушных судов между трассами захода на посадку в Московском аэроуле при внезапном изменении метеоусловий // Научный вестник МАИ. 2014. № 3. С. 128-140.
3. Кузин А.Ю., Курмаков Д.В., Лукьянов А.В., Михайлин Д.А. Нейросетевая реализация автоматического управления безопасной посадкой беспилотного летательного аппарата [электронный ресурс] // Труды МАИ. 2013. Вып. 70.

NEURAL NETWORK SYSTEM TRACKS LANDING AIRCRAFT WHEN WIND DIRECTION CHANGES

Lebedev G.N., Malygin V.B.

The article describes the problem of solving important practical problems of redistribution of aircraft when landing on a different route of the Moscow air hub in the event of a sudden change of weather conditions. The neural network procedure to set priorities for each aircraft in real time based on dynamic programming is offered. This allowed us to generate lists of vessels for each trace landing and to determine their priority for landing.

Keywords: priority service, artificial neural networks, optimal control, aircraft, dynamic programming, approach.

REFERENCES

1. Lebedev G.N., Malygin V.B., Nechayev E.E., Ting Phong Zhuo. Use of system of priority service at introduction of automated management of an arrival departure in air space of the Moscow airline hub // Nauchniy vestnik MGTU GA. 2012. No. 180. P. 254-259. (In Russian)
2. Ting Phong Zhuo. Automatization of expeditious distribution of aircrafts between routes of landing approach in the Moscow airzone at sudden change of meteoconditions // Nauchniy vestnik MAI. 2014. № 3. P. 128-140. (In Russian)
3. Cousin A.Y., Kurmakov D.V., Lukyanov A.V., Mihailin D.A. Neural network realization of automatic control of a safe landing of the pilotless aircraft [Electronic magazine] // Works MAI. 2013. Release 70. (In Russian)

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Лебедев Георгий Николаевич, 1936 г.р., окончил МИФИ (1959), доктор технических наук, профессор кафедры системы автоматического и интеллектуального управления Московского авиационного института (национального исследовательского университета), автор 18 научных работ, область научных интересов – системы автоматического и интеллектуального управления, методы оптимизации и динамическое программирование.

Малыгин Вячеслав Борисович, 1960 г.р., окончил ОЛАГА (1983), начальник учебно-тренажерного центра кафедры управления воздушным движением МГТУ ГА, автор 150 научных работ, область научных интересов – автоматизация управления прилетом – вылетом AMAN-DMAN.