

УДК 519.711

И.Ш. НЕВЛЮДОВ, А.С. БОНДАРЕНКО

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Украина

**АКТИВНАЯ НАВИГАЦИОННАЯ СИСТЕМА НА БАЗЕ ВИДЕОСЕНСОРА**

Рассмотрено решение задачи навигации автономных мобильных систем с использованием визуальной информации о внешней среде. Предложена активная схема анализа сенсорных данных в условиях априорной неопределенности окружающей среды АМС на основе искусственной нейронной сети.

**активная навигация, видеосенсор, искусственная нейронная сеть****Введение**

Среди имеющихся средств автоматизированного производства существенное место занимают автономные мобильные системы (АМС), представляемые в основном автономными мобильными роботами. Эффективность внедрения подобных систем на производстве и в сфере бытовых услуг зависит от их гибкости. Гибкость АМС непосредственно связана с наличием в их составе развитых рецепторной, навигационной, эффекторной подсистем, а также подсистемы поддержки и принятия решений.

Значительное внимание притягивает задача анализа визуальной информации бортовых видеосенсоров в целях извлечения информации, необходимой в процессе навигации в априорно неопределенном внешнем пространстве. Визуальная информация обладает наибольшей информативностью по сравнению с другими видами сенсорной информации и является достаточной при навигации АМС [1, 2].

**1. Постановка задачи**

Рассмотрим некоторую искусственную или естественную систему  $A$ , взаимодействующую с системой  $R$ . При этом система  $A$  будет проблемной, а  $R$  – активной. Система  $R$  представляет собой технические устройства, входящие в состав АМС, а система  $A$  является внешней средой, в которой функционирует  $R$ . Тогда целью процесса навигации будет принятие решений, связанных с формированием траектории [3], представляющего собой

описание системы  $A$  в виде следующего отображения:

$$S(t) \Rightarrow B(m), \quad (1)$$

где  $S(t)$  – массив данных, регистрируемых видеосенсором;  $t$  – время работы видеосенсора;  $B(m)$  – множество признаков в базе знаний системы  $R$  о системе  $A$ ;  $m$  – мощность множества  $B(m)$ .

Элементы массива  $S(t)$  представляются вектором  $\bar{F}(r, g, b)$ , элементами которого служат значения спектральных характеристик чувствительных элементов фоточувствительной матрицы сенсора ( $r$  – спектр красного,  $g$  – спектр зеленого и  $b$  – спектр синего цветов соответственно). Тогда отображение (1) необходимо представить как проектирование расширенного вектора  $\bar{F}_p = \bar{F}(r, g, b) \cup \bar{F}(x, y)$  на многомерную сферу с формированием оболочек классов интерпретируемых элементов системы  $A$ .

**2. Математическая модель навигации**

Для определения контейнера  $K_n^s$  классов интерпретируемых элементов  $I_n^s$ ,  $n = \overline{1, N}$  системы  $A$  воспользуемся методом цветовой сегментации в сферической модели представления цвета.

Будем рассматривать только те контейнеры, для которых определен их геометрический центр как множество следующих признаков основных геометрических элементов на отображении системы  $A$  в  $S(t)$ :

$$F_u = 1 - \frac{\Delta F}{\Delta F_{\max}}, \quad (2)$$

где  $F_u$  – отдельный цвет;  $\Delta F$  – расстояние между цветами;  $\Delta F_{\max}$  – максимально возможное расстояние между цветами;

$$F_{\text{рег}} = 1 - \frac{|m_{00_0} - m_{00_1}|}{m_{00_0} + m_{00_1}}, \quad (3)$$

где  $F_{\text{рег}}$  – величина региона данного цвета;  $m_{00_0}$  – момент нулевого порядка;  $m_{00_1}$  – момент первого порядка;

$$F_{\text{центр}} = 1 - \frac{\sqrt{(x_{s0} - x_{s1})^2 + (y_{s0} - y_{s1})^2}}{\sqrt{B^2 H^2}}, \quad (4)$$

где  $F_{\text{центр}}$  – центр региона;  $x_{s0}, x_{s1}$  – координаты центральной точки региона;  $B, H$  – ширина и высота региона соответственно;

$$F_{\text{проп}} = 1 - \frac{\left| \frac{a_0}{b_0} - \frac{a_1}{b_1} \right|}{\frac{a_0}{b_0} + \frac{a_1}{b_1}}, \quad (5)$$

где  $F_{\text{проп}}$  – пропорции региона;  $a_i, b_i$  – длины главной и вспомогательной осей ограничивающего эллипса;

$$F_{\text{ориент}} = 1 - \left( \frac{\Delta\Theta}{90} \left( 1 - \frac{2}{\frac{a_0}{b_0} + \frac{a_1}{b_1}} \right) \right), \quad (6)$$

где  $F_{\text{ориент}}$  – ориентация региона;  $\Delta\Theta$  – приращение углов ориентации осей ограничивающего эллипса.

При этом допускается пересечение основных признаков, определенных выражениями (2) – (6), которое соответствует гипотезе нечеткой компактности реализации элементов системы  $A$ .

Условия нечеткого разбиения  $\Xi$  пространства признаков интерпретации элементов системы  $A$  будут иметь вид:

$$\left( \forall I_n^3 \in B^{|\mathcal{N}|} \left[ I_n^3 \neq \emptyset \right]; \quad (7)$$

$$\left( \forall I_k^3 \in B^{|\mathcal{N}|} \left( \forall I_n^3 \in B^{|\mathcal{N}|} \left[ I_k^3 \neq I_n^3 \rightarrow \text{Ker} I_k^3 \cap \text{Ker} I_n^3 = \emptyset \right]; \quad (8)$$

$$\left( \exists I_k^3 \in B^{|\mathcal{N}|} \left( \exists I_n^3 \in B^{|\mathcal{N}|} \left[ I_k^3 \neq I_n^3 \rightarrow I_k^3 \cap I_n^3 \neq \emptyset \right]; \quad (9)$$

$$\bigcup_{I_n^3 \in B^{|\mathcal{N}|}} I_n^3 < \Xi, \quad k, n = \overline{1, N}. \quad (10)$$

Поскольку возможно одновременное появление нескольких объектов на изображении внешнего пространства, то в отличие от работы [3], где вводится магистральный граф, введем в качестве модели процесса навигации нагруженную гибридную сеть вида

$$AN = \{L, \Psi, D, \Omega, M_0\}, \quad (11)$$

где  $L$  – ориентированный биграф;  $\Psi$  – искусственная нейронная сеть;  $D$  – множество описателей меток;  $\Omega$  – нагружающее отображение;  $M_0$  – начальное маркирование сети.

Главной задачей активной навигации будет обучение сети  $AN$  в соответствии с условиями  $\Xi$  для текущего состояния системы  $A$ . Для четкого детерминированного разбиения  $B^{|\mathcal{N}|}$ , для которого мощность равна  $N$ , оператор построения разбиения  $\zeta$  задает отображение  $\zeta : S(t) \rightarrow B^{|\mathcal{N}|}$ . При этом оператор  $\zeta$  представляет целевое значение сети  $\psi$ , которая производит обучение входному вектору  $\bar{E} = \{F_u, F_{\text{рег}}, F_{\text{центр}}, F_{\text{проп}}, F_{\text{ориент}}\}$  контейнеру  $K_n^3$  [4].

Нагружающее отображение  $\Omega$  включает в себя параметры, управляющие системой обзора внешней среды (углами крена, тангажа, рысканья), а также настройкой собственно видеосенсора (разрешение, фокусная длина и т.п.). Кроме того, оно включает в себя действия, производимые системой  $R$  при перемещении в системе  $A$ . При этом множество  $D$  задает действия для переходов в условиях определения в текущее время какого-либо класса элементов системы  $A$ .

Начальное маркирование сети есть решение имеющей место при навигации АМС проблемы старта, т.е. определения стартового состояния на

отображении (1). Иначе, это составление списка текущих видимых объектов внешнего пространства на основе базы знаний системы  $R$ . Моделью также предполагается возможность синхронизации системы  $R$  с другими активными или пассивными системами, которые функционируют в  $A$ , посредством составления биграфа  $L$ , который может представляться как обычной схемой сети Петри, так и сетью Петри с приоритетами.

Рассмотрение процесса навигации проведем при условии, что в системе  $A$  не функционируют другие активные системы, требующие текущей синхронизации действий. Тогда нормализованный вектор  $\bar{E}$  будет представлять собой элементарную интерпретацию некоторого множества  $P$ , связанных критерием цветовой сегментации точек. Множество  $P$  связано с отображением  $B(m)$ , воспринимаемым уровнем множества  $S(t)$  на основе свертки значений отдельных спектральных характеристик:

$$P = \left\{ p_i : \left( \nabla^2 e^{-\frac{1}{2} \frac{x^2+y^2}{\sigma^2}} \right) S(t) \right\}, \quad (12)$$

где  $p_i$  – элемент множества  $P$ ,  $i = \overline{1, U}$ ;  $U$  – мощность множества образуемых регионов;  $\nabla^2$  – оператор Лапласа;  $\sigma^2$  – воспринимаемый уровень.

Этот оператор симметричен относительно центра, что обеспечивает робастность к группе аффинных преобразований в проекционной плоскости видеосенсора. Компенсация группы трехмерных аффинных преобразований производится на этапе обучения сети образованием ядер классов объектов. В соответствии с этим слой сети обучается по принципу «победивший получает все».

В соответствии с условиями  $\Xi$  текущую траекторию передвижения системы  $R$  в системе  $A$  можно определить проведением разделяющей классы объектов контейнера  $K_n^z$  гиперповерхности. Тем самым реализуется принцип относительной навигации, поскольку в момент передвижения известна

единственная разделяющая гиперповерхность. Таким образом, процесс навигации происходит в активном режиме, т.е. в поиске относительных координат на указанной гиперповерхности.

### 3. Особенности реализации

Концепция активной навигационной системы предполагает учет целевых директив, задаваемых при обучении системы. При этом нагруженная сеть, которая описывается выражением (11), включает в себя интерфейс графического интерактивного задания базовых точек траектории передвижения на основе биграфа  $L$ . При этом начальное обучение сети сводится к анализу подсети, представленной биграфом  $L$ , на наличие в ней конфликтных ситуаций. Состояния переходов задают входные параметры для искусственной нейронной сети  $\Psi$ . К таким параметрам относятся и геометрические параметры контейнеров, которыми при обосновании гипотезы компактности реализаций образов в системе  $A$  могут быть параметры гиперсферы: эталонные векторы  $\{t_n\}$ ,  $n = \overline{1, N}$ , вершины которых являются геометрическими центрами соответствующих классов распознавания  $\{I_n^z\}$  и радиусы разделяющих гиперсфер  $\{d_n\}$ , которые в кодовом расстоянии Хемминга определяются выражением

$$d_n = \sum_{i=1}^N (t_{n,i} \oplus \lambda_{n,i}), \quad (13)$$

где  $t_{n,i}$  –  $i$ -ая координата вектора  $x_n \in I_n^z$ ;  $\lambda_{n,i}$  –  $i$ -ая координата некоторого вектора-реализации элемента системы  $A$ , вершина которого принадлежит контейнеру класса  $I_n^z$ .

На этапе обучения производятся процедуры оптимизации параметров обучения, начиная с оптимизации параметров контейнеров. При этом процедуры оптимизации других параметров обучения направлены на приближение контейнера к асимптотическому, что обеспечивает асимптотически максимальную достоверность решений, которые прини-

маются при экзамене системы. Каждая процедура в этой связи требует дополнительного определения базовой процедуры, как унаследованной от старшего объекта.

Назначением базового алгоритма обучения является оптимизация геометрических параметров контейнеров классов интерпретации, которая реализуется операторами контура, введенными на элементах вектора  $E$ . Результирующей информацией для обучения является матрица «элемент – свойство», которая образует множество начальных выборок для соответствующих классов интерпретации.

Начальный алгоритм обучения состоит в составлении, по возможности в графическом интерактивном режиме, матрицы инцидентности для  $L$ , без конфликтов и заикливания, которая служит для дальнейшего нагруженного маркирования сети. Затем формируется массив начального множества  $\{t_{n,i}^j\}$ , элементы которого определяются как

$$t_{n,i}^j = \begin{cases} 1, & \text{если } g_{n,i}^{(j)} \in \delta_{k,i}; \\ 0, & \text{если } g_{n,i}^{(j)} \notin \delta_{k,i}, \end{cases} \quad (14)$$

где  $\delta_{k,i}$  – поле контрольных допусков для  $i$ -го признака.

Следующим этапом является разбиение множества  $\{t_{n,i}^j\}$  на пары ближайших соседей:  $B_n^{[2]} = \langle t_n, t_l \rangle$ , где  $t_l$  – начальный вектор, который имеет минимальное кодовое расстояние до вектора  $t_n$ ,  $n, l = \overline{1, N}$ ,  $n \neq l$ . Оптимизация кодового расстояния  $d_n$  происходит в соответствии с планом обучения

$$d_n(k) = d_n(k-1) + \begin{cases} h, & \text{если } E_n[d(k)] \geq E_n[d(k-1)]; \\ 0, & \text{если иначе,} \end{cases} \quad (15)$$

где  $k$  – переменная количества увеличения радиуса контейнера,  $k \in [0; d(t_n \oplus t_l)]$ ;  $h$  – шаг увеличения,

$$h \in \left\{ 1, 2, \dots, \frac{d(t_n \oplus t_l)}{2} \right\}.$$

Процедура заканчивается нахождением экстремального значения  $E'_n = \max_{\{d\}} E_n$ , где  $d$  – множество радиусов концентрированных гиперсфер.

## Заключение

Активный процесс навигации позволяет при ограниченном начальном векторе элементов определить оптимальную разделяющую гиперповерхность, являющуюся траекторией передвижения системы  $R$  в системе  $A$ . Основное преимущество заключается в сравнительно простом классификаторе элементов, который организовывается в виде процедуры поиска максимума информационного критерия оптимизации асимптотической достоверности интерпретации, которая определяется эффективностью обучения элементарных составляющих системы  $A$ . Предложенный подход очень гибок, поскольку допускает нечеткое задание эталонных элементов, а также пересечение классов интерпретации.

## Литература

1. Хорн Б.К.П. Зрение роботов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 384 с.
2. Abmayar W. Einführung in die digitale Bildverarbeitung. Teubner Verlag, Stuttgart, 1994. – 242 с.
3. Кирильченко А.А. О представлении информационно-двигательного взаимодействия мобильного робота со средой на основе отношения видимости: Препр. № 235. – М.: Ин-т прикл. матем. им. М.В. Келдыша АН СССР, 1987. – 70 с.
4. Невлюдов И.Ш. Топология нейронной сети при идентификации трехмерных объектов // Авіаційно-космічна техніка і технологія. – 2003. – Вип. 3, № 38. – С. 124 – 134.

Поступила в редакцию 11.03.2004

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. Н.В. Замерец, ГП НИТИП Национального космического агентства Украины, Харьков.