

АА, находящийся в состоянии c_{2l} , переходит в c_{1l} . Таким образом, в начале каждого шага адаптивной системы все АА находятся в группе C_l .

Формирование значений u_{ij} осуществляется в два этапа.

На первом этапе вырабатываются значения u_{ij}^1 , уменьшающие p_{ij} в соответствии с матрицей S . Если $s_{ij} = 0$, то $u_{ij}^1 = 0$. Если $s_{ij} = 1$, то $u_{ij}^1 = -1$, т.е. значение p_{ij} должно быть уменьшено на единицу.

Если отдельные элементы p_{ij} в i -ой строке матрицы $P_{r,l}$ под действием u_{ij}^1 уменьшат свои значения, то для выполнения ограничений (2) необходимо в этой же строке увеличить значения некоторых элементов p_{ij} на величину u_{ij}^2 . На втором этапе осуществляется выработка u_{ij}^2 и результирующего $u_{ij} = u_{ij}^1 + u_{ij}^2$. после выра-

ботки всех u_{ij} должны выполняться выражения: $\sum_{j=1}^m u_{ij} = 0, 1, 2, \dots, n$.

Алгоритм покрытия был реализован на языке C++ в среде Windows. Экспериментальные исследования проводились на ЭВМ типа IBM PC/AT Pentium 4. При совместной работе алгоритмов вероятность получения глобального оптимума составила 0.9. В среднем трех запусков программы со случайными начальными популяциями было достаточно для нахождения решения со средним отклонением от глобального оптимума в 1%. Сравнение с алгоритмами [1-3] показало, что у полученных с помощью адаптивного поискового алгоритма решений значения целевой функции лучше (меньше) в среднем на 6-9%.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Андерсон Д.* Дискретная математика и комбинаторика. – М.: Вильямс, 2003.
2. *Cordone R., Ferrandi F., Sciuto D., Calvo R.W.* An Efficient Heuristic Approach to Solve the Unate Covering Problem. *IEEE Transactions on computer-aided design of integrated circuits and systems*, vol.120, No.12, December 2001, pp.1377-1387.
3. *Coudert O.*, "On solving covering problems", in *proceedings of 30th ACM/IEEE Design automation conference*, 1996, pp. 197-202.
4. *Fisher M.L. and Kedia P.*, "Optimal solution of the covering/partitioning problem using dual heuristics", *Manage. Sci.*, vol. 36, No.6, pp.674-688, 1990.
5. *Лебедев Б.К.* Адаптация в САПР. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 1999.

Л.В. Балюк, В.В. Курейчик, П.В. Сороколетов

ПЕРСПЕКТИВНАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ИНТЕГРИРОВАННОГО ПОИСКА В САПР*

В настоящее время перепрограммируемые вентилярные матрицы (Field Programmable Gate Arrays – FPGA) – стали эффективным решением проблем, связанных с освоением рынка новых электронных технологий. Технология создания FPGA обеспечила возможность «реального» производства гибких схем (прототипов) за минимальную стоимость. Репрограммируемое устройство – это гибкая схема, логическая структура которой может быть скорректирована (задана и изменена) конечным пользователем без использования интегрированной схемы (статичной), собранной выпускающей компанией [1]. Важнейшим этапом в цикле проектирования FPGA, является этап *автоматизированного конструкторского проектирования*, на котором решаются задачи разбиения (компоновки), планирова-

* Работа выполнена при поддержке РФФИ, гранты № 05-08-18115, № 07-01-00511 и программ развития научного потенциала высшей школы 2006-2008 гг. (РНП.2.1.2.3193, РНП 2.1.2.2238).

ния, размещения, трассировки (разводки), упаковки, верификации [2]. Поскольку FPGA может содержать сотни тысяч транзисторов – элементов БИС, то невозможно спроектировать топологию всей схемы целиком в связи с ограниченными возможностями вычислительных средств, поэтому схема разбивается группированием элементов в компоненты (фрагменты БИС). В результате сжатия формируется множество блоков и множество соединений между блоками (размещаемых в линейки, решетки) [2,3]. В очень больших схемах используется иерархическая структура разбиения и размещения.

В работе предлагается технология интегрированного поиска в САПР конструкторского проектирования, на основе биоинспирированных методов (эволюционное проектирование, моделирование поведения колоний муравьев и генетического поиска).

При решении задач *автоматизированного конструкторского проектирования*, эффективно используют стратегии, концепции, методы, механизмы эволюционного моделирования и интегрированного на основе бионического поиска. Бионический поиск (БП) – это последовательное преобразование одного конечного нечеткого множества альтернативных решений в другое. Само преобразование называется алгоритмом поиска (ГА) [4].

В задачах размещения любое альтернативное решение представляется набором параметров x_i , представляющих один элемент некоторого множества альтернативных решений P . В предложенном в работе интегрированном алгоритме, основанном на принципах бионического поиска, множество P называется *популяцией*. Каждому элементу из этого множества соответствует кодовая запись, называемая *хромосомой* (особью или альтернативным решением). Поэтому в каждый момент поиска интегрированный алгоритм оперирует некоторым подмножеством P' ($P' \subseteq P$) альтернативных решений мощности N' .

Каждое альтернативное решение рассматривается как особь, развивающаяся в популяции – сообществе себе подобных [5]. Для каждой хромосомы в популяции определяется значение целевой функции в соответствии с выбранным или построенным критерием оптимизации.

Основной трудностью решения задач размещения с большим числом локальных оптимумов является предварительная сходимост алгоритмов. Другими словами, попадание решения в один, далеко не самый лучший, локальный оптимум.

Различные методы селекции и их модификации позволяют отчасти решать проблему предварительной сходимости алгоритмов, но полностью ее не снимают. Последние исследования ГА показывают, что при решении комбинаторно-логических задач САПР следует применять интегрированные методы селекции с использованием предварительных знаний о решаемых задачах и предварительных результатах [4,5].

Поиск решений в случайно выбранном направлении часто не приводит к квази-оптимальному реальному решению. В этой связи в работе предлагается модифицированная технология интегрированного поиска, приведенная на рис.1.

Изначально на основе конструкторско-технологических ограничений сокращаем область поиска допустимых решений. Далее, анализируя эту область, случайным или направленным образом генерируем начальную популяцию или стартовое множество альтернативных решений, которое в дальнейшем развивается на основе выбранной эволюционной теории [5].

Определим значение ЦФ исходя из постановки задачи и выбранной стратегии размещения. Далее на основе ЦФ производим анализ популяции альтернативных решений и селекцию (отбор) хромосом для дальнейшего поиска оптимальных решений задачи размещения.

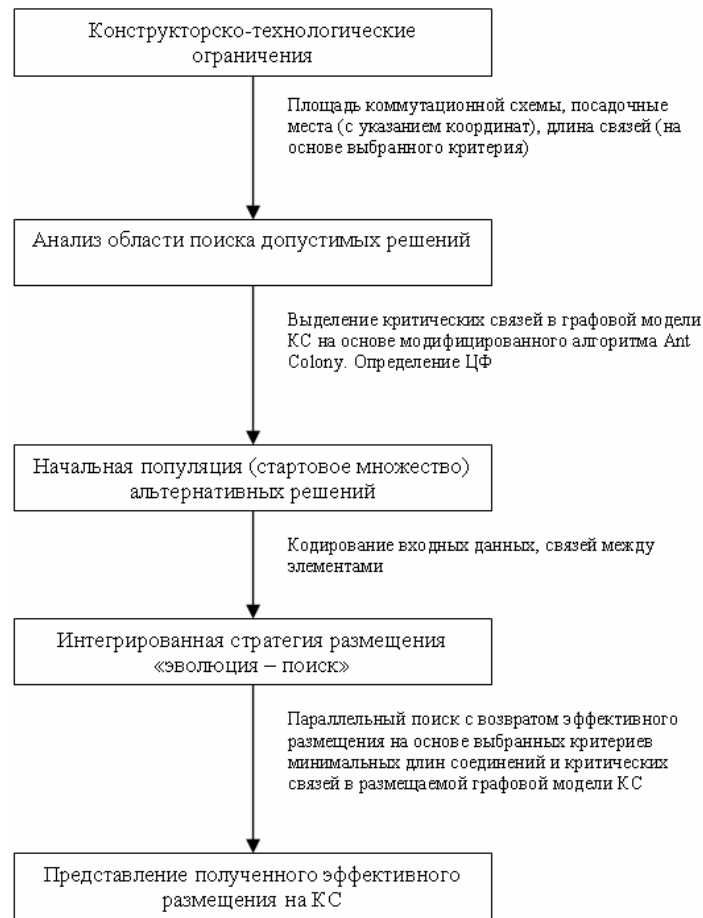


Рис.1. Технология интегрированного поиска

В рассматриваемой схеме интегрированного поиска (см. рис.1) в зависимости от экспертной системы (критерия оптимальности размещения) выбираем генетический, модифицированный алгоритм Ant Colony или эволюционный алгоритм, или их комбинацию. В работе в генетическом алгоритме популяция альтернативных решений формируется путем реализации различных генетических операторов [5].

В эволюционном алгоритме (ЭА) – путем реализации модификаций одного оператора мутации. После выполнения операторов миграции и репродукции размер популяции остается постоянным. Для этого производится его уменьшение до прежних размеров с помощью принципа «выживания сильнейших». Далее всю процедуру повторяем на следующем шаге эволюции.

На рис.2 приведена упрощенная схема интегрированного алгоритма (ИА) решения задачи размещения.

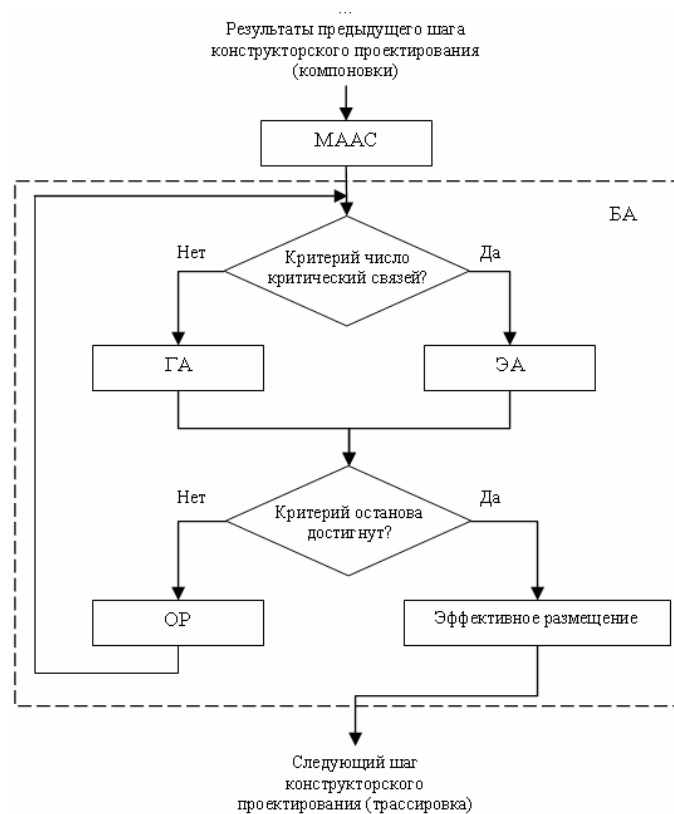


Рис.2. Архитектура интегрированного поиска

Здесь *МААС* – модифицированный алгоритм Ant Colony, *БА*, *ГА* и *ЭА* – соответственно бионический, генетический и эволюционный алгоритмы размещения, *ОР* – оператор репродукции, корректирующий размер популяции альтернативных решений, *ЭС* – экспертная система, определяющая дальнейший ход поиска. ИА представляет собой кортеж:

$$\text{ИА} = \langle \text{МААС}, \text{ГА}, \text{ЭА}, \text{ОР}, \text{ЭС}, \text{критерии останова} \rangle, \quad (1)$$

где $\text{ЭА} = (P, N, MK, C, ЦФ, ОГР, ГУ, OM, OP, N_gen, p_i, L), \quad (2)$

$$\text{ГА} = (P, N, MK, C, ЦФ, ОГР, ГУ, ГО, OP, N_gen, p_i, L). \quad (3)$$

Здесь *MK* – метод кодирования хромосомы (альтернативного решения), *C* – селекция, *OP* – оператор редукции, *ОГР* и *ГУ* – ограничения и граничные условия на задачу размещения, *ГО* – генетические операторы, *N_gen* – число поколений или генераций алгоритма, $p_i \in P$ – хромосома, а *L* – длина хромосомы.

Рассмотрим архитектуру интегрированного поиска, приведенную на рисунке (см. рис.2), подробнее:

Блок МААС основывается на моделировании модифицированного вероятностного генетического алгоритма Ant Colony, изначально ориентированного на решение задачи коммивояжера [6,7].

Также как и эволюционные вычисления, вероятностные генетические алгоритмы стараются максимально симитировать поведение совокупности отдельных особей в окружающем нас мире.

Одна из проблем, изученных группой специалистов М. Дориго, В. Маниезо, А. Колорни [6], заключалась в понимании: как почти слепым животным, подобным муравьям, удается устанавливать самые короткие пути маршрута от их колонии до источников кормления. Было обнаружено, что для того, чтобы передавать информацию среди индивидуумов и использовать накопленные знания для решения о выборе пути, применялись метки следов. В природе движущийся муравей оставляет некоторые метки (в переменных количествах) на почве, таким образом, помечается путь.

Изолированный муравей перемещается произвольно. Муравей, сталкивающийся с прежде проложенным следом, может обнаружить это и решить с высокой вероятностью следовать за первым муравьем, таким образом, усиливая след своим собственными метками.

Коллективное поведение, которое возникает при этом – форма автокаталитического поведения, при котором чем больше муравьев следует по уже проложенному пути, тем более привлекательным становится след для последующих.

Процесс, таким образом, охарактеризован положительным циклом обратной связи, где вероятность, с которой муравей выбирает путь, увеличивается с ростом числа муравьев, которые прежде выбирали тот же путь. Пример подобных действий муравьиной колонии показан на рис.3,4.

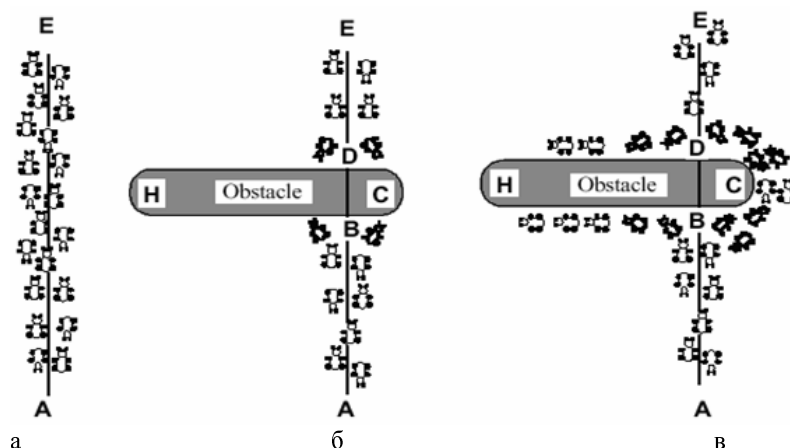


Рис.3. Пример моделирования поведения реальных муравьев

Есть некоторый путь, вдоль которого муравьи проходят (например, от источника питания A в муравейник E , и наоборот (см. рис.3,а)).

Если на уже проложенном пути появляется препятствие и исходный путь больше не доступен, то в позиции B муравьи, проходящие из A в E (или в позиции D муравьи, идущие в противоположном направлении), должны решить повернуть направо или налево (см. рис.3,б). Выбор обуславливается влиянием интенсивности меток, оставленных предыдущими муравьями.

Более высокий уровень меток на пути дает право муравью выбрать правильное направление. Первый муравей, достигающий точки B (или D), может с одинаковой вероятностью повернуть налево или направо (так как еще пока нет никаких меток на альтернативных путях).

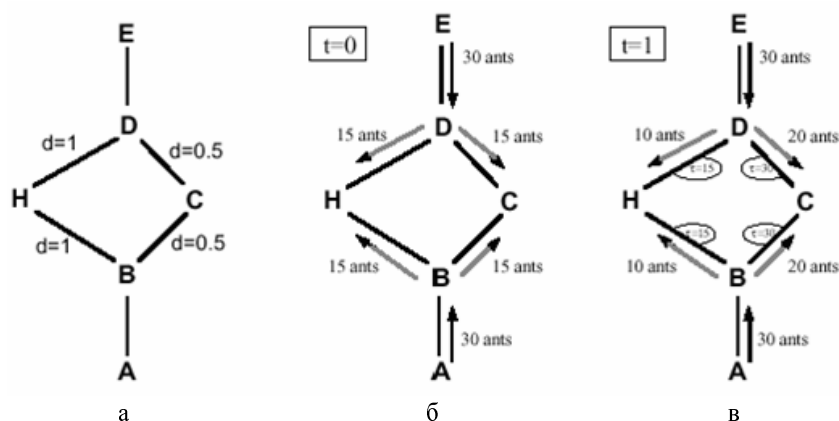


Рис.4. Пример поведения реальных муравьев

Поскольку путь BCD короче чем BHD , то первый муравей, следующий этим маршрутом, достигнет D раньше первого муравья, выбравшего путь BHD (см. рис.3,в).

Результатом всех итераций является то, что муравей, возвращающийся из E в D , найдет большее число меток на пути DCB , проложенный половиной всех муравьев, потому что эта половина всех муравьев выбрала направление $DCBA$. Однажды, выбрав данный путь, муравьи и в дальнейшем предпочитали тот же маршрут.

Как следствие всего выше сказанного: число муравьев, следующих путем BCD за единицу времени будет больше, чем число муравьев, следующих по пути BHD . Это приводит к резкому увеличению количества меток на коротком пути, и, следовательно, вероятность, с которой каждый муравей решает задачу выбора пути, будет выше для короткого маршрута. Конечный результат заключается в очень быстром выборе всеми муравьями путей $ABCDE$ и $EDCBA$ соответственно.

Такая система получила название Ant Colony, а основанные на Ant Colony алгоритмы – «муравьиные алгоритмы».

Один из используемых в работе методов эволюционного моделирования является производной моделью от рассматриваемого выше алгоритма функционирования муравьиной колонии, предложенного М. Дориго и А. Колорни [6,7].

В ходе разработки и исследований результатов применения ИА не моделировалась жизнь колонии муравьев, однозначно копирующая существующую природную экосистему, а использовалась имитация колонии как средство оптимизации, при котором система несколько отличается от естественной:

- ◆ искусственные муравьи (агенты) имеют некоторую память,
- ◆ они не полностью слепы,
- ◆ они находятся в пространстве, где время дискретно.

В тоже время предполагалось, что колония муравьев будет наиболее полно отражать идею, заложенную в алгоритме Ant Colony [6-8].

Рассмотрим графы, приведенные на рисунках (см. рис.4,а и рис.4,в).

Допустим, что расстояния между D и H , между B и H равны между собой, а также расстояния между D и C , D и B являются одинаковыми, где $DH=BH=1$ и $DC=DB=0,5$ (см. рис.4,а). В каждый из моментов дискретизации $t=0, 1, 2, \dots$ 30 агентов начнут движение из пунктов E и A на встречу друг другу. В некоторый момент времени они окажутся в пунктах B и D соответственно, пройдя некоторый

путь и оставив за собой метку интенсивностью 1, который (для облегчения иллюстрации возможностей алгоритма) будет немедленно удаляться на временном интервале $(t+1, t+2)$.

В момент времени $t=0$ еще нет следов, при этом агенты сконцентрированы в точках B и D (см. рис.4,б). Выбор последующего направления пути является совершенно произвольный: 15 агентов из каждой группы пойдут по направлению к C , а оставшаяся часть предпочтет направление H .

В момент времени $t=1$ (см. рис.4,в) 30 новых агентов подойдут к пунктам D и B , где они обнаружат метки с интенсивностью 15 по направлению к H и интенсивность в 30 меток по направлению к C .

Таким образом, 20 из новой тридцатки агентов выберут путь по направлению к C , а оставшиеся 10 – к H . Это будет повторяться до тех пор, пока все агенты не выберут наиболее короткий путь.

Идея описанного алгоритма заключается в том, что все последующие агенты на каждом шаге будут выбирать то направление, которое было предпочтено на предыдущих этапах. Отсюда, показателем того, что путь будет выбран с высокой вероятностью, является высокая интенсивность меток на данном направлении.

Приведенный в работе МААС используется для сужения области поиска за счет реализации критерия длин критических связей (гамильтоновых цепей) в рассматриваемой графовой модели коммутационной схемы. В основе МААС лежат следующие допущения:

- ◆ каждой вершине графовой модели КС поставлен в соответствие фрагмент БИС;
- ◆ случайным образом определяется стартовый фрагмент БИС и расстановка агентов в вершинах;
- ◆ на основании ЦФ и варьируемых вероятностных коэффициентов осуществляется переход между вершинами графовой модели КС по всей области поиска;
- ◆ запоминается и анализируется каждое полученное решение (путь по всем вершинам в графе без возвращения в стартовую и с однократным посещением каждой из вершин на всем протяжении текущего маршрута) на основании заданной ЦФ.

В заключении отметим, что данный подход сочетает в себе достоинства ЭА и ГА: оперирует множеством выходных параметров (популяцией начальных значений – пути, пройденные агентами); является гибким – позволяет перенастраивать вероятностные коэффициенты выбора направления пути; позволяет избежать попадания в состояние стагнации за счет использования вероятностного характера ЦФ.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Stephen D. Brown*. Field-Programmable Gate Arrays. Kluwer Academic Publishers, 1992, – 210 p.
2. *Курейчик В.М.* Математическое обеспечение конструкторского и технологического проектирования с применением САПР. Москва, Радио и связь, 1990. – 352 с.
3. *Касьянов В.Н., Евстигнеев В.А.* Графы в программировании: обработка, визуализация и применение. – СПб.: БХВ-Петербург, 2003.
4. *Емельянов В.В., Курейчик В.В., Курейчик В.М.* Теория и практика эволюционного моделирования. – М.: Физматлит, 2003.
5. *Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М.* Генетические алгоритмы: Учебное пособие / Под ред. В.М. Курейчика. – М.: Физматлит, 2006

6. Colomi A., Dorigo M., Maniezzo V., "Distributed Optimization by Ant Colonies," Proceedings of the First European Conference on Artificial Life, Paris, France, F.Varela and P.Bourgin (Eds.), Elsevier Publishing, 134–142, 1991.
7. Colomi A., Dorigo M., Maniezzo V., "The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents," Tech.Rep.IRIDIA/94-28, Université Libre de Bruxelles, Belgium, 1996.
8. Балюк Л.В. Возможности комбинированных стратегий решения задачи размещения разногабаритных элементов СБИС // Труды Международных научно-технических конференций «Интеллектуальные системы» (AIS'06) и «Интеллектуальные САПР» (CAD-2006). Научное издание в 3-х томах. – М.: Изд-во «Физико-математической литературы», 2006, Т.1. – С. 552-557.

Б.К. Лебедев, С.А. Степаненко

МЕХАНИЗМЫ ГЕНЕТИЧЕСКОГО ПОИСКА ПРИ РАЗМЕЩЕНИИ*

Введение. Задача размещения является одним из наиболее важных шагов в процессе проектирования СБИС, поскольку качество полученного решения в значительной степени влияет на выполнение последующей трассировки соединений, которые, в свою очередь, сильно влияют на производительность схемы [1-2]. Задача размещения относится к классу NP-полных, поэтому не существует алгоритма, позволяющего получать ее решение за полиномиальное время. Проведенные исследования имеющихся подходов к ее решению показывают, что существующие алгоритмы выдают решения, которые далеки от оптимальных [1,3,4]. Следовательно, эта задача остается по-прежнему актуальной. В работе рассматривается структура хромосом, принципы кодирования и декодирования, а также модифицированные операторы, применяемые в генетическом алгоритме решения задачи размещения.

Постановка задачи. Задача размещения формулируется следующим образом. Имеется множество элементов $M = \{m_i \mid i = 1, \dots, N\}$ с фиксированными размерами и множество цепей $C = \{c_i \mid i = 1, 2, \dots, K\}$, связывающих элементы множества M . Необходимо произвести размещение элементов на плоскости таким образом, чтобы отсутствовали перекрытия элементов, и при этом минимизировалась целевая функция $F(x) \rightarrow \min$. В качестве критериев оптимизации используются: общая площадь схемы, суммарная длина проводников, временные задержки.

Для представления относительного расположения элементов на плоскости будем использовать метод пары последовательностей (Sequence-Pair), который впервые был предложен Murata и др. в 1996 году [5]. Представление плана топологии с помощью пары последовательностей состоит из двух перестановок целых чисел $\langle 1, 2, \dots, N \rangle, \langle 1, 2, \dots, N \rangle$. Каждый элемент последовательности соответствует номеру прямоугольного элемента, расположенного на плоскости без перекрытий с другими элементами, где общее число элементов равно N .

Эта пара последовательностей определяет относительное расположение элементов в пространстве, но для упаковки элементов необходимо также знать их пространственную ориентацию. Пространственная ориентация элементов задается вектором $O = \{o_i \mid i = 1, 2, \dots, N\}$, $o_i \in \{1, 2, 3, 4\}$, $1 \leq i \leq N$. Таким образом, для каждого элемента существует четыре возможных ориентации (North = 1, East = 2, South = 3, West = 4).

* Работа выполнена при поддержке РФФИ (грант № 06-01-81018, № 05-08-18115) и программ развития научного потенциала высшей школы 2006-2008 гг. (РНП.2.1.2.3193, РНП 2.1.2.2238).