

О.Г. Монахов

Институт вычислительной математики и математической геофизики
СО РАН, Новосибирск

РАСПАРАЛЛЕЛИВАНИЕ ЭВОЛЮЦИОННОГО АЛГОРИТМА ОПТИМИЗАЦИИ ФИНАНСОВЫХ СТРАТЕГИЙ ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ НА ГРАФИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОРАХ¹

Введение и постановка задачи. В практике биржевой торговли одним из основных направлений при выработке торговых стратегий (торговых алгоритмов) является технический анализ ценовых рядов с помощью множества индикаторов [1–4]. В соответствии с принятой торговой стратегией, выраженной в виде набора правил, поведением ценового ряда и значениями индикаторов инвестор принимает решение о совершении/несовершении сделки купли-продажи в данный момент времени. При совершении сделки инвестор руководствуется соображениями максимизации доходности и минимизации риска. Принятый набор правил, составляющий торговую стратегию, и используемые индикаторы имеют эмпирический характер и значения их параметров определяются в основном опытным путем (методом проб и ошибок). Однако, как показывают эксперименты, такой подход с использованием известных правил и статически задаваемых параметров часто приводит к убыточным стратегиям. Использование мощных вычислительных систем для торговли на бирже в США уже стало обозначаться новым термином «высокочастотная торговля» (high-frequency trading) и позволяет компьютерным программам (торговым роботам) самостоятельно отслеживать данные по нескольким индексам на фондовых биржах, оптимизировать торговые стратегии и совершать миллионы сделок за максимально короткий промежуток времени.

В работе рассматривается проблема поиска параметров данной стратегии биржевой торговли S с целью оптимизации

¹ Работа выполнена при поддержке РФФИ, проект № 08-01-00857.

заданной целевой функции F , характеризующей ее качество. Будем считать, что цена на акцию представлена в виде ценового ряда $\{C_i\}$, $1 \leq i \leq N$, с заданной частотой (например, минутные или часовые цены), где C_i – цена закрытия в момент i . Пусть $r_{i+1} = C_{i+1} - C_i$. Важными инструментами технического анализа рынка акций являются скользящие средние, индикаторы и осцилляторы, на основе которых формируются множество торговых стратегий и которые помогают инвестору принимать решения о купле-продаже акций [1–4].

Пусть мы имеем индикатор технического анализа $I_i^{(n)} = f(C_i, C_{i-1}, \dots, C_{i-n})$. Обобщенная торговая стратегия $S(I_i^{(n)})$, основанная на индикаторе $I_i^{(n)}$, определяется следующими соотношениями:

$$\varphi_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{если } I_i^{(n)} > \varepsilon_1, \\ \varphi_i, & \text{если } -\varepsilon_2 \leq I_i^{(n)} \leq \varepsilon_1, \\ -1, & \text{если } I_i^{(n)} < -\varepsilon_2. \end{cases}$$

где $\varepsilon_1, \varepsilon_2 > 0$ – уровни значимого изменения индикатора $I_i^{(n)}$. Состояние покупки в данной торговой стратегии наступает при $\varphi_{i+1} = 1$, а состояние продажи наступает при $\varphi_{i+1} = -1$. Решение о сделке (купле/продаже) принимается при смене состояний: $\varphi_i \varphi_{i+1} = -1$.

Эта стратегия $S(I_i^{(n)})$ будет использована как темплейт (с некоторыми модификациями) для определения торговых стратегий на основе различных индикаторов технического анализа и поиск оптимальных значений свободных параметров $(n, \varepsilon_1, \varepsilon_2)$, определяющих стратегию с наилучшими показателями доходности, и осуществляться с помощью ГА.

Поиск оптимальных стратегий (с наилучшими показателями доходности и/или риска) может осуществляться для каждого типа акций отдельно в динамике торговых сессий, с постоянной адаптацией к рыночной ситуации или в квазидинамическом режиме, когда расчет оптимальных параметров происходит

либо через заданные периоды времени, либо по выполнению определенных условий (например, по достижении заданного уровня потерь).

Пусть торговая стратегия S содержит параметры $P = \{p_n\}, n > 0$, описывающие значения целочисленных и действительных коэффициентов и переменных, значения индексов, параметры структур данных, константы и некоторые примитивные операции алгоритма (величины инкрементов и декрементов, знаки переменных, логические операции и отношения, типы округления переменных).

Целевая функция F оценивает величину доходности стратегии S , полученную при заданных значениях параметров $P = \{p_n\}, n > 0$ и при входных данных ценового ряда $\{C_i\}$: $F_i = F_i(S(P, C_j)), j \leq i, 1 \leq i \leq N$.

Таким образом, проблема оптимизации торговой стратегии состоит в следующем: для данной стратегии S и заданного набора значений ценового ряда $\{C_i\}, 1 \leq i \leq N$, необходимо найти такие значения параметров P^* стратегии S , что $F_N(S(P^*, C_i)) \geq F_N(S(P, C_i))$, для $1 \leq i \leq N$, при любых других значениях параметров $P \in Dom(P)$.

Целью данной работы является описание подхода к оптимизации торговых стратегий, основанного на эволюционных вычислениях, и его распараллеливанию. Представлен параллельный генетический алгоритм (ГА), реализованный на графических процессорах NVIDIA, который в процессе торговых сессий осуществляет автоматический поиск оптимальных параметров торговых стратегий и индикаторов с точки зрения максимизации показателей доходности. Для решения данной проблемы в работе предлагается подход, основанный на применении генетических алгоритмов (ГА) [5,6] с использованием предварительного знания прикладной области (множества индикаторов), выборе обобщенной схемы торговой стратегии, задаваемой в виде темплейта с параметрами [7], и ограничении пространства поиска оптимальных параметров.

Генетический алгоритм основан на моделировании процесса естественного отбора в популяции особей, каждая из которых представлена точкой в пространстве решений задачи оптимизации. Особи представлены структурами данных *Gen*–хромосомами, включающими свободные (неопределенные) параметры p_k торговой стратегии S : $Gen = \{P\} = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}, k > 0$. Эти параметры определяют необходимую торговую стратегию $S(Gen)$. Каждая популяция является множеством структур данных *Gen* и определяет множество стратегии $S(Gen)$.

Примем, что целевая функция (fitness function, функция качества, функция пригодности) F вычисляет суммарную доходность D_N , полученную в результате торговли в соответствии с данной стратегией S за N шагов для заданного ценового ряда $\{C_i\}, 1 \leq i \leq N$:

$$F = D_N = \sum_{m=1}^{N_{br}} (d_m^{br} - Comm), \text{ где } d_m^{br} = \frac{C_m^{sell} - C_m^{buy}}{C_m^{buy}},$$

C_m^{sell}, C_m^{buy} – цены продажи и покупки в m -й сделке, N_{br} – число сделок за N шагов моделирования, $Comm$ – размер постоянных комиссионных за каждую сделку. Целью алгоритма является поиск максимума F .

Экспериментальные результаты. Предложенный генетический алгоритм с использованием темплейтов был успешно применен для адаптивной оптимизации торговых стратегий, основанных на следующих наиболее популярных инструментах технического анализа: экспоненциальных скользящих средних (EMA–exponential moving average), индекса относительной силы (RSI–relative strength index), темпа изменения цены (ROC–price rate-of-change), момента (Momentum), метода схождения-расхождения скользящих средних (MACD–Moving Average Convergence/Divergence) [1–4].

Для экспериментов были рассмотрены ценовые ряды с минутными интервалами для акций ГАЗПРОМа (10 000 точек), NIKKEI (10000 точек), DJIA – Dow Jones Industrial Average (10000 точек), для периода с 16.04.2006 по 16.06.2006. Мы использовали первые 5000 точек для обучения и остальные точки – для тестирования.

Число итераций и размер популяции выбирались экспериментальным путем, основываясь на параметрах из [5,6]. Значения основных параметров в экспериментах следующие: размер популяции – от 229 376 до 1 548 288, число итераций – 30, частота мутации – 0,15, частота кроссовера – 0,7, коммиссионные – 0,001.

Генетический алгоритм оптимизации торговых стратегий был реализован в системе эволюционного синтеза алгоритмов на основе шаблонов (TES – template-based evolutionary synthesis) [7] на языке программирования C, стратегии также задавались на этом языке. Параллельная реализация генетического алгоритма оптимизации стратегий биржевой торговли выполнена на основе распараллеливания по данным [8] для графического процессора Fermi GF100 на видеокарте NVIDIA GeForce 470 GTX 1280MB (448 процессоров, 1215 МГц) в системе программирования CUDA [9]. В связи с ограничением на память использовались ценовые ряды в 10 000 точек. В этом случае распараллеливание по данным сводится к равномерному распределению популяции по потокам системы. В конце итераций среди всех потоков выбирается лучшее решение, эта схема минимизирует взаимодействия и позволяет получить значительное ускорение (до 178). В таблице приведены результаты сравнения параллельной (на видеокарте NVIDIA GeForce 470 GTX 1280MB, 448 процессоров) и последовательной (на одном ядре процессора INTEL Core2Quad Q6700, 2,66 ГГц) реализации генетического алгоритма для оптимизации стратегии с MACD для акций ГАЗПРОМа при размере популяции Pop , времени исполнения T (с), и полученном ускорении Sp по отношению к процессору INTEL Q6700. Эксперименты показали, что при данных параметрах и ограничениях время выполнения задания для оптимизации стратегии на видеокарте NVIDIA GeForce 470 GTX эквивалентно времени выполнения на кластерной системе из 122 – 178 одноядерных процессоров с частотой 2,66 ГГц.

Результаты сравнения параллельной и последовательной реализации генетического алгоритма

№ п/п	<i>Pop</i>	<i>T (с) – INTEL Q6700</i>	<i>T (с)– NVIDIA 470 GTX</i>	<i>Sp</i>
1	229376	21090	166	127
2	516096	62080	363	171
3	1032192	128800	723	178
4	1548288	131900	1081	122

Используемый генетический алгоритм позволил найти значения параметров торговых стратегий, обеспечивающие увеличение функции суммарной доходности на 12–156 % для различных индикаторов, по сравнению с известными ранее стратегиями [1, 3].

Представленный подход к оптимизации торговых стратегий, основанный на индикаторах технического анализа, эволюционных вычислениях и темплейтах, был успешно применен для поиска свободных параметров стратегий с целью максимизации функции суммарной доходности. Параллельная реализация генетического алгоритма оптимизации стратегий биржевой торговли на графических процессорах GF100 на видеокартах NVIDIA позволяет получить значительное ускорение и увеличить значения функции суммарной доходности. Дальнейшее развитие данного подхода будет направлено на эволюционный синтез [7] новых торговых алгоритмов, правил и стратегий с использованием комбинаций нескольких индикаторов, поиском новых функций для анализа ценовых рядов и исследованием новых подходов для распараллеливания.

Список литературы

1. Achelis, S.B. Technical analysis from A to Z. – Chicago: Probus. 1996.
2. Артемьев С.С., Якунин М.А. Математическое и статистическое моделирование на фондовых рынках. – Новосибирск: ИВМиМГ СО РАН, 2003.
3. LeBeau, Charles , Lucas, David W. Computer analysis of the futures market. – New-York: IRWIN, 1992.

4. Weissman, Richard L. Mechanical Trading Systems, Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2005.

5. Goldberg, D.E. Genetic Algorithms, in Search, Optimization and Machine Learning. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.

6. Koza, J. Genetic Programming. – Cambridge: The MIT Press, 1992.

7. Monakhov, O., Monakhova, E. Evolving Templates for Synthesis of Scientific Algorithms // Computational Technologies. – 2005, № 6. – P. 3–12.

8. Монахов О.Г., Монахова Э.А. Параллельные системы с распределенной памятью: структуры и организация взаимодействий. – Новосибирск: Изд-во СО РАН, 2000.

9. NVIDIA CUDA Programming Guide. Available at. – URL: http://www.nvidia.com/object/cuda_get.html.

Д.А. Никитенко

Научно-исследовательский вычислительный центр МГУ
им. М.В. Ломоносова

РЕЙТИНГ TOP50 КАК ИНДИКАТОР РАЗВИТИЯ ОБЛАСТИ НРС

С появлением первых вычислительных систем перед исследователями встал вопрос правильного и своевременного выбора инструмента для решения конкретной задачи, т.е. возникла необходимость ориентироваться во всем стремительно расширяющемся многообразии современных технологий.

Чтобы помочь правильно сориентироваться в мире высокопроизводительных вычислительных систем и иметь возможность оперативно отслеживать тенденции развития данной области, Межведомственный суперкомпьютерный центр РАН и Научно-исследовательский вычислительный центр МГУ имени М.В.Ломоносова в мае 2004 года начали совместный проект по формированию списка 50 наиболее мощных компьютеров СНГ, предоставляя как можно более подробную информацию по системам: используемая аппаратная платформа, программное обеспечение, коммуникационная среда, область применения и т.д.