УДК 519.85

Применение алгоритма дифференциальной эволюции для оптимизации стратегий на основе финансовых временных рядов*

О.Г. Монахов[1], Э.А. Монахова[1], М. Пант[2]

[1]Институт вычислительной математики и математической геофизики Сибирского отделения Российской академии наук, просп. Акад. М.А. Лаврентьева, 6, Новосибирск, 630090

[2]Department of Applied Science and Engineering, New Technology Block, Saharanpur Campus of IIT, Roorkee, Saharanpur–247667, India

E-mails: monakhov@rav.sscc.ru (Монахов О.Г.), emilia@rav.sscc.ru (Монахова Э.А.), millifpt@iitr.ac.in (Пант М.)

Монахов О.Г., Монахова Э.А., Пант М. Применение алгоритма дифференциальной эволюции для оптимизации стратегий на основе финансовых временных рядов // Сиб. журн. вычисл. математики / РАН. Сиб. отд-ние. — Новосибирск, 2016. — Т. 19, № 2. — С. 195–205.

Описан подход для оптимизации торговых стратегий (алгоритмов), основанный на анализе финансовых временных рядов, индикаторах финансовых рынков и эволюционных вычислениях. Предложено использование новой версии алгоритма дифференциальной эволюции для поиска оптимальных параметров торговых стратегий при максимизации их доходности. Экспериментальные результаты показывают, что этот подход может улучшить в несколько раз доходность торговых стратегий.

DOI: 10.15372/SJNM20160206

Ключевые слова: *торговые стратегии, алгоритм дифференциальной эволюции, финансовый индикатор, эволюционные вычисления.*

Monakhov O.G., Monakhova E.A., Pant M. Application of differential evolution algorithm for optimization of strategies based on financial time series // Siberian J. Num. Math. / Sib. Branch of Russ. Acad. of Sci. — Novosibirsk, 2016. — Vol. 19, № 2. — P. 195–205.

An approach to optimization of trading strategies (algorithms) based on indicators of financial markets and evolutionary computation is described. A new version of the differential evolution algorithm for the search for optimal parameters of trading strategies for the trading profit maximization is used. The experimental results show that this approach can considerably improve the profitability of the trading strategies.

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

1. Введение и постановка задачи

Торговые алгоритмы широко используются в финансовом рынке для прогнозирования будущего ценового тренда, анализируя историческое движение цен на основе финансовых временных рядов, и для инициирования сигналов покупки и продажи активов. Различные правила и торговые стратегии были изучены и проанализированы исследователями в терминах доходности и полезности. Некоторые ссылки на работы в данной

*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 14-01-92694 IND-a) и DST (проект № INT/RFBR/P-164).

области могут быть найдены в [1–4, 14, 15]. С ростом конкуренции и волатильности (изменчивости) в текущей ситуации на рынке и с увеличением сложности проблемы его исследования в настоящее время делается упор на нетрадиционные, эвристические методы и алгоритмы решения для анализа торговых стратегий. Так, в [5] используется генетическое программирование (ГП), чтобы найти правила технической торговли, а в [6] параллельные генетические алгоритмы используются для оптимизации таких правил. В [7] показано применение мягких вычислений в прогнозировании фондового рынка. В [8] применен метод оптимизации роем частиц (Particle Swarm Optimization, PSO) для поиска оптимальных правил торговли, а в [9] предложено сочетание PSO с методом опорных векторов (Support Vector Machine, SVM) — метод PSOSVM для прогнозирования цен на акции. С другой стороны, в [10] предложен алгоритм искусственных косяков рыб (Artificial fish swarm) для кратковременного прогноза фондовых индексов; а в [11] использовано сочетание SVM с улучшенным вариантом PSO для прогнозирования фондового рынка. В [12] предложена торговая стратегия для фондов взаимных инвестиций, основанная на методе оптимизации роем турбулентных частиц (Turbulent Particle Swarm Optimization, TPSO); в [13] предложен метод стратегии биржевой торговли, сочетающей технический анализ и PSO.

В практике биржевой торговли одним из основных направлений при выработке торговых стратегий (торговых алгоритмов) является технический анализ ценовых рядов [14–19].

Пусть цена на акцию представлена в виде ценового ряда $\{C_i\}$, $1 \le i \le N$, с заданной частотой τ (например, минутные или часовые цены), где C_i — цена закрытия в момент i. Примем $r_{i+1} = C_{i+1} - C_i$, и пусть мы имеем индикатор технического анализа $I_i^{(n)} = f(C_i, C_{i-1}, \ldots, C_{i-n})$.

Обобщенная торговая стратегия $S(I_i^{(n)})$, основанная на индикаторе $I_i^{(n)}$, определяется следующими соотношениями:

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

где ε_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 (шаблон с некоторыми модификациями) для определения торговых стратегий на основе различных индикаторов технического анализа. Поиск оптимальных значений свободных параметров (n, ε), определяющих стратегию с наилучшими показателями доходности, будет осуществляться с помощью алгоритма дифференциальной эволюции.

Например, одним из часто используемых индикаторов при анализе ценовых рядов является экспоненциальное скользящее среднее с периодом k' (или с коэффициентом сглаживания (порядком) $k = 2/(k'+1)$):

$$\overline{C}_{i+1}^{(k)} = \overline{C}_i^{(k)} + \bigl(2/(k'+1)\bigr)\Bigl(C_{i+1} - \overline{C}_i^{(k)}\Bigr) = \overline{C}_i^{(k)} + k\bigl(C_{i+1} - \overline{C}_i^{(k)}\bigr),$$

где $0 \le i \le N-1$, $\overline{C}_0^{(k)} = C_0$.

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

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

Приведем пример простейшей торговой стратегии на основе экспоненциальных скользящих средних [15]. Задается уровень значимого изменения сглаженных цен $\varepsilon > 0$. Состояние покупки в данной торговой стратегии наступает при $\overline{r}_i > \varepsilon$, а состояние продажи наступает при $\overline{r}_i < -\varepsilon$. Решение о сделке (купле/продаже) принимается при смене состояний. Стратегия имеет три свободных параметра: k_1, k_2, ε, 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, параметры структур данных, константы и некоторые примитивные операции алгоритма.

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 всех $1 \leq i \leq N$, $P \in \mathrm{Dom}(P)$.

Алгоритм дифференциальной эволюции (ДЭ), предложенный в [20], является эффективным методом оптимизации, который был применен к решению многих трудных практических задач. В этой статье предлагается подход, основанный на применении новой версии ДЭ [21] для оптимизации торговых стратегий, представленных в виде некоторой общей схемы (шаблона) с параметрами [22]. Экспериментальные результаты показывают, что этот подход может улучшить в несколько раз доходность торговых стратегий.

2. Алгоритм дифференциальной эволюции

Алгоритм дифференциальной эволюции основан на моделировании процесса естественного отбора в популяции особей, каждая из которых представлена точкой в пространстве решений задачи оптимизации [20, 21]. Особи представлены структурами данных (векторами) Gen-хромосомами. Каждая хромосома включает свободные (неопределенные) параметры p_k торговой стратегии S: Gen=$\{P\}$=$\{p_1, p_2, \ldots, p_k\}$, $k \geq 0$. Эти параметры определяют необходимую торговую стратегию $S(\mathrm{Gen})$. Каждая популяция является множеством структур данных Gen и определяет множество стратегий $S(\mathrm{Gen})$.

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 (фитнес-функция, 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 $\{C_i\}$, $1 \le i \le N$:

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

где $d_m^{\mathrm{br}} = C_m^{\mathrm{sell}} - C_m^{\mathrm{buy}}$, 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.

В данной работе для реализации хромосомы Gen была предложена линейная структура (вектор) для представления параметров p_k заданной стратегии, таких как значения целочисленных и действительных переменных и коэффициентов. При создании хромосом Gen задаются значения параметров p_k, по которым можно производить оценивание и модификации стратегии $S(\mathrm{Gen})$.

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

3. Операторы алгоритма дифференциальной эволюции

На шаге инициализации случайным образом генерируется популяция размера NP (число решений), состоящая из D-мерных векторов. Пусть эти начальные решения x_i^G, $i = 1, 2, \ldots, NP$, где G — номер поколения, охватывают все пространство поиска. При генерировании этих решений вычисляется значение функции пригодности в данных точках.

При операции мутации для каждого вектора x_i^G (целевой вектор) выбираются из популяции три случайных вектора: x_{r1}^G, x_{r2}^G, x_{r3}^G такие, что $i \ne r1 \ne r2 \ne r3$. Таким образом, начальная популяция должна быть по крайней мере размера четыре. С помощью целевого вектора и этих случайных векторов образуется новый вектор, известный как вектор мутации. Вектор мутации формируется таким образом, что взвешенная разность случайных векторов добавляется в целевой вектор. Мы используем следующее математическое уравнение (недавно предложенное в [21]) для вычисления вектора мутации

$$v_i^{G+1} = x_{r1}^G + K(x_{\mathrm{best}}^G - x_{r2}^G) + S_f(x_{\mathrm{best}}^G - x_{r3}^G).$$

Здесь v_i^{G+1} — вектор мутации, x_{r1}^G называется базовым вектором, вес S_f называется коэффициентом масштабирования или коэффициентом влияния, который лежит в пределах от 0 до 2, т. е. [0; 2], и контролирует величину дифференциального изменения. Кроме коэффициента влияния S_f предлагаемая стратегия мутации имеет дополнительный параметр K, который называется коэффициентом направляющей силы. В то время как

S_f имеет постоянное значение, K представляет собой динамический параметр, который изменяется случайным образом в каждом цикле и лежит в диапазоне [0; 1]. Последние два члена в правой части приведенного выше уравнения мутации позволяют учитывать разницу от лучшего вектора в популяции x^G_{best}. Это помогает в поддержании поиска в наилучшем направлении. Динамичный характер коэффициента направляющей силы K помогает в поддержании разнообразия, сохраняя при этом направление к лучшему вектору.

Оператор кроссовера применяется к целевому и мутантному векторам и образует пробный вектор. Пусть $u^{G+1}_{j,i} = \left(u^{G+1}_{1,i}, u^{G+1}_{2,i}, \ldots, u^{G+1}_{D,i}\right)$ — пробный вектор, он формируется следующим образом:

$$u^{G+1}_{j,i} = \begin{cases} v^{G+1}_{j,i}, & \text{если } R_{\text{rand}} \le C_r \ \forall j = j_{\text{rand}}, \\ x^G_{j,i} & \text{в противном случае,} \end{cases}$$

где C_r — вероятность кроссовера, R_{rand} — случайное число в интервале [0;1].

Оператор селекции реализует принцип выживания наиболее приспособленных индивидов. Он отбирает лучшие особи с максимальной фитнес-функцией в текущей популяции путем сравнения между собой пробного и целевого векторов (вектор, для которого целевая функция максимальна, будет выбран для следующего поколения):

$$x^{G+1}_i = \begin{cases} u^{G+1}_i, & \text{если } f(u^{G+1}_i) \le f(x^G_i), \\ x^G_i & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Цикл операций мутации, кроссовера и отбора продолжается до достижения критерия остановки. Итерации будут закончены либо после заданного числа шагов $\text{Gen} = t$, либо после нахождения оптимальной стратегии $S(\text{Gen})$ (с заданным значением целевой функции). После выполнения определенного количества шагов алгоритма мы получаем набор стратегий $S(\text{Gen})$, содержащий стратегию $S^*(\text{Gen})$ с максимальной фитнес-функцией.

4. Экспериментальные результаты

Предложенный алгоритм дифференциальной эволюции был успешно применен для 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) [14–19].

Алгоритм дифференциальной эволюции для оптимизации торговых стратегий на основе шаблонов был реализован в системе Wolfram Mathematica 10.

Для экспериментов были рассмотрены ценовые ряды с минутными интервалами для акций ГАЗПРОМа (GAZPRO, 130566 точек), Сбербанка (SBER, 130679 точек), Лукойла (LKON, 127659 точек), Dow Jones Industrial Average (DJ-IND, 99755 точек), NIKKEI (NIKKEI, 74951 точек) для периода с 04.01.2013 г. по 04.01.2014 г. Первые 2000 точек были использованы для обучения, а остальные точки — для тестирования.

Размер популяции в экспериментах был равен 100, коэффициент масштабирования — 0.6, частота кроссовера — 0.7, комиссионные за каждую транзакцию — 4.5.

4.1. Стратегии на основе экспоненциальных скользящих средних

Экспоненциальные скользящие средние являются одним из самых популярных инструментов технического анализа. Классическая интерпретация скользящих средних заключается в следующем их использовании при наблюдении изменения в ценах. Инвесторы обычно покупают, когда цена ценной бумаги поднимается выше своего скользящего среднего и продают, когда цена падает ниже скользящей средней. Торговые стратегии, основанные на двух экспоненциальных скользящих средних с краткосрочным и долгосрочным периодами, используются по аналогии. Инвесторы покупают, когда краткосрочная скользящая средняя поднимается выше долгосрочной скользящей средней, и продают, когда краткосрочная скользящая средняя падает ниже долгосрочной скользящей средней.

Следующая торговая стратегия использует разницу между двумя экспоненциальными скользящими средними с краткосрочным и долгосрочным периодами $k_1 \le k_2$:

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

Пусть

$$\varphi_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{если } \overline{r}_i > 0, \\ \varphi_i, & \text{если } \overline{r}_i = 0, \\ -1, & \text{если } \overline{r}_i < 0. \end{cases}$$

В рамках этой стратегии состояние “купить” появляется, когда $\varphi_{i+1} = 1$, состояние “продать” появляется, когда $\varphi_{i+1} = -1$. Решение о действии (покупка/продажа) производится в соответствии с изменением состояний $\varphi_i\varphi_{i+1} = -1$.

Алгоритм дифференциальной эволюции был применен для поиска оптимальных значений свободных параметров k_1, k_2, определяющих торговую стратегию с наилучшими показателями доходности для данного типа акций.

Таблица 1 дает результаты для значений свободных параметров, определенных ДЭ для торговых стратегий с EMA, время выполнения T (в секундах) для ДЭ, суммарная доходность для найденных D_N и рекомендованных значений свободных параметров в [14]: ($k_1 = 0.333$, $k_2 = 0.095$) — D_N^{REC}, относительное увеличение суммарной доходности $\Delta D_N = 100(D_N - D_N^{\mathrm{REC}})/D_N^{\mathrm{REC}}$ для пяти типов акций.

Таблица 1. Значения параметров для EMA стратегий

Параметр	GAZPRO	SBER	LKON	DJ-IND	NIKKEI
k_1	0.2899	0.3876	0.405	0.373	0.4561
k_2	0.4077	0.4169	0.4085	0.3732	0.4683
D_N	$7.676 \cdot 10^9$	$1.333 \cdot 10^{10}$	$1.014 \cdot 10^9$	$6.247 \cdot 10^6$	$7.518 \cdot 10^8$
D_N^{REC}	$1.289 \cdot 10^8$	$1.277 \cdot 10^8$	$3.916 \cdot 10^7$	$1.265 \cdot 10^6$	$1.913 \cdot 10^7$
ΔD_N	59.5	104.38	25.87	4.92	39.37
T	78	84	88.5	78	81.5

4.2. Стратегии на основе схождение/расхождение скользящих средних

Индикатор MACD вычисляют как разность между двумя экспоненциальными скользящими средними (EMA) цены акции порядков $k_1 \le k_2$. 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 $k_0 \le k_1$.

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

$$\varphi_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{если } \overline{rm}_i > 0, \\ \varphi_i, & \text{если } \overline{rm}_i = 0, \\ -1, & \text{если } \overline{rm}_i < 0, \end{cases}$$

где

$$\overline{rm}_i = \left(\overline{C}_i^{(k_1)} - \overline{C}_i^{(k_2)}\right) - \mathrm{EMA}\Big(\left(\overline{C}_i^{(k_1)} - \overline{C}_i^{(k_2)}\right), k_0\Big).$$

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 $\varphi_i\varphi_{i+1} = -1$. Поиск оптимальных значений свободных параметров k_1, k_2, k_0, определяющих стратегию с наилучшими показателями доходности, также осуществлялся с помощью ДЭ для каждого типа акций отдельно.

В табл. 2 приведены значения свободных параметров, определенных алгоритмом дифференциальной эволюции при оптимизации MACD стратегий, время исполнения T (в секундах) для алгоритма ДЭ, суммарная доходность для найденных D_N и рекомендованных значений свободных параметров в [14, 16]: ($k_1 = 0.074$, $k_2 = 0.1538$, $k_0 = 0.2$) — D_N^{REC}, относительное увеличение суммарной доходности $\Delta D_N = 100(D_N - D_N^{\mathrm{REC}})/D_N^{\mathrm{REC}}$ для пяти типов акций.

Таблица 2. Значения параметров для MACD стратегий

Параметр	GAZPRO	SBER	LKON	DJ-IND	NIKKEI
k_1	0.0148417	0.0473031	0.0102499	0.0100362	0.0222611
k_2	0.338008	0.382287	0.540009	0.42687	0.40825
k_0	0.47533	0.306397	0.254571	0.31155	0.423942
D_N	$1.013 \cdot 10^{10}$	$9.312 \cdot 10^9$	$9.0 \cdot 10^7$	$1.88 \cdot 10^6$	$4.15 \cdot 10^7$
D_N^{REC}	$4.833 \cdot 10^8$	$4.598 \cdot 10^8$	$4.5 \cdot 10^6$	$4.73 \cdot 10^5$	$3.05 \cdot 10^6$
ΔD_N	20.97	20.24	20	4.37	13.6
T	96	88	98	91.5	83.5

4.3. Стратегии на основе индекса относительной силы

Процедура расчета RSI проста:

$$\mathrm{RSI}_i = 100 - \frac{100}{1 + \frac{A_{i-k}}{B_{i-k}}},$$

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 $50 - b$, $0 < b < 50$:

$$\varphi_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{если} \quad \mathrm{RSI}_i > 50 + b, \\ \varphi_i, & \text{если} \quad 50 - b \le \mathrm{RSI}_i \le 50 + b, \\ -1, & \text{если} \quad \mathrm{RSI}_i < 50 - b. \end{cases}$$

Стратегия имеет два свободных параметра: k и b.

В табл. 3 приведены значения свободных параметров, определенных алгоритмом дифференциальной эволюции при оптимизации RSI стратегий, время исполнения T (в секундах) для ДЭ, суммарная доходность для найденных D_N и рекомендованных значений свободных параметров в [14, 16]: ($k = 14$, $b = 20$) — D_N^{REC}, относительное увеличение суммарной доходности $\Delta D_N = 100(D_N - D_N^{\mathrm{REC}})/D_N^{\mathrm{REC}}$ для пяти типов акций.

Таблица 3. Значения параметров для RSI стратегий

Параметр	GAZPRO	SBER	LKON	DJ-IND	NIKKEI
k	4	2	2	3	3
b	27.0055	39.7826	39.9388	36.808	39.2356
D_N	$2.17 \cdot 10^7$	$7.04 \cdot 10^7$	$1.58 \cdot 10^7$	$1.009 \cdot 10^6$	$1.65 \cdot 10^7$
D_N^{REC}	$2.094 \cdot 10^6$	$2.258 \cdot 10^6$	$1.019 \cdot 10^6$	$2.83 \cdot 10^5$	$1.8 \cdot 10^6$
ΔD_N	10.33	31.15	15.5	3.57	9.18
T	282	300	281	283	285

4.4. Стратегии на основе темпа изменения цены

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

$$\mathrm{ROC}_i = \frac{C_i - C_{i-k}}{C_{i-k}} 100.$$

Заметим, что индикатор момента (Momentum) [14, 16] 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

$$\varphi_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{если} \quad \mathrm{ROC}_i > \varepsilon, \\ \varphi_i, & \text{если} \quad -\varepsilon \le \mathrm{ROC}_i \le \varepsilon, \\ -1, & \text{если} \quad \mathrm{ROC}_i < -\varepsilon, \end{cases}$$

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 (купли/продаже) принимается при смене состояний $\varphi_i\varphi_{i+1} = -1$. Поиск оптимальных значений свободных параметров k, ε, определяющих стратегию с наилучшими показателями доходности, осуществлялся с помощью ДЭ для каждого типа акций отдельно.

В табл. 4 приведены значения свободных параметров, определенных алгоритмом дифференциальной эволюции при оптимизации ROC стратегий, время исполнения T (в секундах) для ДЭ, суммарная доходность для найденных D_N и рекомендованных значений свободных параметров в [14, 19]: ($k = 12$, $\varepsilon = 0.065$) — D_N^{REC}, относительное увеличение суммарной доходности $\Delta D_N = 100(D_N - D_N^{\mathrm{REC}})/D_N^{\mathrm{REC}}$ для пяти типов акций.

Таблица 4. Значения параметров для ROC стратегий

Параметр	GAZPRO	SBER	LKON	DJ-IND	NIKKEI
k	2	18	2	4	2
ε	0.0471071	0.129287	0.0545409	0.037	0.036761
D_N	$8.9 \cdot 10^5$	$9.9 \cdot 10^5$	$1.975 \cdot 10^6$	$3.84 \cdot 10^5$	$1.58 \cdot 10^6$
D_N^{REC}	$4.89 \cdot 10^4$	$3.33 \cdot 10^4$	$1.91 \cdot 10^5$	$2.79 \cdot 10^5$	$3.33 \cdot 10^5$
ΔD_N	18.2	29.73	10.34	1.38	4.74
T	161	151	130	518	179

5. Заключение

Предлагаемый подход к оптимизации торговых стратегий (алгоритмов), основанный на показателях финансовых рынков, алгоритме дифференциальной эволюции и шаблонах, был успешно применен для поиска свободных параметров стратегий с целью максимизации суммарной доходности. Предложенный алгоритм дифференциальной эволюции определяет значения свободных параметров стратегии и обеспечивает увеличение функции суммарной доходности (табл. 5, от 1.38 до 104.38 раза для различных показателей) по сравнению с известными рекомендуемыми значениями параметров в [14, 16, 19].

Таблица 5. Относительное увеличение суммарной доходности торговых стратегий

Инструмент	ΔD_N				
	GAZPRO	SBER	LKON	DJ-IND	NIKKEI
EMA	59.5	104.38	25.87	4.92	39.37
MACD	20.97	20.24	20	4.37	13.6
RSI	10.33	31.15	15.5	3.57	9.18
ROC	18.2	29.73	10.34	1.38	4.74

Дальнейшее развитие данного подхода будет направлено на эволюционный синтез новых торговых алгоритмов, правил и стратегий с использованием комбинаций нескольких индикаторов, поиском новых функций для анализа ценовых рядов.

Литература

1. **Fama E., Blume M.** Filter rules and stock-market trading // J. of Business. — 1966. — Vol. 39, № 1. — P. 226–241.
2. **Brock W., Lakonishok J., and LeBaron B.** Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns // J. of Finance. — 1992. — Vol. 45, № 5. — P. 1731–1764.
3. **Gencay R.** The predictability of security returns with simple technical trading rules // J. of Empirical Finance. — 1998. — Vol. 5, № 4. — P. 347–359.
4. **Kestner L.** Quantitative Trading Strategies: Harnessing the Power of Quantitative Techniques to Create a Winning Trading Program. — Europe, United States: McGraw-Hill Professional, 2003.
5. **Allen F., Karjalainen R.** Using genetic algorithms to find technical trading rules // J. of Financial Economics. — 1999. — Vol. 51, № 2. — P. 245–271.
6. **Monakhov O.G.** Parallel genetic algorithm for optimization of trading strategies // Numerical Analysis and Applications. — 2008. — Vol. 1, № 4. — P. 347–354.
7. **Atsalakis G.S., Valavanis K.P.** Surveying stock market forecasting techniques. Part II: Soft computing method // J. Expert Systems with Applications. — 2009. — Vol. 36, iss. 3. — P. 5932–5941.

8. **Kwok N.M., Fang G., and Ha Q.P.** Moving average-based stock trading rules from Particle Swarm Optimization // Proc. of Int. Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence. — 2009. — Vol. 1. — P. 149–153.

9. **Abolhassani A.T., Yaghoobi M.** Stock price forecasting using PSOSVM // 3rd Int. Conf. on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE). — 2010. — Vol. 3. — P. 352–356.

10. **Niu D., Wei S.W., and Sun Y.** RBF and artificial fish swarm algorithm for short-term forecast of stock indices // Second Int. Conf. on Communication Systems, Networks and Applications (ICCSNA–2010). — 2010. — Vol. 1. — P. 139–142.

11. **Karazmodeh M., Nasiri S., and Hashemi S.M.** Stock price forecasting using support vector machines and improved particle swarm optimization // J. of Automation and Control Engineering. — 2013. — Vol. 1, № 2. — P. 173–176.

12. **Devi M.S., Singh Ksh.R.** Study on mutual funds trading strategy using TPSO and MACD // Int. J. of Computer Science and Information Technologies. — 2014. — Vol. 5, iss. 1. — P. 884–891.

13. **Liu W., Chen T., and Lee Mike Y.J.** A Method for stock trading strategy combining technical analysis and particle swarm optimization // J. of Convergence Information Technology (JCIT). — 2014. — Vol. 9, № 5. — P. 44–56.

14. **Achelis S.B.** Technical Analysis from A to Z. — Chicago: Probus, 1996.

15. **Артемьев С.С., Якунин М.А.** Математическое и статистическое моделирование на фондовых рынках. — Новосибирск: Изд-во ИВМиМГ СО РАН, 2003.

16. **LeBeau C., Lucas D.W.** Computer Analysis of the Futures Market. — New-York: IRWIN, 1992.

17. **Weissman R.L.** Mechanical Trading Systems. — Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2005.

18. **Salov V.** Modeling maximum trading profits with C++: new trading and money management concepts. — Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2007.

19. **Blau W.** Momentum, Direction and Divergence. — Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2001.

20. **Storn R., Price K.** Differential evolution — a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces // J. Global Optimization. — 1997. — Vol. 11, № 4. — P. 341–359.

21. **Zaheer H., Pant M., Kumar S., Monakhov O., Monakhova E., and Deep K.** A new guiding force strategy for differential evolution // Int. J. of System Assurance Engineering and Management. — 2015. — Vol. 6, № 4. — P. 1–14.

22. **Monakhov O.G.** Evolutionary synthesis of algorithms based on templates // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. — New-York: Allerton Press Inc. — 2006. — № 1. — P. 106–116.

Поступила в редакцию 14 сентября 2015 г.

Литература в транслитерации

1. **Fama E., Blume M.** Filter rules and stock-market trading // J. of Business. — 1966. — Vol. 39, № 1. — P. 226–241.

2. **Brock W., Lakonishok J., and LeBaron B.** Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns // J. of Finance. — 1992. — Vol. 45, № 5. — P. 1731–1764.

3. **Gencay R.** The predictability of security returns with simple technical trading rules // J. of Empirical Finance. — 1998. — Vol. 5, № 4. — P. 347–359.

4. **Kestner L.** Quantitative Trading Strategies: Harnessing the Power of Quantitative Techniques to Create a Winning Trading Program. — Europe, United States: McGraw-Hill Professional, 2003.
5. **Allen F., Karjalainen R.** Using genetic algorithms to find technical trading rules // J. of Financial Economics. — 1999. — Vol. 51, № 2. — P. 245–271.
6. **Monakhov O.G.** Parallel genetic algorithm for optimization of trading strategies // Numerical Analysis and Applications. — 2008. — Vol. 1, № 4. — P. 347–354.
7. **Atsalakis G.S., Valavanis K.P.** Surveying stock market forecasting techniques. Part II: Soft computing method // J. Expert Systems with Applications. — 2009. — Vol. 36, iss. 3. — P. 5932–5941.
8. **Kwok N.M., Fang G., and Ha Q.P.** Moving average-based stock trading rules from Particle Swarm Optimization // Proc. of Int. Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence. — 2009. — Vol. 1. — P. 149–153.
9. **Abolhassani A.T., Yaghoobi M.** Stock price forecasting using PSOSVM // 3rd Int. Conf. on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE). — 2010. — Vol. 3. — P. 352–356.
10. **Niu D., Wei S.W., and Sun Y.** RBF and artificial fish swarm algorithm for short-term forecast of stock indices // Second Int. Conf. on Communication Systems, Networks and Applications (ICCSNA–2010). — 2010. — Vol. 1. — P. 139–142.
11. **Karazmodeh M., Nasiri S., and Hashemi S.M.** Stock price forecasting using support vector machines and improved particle swarm optimization // J. of Automation and Control Engineering. — 2013. — Vol. 1, № 2. — P. 173–176.
12. **Devi M.S., Singh Ksh.R.** Study on mutual funds trading strategy using TPSO and MACD // Int. J. of Computer Science and Information Technologies. — 2014. — Vol. 5, iss. 1. — P. 884–891.
13. **Liu W., Chen T., and Lee Mike Y.J.** A Method for stock trading strategy combining technical analysis and particle swarm optimization // J. of Convergence Information Technology (JCIT). — 2014. — Vol. 9, № 5. — P. 44–56.
14. **Achelis S.B.** Technical Analysis from A to Z. — Chicago: Probus, 1996.
15. **Artem'ev S.S., Yakunin M.A.** Matematicheskoe i statisticheskoe modelirovanie na fondovyh rynkah. — Novosibirsk: Izd-vo IVMiMG SO RAN, 2003.
16. **LeBeau C., Lucas D.W.** Computer Analysis of the Futures Market. — New-York: IRWIN, 1992.
17. **Weissman R.L.** Mechanical Trading Systems. — Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2005.
18. **Salov V.** Modeling maximum trading profits with C++: new trading and money management concepts. — Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2007.
19. **Blau W.** Momentum, Direction and Divergence. — Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2001.
20. **Storn R., Price K.** Differential evolution — a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces // J. Global Optimization. — 1997. — Vol. 11, № 4. — P. 341–359.
21. **Zaheer H., Pant M., Kumar S., Monakhov O., Monakhova E., and Deep K.** A new guiding force strategy for differential evolution // Int. J. of System Assurance Engineering and Management. — 2015. — Vol. 6, № 4. — P. 1–14.
22. **Monakhov O.G.** Evolutionary synthesis of algorithms based on templates // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. — New-York: Allerton Press Inc. — 2006. — № 1. — P. 106–116.