

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ
И УСТРОЙСТВ

MODELING OF PROCESSES
AND DEVICES

УДК 621.382

Эволюционное моделирование в задаче оптимизации управляющей стратегии*

А.А. МУСАЕВ

199178, РФ, г. Санкт-Петербург, 14 линия В.О., 39, Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук, д. т. н., профессор, e-mail: amusaev@technolog.edu.ru

Рассмотрена задача оценки принципиальной применимости управляющих стратегий, основанных на анализе трендов. В качестве полигона данных используются длительные интервалы наблюдений за котировками валютных инструментов на электронном рынке Forex. Для оценки параметров выигрышной стратегии используется технология эволюционного моделирования. По существу, эволюционное моделирование базируется на принципах итерационного случайного поиска. Значимым отличием является механизм внесения изменчивости, включающий в себя как небольшие вариации оптимизируемых параметров, так и значительные скачки значений, имитирующие параметрическую мутацию. Другим важным отличием является сохранение промежуточных неоптимальных решений. Такой подход позволяет реализовать принцип системного анализа, в соответствии с которым окончательное оптимальное решение достигается последовательностью промежуточных неоптимальных решений. Важным аспектом эволюционного моделирования является предварительная оценка реалистических значений начальных оценок. В статье приведено описание вычислительных экспериментов для оценки этих величин. В результате проведенных исследований установлено, что имеется принципиальная возможность построения выигрышной стратегии для условной игры на ретроспективных данных. Но даже высокий результат применения управляющей стратегии в условиях хаотической динамики не гарантирует эффективных решений на последующих группах наблюдений. Данная особенность является характерной для задач управления в хаотических средах и обусловлена нестабильностью формируемых решений для неперiodических колебательных процессов. Тем не менее, установленный факт самого существования выигрышных управляющих стратегий говорит о наличии в хаосе регулярных составляющих, допускающих принципиальную возможность реализации выигрышных решений.

Ключевые слова: хаотические процессы, управляющая стратегия, эволюционное моделирование, изменчивость, селекция, мутация, оптимизация, тренд, Forex

ВВЕДЕНИЕ. ЭВОЛЮЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ: ДЕСКРИПТИВНОЕ ОПИСАНИЕ

В основе технологии эволюционного моделирования, предложенной в [1], лежит идея замены прямой параметрической оптимизации модели динамической системы процессом последовательной эволюции изменяющихся моделей. Эволюция математических моделей осуществляется в соответствии с принципами дарвиновской теории развития – изменчивостью, селекцией и отбором.

Имитация эволюционной изменчивости осуществляется на основе случайных вариаций параметров модели. Обычно используются три основных вида таких модификаций.

1. Естественная изменчивость. Данный вид изменчивости представляет собой относительно небольшие случайные колебания параметров модели при переходе от одного поколения к другому.

* Статья получена 31 марта 2014 г.

2. Параметрическая мутация. Отличается от естественной изменчивости низкой вероятностью появления и крайне большим значением изменяемого параметра.

3. Непараметрическая мутация. Характеризуется изменением структуры модели. В простейшем случае может состоять в изменении порядка или размерности модели.

В результате процесса изменчивости происходит переход от группы *моделей-родителей* (МР) к следующему поколению *моделей-потомков* (МП). При этом количество потомков должно значимо превосходить количество МР из предыдущей генерации.

Вторым этапом (на каждой итерации) эволюционного моделирования являются процессы селекции и отбора. Новое поколение моделей проверяется по экзогенному критерию выживаемости, определяемому качеством решения функциональных задач. В соответствии с этим критерием осуществляется отбор наиболее эффективных моделей, которые переходят в категорию нового поколения МР и допускаются к очередным изменениям.

Заметим, что в процессе селекции и отбора «выживает» и формирует новое поколение не только наилучшая (среди предыдущего поколения) модель, а несколько моделей, в наибольшей степени удовлетворяющих критерию селекции. Такой подход, названный *принципом незаконченных решений*, позволяет реализовать постулат системного анализа, в соответствии с которым наилучшее решение формируется из последовательности шагов или элементов, не являющихся оптимальными на каждом (промежуточном) шаге итерации.

Данное отличие от традиционной схемы пошаговой оптимизации является существенным и является одним из характеристических свойств эволюционной оптимизации.

Следует заметить, что эволюционное моделирование, по сути, представляет собой процесс стохастической самоорганизации прикладной математической модели. При этом извне задается лишь критерий селекции. Процесс модификации моделей остается не контролируемым и формируется самой программой в соответствии с принятой технологией генерации поколений. По мнению авторов данного метода [1], такой подход позволяет по-новому подойти к задаче создания искусственного интеллекта, когда роль внешнего дополнения в теореме Геделя о неполноте будет выполнять программа, обладающая определенной свободой выбора.

1. МОДЕЛИРОВАНИЕ ИЗМЕНЧИВОСТИ

Выбор параметра, подлежащего модификации при переходе от МР к модели-потомку, осуществляется случайным образом, путем розыгрыша номеров параметров МР, подлежащих модификации. Описание технологии розыгрыша существует во всех книгах, посвященных методу Монте – Карло, начиная с [2].

Естественная изменчивость обычно формируется в виде розыгрыша случайной величины, подчиненной нормальному закону $\tilde{a}_{ik} \in N\{a_{ik}, \sigma_i^2\}$, где a_{ik} – значение i -го параметра в предшествующей k -й модели, σ_i – среднеквадратическое отклонение (ско) вариаций a_i .

Для нестационарной динамики *ско* постоянно изменяется. В этом случае новое значение изменяемого параметра можно формировать на основе эмпирического соотношения $a_{i(k+1)} = a_{ik} + u[a_{ik} + \varepsilon \cdot a_{ik}, a_{ik} - \varepsilon \cdot a_{ik}]$, где $u[\cdot]$ – генератор равномерной случайной величины из диапазона, указанного в квадратных скобках, ε – величина, определяющая степень вариабельности модифицируемого параметра a_i . Обычно данная величина лежит в пределах 5–10 % от собственного значения изменяемого параметра. Очевидно, что в последнем случае нужно контролировать принадлежности нового значения параметра диапазону допустимых изменений.

Параметрическая мутация отличается от естественной изменчивости низкой вероятностью появления (в пределах 1–5 %) и крайне большим значением изменяемого параметра ε , лежащим за пределами 3σ для стационарных процессов или имеющих ε , превышающее 50 % от значения изменяемого параметра для нестационарных процессов.

Для моделирования непараметрической мутации необходимо *a priori* иметь банк допустимых моделей, выбор из которого реализуется на основе случайного розыгрыша. Непарамет-

рическая мутация реализуется с еще меньшей вероятностью, чем параметрическая, но значительно чаще, чем в природе. Обычно вероятность такой мутации лежит в пределах 0.1–1 %.

Заметим, что решение задачи изменчивости можно решать различными методами. В природе в большинстве случаев формирование генома потомка осуществляется путем комбинирования генов из геномов разнополых родителей. Выбор параметров потомка осуществляется путем случайного выбора параметров от одного или другого родителя. Такой подход используется при использовании генетических алгоритмов последовательной оптимизации.

2. ОСОБЕННОСТИ ЭВОЛЮЦИОННОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ДЛЯ ХАОТИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Многочисленные приложения эволюционного моделирования позволяют находить эффективные решения для нестационарных процессов, обладающих инерционностью или другими регуляризирующими факторами. В отношении хаотических процессов трудно надеяться на то, что решение, эффективное на обучающей выборке, будет хотя бы в какой-то степени осмысленным на новых данных.

В отличие от эволюционного моделирования эволюционную оптимизацию управляющих стратегий не интересует степень подобия используемой математической модели. Задача состоит в выборе такой модели, которая бы обеспечивала наибольшую эффективность реализации управляющей стратегии. Более того, сама стратегия, как совокупность решающих правил, может войти в состав изменяемых и модифицируемых категорий.

Простейшее решение состоит в формировании банка стратегий, из которого в процессе непараметрических мутаций случайным образом выбираются наборы решающих правил, списки модифицируемых параметров, их критические значения и диапазоны изменений. Достоинством такого подхода является его реализуемость. Однако при этом ограничивается произвол машинного выбора, отсутствует возможность получения радикально новых стратегий, не предусмотренных программистом. Очевидно, что полное снятие ограничений при случайном формировании управляющих стратегий приведет к бесконечному количеству бессмысленных решающих правил. Ожидание появления сколько-либо разумного решения потребует времени, соизмеримого с реальной биологической эволюцией. В то же время любая регуляризация, любая совокупность ограничений может закрыть доступ к неожиданным оригинальным решениям. При этом остается открытым вопрос о технологии искусственной генерации вариантов управляющих стратегий.

Эволюционная технология, как и вся вероятностно-статистическая парадигма, ориентирована на комфортную гипотезу о повторяемости опытов в неизменных или медленно меняющихся условиях. Переход к нестационарным, а тем более хаотическим, процессам неизбежно разрушает все статистические технологии, в том числе и эволюционное моделирование. Однако в природе хаоса, как правило, присутствуют некоторые регуляризирующие эффекты, снижающие степень тотальной неопределенности. Если эволюционная технология сможет выделить, хотя бы неявно, и использовать такие скрытые закономерности, то задача построения выигрышной стратегии может оказаться реализуемой.

Кроме того, применение эволюционной вычислительной схемы позволят ответить на вопрос о принципиальной допустимости того или иного класса управляющих стратегий.

3. ФОРМАЛИЗОВАННАЯ ПОСТАНОВКА ЭВОЛЮЦИОННОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ДЛЯ ХАОТИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Имеется некоторая игровая стратегия $S\{K, p^*, a\}$, определяемая критериальными правилами K , критическими значениями правил принятия решений p^* и технологическими параметрами алгоритма анализа данных a . Эффективность стратегии $Eff(S)$ оценивается на основе ее применения к временным рядам наблюдений $Y(t)$, образующим в совокупности опытный полигон ретроспективных данных.

Введем два нелинейных оператора.

1. Оператор изменчивости и размножения стратегий

$$\Phi(S): S \Rightarrow \{S_1, \dots, S_{N_a} : S_i \neq S_j \neq S, \forall i, j\}.$$

2. Оператор селекции и отбора

$$\begin{aligned} \Psi(S_1, \dots, S_{N_g}) &: \{S_1, \dots, S_{N_g}\} \Rightarrow \\ &\Rightarrow \{S_{\langle 1 \rangle}, \dots, S_{\langle N_a \rangle} : Eff(S_{\langle 1 \rangle}) \geq \dots \\ &\dots \geq Eff(S_{\langle N_a \rangle}) \geq Eff(S_j), \forall j > N_a\}, \end{aligned}$$

где N_a – количество «выживших» стратегий, которые допускаются для дальнейшего размножения-модификации (индекс a – от «ancestor», «предок»); $N_g = N_a(1 + N_d)$ – количество стратегий одного поколения, подлежащих селекции-отбору (индекс g – от «generation», «поколение»), N_d – количество стратегий-потомков, генерируемых в соответствии с правилами размножения-модификации на каждой итерации (индекс d – от «descendant», «потомок»).

Пусть $S_o = S\{K_0, p_0^*, a_0\}$ – конкретный вариант управляющей стратегии с заданными параметрами, принятой в качестве базовой «стратегии-родителя». Тогда технология эволюционной оптимизации сводится к циклическому повторению выполнения последовательности операторов

$$\begin{array}{ccc} S_o & \Rightarrow & \Phi(S_o) = \{S_1, \dots, S_{N_g}\} \\ \uparrow & & \downarrow \\ \Psi(S_1, \dots, S_{N_g}) & = & S_o = \{S_{\langle 1 \rangle}, \dots, S_{\langle N_a \rangle}\}. \end{array}$$

Поскольку селекция осуществляется по критерию превосходства, оптимальность терминального решения не гарантируется. Однако оно будет наилучшим из всего множества случайного перебора, формируемого в процессе реализации эволюционной технологии.

4. ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ АСПЕКТЫ

Рекуррентные операции завершаются по выполнению заданного числа итераций или при превышении показателя эффективности заданного порогового значения

Процесс эволюционной оптимизации является заведомо сходящимся к более эффективным стратегиям в силу самого его построения. Действительно, новое поколение всегда включает в свой состав и стратегии-родители, отобранные по критерию наибольшей эффективности. Таким образом, наиболее эффективные стратегии в принципе не могут быть отброшены принятой процедурой селекции и отбора. Однако высокую скорость сходимости ожидать не приходится в силу случайности процесса модификации. Наиболее вероятно, что скорость сходимости будет близка к скорости сходимости случайного поиска и зависит от размера формируемого поколения N_g . Можно предположить, что скорость сходимости будет выше, если количество стратегий-потомков (СП) N_d сделать зависимым от эффективности стратегий-родителей (СР), т. е. $N_d = k(Eff(S_a))$, $k \geq 1$. Иными словами, более эффективный предок может порождать большее количество потомства. Однако данное утверждение требует дополнительной проверки. Возможны и другие методы регуляризации, направленные на увеличение скорости сходимости эволюционной оптимизации.

Функциональная структура алгоритма эволюционной оптимизации управляющих стратегий приведена на рис. 1. Последовательность эволюции представлена схемой процесса, развивающегося снизу вверх. Вторые индексы у стратегий упущены, чтобы не загромождать и без того насыщенную схему.

Рассмотрим работу приведенного алгоритма. На первом шагу формируется некоторая базовая стратегия (прототип), структура которой выбирается случайно или исходя из имеющегося априорного опыта по управлению активами.

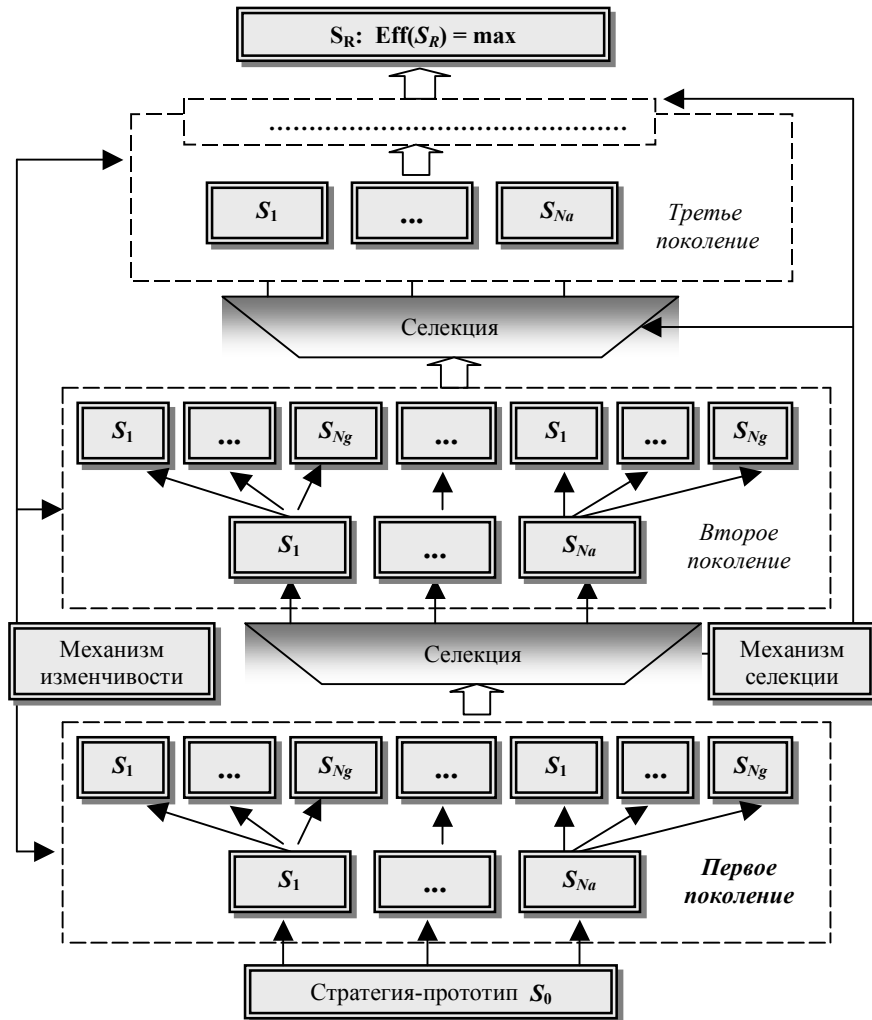


Рис. 1. Общая функциональная структура алгоритма эволюционной оптимизации управляющей стратегии

С помощью генератора изменчивости базовая стратегия-прототип видоизменяется, порождая N_a новых СР. Для этого разыгрывается тип изменения (естественная изменчивость, параметрическая или непараметрическая мутация) и в зависимости от сделанного выбора осуществляется разыгрывание объекта модификации и собственно величина соответствующего изменения.

В свою очередь каждая из новых стратегий является прототипом, случайные же их изменения порождают еще N_d новых стратегий-потомков.

Вся совокупность исходных стратегий образует первое поколение стратегий, подлежащих сравнительному анализу по критерию эффективности. Каждая из стратегий первого поколения проходит процедуру тестирования путем применения на множестве ретроспективных наблюдений $\{Y(t), Y(t-T)\}$, где T – размер испытательного полигона данных. Сравнение эффективности сформированных стратегий осуществляется путем прямой ранжировки ряда

$Eff(S_i)$, $i = 0, \dots, N_g$, позволяющей отобрать заданное количество N_a «выживших» стратегий, которые допускаются для дальнейшего «размножения» (модификации). Индекс a – от «ancestor», «предок».

Отобранные стратегии являются родителями нового множества модифицированных стратегий-потомков и вместе с ними образуют второе поколение.

На втором шагу формируются N_d стратегий-потомков путем внесения различного рода изменений в N_a стратегий-предков. В результате образуется $N_g = N_a + N_d$ управляющих стратегий, эффективность каждой из которых $Eff(S_i)$, $i = 0, \dots, N_1$ вновь оценивается на том же временном ряду наблюдений $\{Y(t), Y(t-T)\}$. Каждая из отобранных СР порождает путем модификаций N_d стратегий-потомков (СП). Тогда общее количество стратегий нового поколения (g , generation) составит $N_g = N_a(1 + N_d)$. Последующие итерации повторяют последовательную работу механизмов изменчивости, селекции и отбора.

Процессы «Изменения-размножения» и «Селекции-отбора» стратегий повторяются в течение заданного числа поколений. Остановка цикла генерации поколений может быть проведена и раньше, например, на основе критерия превышения порога точности или критерия сходимости результатов прогноза на тестовой совокупности данных. В конечном счете, итерационная процедура позволяет выявить наилучшую стратегию, наиболее успешно функционирующую на заданном интервале наблюдений.

5. ПРИМЕР

В качестве примера рассмотрим задачу оценки эффективности простейшей игровой стратегии S_0 , основанной на линейном тренде. Соответствующая игровая стратегия основана на правиле открытия позиции при условии, что наклон линейной аппроксимации наблюдений a_1 , формируемой на скользящем окне наблюдения размером в w минутных отсчетов, превышает по модулю критическое значение a_1^* , т. е. $|a_1| > a_1^*$. При этом, если $a_1 > a_1^*$ (при $a_1 > 0$), то формируется предположение о наличии положительного тренда. С точки зрения игровой управляющей стратегии это означает рекомендацию для открытия позиции вверх. Наоборот, если $a_1 < -a_1^*$ (при $a_1 < 0$), то формируется рекомендация для открытия позиции вниз.

Закрытие или фиксация позиции осуществляется при превышении по модулю заранее выбранного уровня TP (*take profit*) или SL (*stop loss*), соответствующие достижению желаемого уровня выигрыша или уровня фиксации потерь. Известно, что увеличение значения SL по отношению к уровню TP позволяет получать больший выигрыш за счет снижения вероятности выхода на уровень фиксации потерь. Однако одновременно существенно увеличивает риск больших потерь. Для того чтобы не затенять опытную программу проблемой многокритериальности, зафиксируем уровень $SL = 1.618TP$ (уровень «золотого сечения»). В принципе, уровень фиксации потерь $SL = 2TP$ соответствует рекомендациям ряда опытных трейдеров. В этом случае вектор модифицируемых параметров (геном) будет состоять всего из трех элементов: $G = \langle w, a_1^*, TP \rangle$. Вторым временным упрощением эволюционной технологии является отказ от структурной мутации.

Естественной оценкой эффективности управляющей стратегии $Eff(S_0)$ для различных значений изменяемых параметров является размер прибыли, т. е. алгебраическая сумма результатов проводимых торговых операций на заданном временном интервале. В качестве такого интервала будем использовать промежуток времени в 100 игровых дней.

6. ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОЦЕНКА ДИАПАЗОНОВ ИЗМЕНЕНИЯ ИЗМЕНЯЕМЫХ ПАРАМЕТРОВ

Важным вопросом при формировании алгоритма изменчивости является априорная оценка диапазона допустимых вариаций параметров генома. Проблема состоит в том, что критические значения, в роли которых выступают параметры аппроксимирующих полиномов, существенно зависят от размера скользящего окна w , на котором осуществляется соответствующая подгонка.

В связи с этим был проведен предварительный вычислительный эксперимент, в котором на 90-дневном полигоне осуществлялась оценка диапазона изменений $\Delta(a_{ij})$ и ско $\sigma(a_{ij})$ коэффициентов a_1, a_2, a_3 для скользящих окон размером $w = 30, 60, 90, 120, 150, 180, 300$ мин. Для аппроксимации данных в окнах наблюдения использовалась подгонка по МНК полиномами 1, 2 и 3-го порядков (процедура *polyfit* в среде MatLab).

Результаты расчетов приведены в табл. 1 и 2.

Таблица 1

Диапазоны изменения и дисперсии коэффициентов МНК-аппроксимации для моделей 1-го и 2-го порядков

w	$\Delta(a_{11})$	$\Delta(a_{21})$	$\Delta(a_{22})$	$\sigma(a_{11})$	$\sigma(a_{21})$	$\sigma(a_{22})$
30	-6.39 / 4.37	-5812/5911	-0.39/0.41	0.22	4407.87	0.03
60	-3.25 / 2.41	-1630/1850	-0.11/0.10	0.15	1540.19	0.01
90	-2.36 / 2.02	-1073/805	-0.04/0.05	0.13	845.33	0.01
120	-1.89 / 1.69	-621/532	-0.03/0.03	0.11	557.49	0.00
150	-1.51 / 1.35	-385/395	0.02/0.02	0.10	399.17	0.00
180	-1.22 / 1.13	-251/317	0.01/0.01	0.09	301.54	0.00
210	-1.04 / 0.97	-187/240	0.01/0.01	0.08	237.75	0.00
240	-0.96 / 0.87	-141/182	0.01/0.01	0.08	193.64	0.00
270	-0.88 / 0.80	-106/143	0.01/0.01	0.07	162.06	0.00
300	-0.81 / 0.75	-100/113	0.01/0.01	0.07	138.77	0.00

Таблица 2

Диапазоны изменения и дисперсии коэффициентов МНК-аппроксимации для модели третьего ($i = 3$) порядка

w	$\Delta(a_{31}) \cdot 10^2$	$\Delta(a_{32}) \cdot 10^6$	$\Delta(a_{33}) \cdot 10^{11}$	$\sigma(a_{31}) \cdot 10^3$	$\sigma(a_{32}) \cdot 10^8$	$\sigma(a_{33}) \cdot 10^{12}$
30	-77.8/1.113	-8.86/7.88	-3.083/3.739	26.15	27.02	1.310
60	-13.0/0.131	-1.04/1.03	-0.405/0.535	4.49	4.64	0.228
90	-03.4/0.06	-0.46/0.29	-0.122/0.160	1.63	1.67	0.080
120	-2.4/0.027	-0.22/0.18	-0.058/0.068	0.81	0.82	0.039
150	-1.5/0.014	-0.12/0.12	-0.032/0.036	0.47	0.480	0.023
180	-0.6/0.009	-0.07/0.05	-0.021/0.023	0.30	0.30	0.014
210	-0.4/0.006	-0.04/0.03	-0.012/0.015	0.20	0.20	0.010
240	-0.3/0.004	-0.03/0.02	-0.008/0.010	0.14	0.14	0.007
270	-0.2/0.002	-0.02/0.02	-0.005/0.007	0.10	0.10	0.005
300	-0.1/0.002	-0.01/0.01	-0.004/0.005	0.08	0.08	0.004

В качестве примера рассмотрим свойства коэффициента линейной аппроксимации для выбранного валютного инструмента *EURUSD* и периода наблюдения 90 дней с шагом скользящего окна наблюдения $h = 5$ мин. На рис. 2 представлен временной график изменения этого коэффициента, а на рис. 3 – гистограмма его вариаций. Пунктирной горизонтальной линией обозначен уровень в $1.5s$, принятый за начальное приближение порогового значения. Здесь

$s = 0.225$ – оценка ско на выбранном интервале времени наблюдения. В качестве диапазона вариаций критического значения будем использовать интервал $\Delta(a_1^* = [(0.5 - 2.5)s])$. Гистограмма на рис. 3 показывает наличие значимого эксцесса, а также определенное утяжеление хвостов распределения («аномальных наблюдений»).

7. ПРИМЕР (ПРОДОЛЖЕНИЕ)

Вернемся к примеру с простейшей управляющей стратегией S_0 , в которой позиция открывается при превышении коэффициента линейной аппроксимации a_1 , формируемого на скользящем окне наблюдения w , порогового значения a_1^* .

В соответствии с данными предварительного анализа, модификация первого гена $G(1) = w$ осуществляется разыгрываем нормально распределенной с.в. с параметрами $N\{150, 135\}$. Здесь второй параметр – ско (а не дисперсия!). Выход за предел $w < 30$ запрещен, в этой ситуации осуществляется повторный розыгрыш.

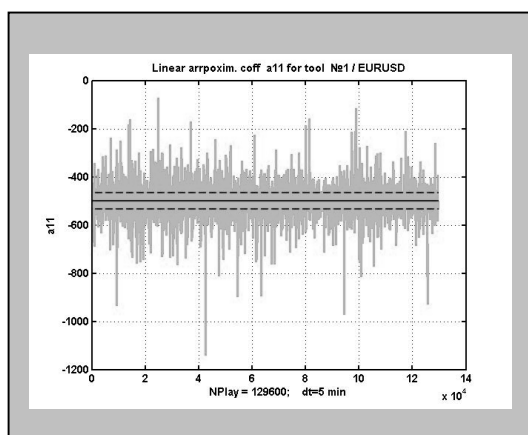


Рис 2. Временной график изменения коэффициента линейной аппроксимации

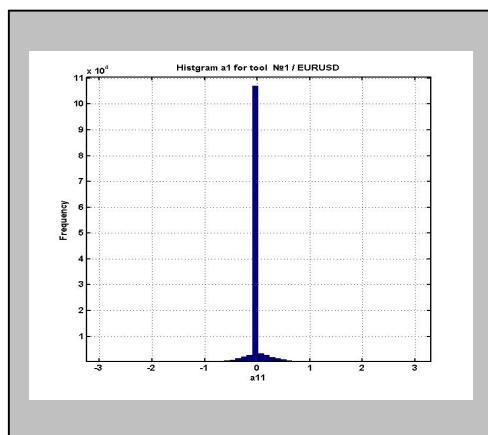


Рис 3. Гистограмма вариаций коэффициента линейной аппроксимации

Второй ген $G(2) = a_1^*$ связан с выбором размера окна наблюдения w . Если в качестве a_1^* использовать ско a_1 , то его зависимость от размера окна наблюдения w можно оценить по результатам расчетов, представленных в табл.1. Поскольку w может принимать произвольные значения в процессе розыгрыша, возникает необходимость в построении соответствующей аналитической зависимости $a_1 = f(w)$. При аппроксимации эмпирических данных из табл. 1 полиномом 3-й степени получаем кубическую зависимость с параметрами $p = [-0.000000018, 0.000011913, -0.002645644, 0.2885100]$. Соответствующие графики эмпирической зависимости $a_1 = f(w)$ и ее кубической аппроксимации приведены на рис. 4.

Дополнительная рандомизация осуществляется путем розыгрыша гауссовской случайной величины с параметрами $N\{a_1^*, 0.2 * a_1^*\}$.

Третий ген $G(3) = TP$ (take profit) разыгрывается как равномерная случайная величина с параметрами $U\{25, 125\}$. Здесь первый параметр определяет сдвиг, а второй – параметр масштаба относительно базового распределения $U[0, 1]$.

Рассмотрим вопрос о принципиальной возможности получения положительного результата при использовании управляющих стратегий на основе анализа локальных трендов в усло-

виях хаотической динамики. Для этого рассмотрим задачу применения описанной выше простейшей трендовой стратегии на десяти различных непересекающихся 10-дневных участках хаотической динамики. В качестве оценки эффективности стратегии $Eff(S)$ будем использовать величину выигрыша (в пунктах) на каждом из рассмотренных интервалов. Условная параметрическая оптимизация осуществляется на основе вышеописанной технологии эволюционного моделирования для 10 поколений стратегий.

Соответствующие результаты представлены в табл. 3.

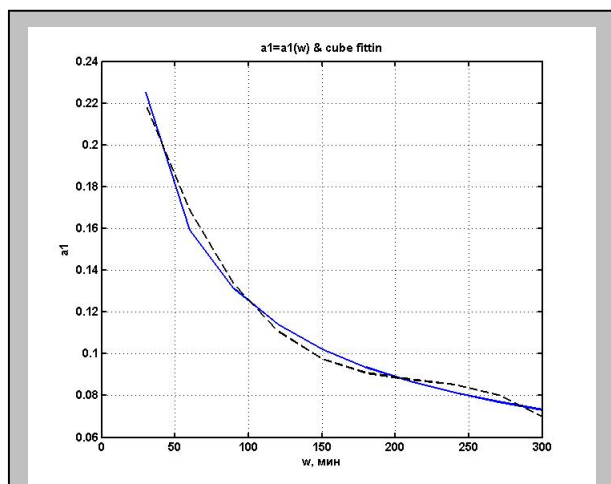


Рис. 4. Зависимость коэффициента линейной аппроксимации от размера скользящего окна наблюдения

Таблица 3
Эффективность трендовой стратегии на различных интервалах наблюдения

№ интервала	$Eff(S)$
1.	690
2.	734
3.	432
4.	347
5.	244
6.	491
7.	549
8.	264
9.	588
10.	121

Из приведенных данных видно, что даже с минимальным числом эволюционного варианта ненаправленного случайного поиска удается получить положительный результат.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Полученные в статье результаты не означают, что сформирована вычислительная технология, гарантирующая построение выигрышной стратегии. Даже очень высокий результат на ретроспективных данных в условиях хаотической динамики не дает устойчивых решений на последующих наблюдениях. Однако установленный факт самого существования выигрышных стратегий говорит о наличии регулярных составляющих, допускающих принципиальную возможность реализации выигрышных управляющих стратегий.

В дальнейших публикациях планируется рассмотреть эволюционный подход для банка данных трендовых и других видов управляющих стратегий, а также оценить устойчивость эволюционной коррекции управляющих стратегий в задачах хаотической динамики.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Fogel L.J., Owens A.J., Walsh M.J. Artificial intelligence through simulated evolution. – New York: John Wiley & Sons, 1966. – 231 p.
2. Аверченков В.И., Казаков П.В. Эволюционное моделирование и его применение: монография. – 2-е изд., стереотип. – М.: Флинта, 2011. – 200 с.
3. Каширина И.Л. Эволюционное моделирование: учеб. пособие для втузов. – Воронеж: Изд. центр ВГУ, 2011. – 60 с.
4. Курейчик В.М., Гладков Л., Курейчик В.В. Эволюционное моделирование и генетические алгоритмы. – Lambert Academic Publishing, 2011. – 260 с.
5. Карпов В.Э. Методологические проблемы эволюционных вычислений // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2012. – № 4. – С. 43–50.

6. Рутковский Л. Методы и технологии искусственного интеллекта. – М.: Горячая линия–Телеком, 2010. – 520 с.
7. Survey of Multiobjective Evolutionary Algorithms for Data Mining. Pt. 1 / A. Mukhopadhyay, U. Maulik, S. Bandyopadhyay, C.A. Coello // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2014. – Vol. 18, № 1. – P. 4–19.
8. Survey of Multiobjective Evolutionary Algorithms for Data Mining. Pt. II // A. Mukhopadhyay, U. Maulik, S. Bandyopadhyay, C.A. Coello // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2014. – Vol. 18, № 1. – P. 20–35.
9. Carreno J.E. Multi-objective optimization by using evolutionary algorithms: The p-Optimality Criteria // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2014. – Vol. 18, № 2. – P. 167–179.
10. Das S., Suganthan P.N. Differential Evolution: A Survey of the State-of-the-Art // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2011. – Vol. 15, № 1. – P. 4–31.
11. Мусаев А.А. Эволюционно-статистический подход к самоорганизации прогностических моделей управления технологическими процессами // Автоматизация в промышленности. – 2006. – Вып. 7. – С. 31–35.
12. Мусаев А.А. Алгоритмы Data Mining в задачах управления динамическими процессами // Труды СПИИРАН. – 2007. – Вып. 5. – С. 299–312.
13. Metropolis N., Ulam S. The Monte Carlo Method // Journal of the American Statistical Association. – 1949. – Vol. 44, № 247. – P. 335–341.
14. Ермаков С.М. Метод Монте-Карло в вычислительной математике: вводный курс. – СПб.: Невский Диалект; М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009. – 192 с.
15. Редько В.Г. Эволюционная кибернетика. – М.: Наука, 2001. – 159 с.
16. Емельянов В.В., Курейчик В.М., Курейчик В.В. Теория и практика эволюционного моделирования. – М.: Физматлит, 2003. – 432 с.
17. Гудман Э.Д. Эволюционные вычисления и генетические алгоритмы: вместо предисловия // Обзорение прикладной и промышленной математики. – 1996. – Т. 3, вып. 5. – С. 586–592.
18. Goldberg D.E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. – Addison-Wesley Publishing Co, 1989. – 432 p.
19. Мусаев А.А. Численный анализ инерционности хаотических процессов // Труды СПИИРАН. – 2014. – Вып. 2 (33). – С. 48–59.
20. Терентьев Д.В. Прогнозирование цены активов российского фондового рынка с помощью графического анализа линий тренда // Финансы и кредит. – 2006. – № 4. – С. 25–34.

Мусаев Александр Азерович, доктор технических наук, профессор; ведущий научный сотрудник лаборатории информационных технологий в системном анализе и моделировании СПИИРАН, декан факультета информационных технологий и управления Санкт-Петербургского государственного технологического университета. Основные направления научных исследований – анализ данных, управление и прогнозирование в сложных динамических системах, стохастические и хаотические системы. Имеет 214 публикаций. E-mail: amusaev@technolog.edu.ru

Evolutionary modeling in a problem of operating strategy optimization*

A.A. MUSAEV

St. Petersburg Institute for Informatics and Automation of the Russian Academy of Sciences, 39, 14-th Line V.O., St. Petersburg, 199178, Russian Federation, Dr. Sci. Tech., the professor, e-mail: amusaev@technolog.edu.ru

The problem of an applicability assessment of basic operating strategy based on the analysis of trend is considered. As the data examples are used long intervals of observations over currency quotations in the electronic market Forex. For an advantageous strategy formation is used the evolutionary modeling. In essence, evolutionary modeling is based on the principles of iterative casual search. Significant difference is the mechanism of variability introduction, including both small variations of optimized parameters, and the considerable jumps of values imitating a parametrical mutation. Other important difference is saving of intermediate non-optimal decisions. Such approach allows to realize the principle of the system analysis according to which the final optimum decision is reached by sequence of intermediate non-optimal decisions. Important aspect of evolutionary modeling is the preliminary estimate of initial estimates realistic values. The description of computing experiments is provided in article for these values estimation. As a result of the researches it is established that there is a basic possibility of advantageous strategy creation for conditional game on retrospective data. But even very positive result on retrospective data in the conditions of chaotic dynamics doesn't give steady decisions on the subsequent groups of observations. This feature is characteristic for control in chaotic environments and is caused by formed decisions instability for acyclic oscillatory processes. Nevertheless, the established fact of the existence of advantageous strategy speaks about existence of the regular components in chaos, allowing basic possibility of advantageous decisions implementation.

Keywords: the chaotic processes, operating strategy, evolutionary modeling, variability, selection, mutation, optimization, trend, Forex

* Received 31 March 2014.

REFERENCES

1. Fogel L.J., Owens A.J., Walsh M.J. Artificial intelligence through simulated evolution. New York, John Wiley & Sons, 1966. 231 p.
2. Averchenkov V.I., Kazakov P.V. *Evolutsionnoe modelirovanie i ego primeneniye* [Evolutionary modeling and its application]. 2nd ed., ster. Moscow, Flinta Publ., 2011. 200 p.
3. Kashirina I.L. *Evolutsionnoe modelirovanie* [Evolutionary modeling]. Voronezh, VSU Publ., 2011, 60 p.
4. Kureichik V.M., Gladkov L., Kureichik V.V. *Evolutsionnoe modelirovanie i geneticheskie algoritmy* [Evolutionary modeling and genetics algorithms]. Lambert Academic Publishing, 2011. 260 p.
5. Karpov V.E. *Metodologicheskie problemy evolyutsionnykh vychislenii* [Methodological problems of evolutionary calculations]. *Iskusstvennyi intellekt i prinyatie reshenii – Artificial intelligence and decision support*, 2012, no. 4, pp. 43-50.
6. Rutkovskii L. *Metody i tekhnologii iskusstvennogo intellekta* [Methods and technology of artificial intelligence]. Moscow, Hot Line-Telecom, 2010. 520 p.
7. Mukhopadhyay A.A., Maulik U., Bandyopadhyay S., Coello C.A. Survey of Multiobjective Evolutionary Algorithms for Data Mining. Pt. I. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, vol. 18, no. 1, pp. 4-19.
8. Mukhopadhyay A.A., Maulik U., Bandyopadhyay S., Coello C.A. Survey of multiobjective evolutionary algorithms for Data Mining. Pt. II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, vol. 18, no. 1, pp. 20-35.
9. Carreno J.E. Multi-Objective Optimization by Using Evolutionary Algorithms: The p-Optimality Criteria. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, vol.18, no. 2, pp. 167-179.
10. Das S., Suganthan P.N. Differential Evolution: A Survey of the State-of-the-Art. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2011, vol. 15, no. 1, pp. 4-31.
11. Musaev A.A. Evolyutsionno-statisticheskii podkhod k samoorganizatsii prognosticheskikh modelei upravleniya tekhnologicheskimi protsessami [Evolutionary-statistical approach to self-organization of prediction control mode]. *Avtomatizatsiya v promyshlennosti – Automation in Industry*, 2006, iss. 7, pp. 31-35.
12. Musaev A.A. Algoritmy Data Mining v zadachakh upravleniya dinamicheskimi protsessami [Data Mining algorithms for the dynamic systems control tasks]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*, 2007, no. 5, pp. 299-312.
13. Metropolis N., Ulam S. The Monte Carlo Method. *Journal of the American Statistical Association*, 1949, vol. 44, no. 247, pp. 335-341.
14. Ermakov S.M. *Metod Monte-Karlo v vychislitel'noi matematike. Vvodnyi kurs* [The Monte Carlo Method in numerical mathematics]. St. Petersburg, Nevsky dialect Publ., BINOM. Laboratoriya znaniy, 2009. 192 p.
15. Red'ko V.G. *Evolutsionnaya kibernetika* [Evolutionary cybernetics]. Moscow, Nauka Publ., 2001. 159 p.
16. Emel'yanov V.V., Kureichik V.M., Kureichik V.V. *Teoriya i praktika evolyutsionnogo modelirovaniya* [Theory and practice of evolutionary modeling]. Moscow: Fismathlit Publ., 2003. 432 p.
17. Goodman E.D. Evolyutsionnye vychisleniya i geneticheskie algoritmy: vmesto predisloviya [Evolutionary computation and genetic algorithms: a brief introduction]. *Obozrenie prikladnoi i promyshlennoi matematiki – Applied and Industrial Mathematical Review*, 1996, vol. 3, no. 5, pp. 586-592.
18. Goldberg D.E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Addison-Wesley Publishing Co., 1989, 432 p.
19. Musaev A.A. Chislennyi analiz inertsionnosti khaoticheskikh protsessov [Numerical analysis of chaotic processes persistence]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*, 2014, iss. 2 (33), pp. 48-59.
20. Terent'ev D.V. Prognozirovaniye tseny aktivov rossiiskogo fondovogo rynka s pomoshch'yu graficheskogo analiza linii trenda [Asset cost prognosis at Russian stock market with the use of trend graphical analysis]. *Finansy i kredit – Finances and credit*, 2006, no. 4, pp. 25-34.