

**Автоматизированное проектирование маршрутов
посредством генетического программирования**

Автор: Пушкарева Галина Витальевна – Российская Федерация, г. Новосибирск, Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики, доцент

Author: Pushkaryova Galina Vitalyevna – Russian Federation, Novosibirsk, Siberian state University of telecommunications and Informatics, docent

Аннотация: В настоящей работе рассматривается реализация автоматизированного проектирования маршрутов посредством генетического программирования. Задача связана с трудоемким и сложным процессом генерации управляющих программ для станков ЧПУ термической резки металла. Представлены математическая модель задачи маршрутизации для обхода геометрических объектов с внутренними контурами и гибридный генетический алгоритм для осуществления поиска эффективной траектории посредством объединения методологии генетического программирования с традиционными вычислительно-поисковыми процедурами. Создано программное обеспечение для САПР, взаимодействующее с графической базой данных систем. Полученные результаты проведенного исследования позволяют предложить эффективный алгоритм, основанный на бионических принципах, для решения широкого класса задач дискретно-непрерывной структуры.

Annotation: In this paper, I consider the implementation of automated design of routes using genetic programming. The task is related to the time-consuming and complex process of generating control programs for CNC machines for thermal metal cutting. A mathematical model of the routing problem for traversing geometric objects with internal contours and a hybrid genetic algorithm for searching for an effective trajectory by combining the methodology of genetic programming with traditional computational search procedures are presented. CAD software was created that interacts with the graphical database of systems. The results of this study allow us to propose an effective algorithm based on bionic principles for solving a wide class of discrete-continuous structure problems.

Ключевые слова: генетическое программирование, проектирование маршрутов, интеллектуализация в САПР, бионические принципы, гибридный генетический алгоритм

Keywords: genetic programming, route design, intellectualization in CAD, bionic principles, hybrid genetic algorithm

Решаемая задача заключается в автоматизации проектирования оптимальных траекторий замкнутых маршрутов в двумерной области, заданной технологической картой раскроя. Конфигурацию плана раскроя образуют внутренние и внешние контуры вырезаемых деталей, представленные полилиниями на чертеже. Траектория проектируемого маршрута должна проходить через каждую полилинию ровно один раз, начинаясь и заканчиваясь в начале координатной системы. Оптимальный маршрут должен

иметь минимальную длину среди множества возможных маршрутов. Траектория оптимального маршрута составляет результат проектирования — оптимальное проектное решение. Особенность и сложность задачи заключается в том, что задача имеет дискретно-непрерывную структуру.

Имеется множество деталей, состоящих из внутренних и внешних контуров. Каждый контур имеет начальную точку вырезки (x_i, y_i) , принадлежащую i -му контуру ($i=1, 2, \dots, n$). Обозначим расстояние между начальными точками вырезки i -го и j -го контуров через L_{ij} ($i, j=0, 1, \dots, n$). Причём, равенство нулю индекса i (или j) означает соответствие началу координатной системы, т. е. точке $(0, 0)$. Необходимо найти кратчайший маршрут k^* из множества K допустимых маршрутов $k=(i_1, i_2, \dots, i_n)$, где (i_1, i_2, \dots, i_n) — произвольная перестановка чисел $1, 2, \dots, n$. Задача принимает вид

$$F(k^*) = \min \left(L_{0i_1}(x_{i_1}, y_{i_1}) + \sum_{j=1}^{n-1} L_{i_j i_{j+1}}(x_{i_j}, y_{i_j}, x_{i_{j+1}}, y_{i_{j+1}}) + L_{i_n 0}(x_{i_n}, y_{i_n}) \right)$$

Контурные вырезаемых деталей — это геометрические объекты, являющиеся совокупностями отрезков прямых и дуг окружностей. В системе AutoCAD данные геометрические объекты представляются полилиниями. В частном случае контурные вырезаемых деталей могут быть представлены окружностями.

Для определённой технологической карты раскроя контурные вырезаемых деталей можно описать аналитически в виде совокупности параметрических уравнений:

$$x_i = a_i + r_i \cos t_i, \quad y_i = b_i + r_i \sin t_i,$$

где $0 \leq i \leq m-1$ (m — количество окружностей), $0 \leq t_i < 2\pi$, a_i, b_i — координаты центра i -ой окружности, r_i — радиус i -ой окружности;

$$x_{ij} = x_{ij1} + (x_{ij2} - x_{ij1}) t_{ij}, \quad y_{ij} = y_{ij1} + (y_{ij2} - y_{ij1}) t_{ij},$$

где $m \leq i \leq m+n-1$ (m — количество окружностей и n — количество полилиний), $0 \leq j \leq p-1$ (p_i — количество отрезков в i -ой полилинии), $0 \leq t_{ij} \leq 1$, x_{ij1}, y_{ij1} и x_{ij2}, y_{ij2} — координаты конечных точек j -го отрезка i -ой полилинии;

$$x_{ij} = a_{ij} + (x_{ij1} - a_{ij}) \cos t_{ij} - (y_{ij1} - b_{ij}) \sin t_{ij},$$

$$y_{ij} = b_{ij} + (y_{ij1} - b_{ij}) \cos t_{ij} + (x_{ij1} - a_{ij}) \sin t_{ij},$$

где $m \leq i \leq m+n-1$ (m — количество окружностей и n — количество полилиний), $p_i \leq j \leq p_i + d_i - 1$ (p_i — количество отрезков в i -ой полилинии и d_i — количество дуг в i -ой полилинии), $0 \leq t_{ij} \leq \varphi_{ij}$ при $\varphi_{ij} > 0$ и $\varphi_{ij} \leq t_{ij} \leq 0$ при $\varphi_{ij} < 0$ (φ_{ij} — угол стянутого дугового сегмента и $\varphi_{ij} = 4 \arctg k_{ij}$, где k_{ij} — кривизна этого сегмента), x_{ij1}, y_{ij1} и x_{ij2}, y_{ij2} — координаты концов j -ой дуги i -ой полилинии, a_{ij}, b_{ij} — координаты центра j -ой дуги i -ой полилинии, определяемые следующим образом:

$$a_{ij} = \frac{(x_{j1} + x_{j2})(1 - \cos \varphi_{ij}) - (y_{j2} - y_{j1}) \sin \varphi_{ij}}{2(1 - \cos \varphi_{ij})},$$

$$b_{ij} = \frac{(y_{j1} + y_{j2})(1 - \cos \varphi_{ij}) + (x_{j2} - x_{j1}) \sin \varphi_{ij}}{2(1 - \cos \varphi_{ij})}.$$

Координаты вершин и кривизна участков полилиний, координаты центров и радиусы окружностей содержатся в подсписках с соответствующими кодами в графической базе данных чертежа [1-3].

При формировании порядка обработки контуров деталей важным является то, что внешний контур детали обрабатывается только после того, как обработаны все ее внутренние контуры.

Для реализации этого ограничения формируется матрица структуры технологической карты раскроя $V_{n \times n} = (v_{ij})_{n \times n}$, где n — количество контуров деталей ($i, j = 0, 1, 2, \dots, n-1$). Элемент матрицы $v_{ij} = 1$, если i -ый контур принадлежит внутренней области j -го контура, иначе $v_{ij} = 0$. Любое решение данной задачи должно соответствовать сформированной матрице $V_{n \times n}$, то есть в случае $v_{ij} = 1$ необходимо, чтобы i -ый контур вырезался ранее j -го контура.

Метод решения задачи маршрутизации

Для приближенного поиска оптимальной топологии обхода плана раскроя могут быть применены различные эвристические методы поиска решения. Наилучшее приближение для конкретных исходных данных (конкретной карты раскроя) может быть найдено путем последовательного применения различных эвристических методов, используя для сравнительной оценки качества приближения длину полученного маршрута. Наиболее популярны три следующих эвристических алгоритма решения сформулированной задачи [4]: 1) метод ближайшего соседа (Nearest Neighbor); 2) метод включения ближайшего города (Nearest Town); 3) метод самого дешевого включения (Most Cheap Inclusion).

Эвристические методы перечислены в порядке улучшения верхней оценки качества приближенного решения и, соответственно, увеличения вычислительной трудоемкости. Алгоритмы этой группы в метрическом пространстве имеют относительную погрешность 2 и время работы $O(n^2)$, где n — число пунктов обхода плана [5].

Однако методы 1 и 3 мало эффективны для сложных карт раскроя, а метод 2 не учитывает дискретно-непрерывную структуру задачи.

При применении известных методов комбинаторной оптимизации необходимо учитывать дискретно-непрерывную структуру рассматриваемой задачи, что приводит к построению комбинированных алгоритмов. Для нахождения приближенного решения задачи в работе было решено использовать гибридный генетический алгоритм.

Впервые методология моделирования эволюции, основанная на аналогии процессов натуральной селекции в биологии, была применена Холландом в 1975г. к искусственным системам [6]. Использование данного метода обусловлено хорошими результатами, полученными зарубежными учеными при решении различных задач из области САПР [7], и простотой идеи метода, позволяющей сосредоточиться на его эффективной реализации.

Генетические алгоритмы, являясь одной из парадигм эволюционных вычислений, представляют собой алгоритмы поиска, построенные на принципах, сходных с принципами естественного отбора и генетики [8,9]. Они объединяют в себе принцип выживания наиболее перспективных особей-решений и обмен информацией, в котором присутствует элемент случайности, и который моделирует природные

процессы наследования и мутации. Преимущества генетических алгоритмов становятся более очевидными, если рассмотреть основные их отличия от традиционных методов [10]:

1) Генетические алгоритмы работают с кодами, в которых представлен набор параметров, напрямую зависящих от аргументов целевой функции. Причем интерпретация этих кодов происходит только перед началом работы алгоритма и после завершения его работы для получения результата.

2) Для поиска генетический алгоритм использует несколько точек поискового пространства одновременно, а не переходит от точки к точке, как это делается в традиционных методах. Это позволяет преодолеть один из их недостатков - опасность попадания в локальный экстремум целевой функции, если она не является унимодальной.

3) Генетические алгоритмы в процессе работы не используют никакой дополнительной информации, что повышает скорость работы. Единственной используемой информацией может быть область допустимых значений параметров и целевой функции.

4) Генетический алгоритм использует как вероятностные правила для порождения новых точек анализа, так и детерминированные правила для перехода от одних точек к другим. Одновременное использование элементов случайности и детерминированности дает значительно больший эффект, чем раздельное.

Общая схема гибридного генетического алгоритма для решения задачи маршрутизации

В гибридном генетическом алгоритме начальная популяция формируется случайным образом. Для увеличения скорости сходимости генетического алгоритма в неё включается хромосома, описывающая путь по "жадному" алгоритму. Для рассматриваемой задачи хромосома описывает порядок вырезания контуров деталей с указанием координат начала вырезки каждого контура, поэтому имеет дискретно-непрерывную структуру. Для хромосомы вычисляется целевая функция $F(k)$, называемая эволюционной, где k - маршрут, описываемый хромосомой. В данном случае целевая функция представляет собой длину траектории движения режущего инструмента. Каждый ген в хромосоме состоит из порядкового номера вырезаемого контура и координат начала вырезки этого контура. Любое решение, закодированное в хромосоме, должно удовлетворять матрице структуры технологической карты раскроя $V_{n \times n} = (v_{ij})_{n \times n}$, где n — количество контуров деталей ($i, j = 0, 1, 2, \dots, n-1$). Поэтому все вновь созданные хромосомы проверяются на допустимость применения в качестве решения.

В рассматриваемом генетическом алгоритме реализована стратегия элитизма, при которой несколько лучших индивидуумов переходят в следующее поколение без изменений. Количество элитных индивидуумов KI определяется по формуле:

$$KI = (1 - SO) * RP,$$

где SO — степень обновления популяции, RP — размер популяции.

После формирования начальной популяции, осуществляется процесс синтеза новых решений (поколений) задачи посредством кроссовера и мутации. Исходными данными для него являются хромосомы текущей популяции. Исследуемая в некоторый момент времени популяция называется текущей. В начале работы алгоритма текущая популяция совпадает с начальной.

Данный генетический алгоритм можно назвать гибридным, так как в нём реализовано целенаправленное изменение хромосом с целью улучшения значений целевой функции $F(k)$. Для этого предлагается ликвидировать имеющиеся пересечения в маршрутах, используя оператор инверсии, а также применить к каждой хромосоме операцию разнообразия. Операция разнообразия вносит некоторые изменения в отдельную хромосому, не меняя порядка вырезаемых контуров. Эти изменения относятся к координатам начальных точек вырезки контуров деталей.

После скрещивания и мутации размер популяции увеличивается. Однако для последующих преобразований необходимо сократить число хромосом текущей популяции. Такая процедура носит название селекции. В текущей популяции, состоящей из родителей и потомков, производится отбор лучших решений, т.е. хромосом с наилучшим значением fitness-функции (целевой функции). Эта функция показывает, насколько исследуемая хромосома близка к оптимальному решению.

Для текущей популяции повторяются все описанные процедуры. Процесс продолжается до тех пор, пока не будет обработано заданное число поколений. При этом каждая последующая популяция должна быть лучше, чем предыдущая. Решению задачи соответствует хромосома с наилучшим значением fitness-функции.

На основе тестовых данных в ходе экспериментальных исследований выбираются параметры гибридного генетического алгоритма согласно таблице 1.

Таблица 1

Параметры гибридного генетического алгоритма

№ п/п	Наименование параметра	Обозначение	Рекомендуемое значение
1	Размер популяции	RP	20-100
2	Число генераций	TG	20-100
3	Вероятность скрещивания	PS	0.7-0.9
4	Вероятность мутации	PM	0.05-0.10
5	Степень обновления популяции	SO	0.95-1.00
6	Количество попыток	KP	3-5

Количество поколений, которое требуется для нахождения кратчайшего маршрута, зависит также от начальной генетической информации в первом поколении. Поэтому оно меняется от попытки к попытке. Для получения наилучшего результата работы генетического алгоритма рекомендуется сделать несколько попыток (3-5).

Общую схему реализованного генетического алгоритма можно представить следующим образом [11]:

Шаг 1. Построение матрицы вложенности контуров.

Шаг 2. Применение "жадного" алгоритма для построения маршрута.

Шаг 3. Ввод параметров расчёта.

Шаг 4. Порядковый номер попытки $i=1$ ($i=1,2,\dots,KP$).

Шаг 5. Формирование начальной популяции i -ой попытки.

Шаг 6. Целенаправленное изменение хромосом начальной популяции.

Шаг 7. Порядковый номер генерации i -ой попытки $j=1$ ($j=1,2,\dots,TG$).

Шаг 8. Выделение элиты и формирование текущей j -ой популяции.

Шаг 9. Скрещивание хромосом в j -ой популяции.

Шаг 10. Мутация хромосом в j -ой популяции.

Шаг 11. Целенаправленное изменение новых хромосом.

Шаг 12. Добавление новых хромосом к j -ой популяции.

Шаг 13. Добавление элиты к j -ой популяции.

Шаг 14. Селекция в j -ой популяции.

Шаг 15. Переход к следующей популяции: $j=j+1$.

Шаг 16. Если $j \leq TG$, то переход к шагу 8, иначе определение наилучшего маршрута i -ой попытки.

Шаг 17. Переход к следующей попытке: $i=i+1$.

Шаг 18. Если $i \leq KP$, то переход к шагу 5, иначе определение наилучшего маршрута за время работы алгоритма.

Шаг 19. Вывод результирующего маршрута.

В каждой популяции хромосомы могут подвергаться действиям различных операторов. К генетическим операторам относят оператор скрещивания, оператор мутации, оператор инверсии, оператор разнообразия и оператор селекции.

Реализация гибридного генетического алгоритма

Программный комплекс создан в среде разработки приложений VisualLISP и представляет собой VLX-приложение. Программное обеспечение использует для диалога с пользователем DCL-файлы.

Конкретная реализация работы программного комплекса, являющегося приложением системы AutoCAD, для технологической карты раскроя представлена на рисунке 1.

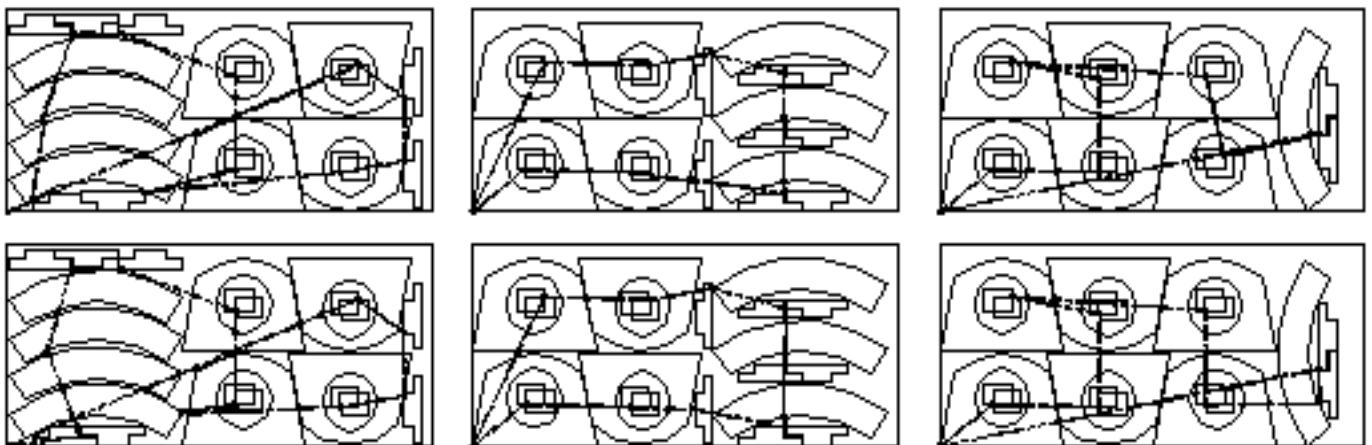


Рис.1. Тестовые примеры фигурного раскроя с маршрутами обхода

Как показано на рисунке, траектория движения исполнительного инструмента начинается и заканчивается в начале координатной системы, имеет направленный характер и начальные точки вырезки для каждого контура деталей. В результате работы программы формируется файл отчёта с координатами начальных точек вырезки контуров.

Для четырёх методов решения данной задачи проведён сравнительный анализ. В ходе экспериментов выявлено, что предложенный гибридный генетический алгоритм по длине пути даёт результаты в среднем на 20% лучше классического генетического алгоритма (с аналогичными параметрами и без гибридизации), на 30% лучше алгоритма «ближайшего соседа», на 10% лучше алгоритма «самого дешёвого включения».

Заключение

Полученные результаты проведённого исследования позволяют предложить эффективный алгоритм, основанный на бионических принципах, для решения широкого класса задач дискретно-непрерывной структуры. Применение разработанного комплекса для станков тепловой резки металла с ЧПУ позволяет повысить коэффициент использования металла в среднем на 5-10%, снизить энергетические затраты на резку металла, увеличить ресурс использования режущего инструмента, сократить в несколько раз сроки проектирования, повысить качество проектных решений.

Дальнейшая работа проводится с целью повышения эффективности гибридного генетического алгоритма. В последнее время в области исследований, направленных на повышение эффективности генетических алгоритмов, большое значение приобрели идеи создания адаптивных генетических алгоритмов, которые могут изменять свои параметры в процессе работы [9]. Адаптивные алгоритмы способны изменять суть генетических операторов, вероятность мутации и даже генотип алгоритма.

Идея адаптивных генетических алгоритмов получила свое воплощение в концепции *nGA*, представляющей многоуровневые генетические алгоритмы. Нижний уровень такого алгоритма непосредственно выполняет задачу улучшения популяции решений. Верхние уровни представляют собой генетические алгоритмы, решающие оптимизационную задачу по улучшению параметров алгоритма нижнего уровня.

Таким образом, генетические алгоритмы представляют собой одну из активно развивающихся парадигм обширной области алгоритмов поиска оптимальных решений.

Список литературы:

1. Полещук Н.Н. VisualLISP и секреты адаптации AutoCAD. С.-Пб.: БХВ-Петербург, 2001.
2. Полещук Н.Н., Лоскутов П.В. AutoLISP и VisualLISP в среде AutoCAD. С.-Пб.: БХВ-Петербург, 2006.
3. Жарков, Н. В. AutoCAD 2017. Полное руководство / Н. В. Жарков, М. В. Финков. С.-Пб.: Наука и Техника, 2017.
4. Сухарев А.Г., Тимохов А.В., Федоров В.В. Курс методов оптимизации. М.: Наука, 1986.
5. Костюк Ю.Л., Жихарев С.А. Эффективный алгоритм приближённого решения метрической

задачи коммивояжера // Дискретный анализ и исследование операций, 2000. Сер. 2.7, №1. С. 65.

6. Holland J. Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press Ann Arbor, 1975.

7. Feo N.F. and Bard J.F. The cutting path and tool selection problem in computer-aided process planning // Journ. Manufactur. Syst. 1989. No 8. P. 17.

8. Растрингин Л.А. Адаптация сложных систем. Методы и приложения. Рига: Зинатне, 1981. 394 с.

9. Корнеев В.В. и др. Базы данных. Интеллектуальная обработка информации. М.: Нолидж, 2000. 352 с.

10. Goldberg D.E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Adison Wesley, Reading, MA, 1989.

11. Пушкарева Г.В. Практическое применение генетического программирования для построения эффективных траекторий // Научный вестник НГТУ. 2005. №3(21). С.67.

List of references:

1. Poleshchuk N.N. VisualLISP and secrets of AutoCAD adaptation. S.-Pb .: BHV-Petersburg, 2001.

2. Poleshchuk N.N., Loskutov P.V. AutoLISP and VisualLISP in AutoCAD. S.-Pb .: BHV-Petersburg, 2006.

3. Zharkov, N.V. AutoCAD 2017. Complete guide / N.V. Zharkov, M.V. Finkov. S.-Pb.: Science and Technology, 2017.

4. Sukharev A.G., Timokhov A.V., Fedorov V.V. Optimization methods course. М .: Science, 1986.

5. Kostyuk Yu.L., Zhikharev S.A. An effective algorithm for the approximate solution of the metric traveling salesman problem // Discrete analysis and operations research, 2000. Series. 2.7, No 1. P. 65.

6. Holland J. Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press Ann Arbor, 1975.

7. Feo N.F. and Bard J.F. The cutting path and tool selection problem in computer-aided process planning // Journ. Manufactur. Syst. 1989. No 8. P. 17.

8. Rastrigin L.A. Adaptation of complex systems. Methods and applications. Riga: Zinatne, 1981.

9. Korneev V.V. and etc. Database. Intelligent information processing. М .: Nolidzh, 2000.

10. Goldberg D.E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Adison Wesley, Reading, MA, 1989.

11. Pushkaryova G.V. The practical application of genetic programming for constructing of effective trajectories // Scientific Bulletin of NSTU. 2005. No 3(21). P.67.