

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЁТКОЙ НЕЙРОСЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ КИНЕМАТИЧЕСКИХ ЗАДАЧ МНОГОЗВЕННЫХ МАНИПУЛЯТОРОВ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ

APPLICATION OF FUZZY NEURAL NETWORK FOR SOLUTION OF KINEMATIC PROBLEMS OF MULTILINK MANIPULATORS IN REAL-TIME CONTROL SYSTEMS

P. Ganin

Summary. This paper examines the question of the application of fuzzy neural networks for solving inverse kinematics of multilink manipulators in real-time control systems. To ensure the required characteristics of the control system, a hybrid algorithm for finding solutions to kinematic problems has been developed. The developed algorithm for solving the inverse kinematics allows constructing the control system to work in real time with the control of the accuracy of calculations. The search for the solution of kinematic problems is based on the neural network approach in combination with numerical refinement algorithms. The paper presents the results of the study of the influence of neural network parameters on the quality of the solution in the developed search algorithm. The results of experimental studies shows the possibility of using the developed algorithm to find solutions to kinematic problems in real-time control systems.

Keywords: inverse kinematics, real-time control system, neural networks, iterative refinement.

Ганин Павел Евгеньевич
Аспирант, «НИУ «МЭИ», Москва
ganinpe@gmail.com

Аннотация. В работе рассматривается вопрос о применении нечёткой нейронной сети для решения обратной задачи кинематики многозвенных манипуляторов в системах управления реальным временем. Для обеспечения требуемых характеристик работы системы управления разработан гибридный алгоритм поиска решения кинематических задач. Разработанный алгоритм решения инверсной кинематики позволяет выполнить построение системы управления для работы в режиме реального времени с контролем точности расчетов. Поиск решения кинематических задач основан на нейросетевом подходе в комбинации с численными алгоритмами уточнения. В работе представлены результаты исследования влияния параметров нейронной сети на качество получаемого решения в разработанном алгоритме поиска. Приводятся результаты экспериментальных исследований свидетельствующие о возможности применения разработанного алгоритма поиска решения кинематических задач в системах управления реальным временем.

Ключевые слова: инверсная кинематика, система управления реальным временем, нейронные сети, итерационное уточнение.

Введение

В данной статье рассматривается вопрос решения кинематических задач в системах управления избыточных манипуляторов. Специфика синтеза систем управления (СУ) манипуляторов заключается в необходимости обеспечивать нахождение решения прямой и обратной (инверсной) кинематических задач, и построении областей достижимости. Прямая задача кинематики заключается в определении пространственного положения и ориентации характерной точки (рабочего органа манипулятора) по известным значениям обобщенных координат. Решить эту задачу возможно различными способами, такими как: матрицы преобразований систем координат; установление системы геометрической зависимости координат.

Обратная задача заключается в определении обобщенных координат (переменных параметров) манипуля-

тора при заданном положении рабочего органа. Методы решения обратной задачи о положении манипулятора в общем виде делятся на точные и приближенные. При использовании точных методов искомые углы поворота удастся получить в виде аналитической зависимости параметров кинематической схемы манипулятора. В этом случае процесс нахождения искомых углов сводится к вычислению значений заранее полученных аналитических зависимостей. К сожалению, точное решение удастся получить не для каждой кинематической схемы манипулятора. Для решения этой проблемы применяют приближенные методы — методы численных решений уравнений связи. Они позволяют найти решения для любых кинематических схем, однако эти методы имеют ряд недостатков, обусловленных применением итерационного подхода к решению.

В связи с возрастающими требованиями к роботам-манипуляторам и расширению областей их приме-

нения, осуществляется поиск перспективных подходов к решению обратной задачи кинематики (ОЗК). Решение кинематических задач, как правило, сопряжено с разрешением сложных нелинейных систем уравнений что требует от СУ большого количества вычислительной мощности. В настоящее время в науке и технике присутствует тенденция к увеличению адаптивности и интеллектуальности алгоритмов, возможности самообучению системы управления. Наиболее перспективными направлениями синтеза СУ промышленными роботами стали те, что базируются на применении нейронных сетей (НС). Обученные нейронные сети позволяют в значительной мере упростить процесс нахождения решения ОЗК, а также НС обладают возможностью адаптации к решению типовых задач. Применение нейронных сетей для решения ОЗК, в отличие от аналитических подходов, где требуется указание строгих аналитических зависимостей, возможно для различных конструкций манипуляторов. Адаптивность и гибкость НС позволяют осуществлять построение унифицированных систем управления.

Применение нейронных сетей для задач аппроксимации и вычисления координат многократно рассматривалось различными учеными. Так для манипулятора с 6-ю степенями свободы было получено решение ОЗК с использованием различных структур и параметров многослойной сети прямого распространения [1]. Был рассмотрен метод основанный на многослойном персептроне с применением справочных таблиц [2]. В случае усложнения механической структурной схемы, значительно усложняется построение как самой сети, так и обучающей выборки. В попытке устранить этот недостаток применяются НС, основанные на радиально-базисных функциях (РБФ), в работе [3] рассматривается влияние конфигурации РБФ-сети на производительность (скорость вычисления). Для решения ОЗК трехзвенного манипулятора в работе [4] разработана архитектура НС на базе РБФ с двумя скрытыми слоями. Для повышения производительности процесса обучения осуществляется применение параллельных расчетов, в работе [5] рассмотрено вычисление необходимой ориентации рабочего органа в пространстве с применением шести параллельных РБФ-сетей. Также в настоящее время все больше появляется различных гибридных методов, сочетающих в себе достоинства отдельных подходов. Так в работе [6] рассмотрен метод основанный на использовании НС совместно с экспертной корректирующей системой. Применение НС и генетических алгоритмов рассматривается в работе [7].

В результате совмещения достоинств аппарата нечетких множеств и НС появились искусственные нейро-нечёткие сети. Они с успехом применяются для решения задач, в которых исходные данные являются ненадежными и слабо формализованными.

С помощью формализованных средствами теории нечетких множеств естественно-языковых высказываний «если, то», можно отразить произвольную взаимосвязь «вход»-«выход» без использования сложного аппарата дифференциальных и интегральных исчислений. Таким образом данные сети обладают высокой универсальностью и могут применяться для решения различных задач. Теоретическое обоснование нейро-нечётких сетей представлено в работе Б. Коско [8]. Также доказана высокая эффективность (обусловлена универсальностью), поясняемая рядом теорем, аналогичных теоремам о полноте для искусственных НС. Так в работе [9] рассматривается применение СУ положением для механической модели ноги человека, которая базируется на адаптивной нейро-нечёткой системе вывода. В результате были успешно получены требуемые углы сочленений для заданного положения в плоской задаче. В работе [10] рассматриваются возможности нейро-нечёткой сети для решения ОЗК манипуляционных роботов с двумя, тремя и пятью степенями свободы, приводится сравнительный анализ зависимости точности расчета от полноты обучающей выборки. В работе [11] было применено компьютерное моделирование и рассмотрена возможность расчета движения трехзвенного робота в пространстве, дана оценка точности позиционирования с учетом выбранного алгоритма.

1. Конструкция манипулятора

В работе была выбрана структура манипулятора с последовательно соединенными звеньями, т.к. в настоящее время данный тип структуры получил самое широкое распространение в промышленности. Манипулятор состоит из нескольких звеньев, первое из которых соединено с опорной стойкой (основанием), а последнее снабжено рабочим органом (захватом). Каждое из звеньев имеет соединения не более чем с двумя другими так, чтобы не образовывалось замкнутых цепей. Соединение двух звеньев является сочленением (суставом), которое имеет только одну степень свободы (вращение). Звенья манипулятора участвуют в относительном движении, в результате которого достигается определенное положение и ориентация рабочего органа в пространстве. В зависимости от применения манипулятора и поставленных задач составляется схема механической структуры (рис. 1), определяющая параметры всех звеньев и сочленений.

Синтез СУ манипуляционными роботами включает в себя решения прямой и обратной (инверсной) задач, построения областей достижимости. Прямая задача кинематики заключается в определении пространственного положения и ориентации характерной точки (рабочего органа манипулятора) по известным значениям

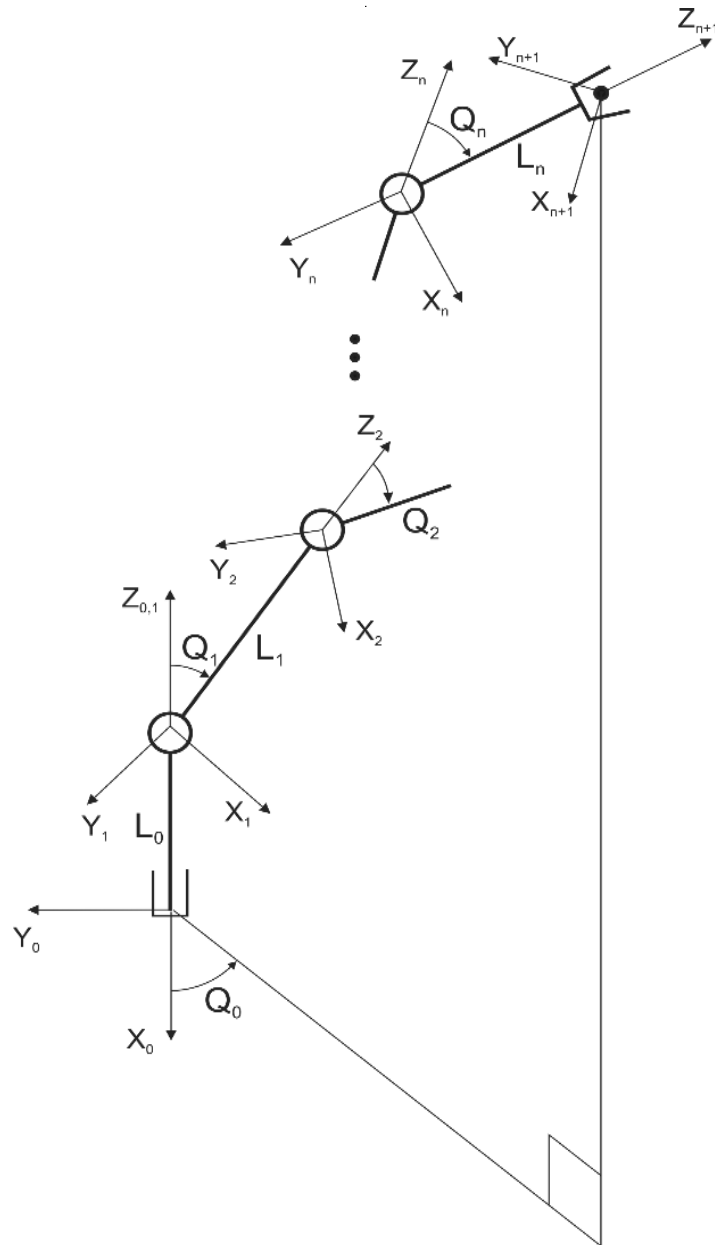


Рис. 1. Схема механической структуры манипуляционного робота

обобщенных координат. Решить эту задачу возможно различными способами, такими как: матрицы преобразований систем координат; установление системы геометрической зависимости координат.

В общем виде система уравнений описывающих кинематическую структуру манипуляционного робота, представленного на Рис. 1 имеет вид:

$$\begin{cases} x = [\sum_m(L_m \cdot \sin(\sum_p^m Q_p))] \cdot \cos Q_0, \\ y = [\sum_m(L_m \cdot \sin(\sum_p^m Q_p))] \cdot \sin Q_0, \\ z = L_0 + \sum_m(L_m \cdot \cos(\sum_p^m Q_p)), \end{cases} \quad (1)$$

где $m = 1..n, p = 1..m, L_n$ — длины звеньев (постоянные параметры);

L_0 — высота основания; Q_n — углы поворота звеньев; x, y, z — координаты рабочего органа.

2. Схема гибридного алгоритма расчета ОЗК

Алгоритм решения кинематических задач для выбранной группы манипуляторов, описываемых уравнениями (1) базируется на применении адаптивной НС нечеткого вывода. Принцип работы заключается в по-

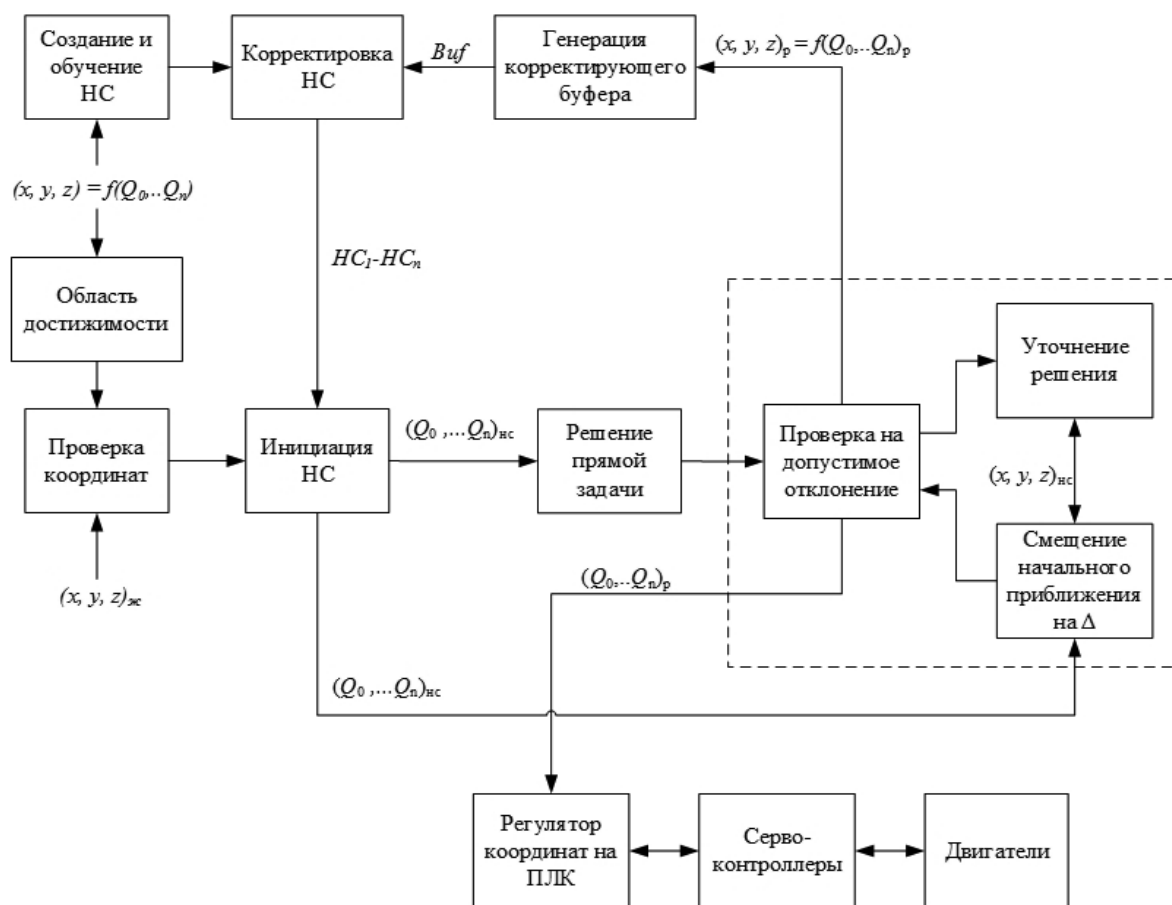


Рис. 2. Схема гибридного алгоритма расчета ОЗК

следовательном применении нейронной сети и численной реализации итерационного метода Ньютона-Рафсона для уточнения полученного значения.

На рис. 2 представлена схема разработанного алгоритма гибридного метода поиска решения. Для заданного желаемого положения рабочего органа манипулятора в пространстве $(x, y, z)_{ж}$ в первую очередь, выполняется проверка достижимости (вхождение в рабочую область). Далее требуемые координаты в пространстве поступают на обученные нейронные сети ($НС_1 - НС_k$ соответствующие количеству искомых углов), в результате инициации работы сетей получаем углы поворота звеньев $(Q_0 - Q_k)_{нс}$. На прямой задаче система управления осуществляет проверку на точность, и в случае ее недостаточности, переходит к численным итерациям в окрестностях полученных координат (углов поворота звеньев). При достижении требуемой точности данные передаются на регулятор координат, который в свою очередь отслеживает исполнение перемещений. Далее управляющий сигнал поступает на электрические шаговые двигатели через сервоконтроллер. В процессе эксплуатации манипулятора выполняется генерация

корректирующего буфера (скорректированные данные из итерационного алгоритма уточнения) для НС и в дальнейшем он используется для корректировки обучающей выборки и дообучение нейронных сетей. Преимущества данного гибридного метода по сравнению с итерационным подходом заключаются в повышении скорости выполнения расчетов алгоритма при контролируемой точности. В сравнении с итерационными методами при использовании нейронных сетей для задач инверсной кинематики, поиск решения выполняется значительно быстрее и не зависит от сложности конструкции (систем уравнений, ее описывающих), однако его точность не очень высока.

3. Анализ влияния параметров нейронной сети на решение ОЗК

Достижение наилучших показателей работы алгоритма в большой степени зависит от качества полученного начального приближения. Для определения оптимальных параметров адаптивной нейро-нечеткой сети были проведены серии экспериментов.

Таблица 1. Оптимальные параметры НС.

Тип функции принадлежности:	обобщенная колоколообразная; гауссовская;
Количество функции принадлежности:	4;
Количество подходов при обучении сети:	15. 30;
Объем обучающей выборки, точек:	1500.. 3,0•10 ⁵ .

Таблица 2. Результаты экспериментов.

Параметры алгоритмов расчета				
Объем обучающей выборки НС, [точек]:	125000			
Максимальное количество шагов:	1000			
Количество точек в траектории:	4000			
Установленная точность расчетов:	0,01 [мм]			
Результаты экспериментов				
Траектория:	№ 1	№ 2	№ 3	
Время на создание, [мс]:	710,054	710,302	740,019	
Время на обучение, [с]:	1303,66	1306,674	1401,344	
Время на расчёт траектории, [мс]:	5052,436	5220,968	5340,031	
Время на расчёт одного значения, [мс]:	1,263	1,305	1,335	
Дистанция до цели после НС, [мм]	мин.:	5,069	4,995	8,621
	ср.:	25,182	22,148	12,566
	макс.:	32,88	38,17	14,891
Дистанция до цели после уточнения, [мм]	мин.:	0,008	0,009	0,009
	ср.:	0,01	0,01	0,01
	макс.:	0,012	0,014	0,011

В качестве критерия оптимальности была выбрана следующая оценка:

$$\min(t_{np} \cdot \Delta x), \tag{2}$$

где t_{np} — время поиска решения, при условии $t_{np} < t_{npmax}$, Δx — точность расчета, при $\Delta x < \Delta x_{max}$. Для заданной механической структуры, исходя из анализа литературы и проведенных экспериментов были приняты следующие ограничения:

$$t_{npmax} = 5[мс], \Delta x_{max} = 1[мм] \tag{3}$$

В качестве исследуемых параметров сети были выбраны следующие:

- ♦ Объем обучающей выборки. Качество обучения НС напрямую зависит от количества и качества примеров в обучающей выборке, а также от того, насколько полно эти примеры описывают данную предметную область. В качестве обучающей выборки используется набор данных, полученных из решения прямой задачи кинематики.
- ♦ Количество функций принадлежности. Для каждого входного узла нейронной сети определен

набор функций принадлежности. Их параметры определяются в процессе обучения сети.

- ♦ Тип функций принадлежности. В основе нейронов сети лежат определенные функции принадлежности, которым соответствуют кривые их описывающие. Рассматривается применение следующих функций принадлежности: обобщенная колоколообразная, гауссовская, двухсторонняя гауссовская, пи-подобная, трапецевидная, треугольная.
- ♦ Количество подходов при обучении. Процедура обучения адаптивной нейро-нечеткой сети включает в себя проход по всем узлам слоя в прямом направлении (от входа к выходу), после чего все узлы сети корректируются с использованием метода наименьших квадратов. После выполнения прямого прохождения выполняется обратный проход и коэффициент рассогласования (разница полученного решения и заданного значения) распространяется обратно через узлы НС и корректирует параметры функций принадлежности методом градиентного спуска. Таким образом комбинация прямого и обратного прохода называется подходом при обучении нейронной сети. Количество подходов определяется зада-

чей (данными обучающей выборки), на которую обучается НС, и подбирается экспериментально. Обучение сети может проходить как при фиксированном количестве подходов, так и при достижении минимально установленной ошибки.

Исходя из критерия оптимальности (2) и требований (3), и из анализа результатов проведенных экспериментов, были определены параметры нейро-нечёткой сети. Данные параметры являются оптимальными для работы в совокупности с итерационным уточнением в системах управления реального времени для манипуляторов с большим числом последовательно соединённых звеньев. Параметры нейронной сети представлены в таблице 1.

4. Результаты эксперимента

Для проведения более детального анализа работоспособности алгоритма поиска решения инверсной кинематики, были осуществлены серии экспериментов по поиску решения для заданной пространственной траектории. В качестве траекторий в пространстве были выбраны три сценария работы манипулятора:

- ◆ Прямоугольная траектория, описываемая рабочим органом манипулятора охватывающая одну полусферу рабочей области.
- ◆ Треугольная траектория, описываемая рабочим органом манипулятора охватывающая одну полусферу рабочей области.
- ◆ Траектория обеспечивающая описание рабочим органом манипулятора окружности на всей рабочей области.

Все траектории находятся строго внутри рабочей области манипулятора и исключают выход за ее границы. Подбор траекторий и их построение были выполнены с учетом охвата большей части рабочей области манипулятора и включающие его возможные сингулярные положения.

Анализируя данные экспериментальных исследований, можно сделать вывод что применение итерационного уточнения позволяет достичь требуемой точности вычислений при расчете координат с временными затратами, не превышающими 1,335[мс]. Время расчета координат не включает временные затраты на создание и обучение нейронных сетей.

Проведенные экспериментальные исследования позволяют судить о возможности применения разработанных методов решения кинематических задач многозвенных избыточных манипуляторов на базе нейро-нечетких сетей в системах управления реального времени (продолжительность вычисления решения не превышает 5 [мс] для одной точки). Проведен анализ влияния параметров нейро-нечеткой сети на качество получаемого решения и в соответствии с выставленным критерием оптимальности определены параметры, при которых достигаются наилучшие показатели. Разработана и спроектирована унифицированная адаптивная децентрализованная иерархическая система управления промышленным манипулятором на базе шаговых приводов и программируемой логики, обладающая возможностями по масштабированию и параметризации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Binggul Z., Ertunc H. M., Oysu C. Comparison of inverse kinematics solutions using neural network for 6R robot manipulator with offset, In Proceedings of the 2005 Congress on Computational Intelligence Method and Application, pp.1–5.
2. Morris AS., Mansor A. Finding the inverse kinematics of manipulator arm using artificial neural network with look-up table. *Robotica*, 15: 1997. pp. 617–625.
3. Driscoll J. A. Comparison of neural network architectures for the modeling of robot inverse kinematics, In Proceedings of the 2000 IEEE, 3: 2000, pp. 44–51.
4. Shital S., Chiddarwar N., Ramesh Babu. Comparison of RBF and MLP neural networks to solve inverse kinematic problem for 6R serial robot by a fusion approach, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(7): 2010, pp. 1083–1092.
5. Zhang PY, Lu TS, Song LB. RBF networks-based inverse kinematics of 6R manipulator, *Int. Journal of advanced manufacturing technology*, 26: pp. 144–147, 2004.
6. Oyama Eimei, Agah Arvin, Karl F. A modular neural architecture for inverse kinematics model learning, *Neurocomputing*, 38(40): pp. 797–805, 2001.
7. Kosko B. Fuzzy Systems as Universal Approximators // *IEEE Trans. on Computers*. 1994. Vol. 43. № 11. pp. 1329–1333.
8. Ankarali Arif, Cilli Murat. ANFIS Inverse Kinematics and Hybrid Control of a Human Leg Gait Model, *APJES I–II* (2013), pp. 34–49.
9. Layatitdev Das, Jajneswar Nanda, S. S. Mahapatra, A Comparative Study of Prediction of Inverse Kinematics Solution of 2-DOF, 3-DOF and 5-DOF Redundant Manipulators by ANFIS, *International Journal of Computer Science and Network*, Volume 3, Issue 5, October 2014, pp. 304–308.
10. Braun Tracy, Ulrey, Renard & Maciejewski, Anthony & Jay Siegel, Howard. Parallel Approaches for Singular Value Decomposition as Applied to Robotic Manipulator Jacobians. *International Journal of Parallel Programming*. No. 30. pp. 1–35. 2002. DOI: 10.1023/A:1013270420397.