

## ПАРАЛЛЕЛЬНЫЙ АЛГОРИТМ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ АНАЛИЗА РЫНОЧНОЙ КОРЗИНЫ НА ПРОЦЕССОРАХ CELL

*К.С. Пан, М.Л. Цымблер*

## A PARALLEL ALGORITHM FOR MARKET BASKET ANALYSIS ON THE CELL PROCESSOR

*C.S. Pan, M.L. Zymbler*

В работе рассматривается задача глубинного анализа данных — задача нахождения часто встречающихся наборов товаров. Предложен параллельный алгоритм, адаптированный для вычислительных систем на базе процессоров с архитектурой Cell Broadband Engine. Представлены результаты вычислительных экспериментов, показывающие эффективность предложенного алгоритма.

*Ключевые слова:* глубинный анализ данных (data mining), анализ рыночной корзины, Cell

The paper is devoted to solving market-basket analysis problem of data mining. We describe a parallel algorithm adapted for the Cell Broadband Engine architecture. The experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

*Keywords:* data mining, market-basket problem, Cell

### Введение

Задача анализа рыночной корзины (market-basket problem) заключается в нахождении всех наборов (множеств) товаров, которые часто приобретаются совместно [?]. Для формального описания задачи и алгоритма ее решения в работе используются следующие термины и обозначения.

Корзина (basket) — набор товаров, приобретенных совместно (в рамках одной покупки). Обозначим за  $B$  (baskets) множество анализируемых корзин, а за  $I$  (items) — множество всех товаров, т.е.  $I = \bigcup_{b \in B} b$ .

Опорное число (support) заданного набора товаров  $X$  — количество корзин во множестве  $B$ , каждая из которых содержит данный набор товаров  $X$ , т.е.  $support(X, B) = card\{b \in B : X \subset b\}$ .

Обозначим за  $s_{min}$  минимальное значение опорного числа, при котором набор товаров считается часто встречающимся. Обозначим за  $L$  (large itemsets) множество часто встречающихся наборов товаров, т.е.  $L = \{l \subset I : support(l, B) \geq s_{min}\}$ . Множество  $L$  содержит все наборы товаров, опорное число которых не меньше  $s_{min}$ .

В соответствии со введенными обозначениями задача анализа рыночной корзины формулируется следующим образом: для заданных множества  $B$  и числа  $s_{min}$  найти множество  $L$ .

Далее мы рассмотрим последовательный алгоритм решения задачи анализа рыночной корзины, а затем на его основе построим параллельный алгоритм, адаптированный для вычислительных систем на базе процессоров с архитектурой IBM Cell Broadband Engine.

## 1. Последовательный алгоритм Apriori

Алгоритм анализа рыночной корзины на процессорах Cell построен на основе алгоритма Apriori, предложенного в [1]. Идея алгоритма Apriori состоит в использовании свойства *антимонотонности* опорного числа, которое заключается в следующем: опорное число множества товаров не превосходит опорного числа любого его подмножества, т.е.

$$\forall \gamma \subset c \quad support(\gamma, B) \geq support(c, B).$$

В описании алгоритма Apriori используются следующие дополнительные термины и обозначения.

*Кандидат*  $c$  — набор товаров, для которого в ходе выполнения алгоритма выдвигается и проверяется гипотеза  $c \in L$ . На  $k$ -м шаге выполнения алгоритма вычисляются два множества:  $C_k$  и  $L_k$ .

$C_k$  (*candidate k-itemsets*) — множество кандидатов длины  $k$ , где *длина кандидата* — это количество элементов в нем.

Каждый кандидат из  $C_k$ , опорное число которого не меньше  $s_{min}$ , попадает во множество  $L_k$  — множество часто встречающихся наборов товаров длины  $k$ , т.е.

$$L_k = \{c \in C_k : support(c, B) \geq s_{min}\}.$$

В ходе выполнения алгоритма вычисляются все множества  $L_k$ , объединение которых по окончании вычислений дает множество  $L$ , т.е.  $L = \bigcup_k L_k$ .

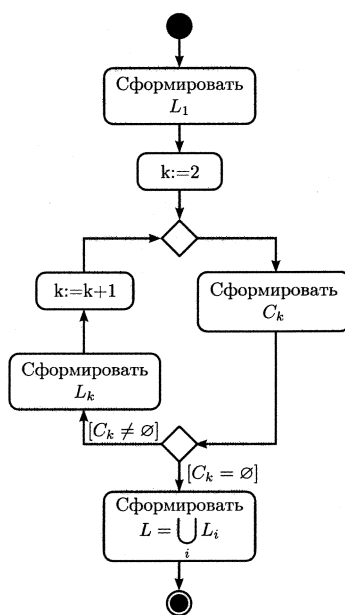


Рис. 1. Последовательный алгоритм Apriori

Последовательный алгоритм Apriori, представленный на рис. 1, кратко может быть описан следующим образом.

На первом шаге алгоритма формируется множество одноэлементных кандидатов  $C_1$  ( $k = 1$ ). Для этого производится перебор всех корзин  $B$ , в ходе которого каждый встреченный товар рассматривается в качестве одноэлементного кандидата и увеличивается его опорное число. Из всего множества полученных кандидатов выбираются те, опорное число которых не меньше  $s_{min}$ , и обозначаются как  $L_1$ .

На втором шаге алгоритма из часто встречающихся наборов товаров длины  $k$  ( $L_k$ ) формируется множество кандидатов с большей на единицу длиной ( $C_{k+1}$ ). Если на данном шаге множество  $C_{k+1}$  получилось пустым, то выполнение алгоритма завершается. Вычисление  $C_{k+1}$  на основе  $L_k$  осуществляется с помощью суперпозиции операций *selfjoin* и *prune*.

Если представить множество  $L_k$  в виде реляционного отношения, имеющего атрибуты  $item_1, item_2, \dots, item_k$ , то операция *selfjoin* представляет собой реляционную операцию  $\Theta$ -соединения отношения  $L_k$  с самим собой:  $selfjoin(L_k) = L_k \bowtie_{\Theta} L_k$ , где  $\Theta$  — это условие  $(p.item_1 = q.item_1) \wedge (p.item_2 = q.item_2) \wedge \dots \wedge (p.item_{k-1} = q.item_{k-1}) \wedge (p.item_k < q.item_k)$ .

Операция *prune* (отсечение) заключается в сокращении множества кандидатов путем отбрасывания тех из них, у которых хотя бы одно подмножество не входит в  $L_k$ , т.е.  $prune(C) = \{c \in C : \forall \hat{c} \subset c \quad \hat{c} \in L_k\}$ .

Таким образом,  $C_{k+1} = prune(selfjoin(L_k))$ .

Третий шаг алгоритма заключается в том, что для новых кандидатов  $C_{k+1}$  вычисляются опорные числа. Для этого производится перебор всех корзин  $B$ , в ходе которого каждый кандидат из  $C_{k+1}$  проверяется на вхождение в каждую корзину. Выбираются все кандидаты с опорным числом не меньше  $s_{min}$  и обозначаются как множество  $L_{k+1}$ . После этого  $k$  увеличивается на единицу и выполнение алгоритма продолжается со второго шага.

Вычисление опорных чисел кандидатов является наиболее затратной вычислительной операцией алгоритма и требует  $|C_k| \cdot |B|$  операций проверки вхождения кандидата в корзину,

т.е. всего  $\sum_{i=1}^{|C_k|} \sum_{j=1}^{|B|} |c_i| \cdot |b_j|$  операций сравнения, где  $c \in C_k$  и  $b \in B$ .

## 2. Работы по тематике исследования

В соответствии с архитектурой Cell Broadband Engine (Cell BE) [2], процессор Cell представляет собой асимметричный многоядерный процессор, состоящий из одного управляющего ядра (Power Processing Element, PPE) и восьми вычислительных ядер (Synergistic Processing Element, SPE), которые поддерживают набор векторных инструкций (SIMD-функций) для обработки 128-битных векторов.

В работе [3] рассматривается построение параллельных алгоритмов Data Mining для решения задач кластеризации и классификации на процессорах Cell.

В настоящее время распараллеливание алгоритма Apriori осуществляется с помощью следующих основных подходов [4]: Count Distribution и Data Distribution. Распределение данных по вычислительным узлам, используемое в этих подходах, показано на рис. 2.

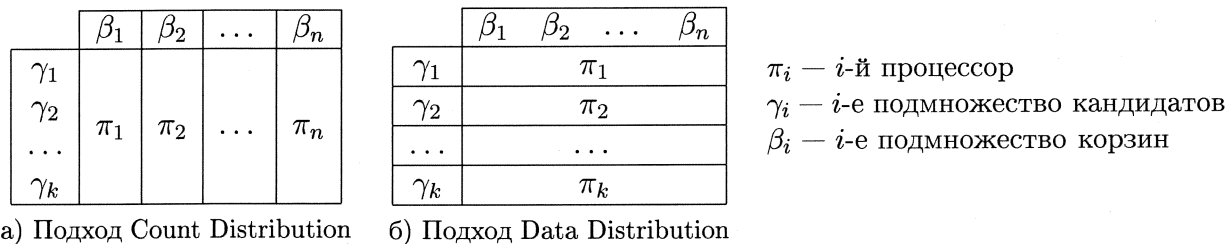


Рис. 2. Подходы к распараллеливанию алгоритма Apriori

Подход *Count Distribution* [5] заключается в том, что множество корзин  $B$  разбивается на подмножества  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ . Каждое множество  $\beta_i$  обрабатывается на своем процессоре  $\pi_i$ .

Диаграмма деятельности, которая иллюстрирует подход Count Distribution, приведена на рис. 3а. Данный подход реализован для Cell в работе [6].

Подход *Data Distribution* [5] предполагает, что множество кандидатов  $C_k$  разбивается на подмножества  $\gamma_k^1, \gamma_k^2, \dots, \gamma_k^n$ . Каждое множество  $\gamma_k^i$  обрабатывается своим процессором  $\pi_i$ . Диаграмма деятельности, которая иллюстрирует данный подход, представлена на рис. 3б. На данной диаграмме введена дополнительная функция  $\lambda(\gamma)$ , которая обозначает множество часто встречающихся наборов из подмножества кандидатов  $\gamma$ , т.е.  $\lambda(\gamma) = \{c \in \gamma : support(c, B) \geq s_{min}\}$

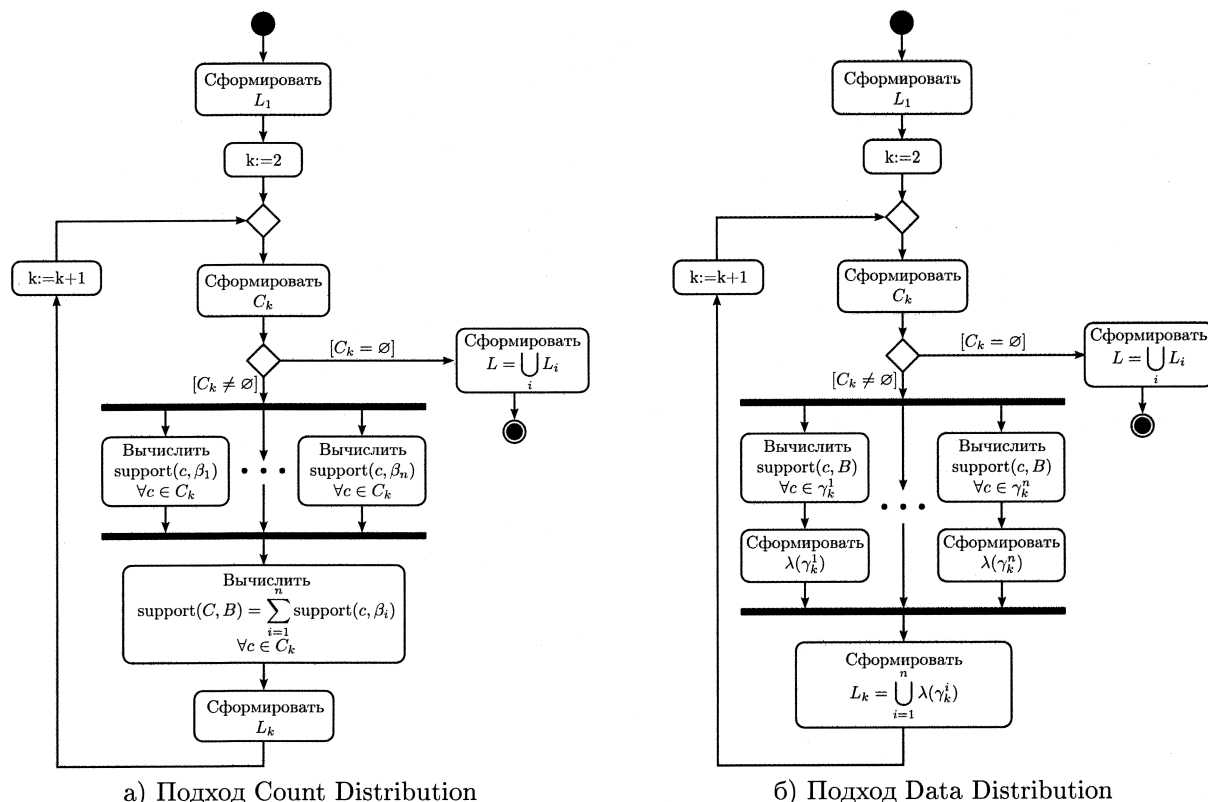


Рис. 3. Подходы к распараллеливанию алгоритма Apriori

В настоящее время подход Data Distribution, насколько нам известно, не реализован для архитектуры Cell BE.

### 3. Параллельный алгоритм для Cell

На основе подхода *Data Distribution* нами был разработан алгоритм *DDCapriori*, который реализует параллельный анализ рыночной корзины на процессорах Cell. В изложении алгоритма мы исходим из допущения, что анализируемое множество корзин может быть целиком размещено в оперативной памяти.

#### 3.1. Проектирование

В алгоритме *DDCapriori* используется модель «мастер-работчие». Нить-мастер запускается на управляющем ядре PPE и распределяет задания для рабочих. Нити-работчие запускаются на вычислительных ядрах SPE и выполняют обработку данных, получаемых от мастера.

На рис. 4 представлены диаграммы деятельности мастера и рабочего, описывающие алгоритм DDCarriori. Для упрощения записи нами введены операции Send, Recv и MakeTask.

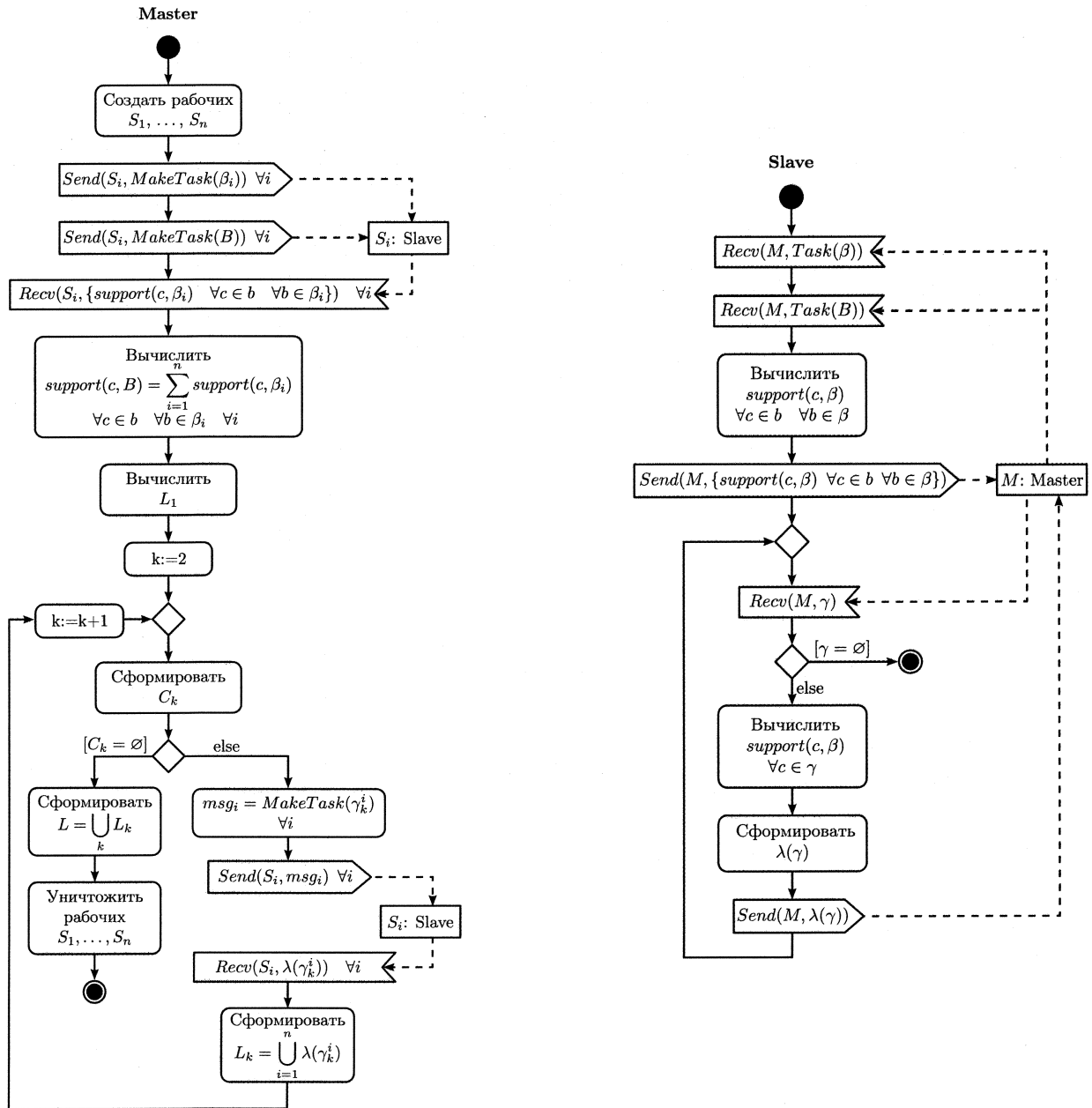


Рис. 4. Диаграммы деятельности мастера и рабочего

Процедура  $Send(dst, msg)$  выполняет асинхронную отправку сообщения  $msg$  получателю  $dst$ .

Процедура  $Recv(src, msg)$  выполняет синхронное получение сообщения  $msg$  от отправителя  $src$ .

Функция  $MakeTask(d)$  создает и возвращает задание на обработку данных  $d$ . Задание представляет собой совокупность адреса, по которому располагаются данные в оперативной памяти, и размера этих данных. В качестве данных может выступать множество корзин либо множество кандидатов.

Идея предлагаемого параллельного алгоритма заключается в том, чтобы возложить на мастера задачу формирования множеств  $C_k$  и  $L_k$ , а на рабочих — вычисление опорных чисел для кандидатов из  $C_k$ .

В отличие от подхода *Data Distribution*, при вычислении множества  $L_1$  множество корзин  $B$  разбивается на подмножества, которые затем назначаются для обработки разным рабочим. Рабочий рассматривает каждый товар в своем подмножестве корзин как одноэлементный кандидат и увеличивает его опорное число всякий раз, когда этот кандидат встречается в корзинах. При вычислении множества  $L_k$  ( $k > 1$ ) на рабочих распределяются кандидаты, а не корзины.

*Деятельность мастера* кратко может быть описана следующим образом. После создания рабочих мастер отправляет каждому из них первое задание и все множество корзин, после чего переходит в состояние ожидания. По получении результатов мастер выполняет их агрегацию, формируя таким образом множество кандидатов единичной длины, и отсекает редко встречающихся кандидатов, формируя множество часто встречающихся наборов товаров единичной длины. Далее мастер полагает счетчик  $k$  равным 1 и циклически выполняет следующую последовательность действий. Из множества часто встречающихся наборов товаров, имеющих длину  $k$ , формируется множество кандидатов длины  $k + 1$ . Затем мастер формирует задания на обработку полученного множества кандидатов, отправляет их рабочим и ожидает от них результаты вычислений (опорные числа). Если мастеру не удастся сформировать кандидаты длины  $k + 1$ , то мастер прерывает цикл, уничтожает рабочих и вычисляет результирующее множество.

*Деятельность рабочего* состоит в следующем. Получив задание от мастера, рабочий формирует множество кандидатов единичной длины из своего подмножества корзин, после чего отправляет результаты мастеру. Далее рабочий циклически выполняет следующую последовательность действий: ожидание от мастера подмножества кандидатов, вычисление опорных чисел и отправка результата вычислений мастеру. Цикл прерывается, если получено задание на обработку пустого множества кандидатов.

### 3.2. Реализация

Диаграмма классов, реализующих предложенный алгоритм, представлена на рис. 5.

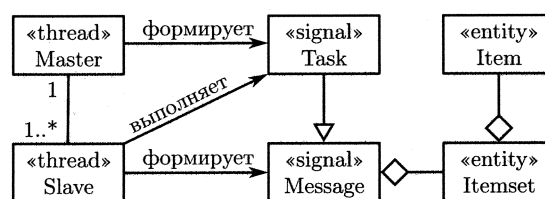


Рис. 5. Диаграмма классов, реализующих алгоритм DDCapriori

Класс *Master* реализует нить-мастер и выполняет следующие основные функции: управление рабочими и формирование множеств  $C_k$  и  $L_k$ . Экземпляр класса *Master* исполняется на управляющем ядре PPE.

Класс *Slave* реализует нить-рабочего и выполняет расчет опорных чисел для кандидатов из множества  $C_k$ . Экземпляры класса *Slave* создаются экземпляром класса *Master* на вычислительных ядрах SPE (по одному на каждом вычислительном ядре).

Класс *Task* служит для управления рабочими, выполняет роль сигнала и хранит входные данные для рабочего. Класс *Message* выполняет роль сигнала, отправляемого мастеру рабочим, и хранит результаты вычислений рабочего.

Помимо увеличения производительности параллельного анализа рыночной корзины по сравнению с последовательным, мы получаем дополнительный прирост производительности

за счет использования векторных функций Cell [8] при вычислении опорных чисел кандидатов.

Процессор Cell оперирует векторами длиной 128 битов. В зависимости от длины идентификатора товара, в одном векторе могут быть размещены от 16 до 2 целочисленных идентификаторов. В нашей реализации используются 32-битные идентификаторы, то есть в одном векторе размещаются 4 идентификатора.

При проверке вхождения кандидата в корзину  $c \subset b$  кандидат  $c$  и корзина  $b$  разбиваются на вектора  $\vec{c}_i$  и  $\vec{b}_j$ . Каждый из векторов кандидата сравнивается с каждым вектором корзины с помощью последовательности векторных операций, которая показана на рис. 6.

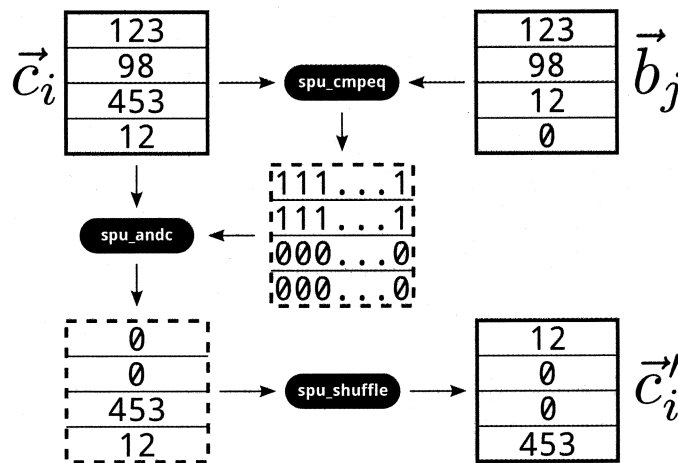


Рис. 6. Операция проверки вхождения кандидата в корзину

С помощью функции сравнения векторов `spu_streq` формируется вектор-маска, в котором биты элемента установлены, если соответствующие элементы векторов  $\vec{c}_i$  и  $\vec{b}_j$  равны, и сброшены в противном случае. Далее к исходному вектору кандидата  $\vec{c}_i$  и полученной маске применяется векторная функция `spu_andc`, которая выполняет побитовую операцию  $A \wedge \neg B$ , обращая в нуль все элементы исходного вектора кандидата  $\vec{c}_i$ , совпадающие с соответствующим элементом вектора корзины  $\vec{b}_j$ . Затем с помощью векторной функции `spu_shuffle` выполняется циклический сдвиг полученного вектора на 1 элемент.

Данная процедура, примененная  $N$  раз, где  $N$  — длина вектора, позволяет обнулить все элементы вектора  $\vec{c}_i$ , которые содержатся в векторе  $\vec{b}_j$ .

Таким образом, после применения этой процедуры ко всем парам векторов из кандидата и корзины в кандидате останутся только те элементы, которые не входят в корзину. Если таких элементов не осталось, то кандидат входит в корзину.

Поскольку каждый вектор кандидата проверяется на вхождение в каждый вектор корзины, то для вычисления опорных чисел кандидатов из множества  $C_k$  потребуется  $O\left(\sum_{i=1}^{|C_k|} \sum_{j=1}^{|B|} |c_i| \cdot |b_j|\right)$  векторных операций. Заметим, что в случае, когда векторные функции не используются, для выполнения проверки требуется такое же количество скалярных операций, скорость выполнения которых на вычислительных ядрах SPE существенно ниже [2].

#### 4. Вычислительные эксперименты

Для оценки эффективности разработанного алгоритма нами были проведены три серии вычислительных экспериментов. В качестве исходных данных экспериментов был взят

стандартный тестовый набор данных о посещении страниц web-сайта *msnbc.com*, который также использовался для оценки эффективности алгоритмов Data Mining, предложенных в [10]. Множество *B* в тестовой задаче представляет собой записи о посещениях страниц сайта. Каждая запись содержит отметку о том, к какой семантической категории принадлежат посещенные за один сеанс страницы. В экспериментах осуществляется поиск наборов категорий страниц, часто посещаемых совместно (в течение одной сессии пользователя).

В первой серии экспериментов мы определили время работы и ускорение алгоритма в зависимости от количества задействованных вычислительных ядер. Результаты экспериментов представлены на рис. 7. При вычислении ускорения за единицу принята производительность последовательного алгоритма, предложенного в [9], который в настоящее время считается одним из лучших последовательных алгоритмов решения задачи анализа рыночной корзины [4–7]. Эксперименты показывают, что алгоритм *DDCapriori* демонстрирует ускорение, близкое к линейному.

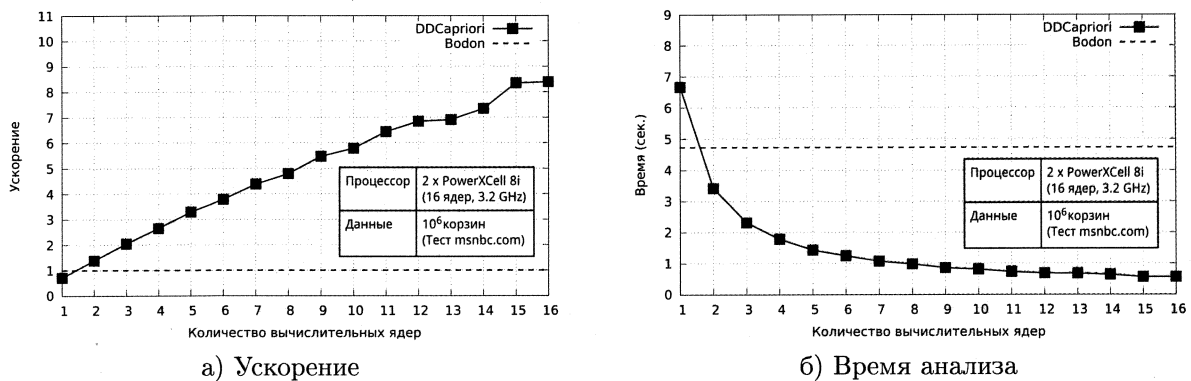


Рис. 7. Производительность алгоритма *DDCapriori*

Кроме того, мы сравнили масштабируемость разработанного алгоритма и алгоритма *Count Distribution* для *Cell*, используя результаты экспериментов, опубликованные авторами этого алгоритма в [6]. Сравнение показывает (см. рис 8) несколько лучшую масштабируемость разработанного алгоритма.

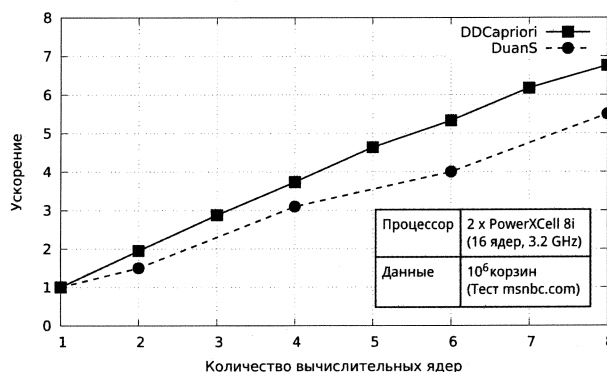


Рис. 8. Сравнение масштабируемости *DataDistribution* и *CountDistribution*

Во второй серии экспериментов мы исследовали выигрыш от применения векторных операций вместо скалярных при проверке вхождения кандидата в корзину в зависимости от длины кандидата и корзины. Результаты данной серии экспериментов представлены на



рис. 9. Результаты экспериментов показывают, что выигрыш от использования векторных операций прямо пропорционален длинам кандидата и корзины.

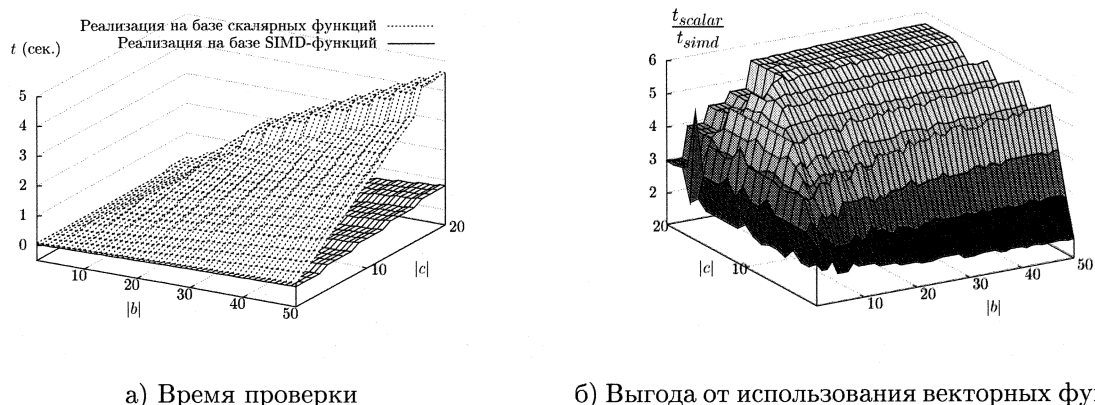


Рис. 9. Использование векторных функций при проверке вхождения кандидата в корзину

Третья серия экспериментов была направлена на сравнение производительности разработанного алгоритма на платформах Cell и Intel. Для проведения этих экспериментов нами была разработана реализация алгоритма DDCapriori, ориентированная на процессоры Intel. В данной реализации вместо SPE-нитей используются POSIX-нити и не используются векторные функции. Результаты экспериментов представлены на рис. 10.

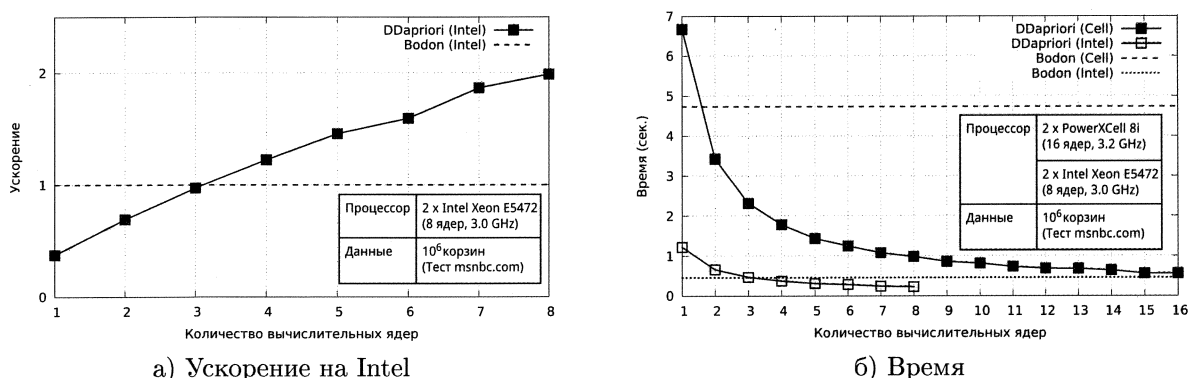


Рис. 10. Сравнение быстродействия на процессорах Cell и Intel

Эксперименты показывают, что на процессорах Cell алгоритм демонстрирует несколько лучшее ускорение, чем на процессорах Intel. Однако процессоры Intel обеспечивают существенно более высокое быстродействие, чем процессоры Cell.

## 5. Заключение

В работе представлен параллельный алгоритм решения задачи анализа рыночной корзины, адаптированный для вычислительных систем на базе процессоров Cell. Параллелизм достигается путем разделения множества кандидатов на подмножества и распределения этих подмножеств по вычислительным ядрам. При этом множество корзин передается целиком на каждое вычислительное ядро.

В реализации использована модель «мастер-рабочие». Нить-мастер запускается на управляющем ядре PPE и выполняет управление рабочими и формирование кандидатов и множеств часто встречающихся наборов на каждом шаге алгоритма. Нити-рабочие запускаются на вычислительных ядрах SPE и выполняют вычисление опорных чисел кандидатов.

Реализация выполнена на языке программирования C с использованием векторных функций библиотеки IBM Cell Broadband Engine SDK, которые позволяют эффективно реализовать наиболее затратную операцию вычисления опорных чисел.

Представлены результаты вычислительных экспериментов, показывающие эффективность предложенного алгоритма.

*Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект 09-0700241-а).*

## Литература

1. Agrawal, R. Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases / R. Agrawal, T. Imielinski, A.N. Swami // Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. P. 207–216.
2. IBM Corporation. Cell Broadband Engine technology.  
URL: <http://www.alphaworks.ibm.com/topics/cell> (дата обращения: 01.06.2009).
3. Buehrer, G. Data Mining on Cell Broadband Engine / G. Buehrer, S. Parthasarathy, M. Goyder // Proceedings of the 22nd International Conference on Supercomputing. 2008. P. 26–35.
4. Zaki, M.J. Parallel and Distributed Association Mining: A Survey // IEEE Concurrency. October 1999. Vol. 7. No. 4. P. 14–25.
5. Zaki, M.J. Parallel data mining for association rules on shared-memory multi-processors / M.J. Zaki, M. Ogihara, S. Parthasarathy, W. Li // Proceedings of the 1996 ACM/IEEE conference on Supercomputing. 1996. Article No. 43.
6. Duan, R. Data Mining Algorithms on the Cell Broadband Engine / R. Duan, A. Strey // Proceedings of the 14th International Euro-Par Conference. 2008. P. 665–675.
7. Han, S. Scalable Parallel Data Mining for Association Rules / S. Han, G. Karypis, V. Kumar // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. Vol. 12. Issue 3. P. 337–352.
8. IBM Cell Broadband Engine SDK, Version 3.0 documentation.  
URL: [http://www-01.ibm.com/chips/techlib/techlib.nsf/products/IBM\\_SDK\\_for\\_Multi-core\\_Acceleration](http://www-01.ibm.com/chips/techlib/techlib.nsf/products/IBM_SDK_for_Multi-core_Acceleration) (дата обращения: 01.06.2009).
9. Bodon, F. A fast APRIORI implementation // Proceedings of the IEEE ICDM Workshop on Frequent Itemset Mining Implementations (FIMI'03). Vol. 90. Melbourne. 2003.
10. Visualization of Navigation Patterns on a Web Site Using Model Based Clustering. Technical Report MSR-TR-00-18. Microsoft Research. 2000. / I. Cadez, D. Heckerman, C. Meek, et al. URL: <http://research.microsoft.com/pubs/69752/tr-2000-18.pdf> (дата обращения: 13.12.2009).

Кафедра системного программирования,  
Южно-Уральский государственный университет  
kvapen@gmail.com

*Поступила в редакцию 22 марта 2010 г.*