

5. Живов Ю.Г. Использование искусственной нейронной сети для определения аэродинамических характеристик самолета из летных испытаний / Ю.Г. Живов, А.В. Каргопольцев, А.С. Фадеев // Техника воздушного флота. 2007. Т.81. №3/4(686/687). – С.4-15.
6. Williams-Hayes P.S. Selected flight tests results for online learning neural network-based flight control system. - NASA/ TM-2004-212857, 2004.
7. Бондарец А.Я. Процедура уточнения математической модели динамики полета по результатам летных испытаний // Сборник докладов 3-й научной конференции «Гидроавиасалон-2000». – М., 2000.
8. Бондарец А.Я., Оголев Ю.А. Результаты уточнения математической модели динамики полета самолета-амфибии Бе-200 по результатам летных испытаний // Сборник докладов 4-й научной конференции «Гидроавиасалон-2002». – М., 2002.

УДК 681.511.4

М.Ю. Сиротенко

**СИНТЕЗ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПЛАНИРОВЩИКА ПЕРЕМЕЩЕНИЙ
АВТОНОМНОГО РОБОТИЗИРОВАННОГО КОМПЛЕКСА НА БАЗЕ
ДИРИЖАБЛЯ, ФУНКЦИОНИРУЮЩЕГО В АПРИОРИ
НЕФОРМАЛИЗОВАННОЙ СРЕДЕ**

Введение

Планирование перемещений мобильных роботов является высшей иерархической ступенью в структуре системы управления, получая на входе задание и выдавая на выходе траектории движения, при отработке которых робот достигает цели. Передвижение робота в априори неформализуемой среде означает необходимость решения трудноформализуемых задач, таких как формирование пути обхода препятствий по неполным или зашумленным сенсорным данным. В данной работе для решения этой задачи предлагается использовать аппарат нейронных сетей и классические методы планирования траекторий. С учетом этого сформулируем постановку задачи.

Постановка задачи

Для синтеза планировщика перемещений необходимо на основе особенностей объекта управления определить следующие основные начальные условия: тип входных данных, тип выходных данных, размерность и тип конфигурационного пространства, требования к быстродействию, требования к обходу препятствий, требования к учету формы объекта, интеллектуальные функциональные возможности, критерии функционирования.

Особенности робототехнического комплекса на базе дирижабля заключаются в следующем [1]:

1. как правило, большие габариты, сферическая форма;
2. малая динамика, большая инерционность, как следствие малая маневренность;
3. движение в трехмерном пространстве;
4. возможные препятствия – другие летательные объекты, а также объекты рельефа и сооружения;
5. фоном, чаще всего, является небо, на котором любые объекты выглядят контрастно.

Первая и вторая особенности определяют необходимость раннего обнаружения препятствий и построения траекторий их обхода. Учитывая это целесообразно формировать траектории движения не в виде отрезков прямых, а в виде квадратичных форм, которые в общем случае могут представлять собой окружности, эллипсы, параболы, гиперболы и точки. Третья особенность определяет размерность и тип конфигурационного пространства. Четвертая особенность наряду с первой и второй позволяют принять объект управления и препятствия сферами и эллипсами, так как при большой инерционности, присущей дирижаблю, обход препятствий со сложной внешней конфигурацией невозможен. Неформализуемость внешней среды определяет необходимость оперативного («онлайн») планирования траекторий движения. Пятая особенность указывает на широкие возможности использования системы технического зрения на базе телекамер в качестве источника входных данных. В обобщенном виде исходные для решения задачи синтеза нейросетевого планировщика перемещений роботизированного комплекса на базе дирижабля представлены в таблице 1.

Таблица 1

Исходные данные для решения задачи синтеза нейросетевого планировщика перемещений

Входные данные	Видеоизображение от системы технического зрения
Выходные данные	Траектория движения мобильного робота в виде коэффициентов квадратичной формы, целевая позиция робота, карта
Размерность конфигурационного пространства	3
Тип конфигурационного пространства	Декартовы координаты
Требования к режиму работы	Функционирование в реальном режиме времени
Обнаружение столкновений	Допускается рассматривать все объекты как сферы конечного радиуса
Обход препятствий	Способность формирования траекторий обхода статических и динамических препятствий
Интеллектуальные функциональные возможности	Способность к обучению и адаптации, устойчивость к шумам во входных данных и изменениям внешней среды
Критерии	Осуществимость прохода по траектории

Синтез планировщика

Структурно-алгоритмическая организация планировщика

На основе поставленной задачи была синтезирована функциональная схема нейросетевого планировщика, представленная на рисунке 1.

Рассмотрим более подробно функциональную схему нейросетевого планировщика перемещений. Входными данными для планировщика являются изображение от системы технического зрения, цель и карта. Изображение содержит данные о внешней среде в трудноформализуемом виде, из которого планировщик должен извлечь информацию о наличии препятствий на пути движения и скорректировать траекторию. Цель задается оператором и может представлять собой как некоторую точку в пространстве, к которой необходимо осуществить движение,

так и траекторию по которой необходимо двигаться. В зависимости от типа цели изменяется режим работы планировщика. Карта может представлять собой априори известные сведения о внешней среде, если таковые имеются. Это может быть карта рельефа местности, или известных препятствий. В предельном случае карта может быть пустой, что будет означать полное отсутствие каких-либо данных о внешней среде.



Рис. 1. Функциональная схема нейросетевого планировщика перемещений

Различные входные данные подаются на различные блоки планировщика. Видеоизображение после предварительной обработки поступает на вход сверточной нейронной сети (более подробно рассматривается в пп. 2, 3), которая формирует карты признаков, соответствующие внешней обстановке дирижабля. Цель и карта поступают на вход блока формирования глобальной траектории (БФГТ). В зависимости от типа цели, данный блок может функционировать в двух режимах. В случае, когда в качестве цели задана точка, БФГТ, используя классические методы поиска пути, формирует траекторию движения в виде полетного задания от текущей точки к целевой, используя в качестве элементарных траекторий квадратичные формы. Когда целью является траектория, БФГТ ищет кратчайшее расстояние от текущего положения к траектории и формирует полетное задание аналогично первому режиму. БФГТ функционирует только когда была изменена цель или карта, поэтому к нему могут предъявляться более низкие требования по быстродействию, чем к остальным блокам системы.

На основе данных о глобальной траектории и текущем положении, поступающих от навигационной системы роботизированного комплекса, блок выборки текущей траектории (БВТТ) определяет траекторию в полетном задании, которую необходимо обрабатывать в данный момент времени.

Используя данные о текущей траектории движения и карты признаков, содержащие информацию о препятствии на пути следования дирижабля, полносвязная нейронная сеть (ПНС) формирует скорректированную траекторию движения в виде коэффициентов квадратичной формы. В случае отсутствия препятствий на пути движения выход ПНС будет эквивалентен выходу БВТТ. Данные коэффици-

енты после прохождения блока постобработки выходных данных поступают на векторный регулятор, который осуществляет отработку траектории движения.

Алгоритм формирования глобальной траектории

Как было отмечено ранее, среда функционирования дирижабля не предполагает его движения среди множества объектов сложной формы, а является движением по большей части в свободном пространстве с заданным рельефом и единичными препятствиями, аппроксимированными сферами или эллипсами. В таких условиях наиболее подходит один из классических алгоритмов формирования глобальной траекторий. В данной работе в этих целях предполагается использовать алгоритм вероятностного планирования траектории [2, 3].

Работа алгоритма основывается на двух фазах: фаза построения путевой карты и фаза уточнения. Пусть A – робототехнический комплекс на базе дирижабля, а L – локальный планировщик. В данном алгоритме L представляет собой функцию, на вход которой поступают две точки в конфигурационном пространстве, а ее выходом является осуществимый путь, соединяющий эти точки в отсутствие препятствий. Для случая, когда конфигурационное пространство является Декартовым, выходом L всегда будет являться отрезок, соединяющий две точки в пространстве. Также для Декартовых конфигурационных пространств локальный планировщик L всегда будет симметричным, т.е. для любых заданных конфигураций a и b $L(a,b)=L(b,a)$. В фазе построения путевой карты строится вероятностная карта и записывается в ненаправленный граф $G=(V,E)$, где вершины графа V – вероятностно сформированные свободные точки конфигурационного пространства, а ребра графа E – осуществимые пути, сформированные локальным планировщиком. Построение путевой карты происходит итерационно с использованием вероятностных методов. В каждой итерации произвольным образом выбирается некоторая свободная конфигурация s и добавляется к V . Для выбора большего числа узлов в «сложных» местах конфигурационного пространства могут использоваться эвристические методы. Далее производится попытка соединить каждую вновь сформированную вершину графа s с ранее добавленными с помощью L , и если они успешно соединены, то новое ребро добавляется к E .

В фазе уточнения для произвольно заданных точки старта s и целевой точки g ищутся осуществимые пути P_s и P_g такие, что P_s соединяет s с вершиной графа \tilde{s} , а P_g соединяет g с вершиной графа \tilde{g} такими, что \tilde{s} и \tilde{g} граф-связаны. Если такие пути успешно найдены, производится поиск по дереву графа с целью найти путь P_G в графе G , соединяющий \tilde{s} и \tilde{g} .

Синтез нейронной сети

Для решения трудноформализуемой задачи определения препятствия на пути движения робота по видеоинформации в данной работе предлагается использовать комбинацию сверточной нейронной сети (СНС) и классической многосвязной нейронной сети [4]. Сверточная нейронная сеть представляет собой особый класс СНС, наилучшим образом подходящий для интеллектуальной обработки визуальных и аудио данных. СНС объединяют в себе 3 архитектурных идеи для достижения инвариантности к сдвигу и искажению исходного изображения: локальные поля восприятия, разделяемые веса и пространственная субдискретизация [5]. СНС состоит из чередующихся слоев свертки и субдискретизации. Поступающее на вход изображение подвергается свертке с некоторым ядром свертки в соответствии с выражением:

$$C\{n\}(i, j) = F \left[\sum_{k=1}^{ks} \sum_{l=1}^{ls} K\{n\}(k, l) \cdot S(i - k, j - l) + B(n) \right], \quad (1)$$

где C – результат свертки (карта признаков), n – номер слоя, i, j – индексы, определяющие положение элемента в карте признаков, F – функция насыщения, обычно задаваемая как сигмоидальная или тангенциальная функция, k, l – индексы определяющие положение элемента в матрице ядра свертки, ks, ls – размеры ядра свертки, K – ядро свертки, S – входное изображение, B – матрица смещений.

Ядро свертки является набором разделяемых весовых коэффициентов. Результатом данной операции является также некоторое изображение, которое называется картой признаков. В зависимости от выбранного ядра свертки, карта признаков будет выделять те или иные характеристики входного изображения. Для наиболее полного выделения характеристик входного изображения используется несколько различных ядер свертки так, что на выходе сверточного слоя получается несколько карт признаков.

За сверточным слоем следует слой усреднения и субдискретизации, который понижает размерность карты признаков, тем самым понижая чувствительность выходов к сдвигам и поворотам.

Такое чередование сверточных и субдискретизирующих слоев приводит к постепенному увеличению количества карт признаков при уменьшении их размерности от слоя к слою.

Выходы сверточной нейронной сети, совместно с данными о текущей траектории подаются на входы классической многосвязной нейронной сети для формирования коэффициентов квадратичной формы.

Выбор количества слоев и нейронов в слоях. Для корректной работы нейросетевого планировщика необходимо правильно выбрать количество слоев и нейронов в слоях для сверточной и классической полностью связной нейронных сетей.

Выбор количества слоев для сверточной сети определяется размерностью входных данных и сложностью искомых характеристик изображения. Так как при субдискретизации изображение уменьшается в два раза по вертикали и по горизонтали, количество слоев пропорционально размерности входного изображения.

Для подбора количества нейронов классической полностью связной нейронной сети предлагается использовать алгоритм OBD (optimal brain damage), который итерационно удаляет нейроны, которые слабо задействованы в вычислительных процессах.

Формирование обучающей выборки. Для обучения нейронной сети в составе планировщика требуется сформировать максимально репрезентативную обучающую выборку. Для этого необходимо определить тип входных и выходных данных, а также рассмотреть все возможные классы ситуаций, в которых может оказаться РВК.

Входными данными для нейронной сети являются два типа информации: изображение от системы технического зрения, представляющее собой матрицу интенсивностей, и коэффициенты квадратичной формы, описывающей желаемую траекторию движения. Выходными данными сети являются коэффициенты квадратичной формы, описывающей скорректированную траекторию движения.

Среди возможных ситуаций, можно выделить следующие:

Ситуация	Выходные значения
Отсутствие препятствий	Соответствует входным значениям
Наличие одного препятствия малого размера	Корректировка траектории в дугу, огибающую препятствие
Наличие большого количества препятствий делающих невозможным огибание препятствия	Корректировка траектории со сменой направления движения

Обучение сети. Для обучения сверточных сетей наилучшим образом подходит стохастическое обучение, методом градиентного спуска. Такой тип обучения имеет ряд преимуществ по сравнению с пакетным обучением. Во-первых стохастическое обучение гораздо быстрее, поскольку не требует вычисления Гессиана для всех обучающих образцов. Во-вторых стохастическое обучение менее подвержено попаданию в локальные минимумы и поэтому зачастую дает лучшие результаты чем пакетное обучение. В третьих стохастическое обучение может использоваться для отслеживания изменений в процессе обучения без необходимости ожидания конца обучения.

Пусть имеется обучающая выборка из m элементов. Пусть также все настраиваемые параметры сети включая веса и смещения представлены в виде вектора $W=[w_1...w_n]$. Общее количество весов и смещений соответственно равно n . Количество выходов сети равно k . Выходы обозначим как $o_{l..k}$. Пусть $D = [d_1...d_k]$ - требуемые значения выборки. Тогда вектор ошибки $e = [e_1...e_k]$, где $e_i = d_i - o_i$. Для среднеквадратичной целевой функции, заданной как:

$$K = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (d_j^i - o_j^i)^2$$

верхний индекс обозначает номер обучающей выборки. Введем также для удобства вектор

$$e = [e_1^1 \dots e_k^1, e_1^2 \dots$$

Учитывая введенные обозначения, Якобиан будет равен

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1^1}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial e_k^1}{\partial w_1} & \frac{\partial e_1^2}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial e_k^m}{\partial w_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_1^1}{\partial w_n} & \dots & \frac{\partial e_k^1}{\partial w_n} & \dots & \dots & \frac{\partial e_k^m}{\partial w_n} \end{bmatrix}$$

тогда градиент можно вычислить как

$$g = J \cdot e = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1^1}{\partial w_1} e_1^1 + \frac{\partial e_2^1}{\partial w_1} e_2^1 + \dots + \frac{\partial e_k^m}{\partial w_1} e_k^m \\ \vdots \\ \frac{\partial e_1^1}{\partial w_n} e_1^1 + \frac{\partial e_2^1}{\partial w_n} e_2^1 + \dots + \frac{\partial e_k^m}{\partial w_n} e_k^m \end{bmatrix}$$

откуда следует, что градиент это вектор-столбец, каждый элемент которого определяет суммарное влияние каждого веса на значение целевой функции.

Моделирование

Для моделирования работы нейросетевого планировщика был синтезирован планировщик, структура которого показана на рисунке 2.

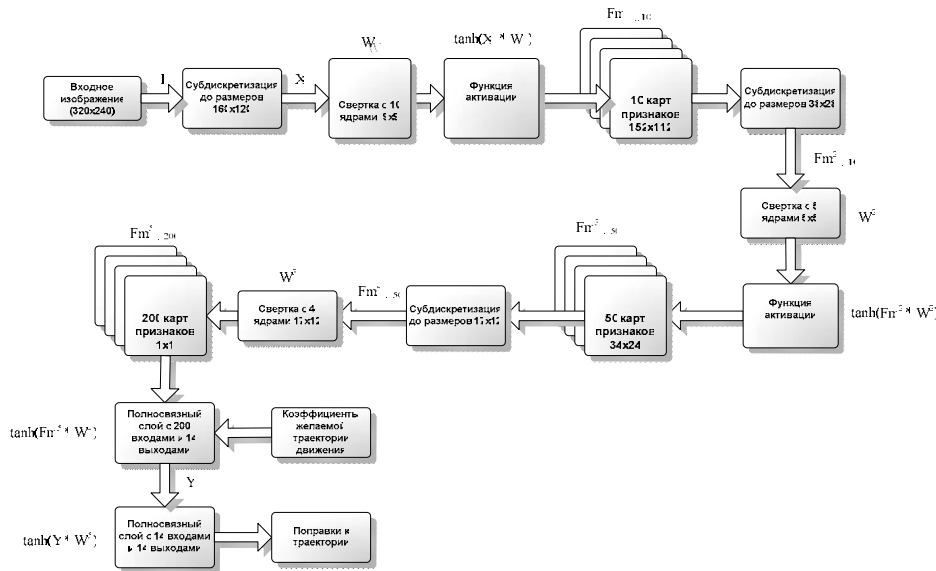


Рис. 2. Структура нейросетевого планировщика перемещений

Данная структура была реализована в среде Матлаб с использованием инструментария создания, обучения и моделирования нейросетевых планировщиков [6]. В качестве обучающей выборки с помощью программного обеспечения по созданию псевдореалистичной трехмерной графики были сформированы видеоизображения ландшафта и препятствий на их фоне.

Задачей планировщика являлось формирование коэффициентов траектории движения к цели находящейся прямо по направлению камеры в обход препятствия. Всего было сформировано 1500 изображений с различным расположением препятствий и элементов ландшафта. Обучающая выборка была построена, используя точные данные о положении объектов и их размеров. Из 1500 элементов, 1000 использовалось для обучения и 500 для тестирования. Процент траекторий, сформированных планировщиком и не отличающихся более чем на 5% по СКО от сформированных на этапе генерации обучающей выборки для тестовой выборки составил 89.3%. Пример тестового изображения и траектория, построенная по сформированным планировщиком коэффициентам, представлены на рисунке 3 (а), (б). На рисунке 3 (б) черный круг представляет собой целевую точку, пунктирная линия – траекторию, сформированную глобальным планировщиком и сплошная линия – траекторию сформированную локальным нейросетевым планировщиком.

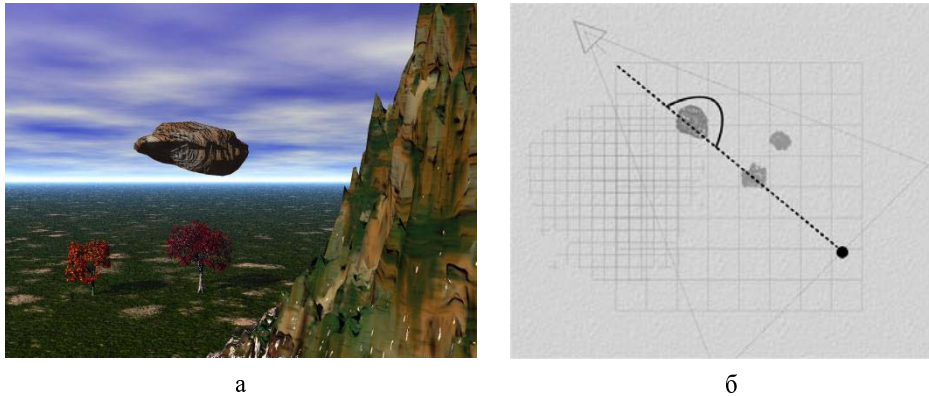


Рис. 3. Результат работы планировщика

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Пилюхов В.Х.* Дирижабли: перспективы использования в робототехнике.//М., «Мехатроника, автоматизация, управление», №5, 2004 г., с. 15-20.
2. *J.P. Laumond.* Robot Motion Planning and Control. Springer-Verlag Telos. 1998, 343 pages
3. *Steven M. LaValle.* Planning Algorithms. Cambridge: Cambridge University Press, 2006. – 1007 pages.
4. *Сиротенко М.Ю., Пилюхов В.Х.* Принципы построения нейросетевых планировщиков перемещений мобильных роботов для априори неформализуемых сред. Известия ЮФУ. Технические науки. Специальный выпуск. Материалы ЛШ научно-технической конференции профессорско-преподавательского состава, аспирантов и сотрудников ТТИ ЮФУ. Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2008. № 1 (78). 277 с. 196-198.
5. *Y. Le Cun and Yoshua Bengio.* Convolutional networks for images, speech, and time series. In Michael A.Arbib, editor, The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, pages 255–258. MITPress, Cambridge, Massachusetts, 1995.
6. *Сиротенко М.Ю.* Использование сверточных нейронных сетей при планировании траекторий движения мобильных роботов. Мобильные роботы и мехатронные системы: Материалы научной школы-конференции (Москва, 23-27 октября 2006 г.). Части 1,2 / Под редакцией академика РАН В.А. Садовниченко. – М.: Изд-во Моск. ун-та, 2006. – С. 174-181.