

**ИНФОРМАТИКА**

УДК 681.5.015

**СИНТЕЗ КОНФИГУРАЦИОННОГО ПРОСТРАНСТВА  
РОБОТОВ-МАНИПУЛЯТОРОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

А.П. ПАШКЕВИЧ, М.М. КОЖЕВНИКОВ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
П. Бровка, 6, Минск, 220013, Беларусь**Поступила в редакцию 7 мая 2003*

Предложен метод синтеза конфигурационного пространства для робота-манипулятора на основе нейросетевой модели столкновений. Разработаны модификация нейронной сети типа RBFN и алгоритм ее обучения. Эффективность подхода подтверждается примерами практического применения при программировании роботизированных технологических комплексов сварки для автомобильной промышленности.

*Ключевые слова:* робот, конфигурационное пространство, нейронные сети.

**Введение**

Эффективное внедрение и эксплуатация роботизированных технологических комплексов (РТК) сборки и сварки тесно связаны с созданием систем автономного программирования на основе геометрических моделей всех элементов РТК. При генерации управляющих программ в такой системе возникает необходимость синтеза свободной от столкновения с препятствиями траектории робота-манипулятора [4]. Эта задача может быть эффективно решена в конфигурационном пространстве, которое задается в виде дискретной карты. Каждому узлу такой карты ставится в соответствие определенная конфигурация робота, а искомая траектория находится путем решения задачи оптимизации на множестве этих узлов.

Традиционно конфигурационное пространство робота-манипулятора рассчитывается алгебраически. Чтобы упростить расчет конфигураций, при которых происходит столкновение манипулятора с препятствиями, эти препятствия и звенья манипулятора аппроксимируются простыми многоугольными объектами [4–6]. Основные недостатки таких алгоритмов связаны с низкой точностью, а также с тем, что время преобразования растет экспоненциально с числом степеней свободы манипулятора. Альтернативный подход к решению этой задачи, основанный на численных процедурах, предложен в работе [7]. Он позволяет эффективно синтезировать конфигурационное пространство для избыточных плоских манипуляторов, имеющих вращательные либо призматические сочленения. Однако для более сложных задач наиболее перспективным является представление модели столкновения в виде нейронной сети, которое позволяет существенно снизить затраты памяти, а также обеспечить высокое быстродействие [1]. В известных работах [2, 3] эффективность нейросетевой модели столкновения исследовалась для узкого класса манипуляторов, оси сочленений которых параллельны, что не включает большинство важных для практики случаев (промышленных манипуляторов типа *PUMA*, *KUKA*, например). Поэтому в данной работе предложен численный метод синтеза конфигурационного пространства роботов-манипуляторов для более общего случая, охватывающего типовые конструктивные решения, применяемые в промышленности.

Предлагаемый подход основан на последовательном построении следующих моделей:

- 1) нейросетевой модели столкновений робота на основе его трехмерной CAD модели;
- 2) векторной модели рабочего пространства на основе CAD моделей препятствий;
- 3) сопряженной векторной модели препятствий;
- 4) дискретной модели конфигурационного пространства робота на основе сопряженной векторной модели и модели столкновений.

Модель конфигурационного пространства, полученная в соответствии с этим методом, позволяет учесть реальную форму звеньев манипулятора, технологического инструмента и препятствий и реализовать быстрое преобразование препятствий сложной формы в конфигурационное пространство.

### Постановка задачи

Полное конфигурационное пространство робота  $M$  задается в виде множества его возможных конфигураций, включая те, при которых имеет место столкновение  $M$  с препятствиями  $B_j$ . Конфигурации, для которых не удовлетворяется соотношение  $M \cap B_j = \emptyset$ , определяют области  $C$ -препятствий в полном конфигурационном пространстве. Если  $B_j$  статичны, то  $C$ -препятствия вследствие столкновений  $M$  с  $B_j$  задаются следующим образом:

$$CO_M(B_j) = \{q \in C_{spaceM} \mid (M)_q \cap B_j \neq \emptyset\}, \quad (1)$$

где  $q \in R^n$  — точка в  $n$ -мерном конфигурационном пространстве  $C_{spaceM}$  робота  $M$ ;  $(M)_q$  — робот  $M$  в конфигурации  $q$ .

Используя принятые обозначения, задача синтеза конфигурационного пространства может быть сформулирована следующим образом: *Для заданных геометрических моделей объектов  $M$  и  $B_j$  (манипулятора и препятствий соответственно) определить множество  $CO_M(B_j)$ , описывающее границы  $C$ -препятствий в соответствии с выражением (1).*

### Синтез модели столкновений

Рассмотрим трехмерную модель манипулятора  $M$  с поворотными сочленениями (рис. 1,а), для которой вектор  $\mathbf{P}_{nvb} = [x_n \ y_n \ z_n]^T$  определяет положение несмещенной виртуальной базы [8] для подмодели  $S^2$  при  $q_1 = \alpha$ , а векторы  $\mathbf{K} = [x_k \ y_k \ z_k]^T$  и  $\mathbf{\sigma} = [x_\sigma \ y_\sigma \ z_\sigma]^T$  задаются на основе геометрических параметров манипулятора. Если углы в сочленениях  $g_4, g_5, g_6$  зафиксированы, то столкновение манипулятора с препятствием  $B$  можно описать некоторым множеством углов  $q_1, q_2, q_3$  в сочленениях  $g_1, g_2, g_3$  соответственно. Необходимо отметить, что оси сочленений  $g_2, g_3$  не параллельны оси сочленения  $g_1$ , что существенно отличает рассматриваемую задачу от известных [1, 7]. В такой модели манипулятора выделим две подмодели. Первая из них  $S^1$  состоит из звеньев  $K_1$  и  $L_1$ , причем  $K_1$  включает в себя звено  $l_1$ , а  $L^1$  включают звенья  $l_2, l_3$  при фиксированном значении угла в сочленении  $g_3$  (рис. 1,б).

Для этой подмодели столкновение робота  $M$  с примитивом  $T$ , расположенным на расстоянии  $d_{nvb}$  от точки  $\mathbf{P}_{nvb}$ , характеризуется парой централизованных углов  $Q_1^{(1)}, Q_1^{(2)}$ . Значения этих углов не зависят от угла  $\alpha$ , определяющего угловое положение примитива относительно оси  $Z$ . Вторая подмодель  $S^2$  образована звеньями  $K^2$  и  $L^2$  (состоящими из  $l_2$  и  $l_3$  соответственно) при  $q_1 = 0$ . Для этой подмодели столкновение  $M$  с примитивом, расположенным на расстоянии  $d_{nvb}$  от точки  $\mathbf{P}_{nvb}$ , будет определяться углом  $Q_2^{(0)}$  и соответствующей ему парой углов  $Q_3^{(1)}, Q_3^{(2)}$ , причем эти углы не зависят от значения угла  $\alpha_{q_2}$ , определяющего угловое положение примитива относительно оси  $X$ .

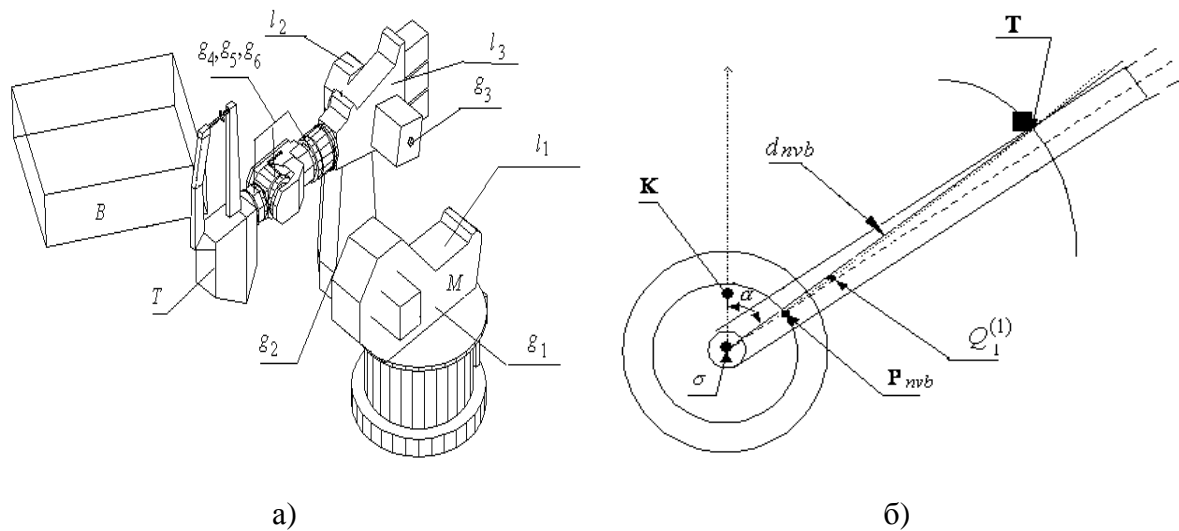


Рис. 1. Манипулятор KR125 и препятствия в его рабочем пространстве

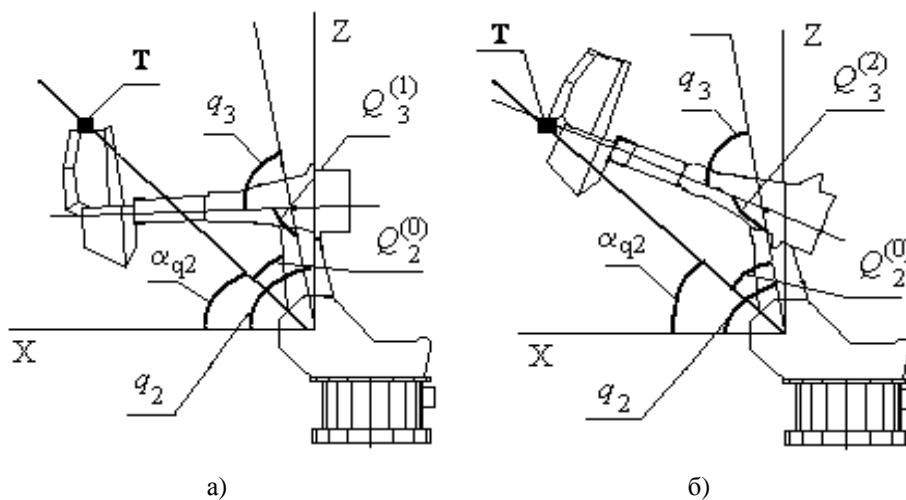


Рис. 2. Проекция манипулятора на плоскость XOY

Тогда модель столкновений робота-манипулятора можно определить как векторную функцию  $\mathbf{f}_Q(d_{nvb})$ , реализующую преобразование вида

$$Q = \mathbf{f}_Q(d_{nvb}), Q = \{Q_1, Q_2, \dots, Q_n | Q_i \in R^3\}, \quad (2)$$

где  $Q$  — множество централизованных конфигураций, задающих столкновения между манипулятором и примитивом  $T$ , расположенным на расстоянии  $d_{nvb}$  от несмещенной виртуальной базы  $P_{nvb}$ . Сопряженная векторная модель находится путем выполнения преобразований вида

$$d_{nvb} = f_{d_{nvb}}(\sigma, T, K, \alpha), \quad \alpha = f_\alpha(\sigma, T), \quad \alpha_{q_2} = f_{\alpha_{q_2}}(\sigma, T, K, \alpha) \quad (3)$$

для каждого примитива, задающего геометрическую модель препятствия.

Необходимо отметить, что аналитический расчет модели столкновения вида (2) для сборочно-сварочных манипуляторов представляет значительную трудность вследствие сложной геометрической формы звеньев, а также технологического инструмента. Поэтому в данной работе предлагается численная процедура решения данной задачи, которая включает следующие этапы: 1) генерацию трехмерных  $S$ -пространственных структур на основе CAD модели робота; 2) нейросетевую аппроксимацию трехмерных  $S$ -пространственных структур.

Исходя из принятой модели столкновений (2), определим трехмерную  $C$ -пространственную структуру как множество централизованных углов  $Q_1, Q_2, Q_3$ , задающих столкновения между примитивом, расположенным на расстоянии  $d_{nvb} = \text{const}$  от несмещенной виртуальной базы  $P_{nvb}$ . Такой подход позволяет рассматривать трехмерную  $C$ -пространственную структуру как объединение плоских профилей, поэтому предлагаемый алгоритм генерации трехмерных  $C$ -пространственных структур на основе трехмерных CAD моделей манипулятора и примитива включает формирование следующих множеств:

- профилей  $C$ -пространственных структур при фиксированных значениях  $Q_2, Q_3$ ;
- профилей  $C$ -пространственных структур при фиксированном значении  $Q_1$ ;
- полных  $C$ -пространственных структур из полученных плоских профилей.

Примеры  $C$ -пространственных структур для промышленного манипулятора  $KR125$ , полученных в соответствии с этим подходом, приведены на рис. 3.

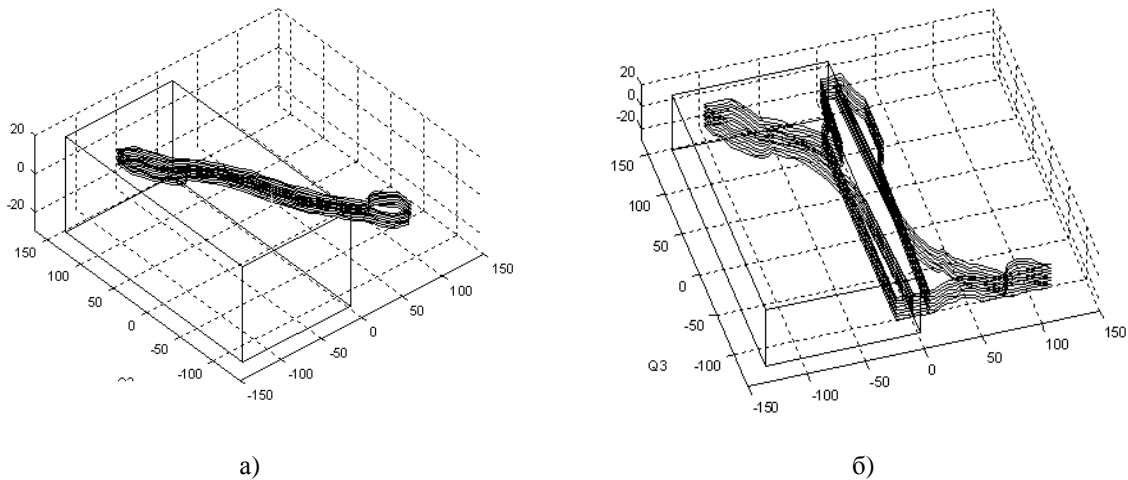


Рис. 3. Трехмерные  $C$ -пространственные структуры для манипулятора  $KR125$

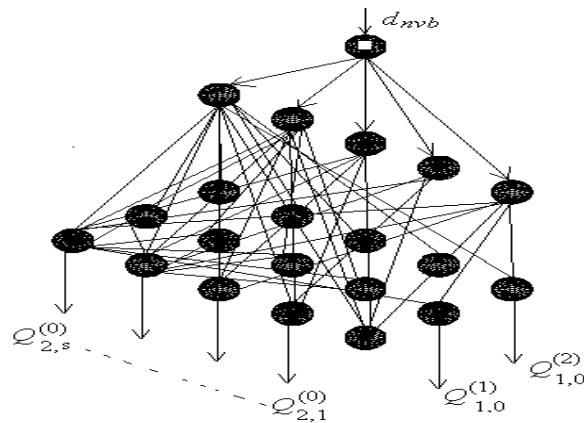


Рис. 4. Нейронная сеть для аппроксимации  $C$ -пространственных структур

Для аппроксимации полученных  $C$ -пространственных структур в данной работе предлагается использовать двухслойную нейронную сеть типа  $RBFN$  (*Radial Basis Function Networks*) [1]. Эта сеть представляет собой двухслойную структуру, выходы узлов второго слоя которой формируются как линейная комбинация выходов базисных функций скрытого слоя:

$$Q_{m,s}^{(a)} = \sum_{k=1}^{k'} w_{m,s,k}^{(a)} f_k(d_{nvb} - c_k), \quad (4)$$

где  $Q_{l,0}^{(a)}$  — значения централизованных углов, описывающих плоский профиль  $C$ -пространственной структуры относительно параметров  $Q_2, Q_3$  при  $a \in \{1,2\}$ ;  $Q_{m,s}^{(a)}$  — значения централизованных углов, описывающих плоский профиль  $C$ -пространственной структуры относительно параметра  $Q_l$  в дискретных точках  $s \in \{1, \dots, s'\}$  с разрешением  $s'$  при  $m \in \{2,3\}$ ,  $a \in \{0,1,2\}$ ;  $w_{m,s,k}^{(a)}$  и  $c_k$  — веса в выходном и скрытом слоях соответственно;  $f_k$  — функция активации нейронов скрытого слоя.

Для активации нейронов скрытого слоя использована радиальная функция вида

$$f_k(x) = \begin{cases} -|\sigma_{l,k}^{-1} \cdot x| + I, & \text{если } -\sigma_{l,k} \leq x \leq 0, \\ -|\sigma_{r,k}^{-1} \cdot x| + I, & \text{если } 0 < x \leq \sigma_{r,k}, \\ 0, & \text{если } x < -\sigma_{l,k} \text{ или } x > \sigma_{r,k}, \end{cases} \quad (5)$$

где  $\sigma_{l,k} = c_k - c_{k-1}$ ;  $\sigma_{r,k} = c_{k+1} - c_k$ .

Предлагаемая в данной работе модификация алгоритма обучения *RBFN* сети включает следующие шаги:

формирование скрытого слоя сети с малым количеством нейронов  $k'=7-8$  (входное пространство имеет малое разрешение);

настройку весов выходного слоя, исходя из критерия минимизации квадрата отклонения на каждом выходном узле:

$$J(w_{m,s,k}^{(a)}) = \min_{w_{m,s,k}} \{ \Delta_{m,1}^{(a)}, \Delta_{m,2}^{(a)} \dots \Delta_{m,s'}^{(a)} \}, \quad a = \overline{0,2}, \quad m = \overline{1,3}, \quad k = \overline{1,k'}, \quad s = \overline{1,s'} \quad (6)$$

при

$$\Delta_{m,s}^{(a)} = \sum_{i=1}^p (Q_{m,s,i}^{(a)} - Q_{m,s}^{(a)}(x_i))^2, \quad (7)$$

где  $x_i = d_{nvb} - c_k$ ;

расчет интерполяционной ошибки сети для значений  $d_{nvb}$ , которые использовались для обучения;

если интерполяционная ошибка сети выше заданного порога  $T$ , то количество нейронов в скрытом слое сети увеличивается (т.е. повышается разрешение входного пространства).

Шаги 2–4 повторяются до тех пор, пока интерполяционная ошибка в сети не станет ниже заданного порога  $T$ .

Оптимальный вектор весов скрытого слоя, при котором величина ошибки аппроксимации на узле, минимальна, находится из уравнения

$$\frac{\partial \Delta_{m,s}^{(a)}}{\partial w_{m,s,k}^{(a)}} = 2 \sum_{i=1}^p (Q_{m,s,i}^{(a)} - Q_{m,s}^{(a)}(x_i)) \frac{\partial Q_{m,s}^{(a)}(x_i)}{\partial w_{m,s,k}^{(a)}} = 0, \quad (8)$$

решение которого на обучающем множестве  $\{x_i, Q_{m,s,p}^{(a)}\}_{i=1}^p$  определяется из соотношения:

$$\mathbf{w} = (\mathbf{F}^T \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{Q}, \quad (9)$$

где  $\mathbf{F}$  — план-матрица сети [8, 9]. Расчет оптимального весового вектора в соответствии с соотношением (9) проводится для каждого выходного узла. Необходимо отметить, что этот алгоритм позволяет осуществить обучение сети при невысокой размерности обучающего множества.

## Преобразование препятствий в конфигурационное пространство

Предложенная модель столкновений далее используется для преобразования препятствий в конфигурационное пространство. Модель препятствий задается в виде  $W_B = \bigcup_{j=1}^p \mathbf{T}_j$ , где  $\mathbf{T}_j = [x_j \ x_2 \ x_3]^T$  — векторы, задающие положение примитивов, образующих препятствие в мировой системе координат ( $j=1\dots p$ ). Эта модель используется для генерации сопряженной векторной модели:

$$\tilde{D}^{\Delta} = \{d_{nvb1}, d_{nvb2}, \dots, d_{nvbN'} \mid d_{nvbN} \in [d^- \ d^+]\}, \quad (10)$$

$$\tilde{\alpha}^{\Delta} = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{N'} \mid \alpha_N \in [\alpha^- \ \alpha^+]\}, \quad (11)$$

$$\tilde{\alpha}_{q_2}^{\Delta} = \{\alpha_{q_2,1}, \alpha_{q_2,2}, \dots, \alpha_{q_2,N'} \mid \alpha_{q_2,N} \in [\alpha_{q_2}^- \ \alpha_{q_2}^+]\}, \quad (12)$$

На первом шаге генерации фактического конфигурационного пространства реализуется последовательный расчет  $Q_{m,s}^{(a)}$  на основе нейросетевой модели (4) для каждого элемента множества  $\tilde{D}$ . На втором шаге определяются координаты  $q_1$  точек на границе  $C$ -препятствий:

$$q_1^{\Delta} = \{q_{1,0,1}^{(a)}, q_{1,0,2}^{(a)}, \dots, q_{1,0,N'}^{(a)}\}, \ a = \overline{1,2}, \ q_{1,0,N}^{(a)} = Q_{1,0}^{(a)} + \alpha_N. \quad (13)$$

Каждый полученный таким образом диапазон изменения  $q_1$  дискретизируется с шагом  $q_{1,0,N} \in [q_{1,0,N}^{(1)} \ q_{1,0,N}^{(2)}]$  и для каждого дискретного значения угла в диапазоне  $q_1 \in [q_{1,0,N}^{(1)} \ q_{1,0,N}^{(2)}]$  определяются координаты  $q_2, q_3$  точек на границе  $C$ -препятствий:

$$\hat{q}_2^{\Delta} = \{q_{m,s,1}^{(a)}, q_{m,s,2}^{(a)}, \dots, q_{m,s,N'}^{(a)}\}, \ a = \overline{0,2}, \ m = 2, \ s = \overline{1,s'}, \ q_{m,s}^{(a)} = Q_{m,s}^{(a)} + \alpha_{q_2,N}, \quad (14)$$

$$\hat{q}_3^{\Delta} = \{q_{m,s,1}^{(a)}, q_{m,s,2}^{(a)}, \dots, q_{m,s,N'}^{(a)}\}, \ a = \overline{0,2}, \ m = 3, \ s = \overline{1,s'}, \ q_{m,s}^{(a)} = Q_{m,s}^{(a)}. \quad (15)$$

Следует отметить, что предложенный подход позволяет учесть сложную геометрию технологической оснастки, а также конструкций, используемых в сборочно-сварочных производствах. Эти достоинства позволяют применить разработанные алгоритмы для решения задачи синтеза конфигурационного пространства сборочно-сварочных роботов.

## Применение предложенного алгоритма

Эффективность разработанных алгоритмов синтеза трехмерного конфигурационного пространства исследована экспериментально с использованием подсистемы аналитического программирования САПР *ROBOMAX*. Объектом исследования являлась модель РТК, включающая манипулятор *KR125*, оснащенный сварочными клещами, элементы кабины автомобиля Газель и технологическую оснастку. В качестве препятствия в данном случае рассматриваются сварная конструкция, технологическая оснастка, а также кондукторная плита. На основе трехмерных САД моделей указанных элементов сформирована векторная модель препятствия, задаваемая как множество из 400 точек. Для формирования сопряженной векторной модели препятствия были использованы только те примитивы, которые попадают в рабочую зону манипулятора при данной компоновке ячейки. Таким образом, получена модель, имеющая размерность  $N'=296$ . Далее, с использованием нейросетевой модели столкновения для робота манипулятора *KR125*, построено трехмерное конфигурационное пространство (рис. 5,а).

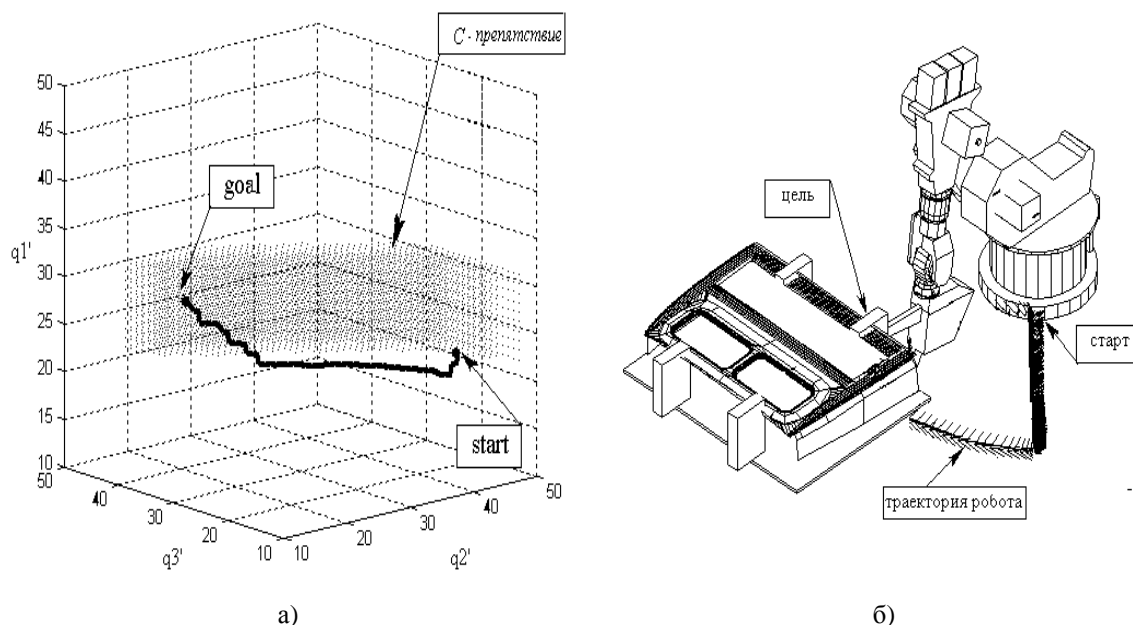


Рис. 5. Свободная от столкновений траектория в дискретном конфигурационном пространстве робота *KR125* и соответствующая ей траектория в рабочем пространстве

В процессе исследования полученная модель трехмерного конфигурационного пространства была использована для определения последовательности конфигураций, реализующих свободную от столкновения траекторию между стартовой и целевой локациями робота. На основе этих последовательностей сформированы технологические программы на языке программирования робота *SRCL (Siemens Robot Control Language)*. Тестирование программ в подсистеме автономного программирования САПР *ROBOMAX* показало, что они обеспечивают свободное от столкновения движение манипулятора. Траектории, полученные для точечного объекта в трехмерном конфигурационном пространстве, и соответствующие им траектории манипулятора в рабочем пространстве изображены на рис. 5. Таким образом, анализ результатов данных экспериментов показывает, что синтезированная модель трехмерного конфигурационного пространства корректна и позволяют реализовать искомые движения манипулятора в его рабочем пространстве.

### Заключение

В данной работе предложен эффективный алгоритм синтеза трехмерного конфигурационного пространства для сборочно-сварочных манипуляторов. В отличие от известных процедур, он позволяет учесть реальную форму звеньев манипулятора, форму технологического инструмента и препятствий, что является актуальным для РТК сборки/сварки. Первый шаг разработанного алгоритма основан на построении нейросетевой модели столкновения для робота и сопряженной векторной модели препятствий. Далее на основе этих моделей реализуется преобразование препятствий в трехмерное конфигурационное пространство. Экспериментальная проверка предложенного алгоритма синтеза в САПР *ROBOMAX* показала, что он позволяет реализовать корректную трехмерную модель конфигурационного пространства сборочно-сварочного робота.

# CONFIGURATION SPACE SYNTHESSES FOR ROBOTIC MANIPULATORS ON THE BASE OF NEURAL NETWORKS

A.P. PASHKEVICH, M.M. KAZHEUNIKAU

## Abstract

The paper deals with configuration space syntheses for robotic manipulators. A new efficient method is proposed that is based on a neural network collision model. To generate the collision model, a modification of the Radial Basis Function Network (RBFN) is used, which is trained applying the developed algorithm. The method has been successfully applied to design of robotics manufacturing cells for automotive industry.

## Литература

1. *Althoefer K.* Neuro-Fuzzy Motion Planning for Robotic Manipulators: PhD thesis.-Dept. Of Electronic and Electrical Eng., Kings's College. London, University of London, 1996.
2. *Bonarini A., Fiorellato F.* // Proceedings of the Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference, 2001. P. 235–1240.
3. *Curto B., Moreno V., Blanco F.J.* // IEEE Transactions on Robotics and Automation. 2002. Vol. 18(1). P. 24–31.
4. *Latombe J.-K.* Robot Motion Planning. Kluwer Academic, Boston, MA, USA, 1991.
5. *Gupta K., Guo Z.* // Proceedings of IEEE Conference of Robotics and Automation. 1992. P. 120–135.
6. *Hwang Y.K.* // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 1991. P. 298–303.
7. *Newman W.S., Branicky M.S.* // The International Journal of Robotic Research. 1991. Vol.10, N 6. P. 50–72.
8. *Pashkevich A., Ruano A., Kazheunikau M.* // Proceedings of the 5th Portuguese Conference on Automatic Control (Controlo 2002). Universidade de Aveiro, Portugal, 2002. P. 195–200.
9. *Pashkevich A. Kazheunikau M.* // Internationales wissenschaftliches colloquium. Technische Universitat Ilmenau (Thur.), 2002. P. 349–350.