

# Параллельный генетический алгоритм для оптимизации торговых стратегий\*

О.Г. Монахов

УДК 681.324+519.17

**Монахов О.Г.** Параллельный генетический алгоритм для оптимизации торговых стратегий // Сиб. журн. вычисл. математики / РАН. Сиб. отд.-ние. — Новосибирск, 2008. — Т. 11, № 4. — С. 423–432.

Описан подход для оптимизации торговых стратегий (алгоритмов), основанный на индикаторах финансовых и товарных рынков и эволюционных вычислениях. Представлен параллельный генетический алгоритм, который был применен для автоматизации поиска оптимальных параметров торговых стратегий с точки зрения максимизации показателей доходности.

**Ключевые слова:** *торговые стратегии, параллельный генетический алгоритм, технический анализ, финансовый индикатор, темплейт, эволюционные вычисления.*

**Monakhov O.G.** A parallel genetic algorithm for optimization of trading strategies // Siberian J. Num. Math. / Sib. Branch of Russ. Acad. of Sci. — Novosibirsk, 2008. — Vol. 11, № 4. — P. 423–432.

An approach for optimization of trading strategies (algorithms) based on indicators of financial markets and evolutionary computation is described. A parallel version of the genetic algorithm for the search of optimal parameters of trading strategies for maximization of a trading profit is presented.

**Key words:** *trading strategy, parallel genetic algorithm, technical analysis, financial indicator, template, evolutionary computation.*

## 1. 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 [1–6].

Будем считать, что цена на акцию представлена в виде ценового ряда  $\{C_i\}$ ,  $1 \leq i \leq N$ , с заданной частотой  $\tau$  (например, минутные или часовые цены), где  $C_i$  — цена закрытия в момент  $i$ . Пусть  $r_{i+1} = C_{i+1} - C_i$ .

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  $I_i^{(n)}$ .

\*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 08-01-00857).

Состояние покупки в данной торговой стратегии наступает при  $\varphi_{i+1} = 1$ , а состояние продажи наступает при  $\varphi_{i+1} = -1$ . Решение о сделке (купли/продажи) 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  $(n, \varepsilon)$ , определяющих стратегию с наилучшими показателями доходности, будет осуществляться с помощью ГА.

Например, одним из часто используемых индикаторов при анализе ценовых рядов является экспоненциальное скользящее среднее порядка  $k$ :

$$\bar{C}_{i+1}^{(k)} = \bar{C}_i^{(k)} + (2/(k+1))(C_{i+1} - \bar{C}_i^{(k)}),$$

где  $\bar{C}_0^{(k)} = C_0$ ,  $0 \leq i \leq N-1$ . Порядок скользящего среднего  $k$  определяет степень сглаживания цены, чем больше  $k$ , тем сильнее сглаживание.

Рассчитывается также разность экспоненциальных скользящих средних порядков  $k_1 \leq k_2$ :

$$\bar{r}_i = \frac{\bar{C}_i^{(k_1)} - \bar{C}_i^{(k_2)}}{\bar{C}_i^{(k_2)}}.$$

Приведем пример простейшей торговой стратегии на основе экспоненциальных скользящих средних [2]. Задается уровень значимого изменения сглаженных цен  $\varepsilon > 0$ . Состояние покупки в данной торговой стратегии наступает при  $\bar{r}_i > \varepsilon$ , а состояние продажи наступает при  $\bar{r}_i < -\varepsilon$ . Решение о сделке (купли/продажи) принимается при смене состояний. Стратегия имеет три свободных параметра  $k_1, k_2, \varepsilon$ , изменение которых изменяет показатели доходности и риска торговой стратегии. 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  $P = \{p_n\}$ ,  $n \geq 0$ , 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  $P = \{p_n\}$  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  $P \in \text{Dom}(P)$ .

Для решения данной проблемы в работе предлагается подход, основанный на применении параллельной версии [10] генетических алгоритмов (ГА) [7, 8] с использованием

предварительного знания прикладной области (множества индикаторов), выборе обобщенной схемы торговой стратегии, задаваемой в виде темплейта с параметрами [9], и ограничении пространства поиска оптимальных параметров.

## 2. Генетический алгоритм

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  $S$ :  $Gen = \{P\} = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ ,  $k \geq 0$ . Эти параметры определяют необходимую торговую стратегию  $S(Gen)$ . Каждая популяция является множеством структур данных *Gen* и определяет множество стратегии  $S(Gen)$ .

Основная идея алгоритма синтеза состоит в эволюционном преобразовании множества хромосом (параметров стратегии) в процессе естественного отбора с целью выживания “сильнейшего”. В нашем случае этими особями являются стратегии, имеющие наибольшее значение целевой функции. Алгоритм начинается с генерации начальной популяции. Все особи в этой популяции создаются случайно, затем отбираются наилучшие особи и запоминаются. Для создания популяции следующего поколения (следующей итерации), новые особи формируются с помощью генетических операций селекции (отбора), мутации, кроссовера и добавления новых элементов (для сохранения разнообразия популяции).

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  $\{C_i\}$ ,  $1 \leq i \leq N$ :

$$F = D_N = \sum_{m=1}^{N_{br}} (d_m^{br} - Comm),$$

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  $m$ -той сделке,  $N_{br}$  — число сделок за  $N$  шагов моделирования,  $Comm$  — размер постоянных комиссионных за каждую сделку.

Целью алгоритма является поиск максимума  $F$ .

## 3. Представление данных

Основными структурами данных в программной реализации эволюционного алгоритма являются хромосомы *Gen*. Для представления и реализации хромосомы была предложена линейная структура для параметров  $p_k$ . Линейная структура хромосомы *Gen* используется для представления различных типов параметров  $p_k$  стратегии таких, как значения целочисленных и действительных коэффициентов и переменных, значения индексов, величины инкрементов и декрементов, а также знаков переменных, логических операций и отношений, типов округления переменных [9, 10].

Приведем пример линейной структуры хромосомы, каждый ген которой обозначен через  $[g]$  и соответствует одному из параметров стратегии:

$$\{[5][1.2][-1][+][\&][\geq][[x]]\}.$$

При создании хромосом  $Gen$  задаются значения параметров  $p_k$ , по которым можно производить оценивание и модификации стратегии  $S(Gen)$ .

Таким образом, для фиксированных значений параметров  $p_k$  мы можем вычислять значения целевой функции  $F$  на основе заданных стратегий  $S(Gen)$  и полученных в ходе эволюции хромосом  $Gen$  для требуемого ценового ряда  $\{C_i\}$ ,  $1 \leq i \leq N$ . После выполнения стратегий  $S$  для данного ценового ряда мы получаем значения целевой функции  $F$  и выбираем лучшие стратегии в популяции.

## 4. Операторы алгоритма

Оператор *мутации* применяется к особям, случайно выбранным из текущей популяции с вероятностью  $p_m \in [0, 1]$ . Мутация линейной хромосомы  $Gen$  состоит в изменении значения случайно выбранного параметра  $p_k$  на другую, случайно выбранную величину из множества допустимых значений.

Оператор *кроссовера* (скрещивания) применяется к двум особям (родителям), случайно выбранным из текущей популяции с вероятностью  $p_c \in [0, 1]$ . Кроссовер состоит в порождении двух новых особей путем обмена частями хромосом родителей (обмен подчастями линейных структур хромосомы).

Оператор создания *нового элемента* (особи) состоит в генерации случайных значений параметров  $p_k$ .

Оператор *селекции* (отбора) реализует принцип выживания наиболее приспособленных особей. Он выбирает наилучших особей с минимальными значениями целевой функции.

Заметим, что только простейшие генетические операторы были использованы в алгоритме, но данный подход позволяет применять и более сложные операторы, разработанные для ГА [7, 8].

## 5. Итерационный процесс

Для поиска оптимума заданной целевой функции  $F$  итерационный процесс вычислений в ГА организован следующим образом.

*Первая итерация:* порождение начальной популяции. Все особи популяции создаются с помощью оператора *новый элемент*, с проверкой и отсеиванием всех непригодных особей. После заполнения массива популяции лучшие особи отбираются и запоминаются в массиве  $best$ .

*Промежуточная итерация:* шаг от текущей к следующей популяции. Основной шаг алгоритма состоит в создании нового поколения особей на основе массива  $best$  и текущей популяции, используя операции селекции, мутации, кроссовера и добавления новых элементов.

После оценки целевой функции для каждой особи в поколении проводится сравнение величин этих функций с величинами целевых функций тех особей, которые сохранены в массиве  $best$ . В том случае, если элемент из нового поколения лучше, чем элемент  $best[i]$ , для некоторого  $i$ , помещаем новый элемент на место  $i$  в массив  $best$  и сдвигаем в нем все остальные элементы на единицу вниз. Таким образом, лучшие элементы локализуются в верхней части массива  $best$ .

*Последняя итерация* (критерий останова): итерации заканчиваются либо после исполнения заданного числа шагов, либо после нахождения оптимальной стратегии  $S(Gen)$

(с заданным значением целевой функции  $F$ ). После выполнения данного количества шагов алгоритма мы получаем множество (популяцию) стратегий  $S(Gen)$ , содержащее в элементе  $best[0]$  стратегию  $S^*(Gen)$ , имеющую максимальное значение целевой функции  $F$ .

## 6. Распараллеливание генетического алгоритма и 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) [1–6].

Генетический алгоритм оптимизации торговых стратегий был реализован в системе эволюционного синтеза алгоритмов на основе шаблонов (TES — template-based evolutionary synthesis) [9] на языке программирования C, стратегии также задавались на этом языке.

Для экспериментов были рассмотрены ценовые ряды с минутными интервалами для акций ГАЗПРОМа (тип 1, 65535 точек), РАО ЕЭС России (тип 2, 65535 точек), NIKKEI (тип 3, 42622 точек) для периода с 16.04.2006 г. по 16.04.2007 г. Первые 15000 точек были использованы для обучения, а остальные точки — для тестирования.

Число итераций и размер популяции выбирались экспериментальным путем, основываясь на параметрах из [7, 8]. Значения основных параметров в экспериментах приведены в табл. 1.

Таблица 1. Значения параметров

Параметр	Значение
Размер популяции	1000
Число итераций	500
Частота кроссовера	70%
Частота мутации	15%
Интервал для $K, k_0, k_1, k_2$	[1–200]
Интервал для $\varepsilon$	[0.0001–0.03]
Интервал для $b$	[1–49]
Комиссионные $Comm$	0.001

Параллельная реализация генетического алгоритма оптимизации стратегий биржевой торговли выполнена на основе распараллеливания по данным. Распараллеливание по данным в решаемой задаче сводится к равномерному распределению популяции по процессорам системы и к независимому выполнению каждым процессором эволюционного процесса [10]. В конце итераций среди всех процессоров выбирается лучшее решение. Данный подход к распараллеливанию генетического алгоритма минимизирует взаимодействия между процессорами системы и позволяет получить почти линейное ускорение. Параллельная версия генетического алгоритма была реализована с использованием библиотеки MPI в системе НКС-160 (содержащей 160 процессоров Itanium 2). В табл. 2 приведены результаты для оптимизации стратегии с EMA для акций ГАЗПРОМа при числе процессоров  $Pr$ , размере популяции на каждом процессоре  $Pop$ , времени исполнения  $T(c)$ , полученной доходности  $D_N$  и ускорении  $Sp$ .

Таблица 2. Результаты для параллельного генетического алгоритма.

$Pr$	$Pop$	$T$	$D_N$	$Sp$
1	16000	17774	6.048	1
2	8000	8888	6.048	1.9997
4	4000	4444	5.932	3.9995
8	2000	2222	6.195	7.9991
16	1000	1111	6.904	15.9981
24	667	741	6.879	23.9865
32	500	555	6.841	32.0252
36	444	495	6.879	35.9070
40	400	444	6.904	40.0315
48	333	370	6.903	48.0378
56	286	318	6.904	55.8931
64	250	277	6.841	64.1660
80	200	222	7.035	80.0630
100	160	179	6.904	99.2960
128	125	139	7.035	127.8705
160	100	112	6.919	160.1261

### 6.1. Стратегии на основе экспоненциальных скользящих средних (ЕМА)

Экспоненциальное скользящее среднее — один из наиболее распространенных инструментов технического анализа. Традиционно скользящее среднее используется для наблюдения за изменением цен. Обычно инвесторы покупают, если цена бумаг поднимается выше скользящего среднего, и продают, когда она падает ниже него. Аналогичная торговая стратегия используется на основе двух скользящих средних — с коротким и длинным периодом усреднения. Инвесторы покупают, если короткое скользящее среднее поднимается выше длинного скользящего среднего, и продают, когда оно падает ниже длинного.

Для примера рассмотрим следующую торговую стратегию. Пусть задана разность двух экспоненциальных скользящих средних порядков  $k_1 \leq k_2$ :

$$\bar{r}_i = \frac{\bar{C}_i^{(k_1)} - \bar{C}_i^{(k_2)}}{\bar{C}_i^{(k_2)}}.$$

Определим:

$$\varphi_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{если } \bar{r}_i > \varepsilon, \\ \varphi_i, & \text{если } -\varepsilon \leq \bar{r}_i \leq \varepsilon, \\ -1, & \text{если } \bar{r}_i < -\varepsilon, \end{cases}$$

где  $\varepsilon > 0$  — уровень значимого изменения сглаженных цен. Состояние покупки в данной торговой стратегии наступает при  $\varphi_{i+1} = 1$ , а состояние продажи наступает при  $\varphi_{i+1} = -1$ . Решение о сделке (купли/продажи) принимается при смене состояний:  $\varphi_i \varphi_{i+1} = -1$ . Поиск оптимальных значений свободных параметров  $k_1, k_2, \varepsilon$ , определяющих стратегию с наилучшими показателями доходности, осуществлялся с помощью ГА для каждого типа акций отдельно.

В табл. 3 приведены значения свободных параметров, определенных параллельным генетическим алгоритмом при оптимизации ЕМА стратегий, и рекомендованные [1] значения свободных параметров (в строке REC), число итераций  $It$  и время исполнения  $T(c)$  для генетического алгоритма, суммарная доходность для найденных  $D_N$  и рекомендованных  $D_N^{\text{REC}}$  значений свободных параметров и относительное увеличение суммарной доходности  $\Delta D_N = 100 * (D_N - D_N^{\text{REC}}) / D_N^{\text{REC}}$  для трех типов акций.

Таблица 3. Значения параметров для ЕМА стратегий

Тип акции \ ЕМА	$k_1$	$k_2$	$\varepsilon$	$D_N$	$It$	$T$	$D_N^{\text{REC}}$	$\Delta D_N\%$
ГАЗПРОМ	1	25	0.0001	6.88	17	1780	3.99	72.43%
РАО ЕЭС	1	40	0.00013	8.04	175	1870	5.39	49.17%
НИККЕИ	1	9	0.00013	2.07	23	1716	1.01	104.95%
REC	5	20	0.0001					

## 6.2. Стратегии на основе схождение/расхождение скользящих средних (MACD)

Индикатор MACD вычисляют как разность между двумя экспоненциальными скользящими средними (ЕМА) цены акции порядков  $k_1 \leq k_2$ . Полученная величина может быть как выше, так и ниже нуля. Кривая индикатора MACD обычно сглаживается при помощи скользящего среднего самого индикатора MACD (а не цены) порядка  $k_0 \leq k_1$ . Эта линия называется сигнальной. Она предвосхищает схождение двух скользящих средних (т. е. движение MACD к нулевой линии).

Основная торговая стратегия с помощью MACD построена на пересечениях индикатора со своей сигнальной линией: когда MACD опускается ниже сигнальной линии — следует продавать, а когда поднимается выше сигнальной линии — покупать.

Более формально, аналогично стратегии на основе экспоненциальных скользящих средних, определим:

$$\varphi_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{если } \overline{r\overline{m}}_i > \varepsilon, \\ \varphi_i, & \text{если } -\varepsilon \leq \overline{r\overline{m}}_i \leq \varepsilon, \\ -1, & \text{если } \overline{r\overline{m}}_i < -\varepsilon, \end{cases}$$

где  $\varepsilon > 0$  — уровень значимого изменения разности сглаженных цен,

$$\overline{r\overline{m}}_i = \frac{(\overline{C}_i^{(k_1)} - \overline{C}_i^{(k_2)}) - \text{ЕМА}((\overline{C}_i^{(k_1)} - \overline{C}_i^{(k_2)}), k_0)}{\text{ЕМА}((\overline{C}_i^{(k_1)} - \overline{C}_i^{(k_2)}), k_0)}.$$

Состояние покупки в данной торговой стратегии наступает при  $\varphi_{i+1} = 1$ , а состояние продажи наступает при  $\varphi_{i+1} = -1$ . Решение о сделке (купли/продажи) принимается при смене состояний:  $\varphi_i \varphi_{i+1} = -1$ . Поиск оптимальных значений свободных параметров  $k_1, k_2, k_0, \varepsilon$ , определяющих стратегию с наилучшими показателями доходности, также осуществлялся с помощью ГА для каждого типа акций отдельно.

В табл. 4 приведены значения свободных параметров, определенных параллельным генетическим алгоритмом при оптимизации MACD стратегий, и рекомендованные [1–3] значения свободных параметров (в строке REC), число итераций  $It$  и время исполнения  $T$ (с) для генетического алгоритма, суммарная доходность для найденных  $D_N$  и рекомендованных  $D_N^{\text{REC}}$  значений свободных параметров и относительное увеличение суммарной доходности  $\Delta D_N = 100 * (D_N - D_N^{\text{REC}})/D_N^{\text{REC}}$  для трех типов акций.

Таблица 4. Значения параметров для MACD стратегий

Тип акции \ MACD	$k_1$	$k_2$	$k_0$	$\varepsilon$	$D_N$	$It$	$T$	$D_N^{\text{REC}}$	$\Delta D_N\%$
ГАЗПРОМ	2	66	5	0.0221	7.13	47	2495	4.97	43.46%
РАО ЕЭС	10	20	8	0.0119	7.56	75	2476	7.28	3.85%
НИККЕИ	2	15	9	0.0296	2.66	258	2453	1.83	45.36%
REC	12	26	9	0.02					

### 6.3. Стратегии на основе индекса относительной силы (RSI)

Процедура расчета RSI проста:

$$RSI_i = 100 - \frac{100}{1 + \frac{A_{i-K}}{B_{i-K}}},$$

где  $A_{i-K}$  — среднее значение цен закрытия по величине выше предыдущих за  $K$  дней,  $B_{i-K}$  — среднее значение цен закрытия по величине ниже предыдущих за  $K$  дней.

Основная торговая стратегия с помощью RSI: сигнал о продаже формируется при превышении индикатором уровня  $50 + b$ , а сигнал о покупке — при понижении за уровень  $50 - b$ ,  $0 < b < 50$ :

$$\varphi_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{если } RSI_i > 50 + b, \\ \varphi_i, & \text{если } 50 - b \leq RSI_i \leq 50 + b, \\ -1, & \text{если } RSI_i < 50 - b. \end{cases}$$

Стратегия имеет два свободных параметра  $K$  и  $b$ .

В табл. 5 приведены значения свободных параметров, определенных параллельным генетическим алгоритмом при оптимизации RSI стратегий, и рекомендованные [1–3] значения свободных параметров (в строке REC), число итераций  $It$  и время исполнения  $T$ (с) для генетического алгоритма, суммарная доходность для найденных  $D_N$  и рекомендованных  $D_N^{\text{REC}}$  значений свободных параметров и относительное увеличение суммарной доходности  $\Delta D_N = 100 * (D_N - D_N^{\text{REC}}) / D_N^{\text{REC}}$  для трех типов акций.

**Таблица 5.** Значения параметров для RSI стратегий

Тип акции \ RSI	$K$	$b$	$D_N$	$It$	$T$	$D_N^{\text{REC}}$	$\Delta D_N\%$
ГАЗПРОМ	5	48	3.61	2	2179	1.49	144.3%
РАО ЕЭС	1	37	3.39	4	2194	2.35	44.26%
NIKKEI	6	10	2.04	85	2194	0.49	316.3%
REC	14	20					

### 6.4. Стратегии на основе темпа изменения цены (ROC)

Индикатор темпа изменения цены (ROC) показывает разность между текущей ценой и ценой  $K$  периодов назад. Она может быть выражена или в пунктах, или в процентах

$$ROC_i = \frac{C_i - C_{i-K}}{C_{i-K}} 100\%.$$

Заметим, что индикатор момента (Momentum) носит аналогичный характер и отражает зависимость между теми же величинами, но не в виде разности, а в виде отношения.

ROC измеряет величину ценового изменения за определенный период. Если цены растут, ROC также растет; если цены падают, ROC падает вместе с ними. Чем больше ценовое изменение, тем сильнее меняется ROC.

Определим

$$\varphi_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{если } ROC_i > \varepsilon, \\ \varphi_i, & \text{если } -\varepsilon \leq ROC_i \leq \varepsilon, \\ -1, & \text{если } ROC_i < -\varepsilon, \end{cases}$$



где  $\varepsilon > 0$  — уровень значимого изменения цен. Состояние покупки в данной торговой стратегии наступает при  $\varphi_{i+1} = 1$ , а состояние продажи наступает при  $\varphi_{i+1} = -1$ . Решение о сделке (купи/продажи) принимается при смене состояний:  $\varphi_i \varphi_{i+1} = -1$ . Поиск оптимальных значений свободных параметров  $K, \varepsilon$ , определяющих стратегию с наилучшими показателями доходности, осуществлялся с помощью ГА для каждого типа акций отдельно.

В табл. 6 приведены значения свободных параметров, определенных параллельным генетическим алгоритмом при оптимизации ROC стратегий, и рекомендованные [1, 6] значения свободных параметров (в строке REC), число итераций  $It$  и время исполнения  $T(c)$  для генетического алгоритма, суммарная доходность для найденных  $D_N$  и рекомендованных  $D_N^{REC}$  значений свободных параметров и относительное увеличение суммарной доходности  $\Delta D_N = 100 * (D_N - D_N^{REC}) / D_N^{REC}$  для трех типов акций.

**Таблица 6.** Значения параметров для ROC стратегий

Тип акции \ ROC	$K$	$\varepsilon$	$D_N$	$It$	$T$	$D_N^{REC}$	$\Delta D_N\%$
ГАЗПРОМ	8	0.0288	5.95	304	1440	5.16	15.31%
РАО ЕЭС	12	0.0025	5.92	12	1454	5.43	11.42%
НИККЕИ	9	0.00043	2.63	25	1373	1.975	33.16%
REC	12	0.0065					

## 7. Заключение

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. Используемый генетический алгоритм позволил найти значения параметров торговых стратегий, обеспечивающие увеличение функции суммарной доходности (от 3.85% до 316.3% для различных индикаторов, см. табл. 7) по сравнению с известными ранее [1, 3, 6].

**Таблица 7.** Суммарная доходность и относительное увеличение суммарной доходности торговых стратегий

Тип акции	$D_N$				$\Delta D_N\%$			
	EMA	MACD	RSI	ROC	EMA	MACD	RSI	ROC
ГАЗПРОМ	6.88	7.13	3.61	5.95	72.43	43.46	144.3	15.31
РАО ЕЭС	8.04	7.56	3.39	5.92	49.17	3.85	44.26	11.42
НИККЕИ	2.07	2.66	2.04	2.63	104.95	45.36	316.3	33.16

Параллельная реализация генетического алгоритма оптимизации стратегий биржевой торговли позволяет получить почти линейное ускорение и увеличить значения функции суммарной доходности.

Дальнейшее развитие данного подхода будет направлено на эволюционный синтез [9] новых торговых алгоритмов, правил и стратегий с использованием комбинаций нескольких индикаторов, поиск новых функций для анализа ценовых рядов и исследование новых подходов для распараллеливания.

*Благодарности.* Автор выражает благодарность С.С. Артемьеву за полезные консультации.

## 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 Ch., and Lucas D.W.** Computer Analysis of The Futures Market. — New-York: IRWIN, 1992.
- [4] **Weissman R.L.** Mechanical Trading Systems. — Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2005.
- [5] **Salov V.** Modeling Maximum Trading Profits with C++: New Trading and Money Management Concepts. — Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2007.
- [6] **Blau W.** Momentum, Direction and Divergence. — Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2001.
- [7] **Goldberg D.E.** Genetic Algorithms, in Search, Optimization and Machine Learning. — Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [8] **Koza J.** Genetic Programming. — Cambridge: The MIT Press, 1992.
- [9] **Монахов О.Г.** Эволюционный синтез алгоритмов на основе шаблонов // Автометрия. — 2006. — № 1. — С. 106–116.
- [10] **Монахов О.Г., Монахова Э.А.** Параллельные системы с распределенной памятью: структуры и организация взаимодействий. — Новосибирск: Изд-во СО РАН, 2000.

Институт вычислительной математики  
и математической геофизики СО РАН,  
просп. Акад. М.А. Лаврентьева, 6,  
Новосибирск, 630090  
E-mail: monakhov@rav.sccc.ru

*Статья поступила  
10 января 2008 г.*