

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ОПЕРАТИВНОГО ПЛАНИРОВАНИЯ БЕЗОПАСНОГО ОБХОДА ГРУППЫ ПРЕПЯТСТВИЙ ПРИ МАРШРУТНОМ ПОЛЕТЕ ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА

Н. И. Сельвесюк*, С. В. Шаныгин**, Г. Н. Лебедев***, С. С. Кананадзе***, А. П. Негодин***

*Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем

**Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана

***Московский авиационный институт

Поступила в редакцию 15.04.2019 г.

Аннотация. Сформулирована постановка задачи оперативного контроля безопасности и выбора альтернативы управления облетом наиболее близкого препятствия по пути выполнения маршрутного полета летательного аппарата. Обычно конфигурация маршрутного полета состоит не только из участков прямолинейного движения, но и из участков разворота, поэтому весьма извилиста и занимает определенную площадь, в силу чего может возникнуть опасное сближение с запрещенными зонами. Принципиальной особенностью данной задачи является необходимость достаточно быстро проверить исключение попадания летательного аппарата в запрещенную зону, для чего на его борту нужно использовать быстродействующие алгоритмы управления полетом и контроля безопасности.

В данной работе задача решается в предположении, что препятствия имеют прямоугольную форму и произвольно ориентированы относительно заданной линии пути, а число этих препятствий и координаты их вершин заданы. Для решения задачи предложен нейросетевой алгоритм безопасного облета препятствий, содержащий две простые нейронные сети и два программных блока, осуществляющих подготовительные операции. При этом первая нейронная сеть выбирает наиболее близкое на пути маршрутного полета препятствие, для чего первый программный блок оценивает коэффициенты опасности всех препятствий в текущий момент времени. Затем второй программный блок определяет координаты вершин выбранного прямоугольного препятствия, а в завершение вторая нейронная сеть автоматически выбирает нужную вершину, которую нужно облететь.

Суммируя вышесказанное, отметим, что в статье предложен нейросетевой подход к решению задачи оперативного определения опасного препятствия на пути маршрутного полета и альтернативного выбора варианта его облета. Решение задачи с помощью двух нейронных сетей существенно упростило их обучение. Компьютерное моделирование нейросетевой системы подтвердило ее работоспособность и высокое быстродействие.

Ключевые слова: нейронная сеть, безопасность полета, летательный аппарат, группа препятствий.

ВВЕДЕНИЕ

Существуют полетные ситуации, когда в динамической обстановке необходимо срочно перепланировать маршрутный полет, временно отказавшись от намеченного планового задания. К их числу относятся либо требование обследовать новые наземные объекты

наблюдения, либо повторить наблюдение нужного района с воздуха, когда качество его контроля при первой попытке оказалось недостаточным. Другим примером является случай сопровождения беспилотником движения туристической группы в горах, но при пролете над ней навстречу солнцу или плохой видимости нужно возвратиться в «заднюю полусферу» и пролететь еще раз с другим ракурсом, высотой и скоростью, как показано на рис. 1.

© Сельвесюк Н. И., Шаныгин С. В., Лебедев Г. Н., Кананадзе С. С., Негодин А. П., 2019

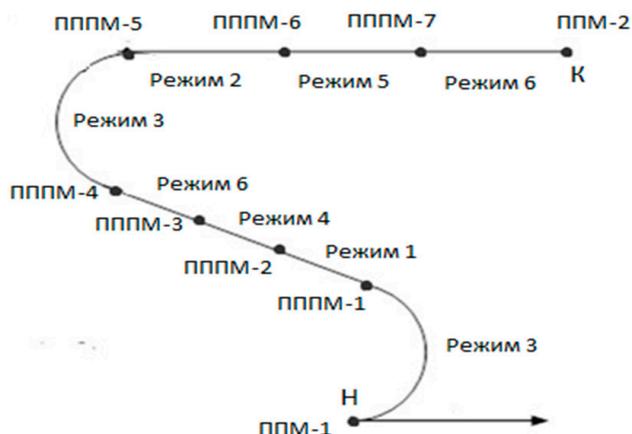


Рис. 1. Пример перелета беспилотника в заднюю полусферу, содержащую шесть участков изменения высоты, скорости и курса пролета над ППМ-2

Видно, что в целом конфигурация полета, состоящего из ряда участков разворота, изменения высоты и скорости, весьма извилиста, занимает определенную площадь, и может возникнуть опасное сближение с возвышенной частью горной местности.

Принципиальной особенностью данной задачи в новых ситуациях является необходимость достаточно быстро проверить исключение попадания в запрещенную зону летального аппарата, для чего нужно на его борту использовать быстродействующие алгоритмы автоматического контроля безопасности и управления полетом.

Имеющиеся в указанном направлении результаты [1–11] можно разбить на три группы. К первой группе [1–4] относятся предлагаемые подходы к обходу как стационарных, так и подвижных препятствий, не использующие нейросетевые технологии, либо о них лишь упоминается в [4] с признанием того, что «это исследование далеко не является изученным». Ко второй группе [5–6] относятся результаты использования нейросетевого управления по базовым траекториям безопасного движения, в том числе для мобильных роботов и шарнирных манипуляторов. Однако предложенный подход не расшифровывает выбранный тип нейросетевой структуры на случаи сближения большого числа роботов друг с другом, а также не конкретизирует конкретные режимы уклонения от столкновений.

К третьей наиболее близкой к рассматриваемой задаче группе [7–11] относятся работы, посвященные непосредственно нейросетевому решению задачи облета препятствий летательными аппаратами. В частности, в [7] учитывается как процесс представления препятствий при его восприятии нейронной сетью, так и построение локальной траектории. Однако полученные результаты сводятся к задаче обхода единственного препятствия, параметры которого описываются малым числом переменных или входных сигналов сети. В случае обход группы препятствий число этих сигналов и размерность решаемой задачи существенно возрастают и требуют другого подхода.

В данной работе используется свой двухэтапный нейросетевой подход решения задачи облета группы препятствий, обладающий максимальным быстродействием, при следующей постановке задачи.

ПРЕДЛАГАЕМЫЙ ПОДХОД И РЕАЛИЗУЕМЫЕ НА ЕГО ОСНОВЕ АЛГОРИТМЫ УПРАВЛЕНИЯ

Постановка задачи

1. Заданы координаты x_a, z_a и x_b, z_b исходного и конечного пунктов a и b локальной части планируемого маршрута ППМ – a и ППМ – b , из которых ППМ – b является новым пунктом, как это показано на рис. 2.

2. Задано множество препятствий прямоугольной формы, попадание в которых должно быть исключено, а координаты вершин c, d, e, f каждого прямоугольника l также считаются известными, $l = 1, \dots, L$.

3. Считается, что попадание в круг диаметром D_l , включающий в себя прямоугольное препятствие, считается опасным, если оно пересекает прямую линию, соединяющую точки a и b (см. рис. 2). При этом координаты x_e, z_e центра каждого круга также известны.

4. Принято допущение, что на пути из одного ППМ в другой может оказаться опасным только одно ближайшее препятствие.

5. Перечисленные выше исходные данные образуют табл. 1, показанную ниже и содер-

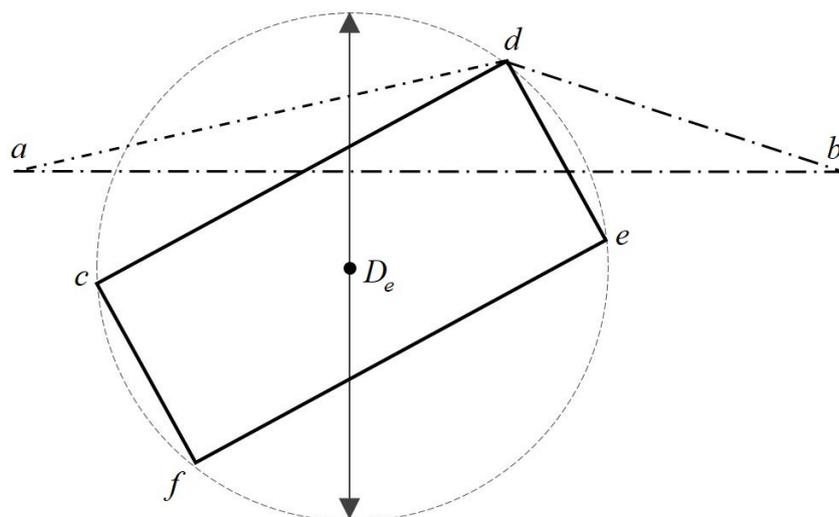


Рис. 2. Картина попадания прямоугольного препятствия на часть планируемого маршрута

Таблица 1

Параметры препятствий

l	x_c	z_c	x_d	z_d	x_e	z_e	x_f	z_f	x_l	z_l	D_e
1	13	-2	13	2	15	-2	8	-6	5	-2	10
...
l	3	2	13	-2	15	2	8	6	5	2	15
...
L	4	-3	10	2	16	-3	6	-6	5	-4	8

жащую значения одиннадцати параметров для каждого препятствия.

6. Принято, что коэффициент ρ_e опасности каждого препятствия можно приближенно оценить по формуле

$$\rho_e = \frac{D_e}{r_{ex} + r_e}, \quad (1)$$

где r_{ex} и r_e – расстояния от центра l круга до исходного и конечного пунктов ППМ – a и ППМ – b .

Формуле (1) соответствует следующая ситуация – если центр препятствия попал на середину пути между пунктами, а само расстояние между ними равно диаметру круга D_e , то любая точка пути попала в опасную зону. Тогда по формуле (1) величина $\rho_e = 1$, что соответствует физическому смыслу. В остальных ситуациях коэффициент $\rho_e < 1$.

7. При этих условиях требуется:

– опознать среди всех препятствий наиболее близкое, а значит – наиболее опасное;

– установить при угрозе столкновения нужную вершину прямоугольника, автоматически определяющую движение в обход препятствия с наименьшей длиной пути (на рис. 2 обход показан штрихпунктирной линией);

– получить количественную оценку безопасности облета препятствий.

Отличие данной постановки задачи от [8] состоит в том, что в известном решении мешающее препятствие было единственным, и коэффициент опасности не оценивался.

Предлагаемый подход к решению задачи

В данной работе нейросетевое решение задачи представлено следующим образом:

– на первом этапе с помощью одной нейронной сети $НС-1$ из всех препятствий выбирается наиболее близкое на пути перелета из пункта a в новый пункт b . При этом оценивается начальное значение коэффициента опасности этого препятствия, если его не облетать;

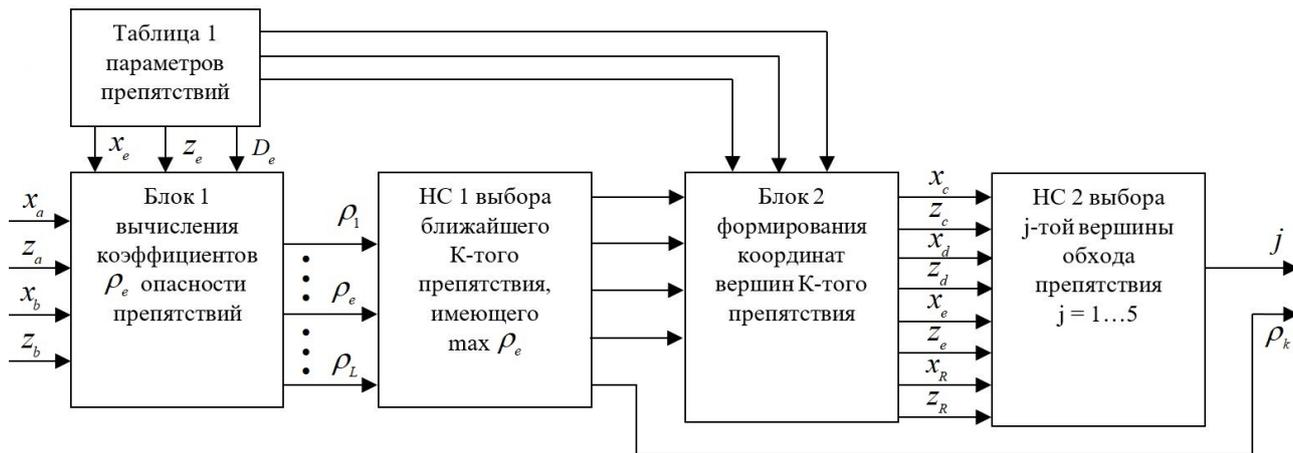


Рис. 3. Блок-схема нейросетевой структуры планирования обхода препятствий

– на втором этапе с помощью другой нейронной сети *НС-2* определяется вариант его облета путем альтернативного выбора ближайшей вершины прямоугольника, которую нужно обойти по критерию минимальной длины пути. Эта вершина становится дополнительным промежуточным пунктом планируемого маршрута (*ПППМ*) и включается в общий план полета.

Нужно подчеркнуть, что поэтапное решение всей задачи с помощью двух простых нейронных сетей обеспечивает не только высокое быстродействие, но и существенно облегчает процесс их обучения.

В целом общая блок-схема нейросетевой структуры оперативного планирования обхода препятствий представлена на рис. 3.

В ее состав входят две нейронные сети и два программных блока, осуществляющие подготовительные вычислительные операции. Блок 1 предназначен для оценки коэффициентов опасности всех препятствий при пролете между пунктами *ППМ – a* и *ППМ – b*. В этом блоке в цикле по формуле (1) вычисляются все значения ρ_e согласно схеме, показанной на рис. 4.

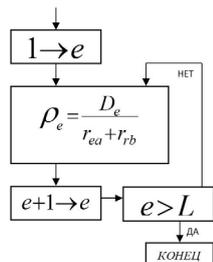


Рис. 4. Схема вычисления коэффициентов опасности в рекуррентной форме

При этом стоящее в знаменателе формулы (1) значения r_{ea} и r_{eb} определяются при исходных данных $x_a, z_a, x_b, z_b, x_l, z_l$, взятых из табл. 1.

$$r_{ea} = \sqrt{(x_a - x_l)^2 + (z_a - z_l)^2}$$

$$r_{eb} = \sqrt{(x_b - x_l)^2 + (z_b - z_l)^2}$$
(2)

Полученные в блоке 1 значения ρ_e являются входными сигналами *НС-1*, которая автоматически определяет максимальное значение ρ_k , и значит – номер k опасного препятствия.

В блоке 2 также с помощью табл. 1 однозначно определяются координаты четырех вершин k -го препятствия $-x_c, z_c, x_d, z_d, x_l, z_l, x_f, z_f$. Эти значения соответственно являются входными сигналами *НС-2*, которая автоматически выбирает нужную вершину прямоугольника, если он пересек линию нуля.

Таким образом, на выходе нейросетевой структуры идентифицируется коэффициент опасности препятствия и координаты его вершин (*ПППМ*), одну из которых нужно оперативно ввести в план маршрутного полета.

ФОРМИРОВАНИЕ СТРУКТУРЫ *НС-1* ВЫБОРА НАИБОЛЕЕ ОПАСНОГО ПРЕПЯТСТВИЯ И ПРИМЕРЫ ЕЕ ОБУЧЕНИЯ

В качестве выбранного типа нейронной сети в данной работе предложена успешно рекомендовавшая себя [3] трехслойная сеть

последовательного распространения, у которой число нейронов в первом слое равно числу L входных сигналов, число нейронов в промежуточном слое меньше числа различаемых классов, а число нейронов в выходном слое – равно ему. При этом в первых двух слоях функции активации нейронов являются сигмоидальными, в третьем слое – релейной. В нашем случае число различаемых классов также равно L , то есть числу препятствий.

Судя по множеству результатов использования подобного типа сетей число M примеров для их обучения примерно пропорционально L^2 . Если задаться числом $L = 10$, получим необходимое число $M = 100$.

Сформулированные примеры состоят из двух групп – для случая попадания препятствия на линию пути (см. рис. 2), и столько же примеров, когда оно не попадает, но близко к нему.

Для формирования примеров первой группы прежде всего было рассмотрено $m_1 = 8$ вариантов расположения на местности линии пути перелета из a и b , как показано на рис. 5, а именно – по четырем направлениям, и в каждом направлении – по два варианта расположения крайних точек a, b или a', b' (ближе или дальше от середины пути).

Кроме того, для первой группы было рассмотрено $m_2 = 6$ вариантов непосредственной «близости» препятствия от каждой линии пути, как показано на рис. 6.

Итого образуется $M = m_1 \cdot m_2$ вариантов для первой группы. Эти примеры сведены в табл. 2, представленную ниже.

Аналогичным образом были сформированы примеры для второй группы «неопасных» препятствий, не пересекающих линию пути.

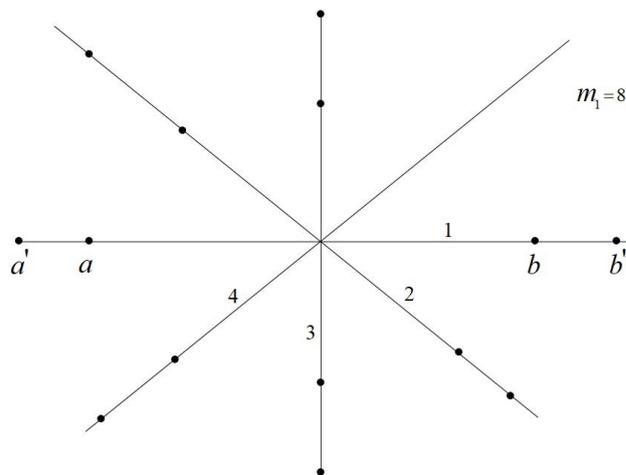


Рис. 5. Варианты расположения линий пути на местности при перелете из начальной точки в конечную

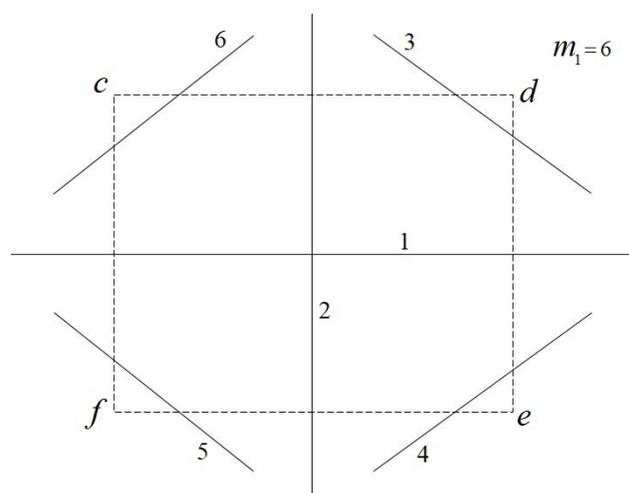


Рис. 6. Варианты различных пересечений прямоугольного препятствия шестью линиями пути

В результате обучения оказалось, что для $L = 10$ число нейронов в слоях равно $n_1 = 10$; $n_2 = 3$; $n_3 = 10$, а тестирование этой сети подтвердило ее работоспособность.

Таблица 2

Примеры обучения НС – 1

l	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9	P_{10}	k
1	0,9	0,45	0,6	0,8	0,5	0,7	0,55	0,75	0,4	0,85	1
...
l	0,4	0,7	0,55	0,45	0,9	0,6	0,8	0,5	0,3	0,65	5
...
M	0,7	0,3	0,45	0,75	0,4	0,8	0,6	0,35	0,5	0,85	10

ФОРМИРОВАНИЕ СТРУКТУРЫ НС – 2 ВЫБОРА БЛИЖАЙШЕЙ ВЕРШИНЫ И АЛЬТЕРНАТИВЫ ОБЛЕТА ПРЕПЯТСТВИЯ

В данном случае также используется широко распространенный случай применения трех слоев нейронной сети входного, промежуточного и выходного [8]. При этом число нейронов во входном слое принято равным числу входных сигналов, соответственно число нейронов в выходном слое – равным числу альтернатив принятия решений, а число нейронов в промежуточном слое – двум нейронам, обобщающим соответственно ситуацию слева и справа от заданной линии пути, как показано на рис. 2.

Из приведенного пояснения и рис. 2 следует, что в целом возможны следующие случаи:

– все вершины прямоугольника находятся слева от заданного пути. В этом случае препятствие не представляет угрозы;

– все вершины находятся справа, что также не представляет угрозы;

– одна из вершин находится слева или справа, а остальные – по другую сторону заданной линии пути. Нетрудно доказать, что именно эта вершина входит в траекторию облета препятствия;

– наиболее сложный случай, когда две вершины находятся слева, а другие две – справа от заданной линии пути. При этом выбранной вершиной может быть любая из четырех.

Составление примеров для обучения в первых трех перечисленных случаях не представляет труда. Для последнего сложного случая составить примеры несложно, но их число должно быть достаточно большим, чтобы используемая выборка была состоятельна.

Компьютерное моделирование НС – 2 также подтвердило работоспособность предложенного подхода.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основании проведенных исследований можно сделать следующие выводы:

1. Предложен нейросетевой подход к решению задачи оперативного определения

опасного препятствия на пути маршрутного полета и альтернативного выбора варианта его облета.

2. Решение задачи с помощью двух нейронных сетей существенно упростило их обучение.

3. Компьютерное моделирование нейросетевой системы подтвердило ее работоспособность и высокое быстродействие.

Работа выполнена при материальной поддержке грантов РФФИ №18-08-00463, №18-08-00079 и №17-29-03185.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гэн Кэкэ. Алгоритм наведения движения для квадрокоптера с возможностью облета препятствий и отслеживания запланированного маршрута на основе управления нормальным ускорением / Гэн Кэкэ, Н. А. Чулин // Проблемы современной науки и образования. – 2016. – № 31 (73). – С. 6–28.

2. Пшихопов, В. Х. Групповое управление движением мобильных роботов в неопределенной среде с использованием неустойчивых режимов / В. Х. Пшихопов, М. Ю. Медведев // Труды Санкт-Петербургского института информатики и автоматизации Российской академии наук (СПИИРАН). – 2018. – Вып. 5(60).

3. Nikolos, I. K. Brintaki Coordinated UAV Path Planning Using Differential Evolution / I. K. Nikolos, A. N. Brintaki // Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on, Mediterrean Conference on Control and Automation Intelligent Control, 2005.

4. Polvara, R. Obstacle Avoidance Approaches for Autonomous Navigation of Unmanned Surface Vehicles / Riccardo Polvara [et al.] // Journal of Navigation, Cambridge University Press. – P. 1–16.

5. Савицкий, А. В. Модель квадрокоптера и нейросетевой алгоритм управления / А. В. Савицкий, В. Е. Павловский // ИПМ им. М. В. Келдыша РАН, Препринт № 77 за 2017 г.

6. Lee, J. Collision-free trajectory control for multiple robots based on neural optimization network / J. Lee, Z. Bien // Collision-free trajec-

tory control for multiple robots based on neural optimization network. *Robotica*. – 1990. – 8(3). – P. 185–194. – doi:10.1017/S0263574700000047

7. *Shichao, Yang*. Obstacle Avoidance through Deep Networks based Intermediate Perception / Yang Shichao [et al.]. – arXiv:1704.08759, 2017.

8. *Лебедев, Г. Н.* Нейросетевое планирование действий по облету наземных объектов группой летательных аппаратов / Г. Н. Лебедев, Л. А. Мирзоян // *Авиакосмическое приборостроение*. – 2005. – № 12.

9. *Лебедев, Г. Н.* Нейросетевое планирование маршрута разнорысотного полета беспилотного летательного аппарата / Г. Н. Лебедев,

А. В. Румакина // *Авиакосмическое приборостроение*. – 2014. – № 5. – С. 3–8.

10. *Лебедев, Г. Н.* Система логического управления обходом препятствий беспилотным летательным аппаратом при маршрутном полете / Г. Н. Лебедев, А. В. Румакина // *Электронный журнал «Труды МАИ»*. – 2015. – № 83.

11. *Михайлин, Д. А.* Нейросетевой алгоритм безопасного облета воздушных препятствий и запрещенных наземных зон / Д. А. Михайлин // *Научный Вестник МГТУ ГА*. – 2017. – Т. 20, № 04.

Сельвесюк Николай Иванович – д-р техн. наук, профессор, ФГУП «ГосНИИАС». E-mail: selvesyuk@yandex.ru

Шаныгин Сергей Витальевич – канд. техн. наук, доцент, кафедра РК «Теория механизмов и машин», МГТУ им. Н. Э. Баумана. E-mail: sg78dec@mail.ru

Лебедев Георгий Николаевич – д-р техн. наук, профессор, кафедра 301 «Системы автоматического и интеллектуального управления», НИУ МАИ. E-mail: kaf301@mai.ru.

Кананадзе Сергей Сергеевич – канд. техн. наук, доцент, кафедра 301 «Системы автоматического и интеллектуального управления», НИУ МАИ. E-mail: kananadze@ya.ru

Негодин Алексей Павлович – магистрант 1-го года обучения, кафедра 301 «Системы автоматического и интеллектуального управления», НИУ МАИ. E-mail: megagothic100@gmail.com

NEURAL NETWORK SYSTEM OF OPERATIONAL PLANNING FOR SAFE BYPASS OF A GROUP OF OBSTACLES DURING THE AIRCRAFT ROUTE FLIGHT

N. I. Selvesyuk*, S. V. Shanygin**, G. N. Lebedev***, S. S. Kananadze***, A. P. Negodin***

*State Research Institute of Aviation Systems State Scientific Centre of Russian Federation

**Bauman Moscow State Technical University

***Moscow Aviation Institute (National Research University)

Annotation. Problem definition of operating control of safety and the choice of an alternative of management of flight of the closest obstacle on the way of performance of route flight of the lethal device is formulated. Usually the configuration of route flight consists not only of sites of the rectilinear movement, but also from sites of a turn therefore it is very twisting and occupies a certain space owing to what there can be a dangerous rapprochement with the forbidden zones.

Basic feature of this task is need quickly enough to check an exception of hit of the aircraft in the forbidden zone for what on its board it is necessary to use high-speed control algorithms of flight control and safety control. In this work the problem is solved in the assumption that obstacles have a rectangular shape and are randomly focused concerning the set line of a way, and the number of these obstacles and coordinate of their tops are set. For the solution of a task the neural network algorithm of safe flight of obstacles supporting two simple neural networks and two program blocks which are carrying out preparatory operations is offered. At the same time the first neural network chooses the closest obstacle on the way of route flight for what the first program block estimates coefficients of danger of all obstacles of time at the moment. Then the second program block determines coordinates of tops of the chosen rectangular obstacle, and in conclusion the second neural network automatically chooses the necessary top about which it is necessary to fly.

Summarizing the aforesaid, we will note that in article neural network approach to the solution of a problem of expeditious definition of a dangerous obstacle in a way of route flight and the alternative choice of option of its flight is offered. The solution of a task by means of two neural networks significantly simplified their training. Computer modeling of a neural network system confirmed its working capacity and high speed.

Keywords: neural network, safety of flight, aircraft, group of obstacles.

Selvesyuk Nikolay Ivanovich – Doctor of Technical Sciences, Professor, Federal State Unitary Enterprise «GosNIIAS».

E-mail: selvesyuk@yandex.ru

Shanygin Sergey Vitalyevich – Ph.D., associate professor, Department RK «Theory mechanisms and machines», MSTU. N. E. Bauman.

E-mail: sg78dec@mail.ru

George N. Lebedev – Doctor of Technical Sciences, Professor, Department 301 «Systems of automatic and intellectual control», NIU MAI.

E-mail: kaf301@mai.ru

Kananadze Sergey Sergeevich – Ph.D., associate professor, Department 301 «Systems of automatic and intellectual control», NIU MAI.

E-mail: kanaanadze@ya.ru

Negodin Alexey Pavlovich – Master of the 1st year of study, Department 301 «Systems of automatic and intellectual control», NIU MAI.

E-mail: megagothic100@gmail.com