

УДК: 62-50

**ГИБРИДНАЯ НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ
ГРУППОЙ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ
НА ОСНОВЕ СИТУАЦИОННОГО ПОДХОДА
В УСЛОВИЯХ НЕБЛАГОПРИЯТНЫХ ВНЕШНИХ ВОЗДЕЙСТВИЙ**

**HYBRID NEURAL NETWORK SYSTEM FOR ADAPTIVE CONTROL
OF A GROUP OF UNMANNED AERIAL VEHICLES BASEDON A SITUATIONAL
APPROACH UNDER ADVERSE EXTERNAL INFLUENCES**

Канд. техн. наук С.В. Иванов¹, С.А. Беседин¹, канд. техн. наук Р.В. Полин²

Ph.D. S.V. Ivanov, S.A. Besedin, Ph.D. R.V. Polin

*¹Краснодарское высшее военное училище им. С.М. Штеменко,
²Донской государственный технический университет*

В статье рассматривается процесс формирования управленческих решений для корректной работы группировки беспилотных летательных аппаратов (БЛА) в условиях быстроменяющейся обстановки. В качестве регулятора используется нейронная сеть (НС), представляющая собой перцептрон с двумя промежуточными, одним входным и одним выходным слоями. Обучение построенной НС осуществляется по алгоритму, который объединяет идеи метода сопряженных градиентов с квазиньютоновыми методами, и в частности, использует подход, реализованный в алгоритме Левенберга-Марквардта. В качестве входных параметров для построения системы управления используются различные типы ситуаций, в которых предстоит принимать решения «ведущему» БЛА.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат, система поддержки принятия решений, нейросеть, ситуационная модель, групповое управление.

The article discusses the process of forming management decisions for the correct operation of a grouping of unmanned aerial vehicles (UAVs) in a rapidly changing environment. A neural network (NN) is used as a regulator, which is a perceptron with two intermediate, one input and one output layers. The training of the constructed neural network is carried out according to an algorithm that combines the ideas of the conjugate gradient method with quasi-Newtonian methods, and in particular, uses the approach implemented in the Levenberg-Marquardt algorithm. As input parameters for the construction of the control system, various types of situations are used, in which the «leading» UAV has to make decisions.

Keywords: unmanned aerial vehicle, decision support system, neural network, situational model, group management.

В условиях постоянно развивающейся технологии автоматизации процесса управления растет интерес к реализации бортовых систем управления с возможностью решения задачи

управления автономно (без участия человека-оператора) в реальном масштабе времени.

В статье рассматривается новый подход к управлению группой беспилотных летатель-

ных аппаратов (БЛА), основанный на классическом регулировании параметров движения технической системой в условиях действия внешних возмущающих воздействий [1]. Аналогом такой системы является классическая схема управления процессом преобразования входной измеряемой величины в выходную величину иной физической природы, построенная на базе пропорционально-интегро-дифференцирующего (ПИД) регулятора. Вновь разработанная система управления (СУ) отличается от успешно применяемых классических схем СУ с ПИД регулятором введением в ее структуру программно-алгоритмического модуля, построенного на технологии нейронной сети (НС).

Цель работы — повышение живучести робототехнического комплекса с БЛА за счет создания интеллектуальной системы управления группой БЛА и интеллектуализации системы поддержки и принятия решений в условиях информационно-технических воздействий.

Постановка задачи

Имеется четырехслойная нейронная сеть, слои которой имеют свою матрицу весов W , предварительно заданную случайным образом (то есть сеть не обучена). Функциональная схема четырехслойной нейронной сети представлена на рис. 1.

Сеть на рис. 1 имеет n входов, p нейронов в первом слое, q нейронов во втором слое и 2-а нейрона в выходном слое, так как множество решений данной нейронной сети состоит из 2-х элементов (единица или близкое к ней значение, на выходе H_2 — разведка невозможна, на выходе H_1 — разведка возможна).

Данная архитектура позволяет решать задачу оценки точки района разведки на предмет возможности разведки с точностью, превосходящей существующие показатели ПИД-регуляторов [3, 4].

Пусть:

M — множество всех конечных состояний БЛА;

L_{\max} — запас хода БЛА;

M_{\max} — максимальная взлётная масса БЛА;

V_{\max} — максимальная скорость БЛА.

Для учета состояния внешней среды вводится следующее множество:

N — множество различных конечных состояний среды, при которых возможен полет БЛА;

S_i — ветер;

V_i — видимость.

Требуется найти. С помощью обучающей матрицы векторов, состоящей из двумерного множества векторов входных параметров — S'' , которые привязаны к географическим координатам точек района ведения разведки и отражают оценочные характеристики точек, а также мно-

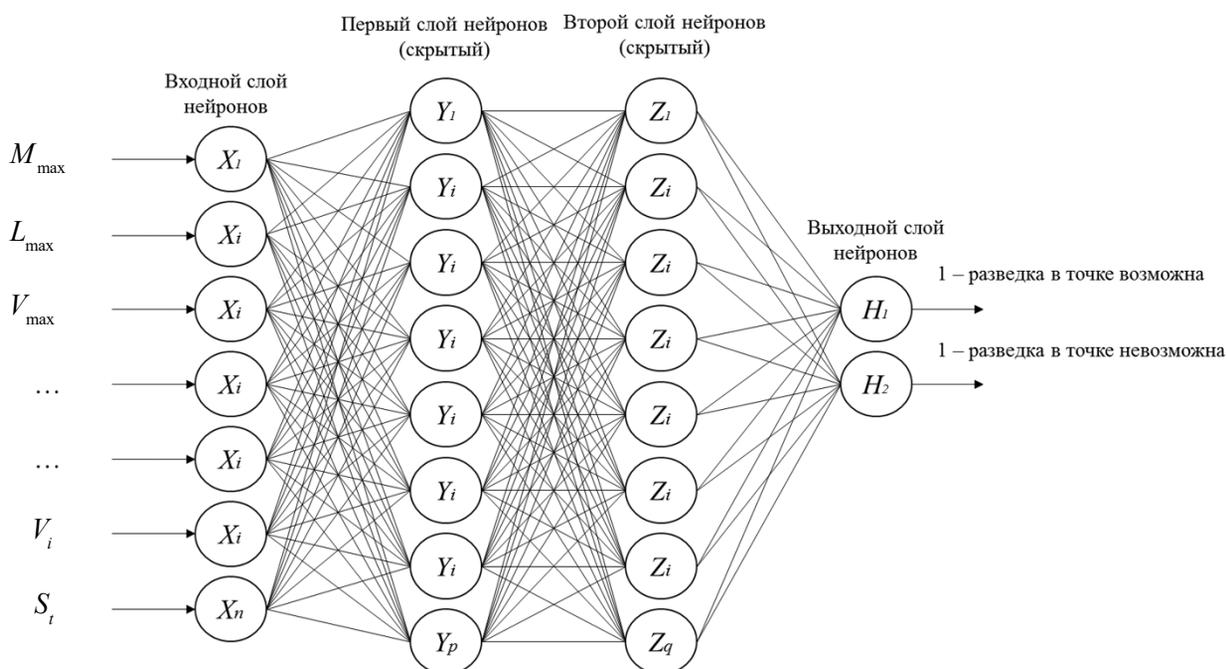


Рис. 1. Структурная схема четырехслойной нейронной сети

жества правильных результатов оценки каждой точки на предмет возможности ведения разведки — R , сформировать ситуационную модель оценки возможности успешной работы БЛА с нейросетевой СППР на борту в заданных условиях обстановки, провести оценку эффективности работы нейронной сети в процессе и по окончании ее обучения, сформировать карту района ведения разведки с отмеченными непроходимыми участками.

Рассматриваемая группа БЛА состоит из одного ведущего и трех ведомых БЛА. Схема управления строится таким образом, что решения на дальнейшие действия всей группой формируются на борту ведущего БЛА. Ведомые БЛА имеют возможность связываться с ведущим и между собой, обмениваясь информацией, полученной вблизи своего видения каждого БЛА. Схема взаимодействия всех участников группы построена по децентрализованному принципу, предусматривающему отсутствие прямого управления каждым БЛА группы, а

предусматривается возможность автономного управления независимо и, тем самым, в случае пропадания связи с ведущим БЛА, принимать решение о дальнейших действиях самостоятельно.

Управление группой БЛА в разработанной системе управления осуществляется в соответствии со схемой, представленной на рис. 2.

Схема взаимодействия групп БЛА и пункта управления (ПУ) представлена на рис. 3.

Согласно данной схеме, «ведущие» групп посылают на ПУ информацию о состоянии района разведки, чем обеспечивают одно из основных требований к ведению разведки — непрерывность. Обмен информацией осуществляется согласно схемы, описанной в [2], что позволяет обеспечить устойчивость и непрерывность управления.

Результатом решения задачи адаптивного управления группой БЛА является система поддержки и принятия решения (СППР), реализованная в виде алгоритма, который может быть

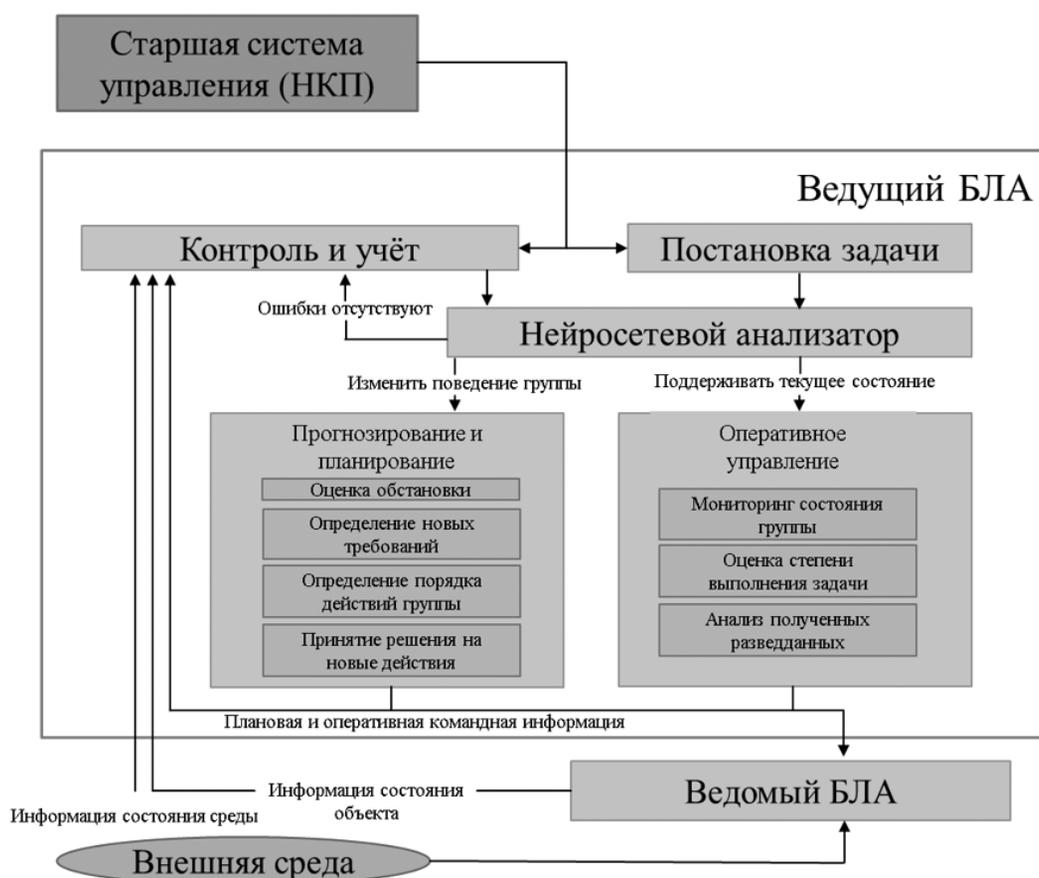


Рис. 2. Схема взаимодействия ведомого и ведущего БЛА

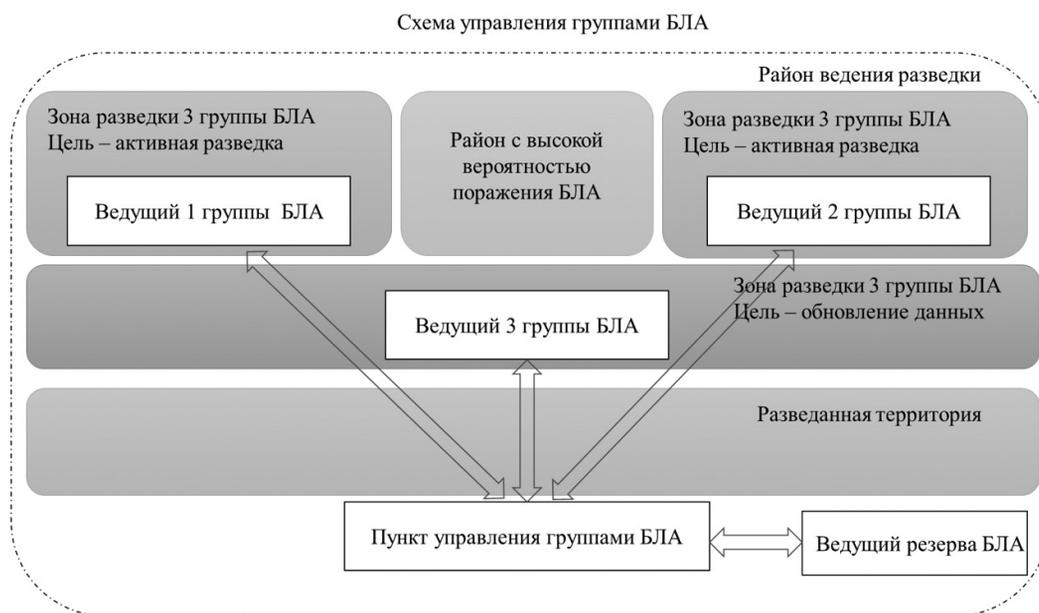


Рис. 3. Схема управления группами 1 пункта управления

записан в бортовой вычислитель для решения задачи управления автономно на борту «ведущего» БЛА в условиях внешних воздействий.

Решение задачи. Совокупность всех характеристик БЛА, при которых полет возможен, ограничено (к примеру: максимальная взлётная масса (M_{\max}); запас хода (L_{\max}); максимальная скорость (V_{\max}) и другие). Следовательно, при моделировании в расчёт берутся только те состояния БЛА, при которых возможно выполнение задания в идеальных условиях обстановки. Следовательно, вектор состояния БЛА имеет следующий вид:

$$\mathbf{M} = \langle M_{\max}, L_{\max}, \dots, V_{\max} \rangle.$$

Он также конечен, так как в некоторых погодных условиях (сильный ветер S_i , недостаточная видимость V_i и другие), а также при наличии активного противодействия (ЭМИ при применении ЯО, постановки активных помех в эфире средствами радиоэлектронной борьбы (РЭБ)) работа БЛА невозможна. Следовательно, вектор состояния внешней среды принимает следующий вид:

$$\mathbf{N} = \langle S_i, \dots, V_i \rangle.$$

Следовательно, вектор состояния точки района разведки имеет следующий вид:

$$\mathbf{S} = \langle M, N \rangle = \langle M_{\max}, L_{\max}, \dots, V_{\max}, S_i, \dots, V_i \rangle.$$

Так как оба множества состояний конечны, следовательно, и множество возможных векторов состояния точки S также конечно. Значит существует способ формирования и перебора данного множества для его поэлементной подачи на вход нейронной сети.

Ожидаемым результатом работы нейронной сети в заданных условиях является положительный ответ о возможности ведения разведки в данном районе.

Для наиболее эффективного обучения нейронной сети, формируется второе множество состояний точки — S' , в котором в случайном порядке будут допущены отклонения от нормального состояния БЛА и внешней среды, при которых работа недопустима.

Ожидаемым результатом будет негативный ответ нейронной сети о возможности ведения разведки.

В результате, для получения искомой модели входных данных для проведения процесса обучения НС необходимо эти два множества S и S' объединить в одно — S'' , элементы множеств, расположив их в случайном порядке, и создать множество правильных ответов R , с помощью которого будет проводиться оценка эффективности работы нейронной сети и ее дальнейшее обучение.

Работа нейронной сети

НС принимает на вход данные исходных векторов, оценивает возможность выполнения задачи в каждой точке предполагаемого района, в котором будет осуществляться разведка местности, после чего осуществляется сравнение сформированных в ходе решения задачи ответов с эталонным ответом из множества R .

НС обучается до тех пор, пока не достигнет максимальной эффективности принятий решений.

Весовые коэффициенты при каждом обновлении значения максимума эффективности сохраняются — это способствует возможности избежать переобучения.

В случае, если НС показывает слишком низкий максимум эффективности, требуется изменить структуру нейронной сети. В том случае, когда эта замена не приведет к «успеху», необходимо изменить метод машинного обучения, структуру нейронной сети (архитектуру слоя, активационную функцию), либо алгоритм коррекции весовых коэффициентов (ВК).

При генерировании обучающего набора данных использовалась база правил, аналогичная используемой в [5]. Каждому параметру, случайным образом, предварительно присваивается свой вес, соответствующий важности параметра в зависи-

мости от условий эксплуатации, состояния БЛА и внешней среды, а также способа управления. В соответствии с вербально-числовой шкалой Харрингтона устанавливается уровень соответствия каждого параметра, влияющего на принятие соответствующего решения информационной системой, выраженный числовым значением. Вербально-числовая шкала представлена в табл. 1.

Из данной таблицы после корреляционного анализа сформирована следующая матрица оценки весовых коэффициентов в зависимости от наиболее важных параметров информационной системы.

По результатам, представленным в табл. 2, можно сделать вывод о том, что степень корреляции является довольно высокой со следующими параметрами: высота полета, скорость полета, опасность поражения, скорость ветра, низкий заряд батареи. Однако наибольшая корреляция в 0,95 отмечена с параметрами «скорость полета», «скорость ветра».

На основе информации о текущих значениях внешних параметров среды, состояния БЛА и особенностей цели система поддержки принятия решения группой беспилотных летательных аппаратов с учетом весовых коэффициентов обученной НС формирует соответствующие сигналы управления движением БЛА.

Таблица 1

Вербально-числовая шкала соответствия параметров, влияющих на принятие решения

Значение уровня	Содержательное описание градаций	Числовое значение
A_1	Очень высокая	0,8 – 1,0
A_2	Высокая	0,64 – 0,8
A_3	Средняя	0,37 – 0,64
A_4	Низкая	0,2 – 0,37
A_5	Очень низкая	0,0 – 0,2

Таблица 2

Результаты корреляционного анализа

№ п/п	Уровень соответствия	Весовой коэффициент	Параметр
1	A_3	0,58	X_{18}
2	A_1	0,95	X_{11}
3	A_2	0,69	X_9
4	A_3	0,58	X_1
5	A_4	0,32	X_{26}
6	A_1	0,95	X_8

Таким образом, вышеизложенное описание работы нейронной сети позволит построить логический вывод, дающий возможность рассмотреть наиболее популярные алгоритмы и выявить наиболее подходящую для задачи управления группой БЛА комбинацию структуры сети — алгоритм обучения — метод коррекции ВК.

Схема нейросетевого гибридного управления

Для решения задачи управления группой БЛА в работе рассматривается терминальная система на основе двухконтурной организации управления. Такая организация управления включает в себя быстрый и медленный контур. В быстром контуре осуществляется сбор навигационной информации, по которой система стабилизации адаптируется к заданным условиям функционирования робототехнического комплекса (РТК) по средствам интеллектуализированного управления и формирует управляющий вектор для управления комплексом. Эта адаптация представляет собой перестройку параметров и переход к новой структуре системы управления.

В медленном контуре проводится решение навигационной задачи и получение, близкого к оптимальному, решения задачи оптимально-терминального управления в форме синтеза.

Терминальная интеллектуализированная СУ, по сути, представляет собой пропорционально-интегро-дифференцирующий (ПИД) регуля-

тор, выполненный по схеме нечеткого нейроэмулятора (НС1) и гибридного нейроконтроллера (НС2) с обратной связью (рис. 4) [6, 9].

Для поиска оптимальных значений параметров ПИД-регулятора разработана схема управления, в которой используется две нейронные сети. Одна из них представляет собой регулятор, который формирует вектор управляющих воздействий на группу БЛА в соответствии с заданными правилами. Эти правила формируются на основе учета внешних неблагоприятных воздействий, влияющих на исход событий и безопасное управление группой БЛА. В результате действия на объект управления внешних воздействий формируется сигнал ошибки, сформированный на основе суммирования сигналов на входе и выходе. Этот сигнал ошибки измеряется отрицательной обратной связью, в качестве которой применяется вторая нейронная сеть. Полученный сигнал ошибки компенсируется введением корректирующего воздействия на нейронную сеть, величина которого эквивалентна ошибке с обратным знаком. Процесс управления заканчивается тогда, когда значение входного сигнала становится эквивалентным выходному требуемому значению параметра, и, как следствие, ошибка управления уменьшается с каждым итерационным шагом подбора параметров и корректирующего воздействия, что приводит, в конечном итоге, к нулевому ее значению.

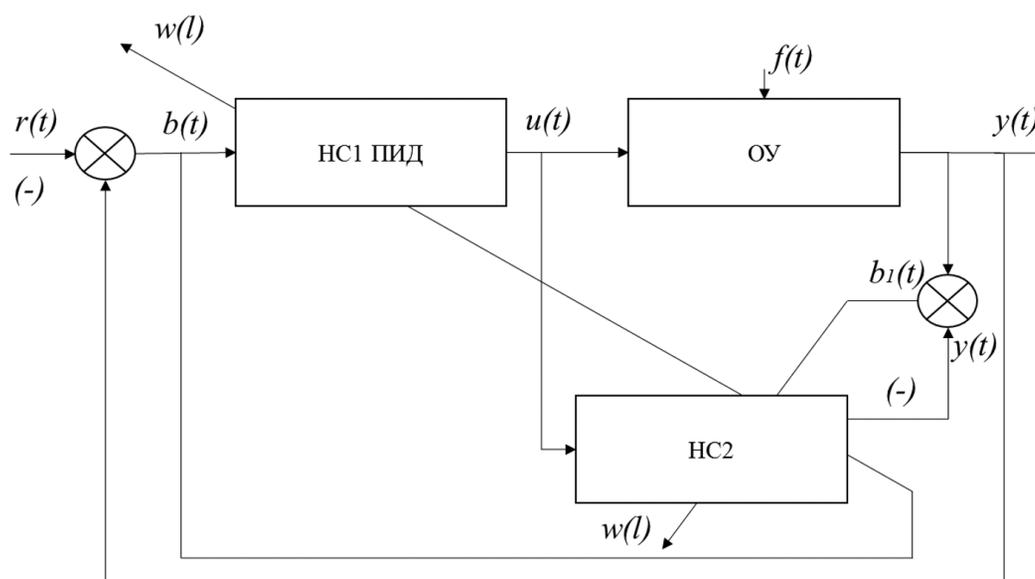


Рис. 4. Схема гибридного нейросетевого управления

Нейронная сеть, используемая в качестве регулятора, позволяет учитывать все возможные неблагоприятные факторы окружающей среды и формировать вектор управления. В качестве выхода нейронной сети выступает двумерный массив, состоящий из двоичных чисел 0 и 1, смысл которых заключается в получении положительного, либо отрицательного результата. Физически построенная модель нейронной сети позволяет достаточно точно оценить возможность проведения разведки.

В схеме в качестве объекта управления (ОУ) выступает один из ведомых БЛА, а для его управления используется контроллер обратной связи, выполненный как гибридный, включающий в свой состав ПИД-регулятор и НС1, обучающийся через индикатор НС2. Обучение через индикатор необходимо, чтобы не мешать нормальному функционированию ОУ пробными воздействиями, используемыми для обучения. Кроме того, такая схема позволяет реализовать предикатное управление и повышает безопасность (живучесть) РТК.

Обучение нейронной сети

Обучение нейронных сетей заключается в коррекции матрицы весовых коэффициентов.

Основными методами машинного обучения являются: обучение с учителем, без учителя, с частичным привлечением учителя, с подкреплением. Для решения поставленной задачи подходит метод обучения с учителем, так как обучение происходит на заранее подготовленном наборе данных с известными правильными ответами [5].

Наиболее популярными моделями нейронных сетей, реализующими данный метод обучения являются: нейронные сети на основе многослойного персептрона, рекуррентные нейронные сети, сети векторного квантования и гибридные сети встречного распространения.

На сегодняшний день популярны следующие функции активации: ступенчатая, линейная, сигмоидальная, гиперболический тангенс, масштабируемая экспоненциальная и ReLU (Rectified Linear Unit). Однако ReLU наиболее эффективна при глубоком обучении. Она является менее требовательной к вычислительным ресурсам и позволяет осуществлять более простые математические операции с помощью простого порогового

преобразования матрицы активаций в нуле, что говорит о ее низкой подверженности насыщению [7]. Применение ReLU существенно повышает скорость сходимости стохастического градиентного спуска до 6-ти раз по сравнению с сигмоидой и гиперболическим тангенсом [8, 9].

В настоящее время наибольшее применение находят такие алгоритмы коррекции ВК как: метод обратного распространения ошибки, метод сопряженных градиентов и метод Ньютона.

Проведенный в [5] анализ показал, что наиболее эффективным алгоритмом коррекции ВК (для решения задач обучения НС СППР БЛА) является квазиньютоновский метод обучения и, построенный на его основе, алгоритм LM Левенберга-Марквардта.

При обучении сети задавался функционал, характеризующий качество обучения:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^{S^M} (t_i^q - a_i^{qS^M})^2,$$

где J — функционал; Q — объем выборки; M — число слоев сети; q — номер выборки; S^M — число нейронов выходного слоя; $\mathbf{a}^q = [a_i^{qM}]$ — вектор сигнала на выходе сети; $\mathbf{t}^q = [t_i^q]$ — вектор желаемых (целевых) значений сигнала на выходе сети для выборки с номером q .

Задачей обучения являлось получение качественных характеристик процесса управления путем многократного использования сети с целью сведения ошибки обучения к нулю.

Быстродействующий алгоритм LM позволил обучить сложную многослойную сеть с большим количеством входных параметров и сформировать стратегию управления, обеспечивающую уменьшение ошибки после каждой итерации алгоритма.

Реализация LM алгоритма в среде MATLAB дала возможность наглядно оценить операции скалярного произведения с высокой точностью и быстродействием на математическом сопроцессоре.

Для проведения опыта был составлен набор входных параметров S'' , состоящий из 100000 входных векторов по 32 параметра в каждом. Оценивалась эффективность применения нейронной сети по критерию достоверности предсказаний.

На первом этапе проведения опытов наиболее высокие результаты, по сравнению с другими подгруппами, показала подгруппа рекуррентных нейронных сетей с активационной функцией

softmax, где их представители показали следующие результаты: CNN — 0,51810, LSTM — 0,54700, GRU — 0,52370. Процесс обучения продемонстрирован на рис. 5.

Рекуррентные нейронные сети — это вид нейронных сетей, где связи между элементами образуют направленную последовательность [10, 11]. Благодаря этому появляется возможность обрабатывать серии событий во времени или последовательные пространственные цепочки. В отличие от многослойных перцептронов, рекуррентные сети могут использовать свою внутреннюю память для обработки последовательностей произвольной длины.

Увеличение количества эпох обучения не дало ощутимых результатов, однако изменение активационной функции на ReLU вызвало повышение достоверности предсказаний до следующих значений: LSTM — 0,98780, GRU — 0,98500. Однако, у нейронной сети CNN наблюдалось падение эффективности до 0,4898.

Увеличение количества эпох обучения сети CNN не улучшило результаты.

В целях повышения эффективности работы CNN решено было заменить активационную

функцию. Лучший результат при замене сеть показала с экспоненциальной функцией — 0,81740. График обучения представлен на рис. 6.

Пример решения задачи

Пусть необходимо по имеющимся предварительным данным о районе разведки составить наиболее безопасный маршрут БЛА, обеспечивающий разведку в данном районе.

Используем модель нейронной сети LSTM с активационной функцией ReLU, загружаем весовые коэффициенты $W1$, которые получили при обучении по наилучшему результату опытов.

На вход данной НС подаем векторы, описывающие состояние БЛА и внешней среды в каждой точке района. После анализа обученной нейронной сетью LSTM с использованием активационной функции ReLU получим результат — двумерный массив, в котором нулями обозначены зоны, в которых сбитие БЛА наиболее вероятно, а единицами — в которых возможна успешная разведка (рис. 7).

Следовательно БЛА может использовать алгоритм оптимального облета района, опира-

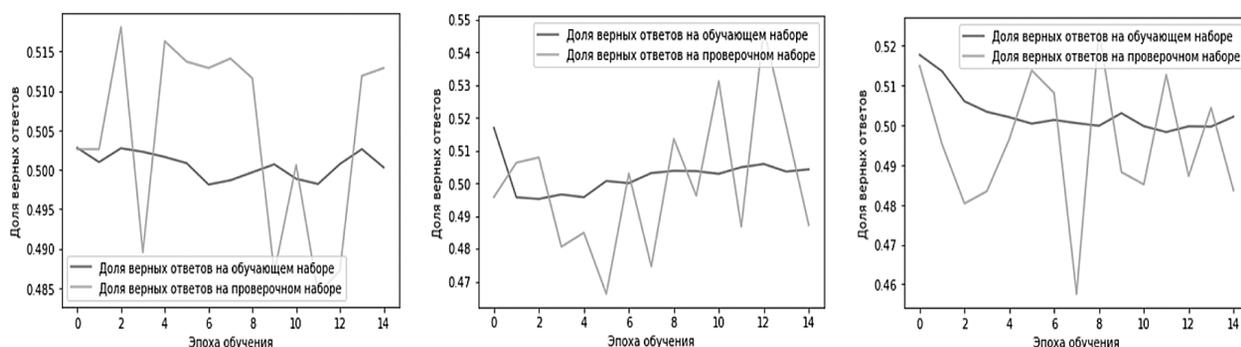


Рис. 5. Иллюстрация процесса обучения нейронных сетей, слева направо: CNN, LSTM, GRU

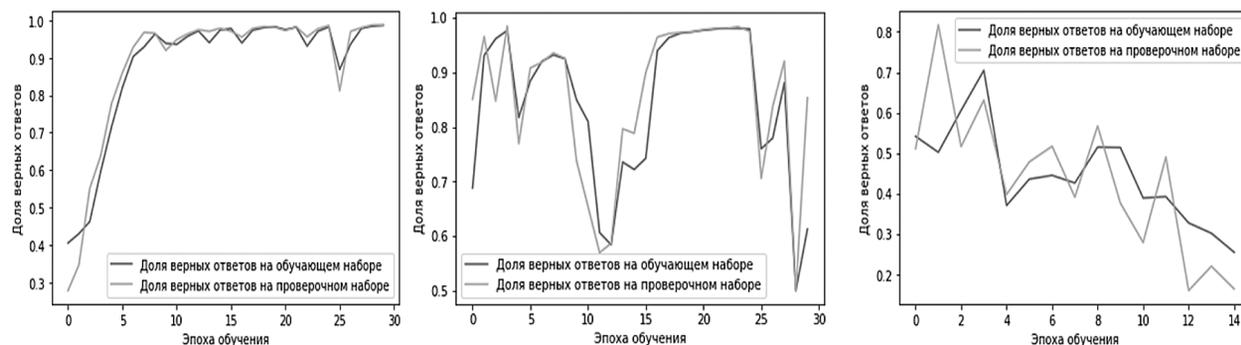


Рис. 6. Лучшие результаты обучения нейронных сетей LSTM, GRU, CNN

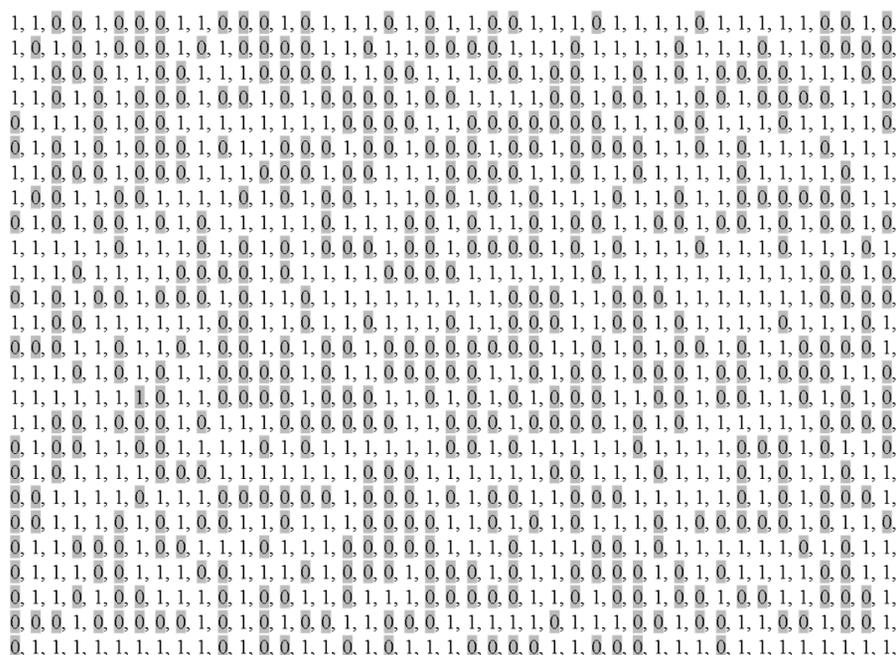


Рис. 7. Пример кодированной карты района разведки, где 0 — непроходимый участок, 1 — проходимый

ясь на данные предварительной разведки, тем самым вероятность поражения БЛА стремится к нулю. Поставленная задача решена.

Заключение

Рекуррентные нейронные сети LSTM, CNN, GRU показали достаточную (до 98 %) эффективность при небольшом количестве эпох обучения (до 30 включительно). НС LSTM и GRU лучше всего работают с активационной функцией ReLU, НС CNN с экспоненциальной функцией. Наиболее точные предсказания демонстрирует НС LSTM. В заданных условиях проведения опытов, рекомендуется использовать для решения задачи интеллектуального управления группами БЛА НС LSTM с активационной функцией ReLU.

Перспективами развития является переход к обучению с частичным привлечением учителя, чтобы после окончания обучения БЛА мог накапливать и применять собственный опыт при решении задачи интеллектуального управления.

Литература

1. Иванов С.В., Белоножко Д.Г., Беседин С.А., Соколов О.Д., Егоров М.О. Построение

математической модели задачи оптимального управления летательным аппаратом в условиях противодействия многопозиционной комплексной информационно-поисковой системе по критерию максимума вероятности его обнаружения // Роль естествознания и технических наук в современном обществе: сб. МНПК, 27 сентября 2018 г. / АПНИ. — Белгород. 2018. С. 94–99.

2. Иванов С.В., Нечепуренко А.П., Беседин С.А. Организация защиты информации в системах управления интеллектуальными робототехническими комплексами двойного назначения // Вопросы оборонной техники. Серия 16. Технические средства противодействия терроризму. 2020. № 5–6 (143–144). С. 52–57.

3. Иванов С.В., Беседин С.А., Легецкий А.Д., Тимофеев В.А., Сыщевич М.Г., Чвертков В.В. Программа для исследования системы поддержки принятия решения беспилотным летательным аппаратом в условиях ограничений // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. Зарегистрировано 13.02.2019.

4. Иванов С.В., Беседин С.А., Соколов О.Д., Беленков Г.А., Андриянов Е.А. Применение нейронных сетей в системах поддержки принятия решения интеллектуальным беспилотным летательным аппаратом в условиях недетерминированной внешней среды // статья в сборнике ма-

териалов международной научно-технической конференции // Актуальные тренды и перспективы развития науки, техники, технологий: сб. МНПК, 30 января 2019 г. / АПНИ. — Белгород. 2019. С. 104–108.

5. Иванов С.В., Белоношко Д.Г., Стадник А.Н., Беседин С.А., Лозовский В.В. Разработка автоматизированной информационной системы поддержки принятия решения группой беспилотных летательных аппаратов на основе самообучающейся нейронной сети / С.В. Иванов // Стратегическая стабильность. 2020. № 3 (92). С. 15–21.

6. Семенов М.Г., Князева И.В., Черняев С.И. Проблемы выбора функций принадлежности нечетких множеств // Современные проблемы науки и образования. 2013. № 5. 588 с.

7. Курбанов В.Г. Математические методы в теории управления / В.Г. Курбанов. — СПб. 2009. 412 с.

8. Осовски С.Н. Нейронные сети для обработки информации / С.Н. Осовски. — М.: Финансы и статистика. 2002. 248 с.

9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс: пер. англ. / Саймон Хайкин. 2-е изд. — М.: Вильямс. 2006. 1104 с.

10. Юрков Н.К. Оценка безопасности сложных технических систем / Н.К. Юрков // Надежность и качество сложных систем. 2013. № 2. С. 15–21.

11. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6 / Под общ. ред. В.Г. Потемкина. — М.: ДИАЛОГ-МИФИ. 2001. 630 с. (Пакеты прикладных программ; Кн. 4).

References

1. Ivanov S.V., Belonozhko D.G., Besedin S.A., Sokolov O.D., Egorov M.O. Construction of a mathematical model of the problem of optimal control of an aircraft under conditions of counteraction to a multi-position complex information retrieval system according to the criterion of the maximum probability of its non-detection // The role of natural science and technical sciences in modern society: collection of articles. MNPk, September 27, 2018 / APNI. — Belgorod. 2018. P. 94–99.

2. Ivanov S.V., Nechepurenko A.P., Besedin S.A. Organization of information protection in control systems for intelligent robotic complexes of dual use // Military Engineering. Issue 16. Counter-terrorism technical devices. 2020. № 5–6 (143–144). P. 52–57.

3. Ivanov S.V., Besedin S.A., Lehetskiy A.D., Timofeev V.A., Sytsevich M.G., Chvertkov V.V. A program for researching a decision support system for an unmanned aerial vehicle in conditions of restrictions // Certificate of state registration of a computer program. Registered 13.02.2019.

4. Ivanov S.V., Besedin S.A., Sokolov O.D., Belenkov G.A., Andriyanov E.A. The use of neural networks in decision support systems for an intelligent unmanned aerial vehicle in a non-deterministic environment // article in the collection of materials of the international scientific and technical conference // Actual trends and prospects for the development of science, technology, technology: collection of articles. MNPk, January 30, 2019 / APNI. — Belgorod. 2019. P. 104–108.

5. Ivanov S.V., Belonozhko D.G., Stadnik A.N., Besedin S.A., Lozovsky V.V. Development of an automated information system to support decision-making by a group of unmanned aerial vehicles based on a self-learning neural network / Ivanov S.V. // Strategic stability. 2020. № 3 (92). P. 15–21.

6. Semenenko M.G., Knyazeva I.V., Chernyaev S.I. Problems of choice of membership functions of fuzzy sets // Modern problems of science and education. 2013. № 5. 588 p.

7. Kurbanov V.G. Mathematical methods in control theory / V.G. Kurbanov. — SPb., 2009. 412 p.

8. Osovski S.N. Neural networks for information processing / S.N. Osovski. — M.: Finance and statistics. 2002. 248 p.

9. Khaikin S. Neural networks: a complete course: trans. English / Simon Haykin. 2nd ed. — M.: Williams. 2006. 1104 p.

10. Yurkov N.K. Assessment of the safety of complex technical systems / N.K. Yurkov // Reliability and quality of complex systems. 2013. № 2. P. 15–21.

11. Medvedev V.S., Potemkin V.G. Neural networks. MATLAB 6. / Under general. ed. V.G. Potemkina. — M.: DIALOG-MEPHI. 2001. 630 p. (Packages of applied programs; Book 4).