

УДК 629.7.051.5.

**Нейросетевое решение задачи оперативного планирования
маршрутного полета беспилотных летательных аппаратов и
назначение времени наблюдения наземных объектов с помощью
нечеткой логики при отображении этих результатов на экране
компьютера до вылета**

Ивашова Н.Д.^{1*}, Михайлин Д.А.^{2}, Чернякова М.Е.^{3***},
Шаныгин С.В.^{4****}**

*¹Государственный научно-исследовательский институт приборостроения,
проспект Мира, 125, Москва, 129226, Россия*

*²Главный научно-исследовательский испытательный центр робототехники
Министерства обороны Российской Федерации, ул. Серегина, 5, Москва, 125167,
Россия*

*³Московский авиационный институт (национальный исследовательский
университет), МАИ, Волоколамское шоссе, 4, Москва, А-80, ГСП-3, 125993, Россия*

*⁴Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана, 2-я
Бауманская ул., 5, стр. 1, Москва, 105005, Россия*

**e-mail: nati2405@mail.ru*

***e-mail: tau_301@mail.ru*

****e-mail: kaf301@mai.ru*

*****e-mail: sg78dec@mail.ru*

Аннотация

Рассматривается возможность нейросетевой реализации оперативного планирования маршрутного полета группы беспилотных летательных аппаратов при

наблюдении наземных объектов, когда необходимо скорректировать сформированное полетное задание. Предложено решение задачи с помощью двух трёхслойных нейронных сетей последовательного распространения с сигмоидальной функцией активации в первых двух слоях и релейной в последнем слое. Показано, что обучение этих нейронных сетей потребовало незначительного количества примеров. Сформирована адаптивная экспертная система нечеткой логики, определяющая момент прекращения наблюдения в зависимости от текущих параметров динамической обстановки.

Ключевые слова: оперативное планирование, беспилотный летательный аппарат, маршрутный полет, нейронные сети, нечеткая логика.

Введение

При решении сложной высокоразмерной задачи планирования наблюдения множества наземных пунктов группой беспилотных летательных аппаратов (БЛА) основной операцией в настоящее время является подготовка полетного задания до вылета [1-5,23]. В месте с тем в процессе самого полета в динамической обстановке возникают ситуации, когда необходимо скорректировать сформированный план:

- достигнутое качество наблюдения отдельных объектов оказывается низким, либо они вообще были не обнаружены, для чего нужно повторить их наблюдение;

- появились новые объекты в полученной видеоинформации, особенно если эти объекты мобильные, и их движение нужно контролировать в динамике;

- наблюдение ряда объектов было несвоевременным, и теперь нужно осуществлять пролет над ними в соответствии с заданным графиком.

Поэтому в указанных обстоятельствах нужна автоматизированная система оперативного перепланирования группового полета при соблюдении главного требования – новый план должен быть сформирован в самом полете максимально быстро и включить в себя в качестве продолжения предыдущий план, при следующей постановке задачи.

Постановка задачи и предполагаемый подход к ее решению

Дано:

1. Задано множество наземных объектов наблюдения, их общее число n , координаты x_j^*, z_j^* местоположения на местности, а также относительные приоритеты P_j их важности ($j = 1, 2, \dots, n$).

2. Задано общее число N используемых БЛА и координаты x_i, z_i их местоположения, при этом $N \ll n$.

3. Группа БЛА осуществляет, при наблюдении, горизонтальный полет с постоянной скоростью на заданной высоте:

Требуется

– определить на каждом шаге оперативного планирования первоначальный состав обслуживаемых объектов с назначением каждому из них «своего» БЛА;

- определить нужное время для обнаружения объекта с учетом его важности, оставшегося запаса топлива и располагаемого времени наблюдения на данном и последующих шагах обслуживания до конца полета;
- предъявить в ускоренном масштабе времени спланированный сценарий группового полета на экране полета для подтверждения его эффективности.

Как показали предыдущие исследования, оперативное планирование можно осуществлять в виде независимых шагов с той поправкой, что на каждом шаге согласно методу динамического программирования учитываются «свои последствия в будущем» - множество оставшихся без наблюдения объектов и их ожидаемая удаленность от движущихся БЛА, оставшийся запас топлива и времени полета и т.д. При этом на каждом шаге в свою очередь необходимо выполнить две различные операции:

- выбор из числа необслуженных целей наиболее важной части первоочередных, с помощью особой свертки в виде суммы линейной и мультипликативной форм;
- решение альтернативной задачи распределения беспилотников между выбранными целями с помощью простых алгоритмов.

Таким образом, предлагаемый подход сводится к обеспечению максимального быстродействия планирования перелетов группы БЛА при выполнении двух действий:

- ранжирование по важности подлежащих обслуживанию объектов и выбор из их общего числа n наиболее приоритетных, число которых равно N .

- определение для каждого первоочередного j -того объекта наблюдения ($j = 1, 2, \dots, N$) номера i «ближайшего» к нему БЛА из N возможных ($i = 1, 2, \dots, N$).

В данной работе для решения этой задачи используется нейросетевая технология, обладающая предельно возможным быстродействием получения альтернативных оценок, не требующая предварительного обучения искусственных нейронных сетей [6-21].

Ниже также в качестве предлагаемого подхода к оценке допустимого времени обнаружения и распознавания наземных целей рассмотрена экспертная система нечеткой логики, регламентирующая продолжение или прекращение обслуживания очередной наземной цели при пролете над ней назначенного БЛА [22,].

Нейросетевой выбор наиболее приоритетного объекта наблюдения из заданного множества с указанием его номера

Вообще говоря, в самом исходном варианте поставленная задача выглядит так:

- заданы три параметра x_j^*, z_j^*, P_j для каждого из n объектов наблюдения, а значит $3n$ параметров для всех объектов;
- заданы два параметра x_i, z_i для каждого БЛА из всех N беспилотников, а значит $2N$ параметров;
- общая совокупность $3n + 2N$ параметров в виде входных сигналов поступает на вход единственной нейронной сети;

– на выходе этой сети должно появиться N ответов, в каждом из которых указан свой номер j объекта и соответствующий ему номер i БЛА.

Можно представить, насколько сложным должно быть обучение такой сети, если известно, что число примеров K обучения приблизительно пропорционально числу альтернатив N на выходе, умноженному на квадрат числа входных сигналов (для $N = 4$, $n = 6$ число $K > 2500$). Поэтому в данной работе предлагается найти по другому пути – использовать две нейронные сети $НС_1$ и $НС_2$, работающие в каскаде следующим образом:

Пусть в $НС_1$ из n объектов выбирается один самый приоритетный объект, при этом на входе присутствует всего n сигналов, равных значениям P_j . Пусть на выходе имеется тоже n сигналов, но после выполнения операции выбора один из них равен 1, а остальные из них равны нулю. Для решения этой задачи необходимо выбрать топологию сети, сформировать обучающую выборку и выбрать алгоритм обучения с заданным критерием. В данной работе используется успешно зарекомендовавшая себя трёхслойная сеть последовательного распространения с гиперболической функцией активации в первом слое и релейной функцией активации в выходном слое. Схема трёхслойной нейронной сети $НС-1$ показана на рис.1.

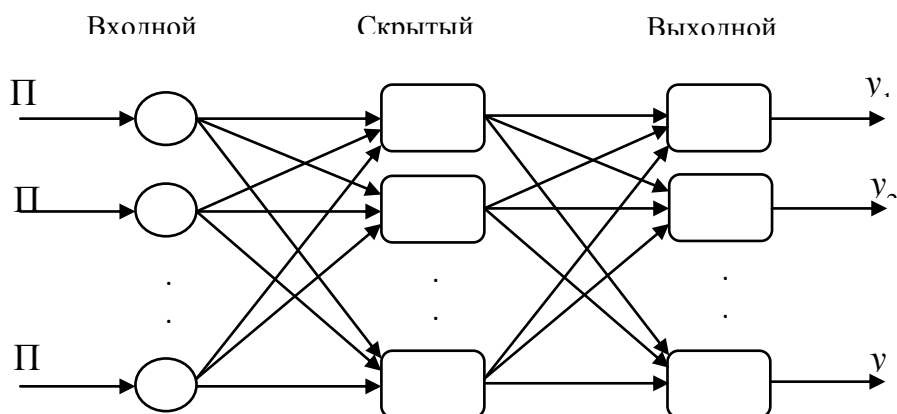


Рисунок 1 – Схема трёхслойной нейронной сети последовательного распространения

Для того, чтобы данный алгоритм был способен указать номер выбранного объекта, для его реализации в среде Matlab предлагается схема 1 определения номера выбранной альтернативы, показанная на рис. 2 и учитывающая бинарный характер выходных сигналов $НС-1$.

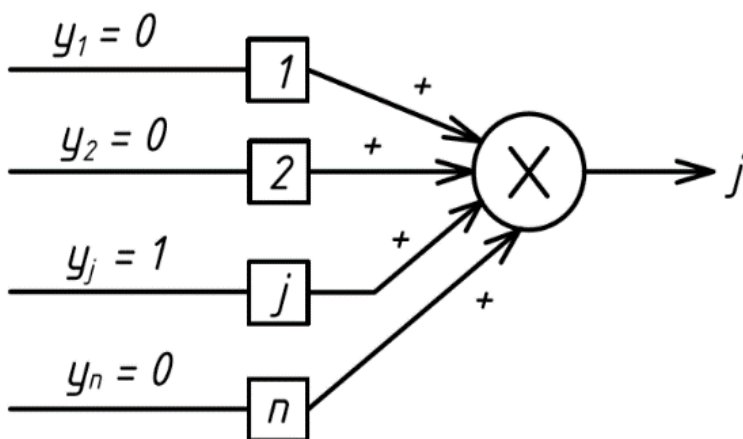


Рисунок 2 – Схема определения номера j первоочередной цели

Для обучения $НС-1$ была сформирована обучающая выборка для случая $n=10$ из 100 примеров в виде таблицы, часть примеров которой показана ниже

Таблица 1. Примеры обучения $НС-1$ вместе со схемой 1 для определения номера первоочередного объекта наблюдения

К	Π_1	Π_2	Π_3	Π_4	Π_5	Π_6	Π_7	Π_8	Π_9	Π_{10}	j
1	12	9	7	2	6	5	4	3	1	8	1
2	1	12	7	2	4	3	8	9	5	6	2
3	8	5	12	7	2	6	4	1	3	11	3
4	5	3	1	12	8	7	6	4	2	9	4
5	4	1	5	7	12	9	4	2	6	3	5
6	3	6	2	4	9	12	7	1	5	8	6
7	6	5	9	8	3	7	12	2	4	1	7
8	1	4	2	7	3	8	5	12	9	6	8
9	11	3	1	4	6	2	7	5	12	8	9
10	7	2	9	4	6	1	5	3	8	12	10

Таким образом, полученная информация позволяет указать те координаты x_j^*, z_j^* выбранного объекта, которые в виде двух сигналов поступают на вход второй трехслойной нейронной сети $НС-2$, у которой на входе дополнительно присутствуют в виде сигналов координаты x_i, z_i ($i=1,2,\dots,N$) всех беспилотников, т.е. на входе всего имеется $2(N+1)$ сигналов, как показано на рис 3

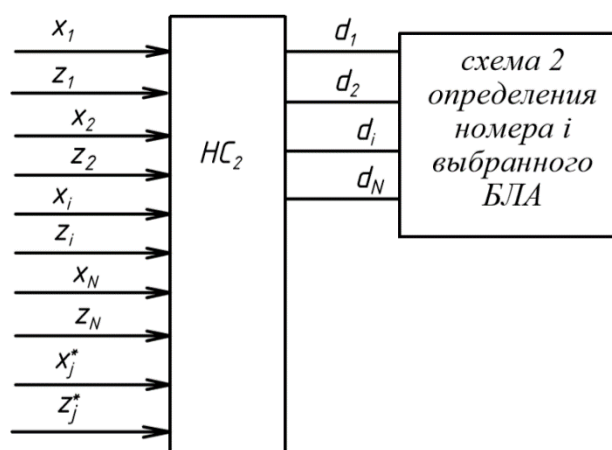


Рисунок 3 – Нейронная сеть НС-2 вместе со схемой 2 определения номера i беспилотника

На рис. 3 также показана схема 2 определения номера выбранного БЛА, которая работает совершенно аналогично схеме 1.

Для формирования обучающей выборки НС-2 используются массивы данных о координатах БЛА, окружающих анализируемый j -тый объект наблюдения, т.е. тех беспилотников, в «окна» наблюдения которых с заданным радиусом R одновременно попал данный объект. Часть примеров для обучения НС-2 показаны в виде таблицы 2 для $N = 4$.

Таблица 2. Примеры обучения НС-2 вместе со схемой определения номера БЛА.

k	X_1	Z_1	X_2	Z_2	X_3	Z_3	X_4	Z_4	X_j^*	Z_j^*	i
1	10	15	30	40	50	10	30	50	15	20	1
2	10	15	30	40	50	10	30	50	25	40	2
3	10	15	30	40	50	10	30	50	40	15	3
4	10	15	30	40	50	10	30	50	25	2	4

С помощью пакета прикладных программ Matlab была реализована программа обучения и тестирования $НС-1$ и $НС-2$. Набор исходных данных был разделен на две части – обучающую выборку и тестовые данные.

На основании моделирования работы $НС-1$ и $НС-2$ можно сделать следующий вывод: в результате обучения с помощью относительно небольшого числа примеров нейросетевые структуры работают успешно. Дополнительная трудность возникает в том, что после выбора очередной пары «объект наблюдения j и выбранный беспилотник i » их координаты на входе $НС-2$ должны быть исключены из рассмотрения путем сохранения списков объектов и БЛА, анализируемых на следующем шаге планирования. В частности, для сокращения состава приоритетных объекта предлагается использовать следующую схему 3, представленную на рис. 4 и содержащую n инверторов $И$ и n элементов умножения.

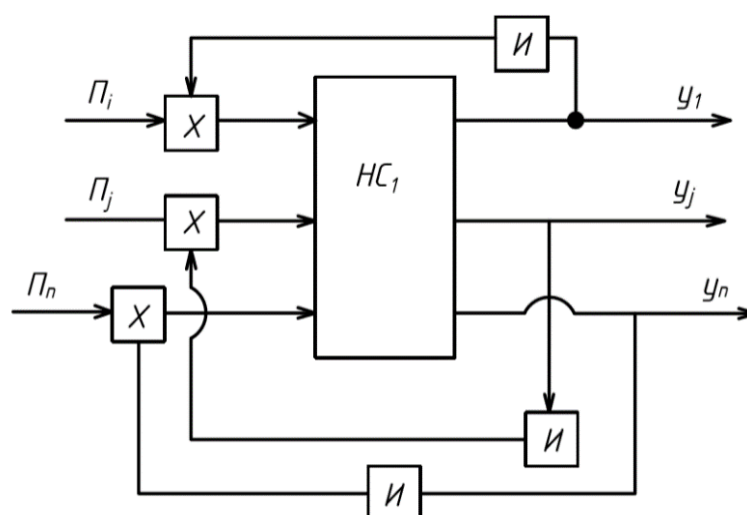


Рисунок 4 – Схема 3 сокращения состава обслуживаемых объектов наблюдения.

Также необходимо добавить два уточняющих замечания. Во-первых, приоритет Π_j каждого объекта в свою очередь является мультипликативной свёрткой из четырёх сомножителей, учитывающих их априорную важность b_j , время τ_j не наблюдения объекта с момента предыдущего обслуживания, минимальной удалённости $\frac{1}{\min \tau_{ij}}$ от одного из БЛА, и времени Δt_j несоблюдения обслуживания в заданное по графику время.

$$\Pi_j = \max(b_j + k_1) (\tau_j + \lambda_j \Delta t) \left(\frac{1}{\min \tau_{ij}} + k_2 \right) \left(\frac{1}{\Delta t_j} + k_3 \right) \quad (1)$$

Вычисление динамических приоритетов Π_j должно выполняться в специальном блоке 1 (см. рис. 5). Кроме того, в решении задачи распределения беспилотников между обслуживаемыми объектами под «ближайшим» из них понимается следующее:

- расстояние от анализируемого объекта j до беспилотника i , который освободился от предыдущего наблюдения, действительно равно фактическому расстоянию τ_{ij} между ними;

- для беспилотник, ещё занятых обслуживанием, этот параметр равен сумме расстояний от БЛА i до ещё не обслуженной цели τ_{ik} и расстояния τ_{kj} между двумя объектами j и k : $\tau_{ij}^k = \tau_{ik} + \tau_{kj}$.

Поэтому оценка удалённости должна выполняться в другом специальном блоке 2, показанном на рис. 5.

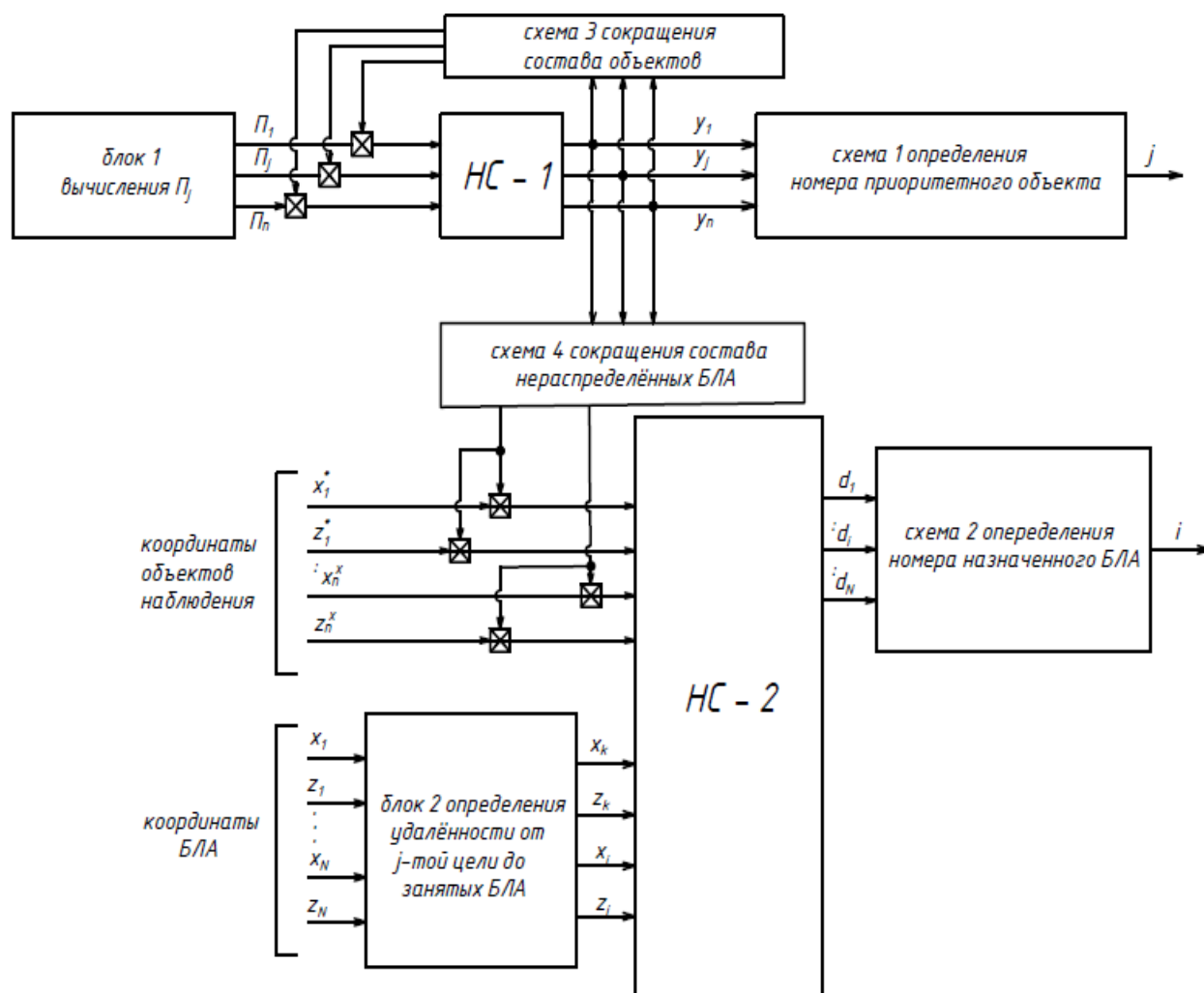


Рисунок 5 – Общая блок-схема нейросетевого алгоритма распределения БЛА между выбранными приоритетными объектами наблюдения на текущем шаге оперативного планирования

Определение допустимого времени наблюдения каждого из выбранных объектов с помощью экспертной системы нечёткой логики

Наряду с планируемой организацией группового полёта и самим перелётом БЛА из одного пункта в другой необходимо правильно указать допустимое время обслуживания каждого объекта, определяющее продолжительность поиска его обнаружения в нужном месте и распознавания типа объекта. Нужно особое правило

прекращения обслуживания, когда обнаружение возникает не сразу, чему мешает ряд неблагоприятных факторов, таких как ограниченный запас топлива, малое оставшееся время до конца полёта, низкая важность обнаруживаемого объекта. Эти факторы можно учесть с помощью нечёткой логики при следующем подходе.

Пусть рассматриваются три следующих фактора:

- риск неудачи обнаружения объекта в указанном месте, растущий при увеличении времени τ его пока что неуспешного обслуживания;
- значительный текущий расход топлива ΔV_T по сравнению с задуманным планируемым расходом ΔV_{nl} на данное время t полёта;
- значительное время t полёта по сравнению с запланированным временем t_0 , что соответствует опасности невыполнения оставшегося полётного задания.

С позиций нечёткой логики это соответствует числу лингвистических переменных $m=3$, а для введения единообразия функций принадлежности трём качествам (термам) – «неопасно», «опасно», «очень опасно» введём в качестве аргументов безразмерные нормированные переменные x_i ($i=1, \dots, 3$), которые зависят от реальных физических переменных τ, t и ΔV_T следующим образом:

$$x_1 = \frac{\tau}{\tau_{\max}}; x_2 = \frac{\Delta V_T - \Delta V_{\min}}{\Delta V_{nl} - \Delta V_{\min}}; x_3 = \frac{t - t_{\min}}{t_0 - t_{\min}}. \quad (2)$$

Где τ_{\max} – заданное максимально допустимое время обслуживания;

ΔV_{\min} – минимально допустимый расход топлива на текущий момент t полёта,

t_{\min} – минимально допустимое запланированное время полёта на момент анализируемого шага обслуживания.

Из формул (2) следует очевидный факт, что все переменные x_i меняются от нуля до единицы. Поэтому стандартный график любой функции принадлежности F_j имеет вид, показанный на рис. 6 одинаковый для любой переменной x_i , но имеющий разные значения a_i, b_i .

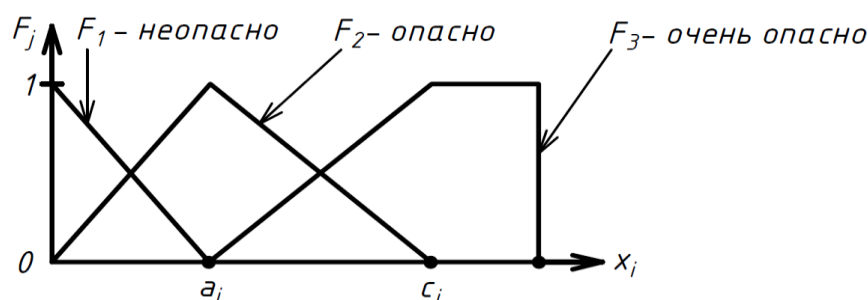


Рисунок 6 – Кусочно-линейные функции принадлежности для трёх термов ($m=3$) в зависимости от нормированной переменной x_i

Далее согласно нечёткой логике должна быть составлена база нечётких правил, число которых равно m^n . В нашем случае это число равно $3^3 = 27$, а сама таблица приведена ниже

Таблица 3 нечетких правил для определения коэффициента уверенности в обслуживании

i	X_1	X_2	X_3	β_i	j
1	Z	Z	Z	$\Phi_{11} * \Phi_{12} * \Phi_{13}$	1
2	Z	M	Z	$\Phi_{11} * \Phi_{22} * \Phi_{13}$	1

3	Z	L	Z	$\Phi_{11} * \Phi_{32} * \Phi_{13}$	2
4	M	Z	Z	$\Phi_{21} * \Phi_{12} * \Phi_{13}$	2
5	M	M	Z	$\Phi_{21} * \Phi_{22} * \Phi_{13}$	2
6	M	L	Z	$\Phi_{21} * \Phi_{32} * \Phi_{13}$	2
7	L	Z	Z	$\Phi_{31} * \Phi_{12} * \Phi_{13}$	3
8	L	M	Z	$\Phi_{31} * \Phi_{22} * \Phi_{13}$	3
9	L	L	Z	$\Phi_{31} * \Phi_{32} * \Phi_{13}$	3
10	Z	Z	M	$\Phi_{11} * \Phi_{12} * \Phi_{23}$	
11	Z	M	M	$\Phi_{11} * \Phi_{22} * \Phi_{23}$	1
12	Z	L	M	$\Phi_{11} * \Phi_{32} * \Phi_{23}$	1
13	M	Z	M	$\Phi_{21} * \Phi_{12} * \Phi_{23}$	1
14	M	M	M	$\Phi_{21} * \Phi_{22} * \Phi_{23}$	1
15	M	L	M	$\Phi_{21} * \Phi_{32} * \Phi_{23}$	2
16	L	Z	M	$\Phi_{31} * \Phi_{12} * \Phi_{23}$	3
17	L	M	M	$\Phi_{31} * \Phi_{22} * \Phi_{23}$	3
18	L	L	M	$\Phi_{31} * \Phi_{32} * \Phi_{23}$	3
19	Z	Z	L	$\Phi_{11} * \Phi_{12} * \Phi_{33}$	1
20	Z	M	L	$\Phi_{11} * \Phi_{22} * \Phi_{33}$	1
21	Z	L	L	$\Phi_{11} * \Phi_{32} * \Phi_{33}$	1
22	M	Z	L	$\Phi_{21} * \Phi_{12} * \Phi_{33}$	1
23	M	M	L	$\Phi_{21} * \Phi_{22} * \Phi_{33}$	1
24	M	L	L	$\Phi_{21} * \Phi_{32} * \Phi_{33}$	1
25	L	Z	L	$\Phi_{31} * \Phi_{12} * \Phi_{33}$	2
26	L	M	L	$\Phi_{31} * \Phi_{22} * \Phi_{33}$	2
27	L	L	L	$\Phi_{31} * \Phi_{32} * \Phi_{33}$	3

В этой таблице каждая позиция (строка) имеет коэффициент уверенности β_i , равный произведению трёх сомножителей, а сумма тех произведения, которые относятся к решению о прекращении обслуживания, определяют искомый коэффициент κ уверенности в этом. Если он превышает коэффициент $1-\kappa$ альтернативного поведения, например в два раза (т.е. при $\kappa > 0,7$), поиск необнаруженного объекта следует прекратить. Общая структура экспертной системы оценки допустимости дальнейшего обслуживания представлена на рис. 7.

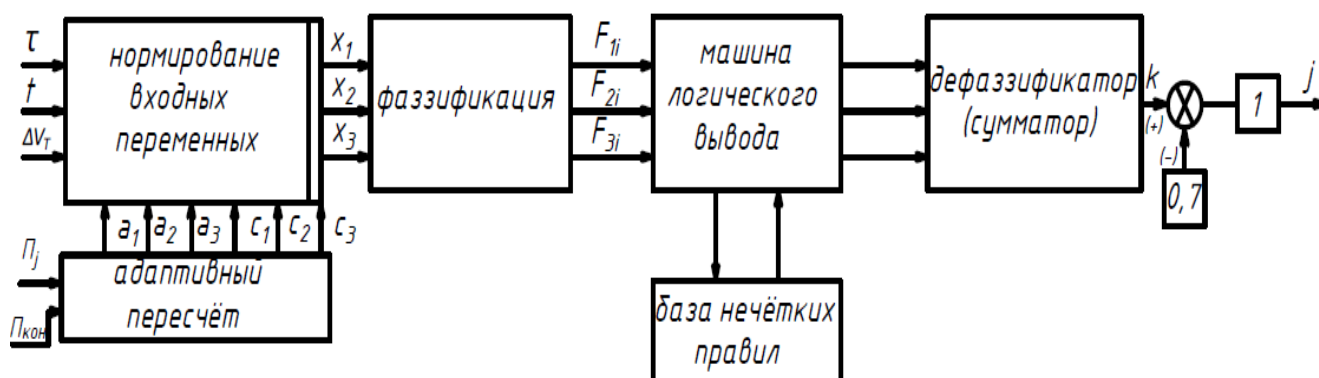


Рисунок 7 – Структурная схема экспертной системы оценки допустимости продолжения обслуживания

Принципиальной особенностью данной экспертной системы является то, что её основные параметры $a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6$, определяющие качество её работы, представлены в виде существенных зависимостей от условий обслуживания очередного объекта. В первую очередь к этим условиям относятся значения приоритета P_j обслуживаемого объекта и ожидаемый средний приоритет $P_{cp}(T-t)$ объектов, планируемых для наблюдения за оставшееся время полёта.

В частности, при анализе влияния первого фактора τ с помощью параметров a_1 и c_1 предлагается считать заданным и неизменным отношение $\frac{a_1}{c_1}$, но сам параметр a_1 увеличивается с возрастанием Π_j по формуле:

$$\frac{a_1}{c_1} = d_1; a_1 = a_1(0) \cdot \frac{\Pi_j}{\Pi_{cp}(T-t)} \quad (3)$$

Формула (3) соответствует очевидному факту – при повышенной значимости Π_j обнаруживаемого объекта цена или «польза» продолжения обслуживания на данном шаге становится выше, чем цена ожидаемых «приобретений» в будущем за оставшееся время $(T-t)$.

Аналогичные рассуждения при анализе второго и третьего факторов t и ΔV_T позволяют использовать следующие формулы

$$\frac{a_2}{c_2} = d_2; a_2 = a_2(0) \cdot \frac{\Pi_j}{\Pi_{cp}(T-t)}; \frac{a_3}{c_3} = d_3 < 1; a_3 = a_3(0) \cdot \frac{\Pi_j}{\Pi_{cp}(T-t)}. \quad (4)$$

Таким образом, эксперту остается назначить константы $a_1(0)$, $a_2(0)$, $a_3(0)$, d_1 , d_2 , d_3 исходя из собственного опыта, например при $a_i(0) = 0,4$; $d_i = 0,6$. Формулы (3-4) показывают, что предложенная экспертная система по существу является адаптивной, что является элементом научной новизны.

Отображение на экране компьютера результатов оперативного планирования группового маршрутного полета БЛА в виде динамической сцены в ускоренном масштабе времени

Для проведения проверки правильности и успешности составленного плана в данной работе предлагается до полета представить на экране компьютерного планшета картину развития ожидаемых событий в ускоренном масштабе времени в форме видеосюжета маршрутного полета БЛА и движения заданных мобильных объектов на местности. Разработанное программное обеспечение позволяет:

- отобразить два типа наблюдаемых объектов – неподвижных и мобильных, в том числе различными символами, такими как самолеты, танки, подводные лодки, с возможностью расширения этой номенклатуры;
- назначить с учетом различной важности этих объектов им неодинаковую яркость представления, а также различные цвета символов для удобства восприятия визуальной информации;
- представить траектории пройденного наземными объектами пути непрерывными линиями;
- отобразить каждый БЛА в виде символа, изображающего самолет, движущийся по показанному пунктирной линией пути с выполнением необходимых разворотов по курсу;
- отобразить моменты непосредственного попадания объектов в окрестность наблюдения БЛА в виде круга заданного радиуса;

- в перспективе обеспечить представление БЛА в виде символов с уменьшающейся яркостью в случае заданной потери их живучести в течение полета.

Для обеспечения перечисленных возможностей в программное обеспечение входят следующие математические модели:

- модели полета группы БЛА и движения мобильных объектов;
- динамические модели изменения важности каждого объекта до и после их наблюдения;
- модель оценки начала и конца обслуживания каждого объекта при попадании его в окрестность наблюдения какого-либо БЛА;
- в перспективе – модель потери живучести БЛА из-за ее снижения в результате противодействия внешних угроз или отказов внутри объекта.

Блок-схема взаимодействия составных частей программного обеспечения представлена на рис. 8.

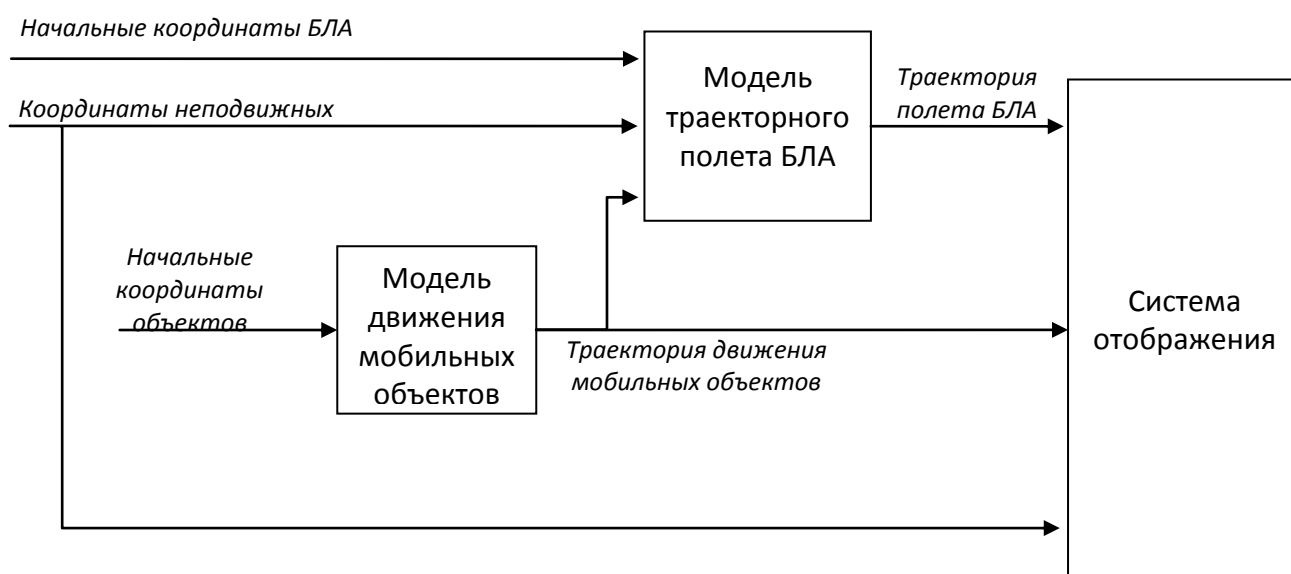


Рисунок 8 – Блок-схема взаимодействия составных частей программы

Как видно из схемы, на вход модели траекторного полета БЛА поступают начальные координаты самих БЛА, координаты неподвижных объектов, которые необходимо обслужить, а также траектория движения мобильных объектов. На основании этих данных модель определяет полетное задание для БЛА и вычисляет результирующую траекторию полета, обеспечивающую наблюдение всех заданных объектов, как мобильных, так и неподвижных.

Полученные по результатам моделирования траектории движения формируются в файл определенной структуры, который затем поступает на вход системы отображения, выводящей на экран в наглядном виде всю полученную информацию.

Система отображения представляет собой программный интерфейс, вид которого представлен на рис. 9.

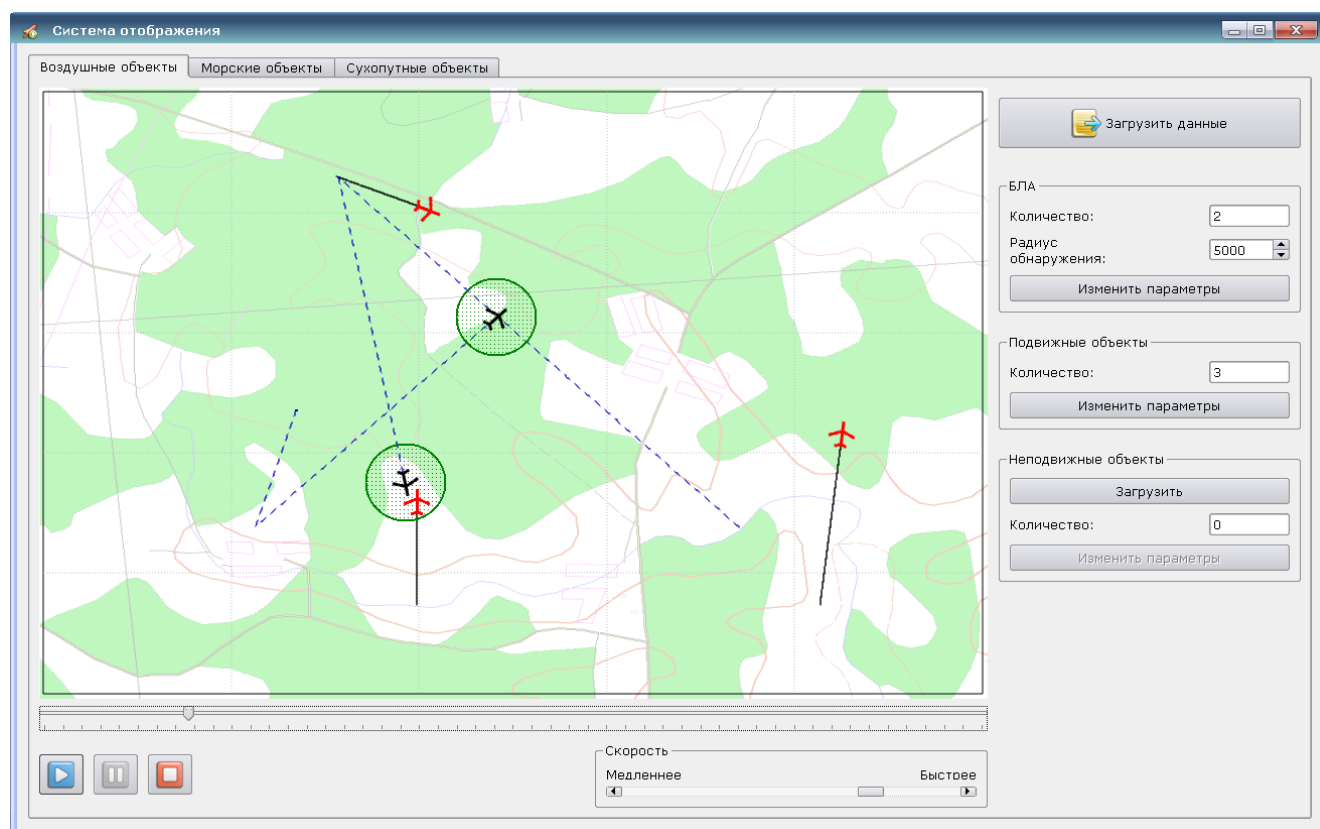


Рисунок 9 – Интерфейс системы отображения плана полета

Данный интерфейс имеет три вкладки: «Воздушные объекты», «Морские объекты» и «Сухопутные объекты» с предустановленными фоновыми изображениями и символами для отображения объектов. В зависимости от сценария использования БЛА оператор может выбрать наиболее подходящий вид, и, кроме того, система позволяет загрузить пользовательские изображения как для фона, так и для каждого из объектов, таким образом, программа может быть настроена для демонстрации широкого круга возможных режимов работы БЛА.

В левой нижней части экрана находится группа кнопок для запуска и паузы визуализации полета в ускоренном масштабе времени, а также для сброса изображения к значениям, соответствующим начальному моменту времени. Правее

данной группы кнопок находится полоса управления скоростью демонстрации полета: имеется возможность увеличить и уменьшить скорость движения объектов на экране.

Правая часть экрана предназначена для загрузки исходных данных и для настройки параметров отображения БЛА, мобильных и неподвижных объектов. Для задания вида, цвета отображения символов и цвета траектории объектов после нажатия кнопки «Изменить параметры» отображается отдельный пользовательский интерфейс, вид которого приведен на рис. 10.

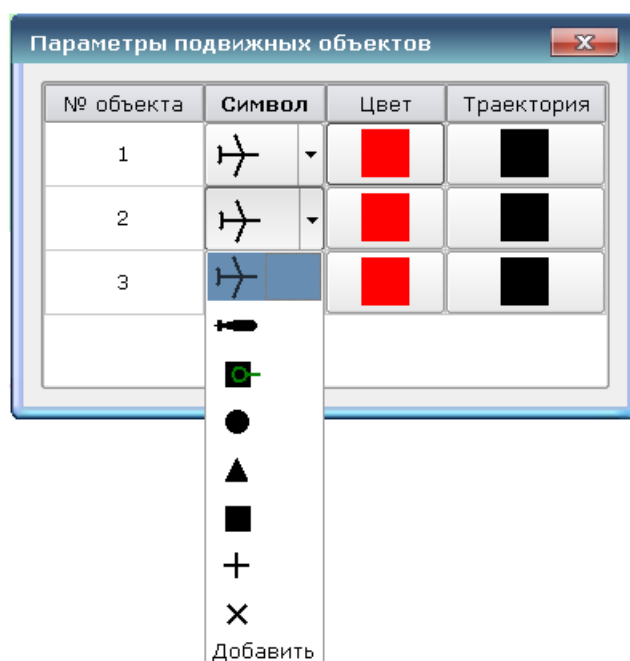


Рисунок 10 – Окно настройки параметров отображения объектов

Описанная система отображения позволяет в наглядной форме проконтролировать полученную схему движения БЛА и обеспечение «обслуживания» всех требуемых объектов. При необходимости, в случае неудовлетворительных результатов по наблюдению каких-либо объектов, может

быть принято решение об изменении параметров полета БЛА для выполнения поставленной задачи.

Новизна предложенного подхода при отображении динамической обстановки прежде всего состоит в том, что наряду с фиксацией одновременного попадания БЛА и обслуживаемого объекта наблюдения в круг заданного радиуса, удастся проконтролировать факт своевременности этого события в соответствии с заданным графиком, т.е. показать на экране, что наблюдение произошло «в нужном месте и в нужное время». Кроме того, существует принципиальная возможность наглядного показа снижения живучести БЛА из-за их неизбежных потерь в полете.

Заключение

1. Решение задачи выбора состава приоритетных объектов наблюдения и их распределения между БЛА с помощью двух нейронных сетей существенно упрощает процесс их обучения, а представления оценки значимости объектов в виде мультипликативной свертки частных критериев снижает число входных сигналов, а значит и размерность нейросетевой структуры.

2. Для автоматизации управления процессом продолжения обслуживания очередного объекта наблюдения при его поиске в нужном месте сформирована адаптивная экспертная система нечеткой логики, определяющая момент прекращения наблюдения в зависимости от текущих параметров динамической обстановки.

3. Предложенное представление на экране компьютера динамики движения БЛА и мобильных наземных объектов существенно повысит достоверность оперативного планирования и уверенность в достижении нужной эффективности групповых действий БЛА.

Работа выполнена при материальной поддержке гранта

РФФИ №17-29-03185

Библиографический список

1. Marc D. Richards, Darrell Whitley, J. Ross Beveridge. Evolving cooperative strategies for UAV teams, GECCO 2005, Washington, D.C. USA. pp. 1 – 8.
2. He P., Dai S. Stealth Real-time Paths Planning for Heterogeneous UAV Formation Based on Parallel Niche Genetic Algorithm // Journal of Computational Information Systems, 2014, no. 10(15), pp. 6731 – 6740.
3. Lebedev G., Goncharenko V., Mikhaylin D., Rumakina A. Aircraft group coordinated flight route optimization using branch-and-bound procedure in resolving the problem of environmental monitoring // ITM Web of Conferences 10, 01003 (2017), Seminar on Systems Analysis, 2017, vol. 10, pp. 1 – 3.
4. Михайлин Д.А., Аллилуева Н.В., Руденко Э.М. Сравнительный анализ эффективности генетических алгоритмов маршрутизации полета с учетом их различной вычислительной трудоемкости и многокритериальности решаемых задач // Труды МАИ. 2018. № 98. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=90386>

5. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. - М.: ПараГраф, 1991. - 160 с.
6. Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кардин А.Н. и др. Нейроинформатика. - Новосибирск: Наука, 1998. - 321 с.
7. Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. - М.: Мир. 1992. -184 с.
8. Лебедев Г.Н., Мирзоян Л.А. Нейросетевое планирование действий по облету наземных объектов группой летательных аппаратов // Авиакосмическое приборостроение. 2005. № 12. С. 51 - 57.
9. Лебедев Г.Н., Румакина А.В. Нейросетевое планирование маршрута разновысотного полета беспилотного летательного аппарата // Авиакосмическое приборостроение. 2014. № 5. С. 3 - 8.
10. Кузин А.В., Курмаков Д.В., Лукьянов А.В., Михайлин Д.А. Нейросетевая реализация автоматического управления безопасной посадкой беспилотного летательного аппарата // Труды МАИ. 2013. № 70. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=44540>
11. Михайлин Д.А. Нейросетевой алгоритм безопасного облета воздушных препятствий и запрещенных наземных зон // Научный вестник МГТУ ГА. 2017. Т. 20. № 4. С. 18 - 24.
12. Лебедев Г.Н., Мирзоян Л.А., Ефимов А.В. Нейросетевое планирование групповых действий ЛА при наблюдении заданной группы подвижных объектов // Мехатроника, автоматизация, управление. 2009. № 11. С. 60 – 65.

13. Лебедев Г.Н., Малыгин В.Б. Неросетевая система выбора трасс захода на посадку воздушных судов при изменении направления ветра // Научный вестник МГТУ ГА. 2015. № 221. С. 138 - 143.
14. Лебедев Г.Н., Гончаренко В.И., Румакина А.В. Нейросетевая двумерная маршрутизация полета летательных аппаратов с помощью модифицированного метода ветвей и границ // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2017. № 7. С. 49 - 57.
15. Widrow B., Hoff M.E. Adaptive switching circuits, 1960 IRE WESCON Convention Record, New York IRE, 1960, pp. 96 - 104.
16. Widrow B., Sterns S.D. Adaptive Signal Processing, New York, Prentice Hall, 1985, 247 p.
17. Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, New York, Prentice Hall, 1998, 842 p.
18. Christopher M. Bishop. Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford Univ. Press, 1995, 498 p.
19. Swingler K. Applying Neural Networks. A Practical Guide, Academic Press, 1996, 303 p.
20. Brian D. Ripley. Pattern recognition and Neural Networks, Cambridge University Press, 1996, 416 p.
21. Zadeh S.M., Powers D., Sammut K. Optimal Route Planning with Prioritized Task Scheduling for AUV Missions Article, University, Adelaide, SA 5042, Australia, 2016. pp. 1 – 8.

22. Стефанов В.А., Федунов Б.Е. Бортовые оперативно-советующие экспертные системы (БОСЭС) типовых ситуаций функционирования антропоцентрических (технических) объектов. - М.: Изд-во МАИ, 2006. - 191 с.
23. Подлипьян П.Е., Максимов А.Н. Многофазный алгоритм решения задачи планирования полета группы беспилотных летательных аппаратов // Труды МАИ. 2011. № 43. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=24769>