

УДК 681.3

Попов В. Б.

ЭВОЛЮЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ И СТРАТЕГИИ В ЗАДАЧАХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ В ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРИЛОЖЕНИЯХ

В последнее время проблема оптимизации сложных эволюционных структур, к которой сводятся многие экономико-экологические, технические, социально-экономические, организационно-управленческие и др. системы, является одной из важнейших задач искусственного интеллекта. В экономике существует ряд задач (например, прогнозирование экономической динамики, выбор оптимальных инвестиций и др.) для которых неприемлемы классические детерминистские подходы анализа. Необходим альтернативный подход – использование эвристических и эволюционных методов, которые в условиях априорной неопределенности и большой размерности задачи давали бы дополнительную информацию для принятия решений. К таким методам, безусловно, относятся различные эволюционные стратегии и алгоритмы. Это является причиной создания адаптивных интеллектуальных систем, способных подстраиваться под изменения состояния объекта. В связи с этим в последнее время широко освещаются вопросы решения социально-экономических, экологических задач с помощью методов искусственного интеллекта: нечеткой логики, искусственных нейронных сетей, генетических алгоритмов. Генетические алгоритмы или эволюционные стратегии в последнее время в различных своих модификациях находят огромное число разнообразных приложений во многих научных и прикладных технических проблемах. Среди основных особенностей, определяющих эффективность применения эволюционных алгоритмов в различных прикладных задачах, в научной литературе отмечаются следующие:

принципиальная возможность применения данного подхода совместно с другими, как традиционными, так и новыми методами расчета (нейронными сетями, нечеткими алгоритмами и другими традиционными методами);

эффективная программная реализация на компьютерах, поскольку генетические алгоритмы реализуют простую, но достаточно эффективную схему вычислений;

отсутствие каких-либо дополнительных требований, предъявляемых к математической модели задачи в виде непрерывности, дифференцируемости и унимодальности критериальной функции оптимизации;

отсутствие необходимости в вычислении производных целевой функции;

способность стабильного определения глобального экстремума целевой функции независимо от количества запусков программы;

использование одной и той же стратегии поиска оптимального решения, как для унимодальных, так и для многоэкстремальных функций;

ЭВОЛЮЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ И СТРАТЕГИИ В ЗАДАЧАХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ В ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРИЛОЖЕНИЯХ

возможность учета технических ограничений любого вида, накладываемых как на независимые переменные (в виде диапазона допустимых значений переменной), так и на зависимые переменные (в виде метода штрафных функций);

использование различных моделей представления решений исходной задачи оптимизации, что в большой мере определяет эффективность и качество применяемых генетических алгоритмов;

Все вышесказанное позволяет сделать вывод о целесообразности использования методов искусственного интеллекта, в частности эволюционных алгоритмов, которые являются достаточно мощным средством и могут с успехом применяться для широкого класса прикладных задач.

В настоящее время уже существует достаточное количество научных публикаций описывающих применение эволюционных методов в экономических приложениях [например, 1-7]. Исследования последних лет позволили понять, что универсального метода решения проблем не существует. При решении каждой задачи необходимо либо существенно модифицировать алгоритм, либо настраивать его параметры. Необходимо разрабатывать методы и алгоритмы автоматической настройки параметров алгоритма под решаемую проблему. Этим определяется *актуальность* данной работы.

Цель данной работы заключается в анализе существующих в настоящее время эволюционных методов принятия решений в задачах моделирования и прогнозирования социально-экономических процессов. На основе полученной информации предложить методы организации алгоритмов. Кроме этого в работе предлагается новый подход описания поведения эволюционных алгоритмов, используя язык теории категорий.

В настоящее время эволюционные стратегии и алгоритмы – это сравнительно новая парадигма принятия решений в задачах оптимизации и искусственного интеллекта. Под терминами эволюционные стратегии, генетические алгоритмы обычно понимают класс алгоритмов, основанных на некоторых принципах естественного эволюционного процесса. Множество таких алгоритмов и методов, использующих для поиска решения эволюционный подход, объединяют под общим названием эволюционные вычисления (ЭВ) или эволюционные алгоритмы (ЭА). [Beyer H. G., 8].

Выделяют следующие виды ЭА:

генетический алгоритм [Holland J.H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. The University of Michigan Press, 1975., 9].

эволюционное программирование [Фогель Л., Оуэнс А., Уолш М., 10].

эволюционные стратегии [Rechenberg I., 11, Schwefel H.-P., 12].

генетическое программирование [Koza J.,13]. В 1953 году, исходя из общей концепции необходимости и возможности формализации процесса программирования, А. А. Ляпунов ввел понятие схем программ для анализа и автоматизации процесса программирования. В последствии Янов Ю. И. предложил класс логических схем программ для анализа эквивалентных преобразований программ. Представляется интересным подход к автоматическому синтезу и

анализу схем программ с использованием эволюционных стратегий. На этапе оценки целевой функции получаемых программ, можно использовать методы и алгоритмы, используемые в теории схем для анализа поведения программ (эквивалентность получаемых структур, алгоритмическую полноту, робастность программ).

Одной из первых работ, открывшей новое направление в эволюционном анализе стратегий поведения сложных систем, является работа Д. Холланда [14]. Д. Холланд впервые предложил алгоритм, который известен как упрощенный «репродуктивный план Д. Холланда» [Holland John H., 14].

«Репродуктивный план Д. Холланда» в изложении Д. Янга [Kenneth Alan De Jong, 15] описывается следующим образом.

Генерация случайным образом начальной популяции $P(0)$. 0 – означает нулевая, начальная популяция. Далее рассматривается t -популяция, поколение t .

Для каждого индивидуума $\chi_i \in P(t)$ вычисляется и сохраняется значение фитнес-функции (целевой функции) $u(\chi_i(t))$.

Вычисляется вероятность селекции, определяемая следующим образом

$$p(\chi_i) = \frac{u(\chi_i(t))}{\sum_{i=1}^n u(\chi_i(t))}.$$

Генерируется следующая популяция $P(t+1)$ индивидуумов, выбранных на основе значения вероятности селекции и применения генетических операторов.

Если условие останова не выполняется, то перейти к шагу 2 (заменив t на $t+1$).

В работе Д. Янга был проведен анализ операторов эволюционного процесса. К ним относятся кроссинговер, инверсия, мутация и др. Предложен ряд функций, которые стали эталоном для проведения компьютерных экспериментов с использованием различных эволюционных стратегий и алгоритмов.

Таким образом, предложенная математическая модель эволюционного процесса представляется как способность «лучших» индивидуумов оказывать большее влияние на состав новой популяции на основе длительного выживания из более многочисленного потомства. Более подробно, основные этапы эволюционного поиска следующие:

Иницируется начальная популяция. Задается время отсчета числа поколений $t=0$. Вычисляется приспособленность каждой индивидуума в популяции, а затем средняя приспособленность всей популяции.

Устанавливается $t = t + 1$. Производится выбор двух родителей (индивидуумов) для реализации оператора кроссинговера. Он может выполняться случайным образом пропорционально приспособляемости родителей.

Формируется генотип потомков. Для этого с заданной вероятностью производится оператор кроссинговера над генотипами выбранных индивидуумов. Далее с некоторой вероятностью (рекомендуемая некоторыми авторами,

ЭВОЛЮЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ И СТРАТЕГИИ В ЗАДАЧАХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ В ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРИЛОЖЕНИЯХ

полученная в результате эмпирических заключений) выбирается один из потомков $\chi_i(t)$ и сохраняется как член новой популяции. После этого, к индивидууму $\chi_i(t)$ последовательно применяется оператор инверсии, а затем мутации с заданными вероятностями. Полученный генотип потомка сохраняется как $P_k(t)$.

Определяется количество индивидуумов для исключения их из популяции, чтобы ее размер оставался постоянным. Текущая популяция обновляется заменой отобранных индивидуумов на потомков $P_k(t)$.

Производится вычисление приспособленности (целевой функции) и пересчет средней приспособленности всей полученной популяции.

Если критерий останова выполняется, то конец работы алгоритма, если нет, то переход к шагу 2.

Канонический генетический алгоритм (Canonical Genetic Algorithm, CGA) был впервые описан Д. Гольдбергом на основе работ Д. Холланда [Goldberg David E., 16].

Алгоритм работы CGA заключается в следующем. Предварительно CGA случайно генерирует популяцию последовательностей – индивидуумов (альтернативных упорядоченных и неупорядоченных решений). Затем производится копирование последовательности индивидуумов и перестановка их частей. Далее CGA реализует множество простых операций к начальной популяции и генерирует новые решения.

Множество операторов CGA: репродукция; кроссинговер; мутация.

В [17] описывается следующий алгоритм Л. Дэвиса. *Алгоритм.*

1. Инициализация популяции хромосом.
2. Оценка значения каждой хромосомы в популяции.
3. Создание новых хромосом посредством скрещивания текущих хромосом; применение операторов мутации и рекомбинации.
4. Устранение хромосом из популяции, чтобы освободить место для новых хромосом.
5. Оценка значений новых хромосом и вставка их в популяцию.
6. Если время, заданное на реализацию алгоритма, закончено, то останова и возврат к наилучшей хромосоме, если нет, то переход к шагу 3.
7. Конец работы алгоритма.

Общим во всех рассмотренных методах является представление каждого потенциального решения задачи в виде строки символов из конечного алфавита. Алгоритм использует набор операторов, который обычно включает в себя некоторую форму кроссинговера, мутации и отбора. Начальная популяция возможных решений, обычно случайно сгенерированная, оценивается согласно заданной fitness-функции или функции пригодности (это может быть целевая функция в случае решения задачи оптимизации). Затем, в ходе процесса, который может в принципе быть непрерывным или организованным как последовательность поколений, производятся операторы кроссинговера и мутации индивидуумов.

отобранных определенным образом в соответствии со значениями функции пригодности. Вновь сформированные решения оцениваются, а затем, обычно в зависимости от вычисленного значения, заменяют решения в родительской популяции, иногда индивидуумов с более низкими значениями функции приспособленности, иногда случайно выбранных индивидуумов. Формирование новых индивидуумов для последующего поколения производится оператором кроссинговера обычно путем комбинирования отдельных участков хромосом родителей. Какие именно участки родителей будут участвовать в кроссинговере, определяется содержательной постановкой задачи принятия решений и выбранного способа представления потенциальных решений.

Таким образом, канонический классический генетический алгоритм имеет следующие характеристики:

- целочисленное кодирование;
- все хромосомы в популяции имеют одинаковую длину;
- постоянный размер популяции;
- рулеточная селекция;
- одноточечный кроссинговер;
- битовая мутация;
- новое поколение формируется только из особей-потомков.

Генетические алгоритмы (ГА) часто исследуют различные области пространства решений одновременно (параллельность) и иногда находят новые области с более высокими значениями целевой функции в результате объединения субоптимальных решений из разных областей. Еще одной важной особенностью этих алгоритмов является то, что они параллельно исследуют несколько гиперплоскостей пространства решений. Генетические алгоритмы представляют собой комбинацию двух методов поиска оптимальных решений – это перебор потенциальных решений и градиентный метод. Основное применение эволюционных стратегий, в частности, генетического алгоритма – это принятие решений в задачах численной оптимизации, аппроксимации функций, поиска кратчайшего пути, интеллектуального анализа данных, настройки и обучения математических нейронных сетей, моделирования искусственной жизни (Artificial Life), развития и поведения многоагентных сред, исследования адаптационных стратегий (Adaptive Behavior) и многих других.

Все вышеперечисленные направления в настоящее время активно используются в экономических приложениях.

Эффективность работы генетического алгоритма сильно зависит от того, каким образом настроены его параметры. Их рациональный выбор приводит к повышению скорости и устойчивости поиска квазиоптимальных решений задач принятия решений. CGA-алгоритмы – относятся к классу алгоритмов поискового типа. Для них устойчивость поиска определяется способностью на каждом шаге итерации повышать значение целевой функции (функции оценки состояния популяции). Выбор параметров алгоритма для повышения их эффективности при решении прикладных задач является трудно формализуемым процессом. Для настройки

ЭВОЛЮЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ И СТРАТЕГИИ В ЗАДАЧАХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ В ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРИЛОЖЕНИЯХ

параметров часто используют эвристики и экспертные знания. Повысить эффективность эволюционного поиска и робастность алгоритма можно за счет изменения основных параметров в процессе решения задачи.

Считается, что основными параметрами ГА являются:

- длительность эволюции (количество поколений);
- интенсивность (давление) селекции;
- разновидность оператора кроссинговера;
- вероятность и тип кроссинговера;
- вероятность и тип мутации;
- размер популяции;
- длина хромосомы;
- размеры популяций в нишах и частота миграций (для островной модели ГА);
- разновидность оператора мутации;
- вероятность мутации;
- значение масштабного коэффициента;
- величина разрыва поколений.

Возможно увеличение эффективности эволюционного процесса принятия решений и за счет изменения основных параметров в зависимости от хода вычислительного процесса. Эти алгоритмы называются адаптивными эволюционными алгоритмами. Такие адаптивные алгоритмы в процессе работы могут изменять значения своих параметров эволюционного поиска. В классе адаптивных эволюционных стратегий реализуется принцип динамического выбора параметров. По результатам контроля вычислительного процесса вводятся различные эвристические правила выбора параметров, например, изменение размера популяции, размера строк индивидуумов, изменение вероятностей кроссинговера и мутации, применение различных видов отбора. *В настоящее время остается нерешенным вопрос создания систем на базе эволюционных алгоритмов принятия решений, которые были бы оптимизированы по всем возможным параметрам, влияющим на процесс решения задачи.*

Параметры могут влиять на разные стороны эволюционного процесса. В литературе [Holland John H., 9; Kenneth Alan De Jong, 15] выделяются две наиболее общие стратегии поведения эволюционного алгоритма: это исследование пространства поиска (space exploration) и использование найденных «хороших» решений (exploitation) для продолжения процесса эволюции и дальнейшего поиска приемлемых решений. Первая стратегия поведения отвечает за способности различных эволюционных алгоритмов к более эффективному поиску решения и характеризует способности алгоритма избегать локальных экстремумов, что очень важно при решении прикладных задач. Вторая стратегия предназначена для постепенного улучшения имеющихся показателей популяции от поколения к поколению на основе уже найденных «промежуточных» решений. Некорректная настройка параметров приводит к существенному увеличению времени работы алгоритма и ухудшению результатов из-за длительного периода времени нахождения алгоритма вблизи особых точек траектории эволюционного процесса,

например, в локальных экстремумах. В итоге становится возможной преждевременная сходимость эволюционного алгоритма (также говорят о вырождении популяции), когда решение еще не найдено, но в популяции практически все особи становятся одинаковыми и долгое время (порядка нескольких сотен и тысяч поколений) не наблюдается улучшения приспособленности. Может случиться так, что работа алгоритма принятия решения будет напоминать *случайный поиск*, что также отрицательно сказывается на эффективности поиска и качестве получаемых решений. Основная цель настройки параметров эволюционных алгоритмов и, одновременно, необходимое условие для стабильного получения хороших результатов работы алгоритма – это достижение баланса между исследованием пространства поиска и использованием найденных решений. Неправильная настройка параметров может стать причиной нарушения этого баланса и, вследствие этого, неэффективной работы алгоритма принятия решений. Адекватный выбор и настройка параметров существенно влияют на робастность и сходимость алгоритма поиска. *Исследование сходимости эволюционных стратегий является достаточно сложной проблемой и в настоящее время не имеющей полного решения.* Для изучения сходимости алгоритмов часто используются математические модели, основанные на применении финитных цепей Маркова [Kenneth A. De Jong, 15, G. Rudolf, 18 и др.]. Кроме этих моделей в настоящее время существует значительное число других математических моделей поведения эволюционных алгоритмов, позволяющих получить ответы на вопросы о сходимости метода, о составе популяции через определенный момент времени, о распределении приспособленности в популяции через длительный промежуток времени, что позволяет строить некоторые прогнозы поведения алгоритма. В работах [19,20,21] описывается математическая модель для анализа поведения алгоритма, предложенного авторами. В общих чертах, он представляет стандартный генетический алгоритм. Авторы представили алгоритм в виде динамической системы, построили качественную картину поведения генетического алгоритма. Была определена так называемая поверхность генетического алгоритма, на которой располагаются траектории популяционной динамики. Исследовались особые точки поверхности - устойчивые точки траектории и анализировалось поведение алгоритма вблизи этих особых точек. Считается, что это одна из моделей. В [19] был сделан вывод о том, что кратковременное поведение алгоритма обуславливается начальной популяцией, когда определяется устойчивая точка, к которой алгоритм приближается в начале своей работы. Долговременная динамика зависит только от структуры поверхности алгоритма, которая определяет, какая устойчивая точка имеет наибольшую область притяжения. Результаты были исследованы как для бесконечных популяций, так и для конечных.

Очень часто канонический генетический алгоритм (CGA) используется как инструмент для решения оптимизационной проблемы типа

$$\max \{f(b) | b \in B'\},$$

**ЭВОЛЮЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ И СТРАТЕГИИ В ЗАДАЧАХ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ И ИХ
ПРИМЕНЕНИЕ В ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРИЛОЖЕНИЯХ**

предполагается, что $0 < f(b) < \infty$, $\forall b \in B^l = \{0,1\}^l$ и $f(b) \neq const$, l – размерность векторов. Пусть $\vec{p}(t)$ вектор, определяющий состав популяции t . $\vec{s}(t)$ – вектор, задает вероятности выбора строк для кроссинговера данной функции приспособленности. Матрица F , где $F_{i,j} = 0, \forall i \neq j$ и $F_{i,i} = f(i)$ определяет приспособленность строк в популяции.

Можно утверждать, что CGA уделяют внимание генетическому механизму передачи информации на геномном уровне. В этом случае важную роль играет внутренняя структура популяции, т.е. свойства популяции определяются ее элементами. Другим подходом является разработка эволюционных методов, позволяющих определять свойства популяций, указывая их внешние связи с другими объектами среды, в частности, с другими популяциями. Таким образом, можно проследить динамику поведения алгоритма при переходе из одного состояния в другое. Набор всевозможных векторов $\vec{s}(t)$ образуют поверхность эволюционного алгоритма S . Точками этой поверхности являются популяции. Переход от одной точки к другой задает на поверхности траекторию работы алгоритма. Актуальным в этом случае будет задача оптимизации параметров эволюционной стратегии, использующейся для принятия решений, таким образом, чтобы со временем алгоритм оказался в одной из устойчивых точек. В теории категорий используется подход, когда вместо того, чтобы определять свойства совокупности через ее элементы, т.е. с помощью ее внутренней структуры, можно определять их, указывая внешние связи этой совокупности с другими совокупностями. Такой подход можно применить для анализа динамики развития популяций в пространстве эволюционного алгоритма. Здесь понимаем под эволюционными стратегиями общие алгоритмы поиска, обучения, оптимизации или принятия решений, которые основаны на некоторых формализованных принципах естественного эволюционного процесса (естественный отбор, кроссинговер, мутации и др.). Далее считаем, что генетический алгоритм ищет решение, основываясь на внутренней (структуре генов, т.е. информация хранится в генотипе) информации, в то время как эволюционный алгоритм исследует внешние связи популяции (можно утверждать, что исследует фенотип). Категория определяется следующим образом [22]: 1) совокупность предметов, называемых ζ -объектами, 2) совокупность предметов, называемых ζ -стрелками (морфизмы объектов категории), 3) операции, ставящие в соответствие каждой ζ -стрелке f ζ -объект $\text{dom } f$ (начало стрелки f) и ζ -объект $\text{cod } f$ (конец стрелки f). Если $a = \text{dom } f$, $b = \text{cod } f$, то $f : a \rightarrow b$, или $a \xrightarrow{f} b$, 4) операцию, ставящую в соответствие каждой паре $\langle g, f \rangle$ ζ -стрелок с $\text{dom } g = \text{cod } f$ ζ -стрелку $g \circ f$, композицию f и g , с $\text{dom}(g \circ f) = \text{dom } f$ и $\text{cod}(g \circ f) = \text{cod } g$, т.е. $g \circ f : \text{dom } f \rightarrow \text{cod } g$, выполняется закон ассоциативности $h \circ (g \circ f) = (h \circ g) \circ f$, 5) сопоставление каждому ζ -объекту b ζ -

стрелки $1_b: b \rightarrow b$, называемой единичной или тождественной стрелкой, так что выполняется закон тождества: $\forall \zeta$ -стрелок $f: a \rightarrow b$ и $g: b \rightarrow c$ $1_b \circ f = f \circ 1_a = g$.

Пару $P = \langle \mathcal{R}, p \rangle$, где \mathcal{R} некоторое расслоение элементов популяции над множеством \mathcal{Z} , а $p: \mathcal{R} \rightarrow \mathcal{Z}$ - функция, определяющая состав элементов в популяции, назовем популяцией. Введем категорию $\Pi(\mathcal{Z})$. Объектами этой категории являются пары $\langle \mathcal{R}, p \rangle$, где p теоретико-множественная функция, а стрелками $q: \langle \mathcal{R}_1, p_1 \rangle \rightarrow \langle \mathcal{R}_2, p_2 \rangle$ являются такие функции $q: \mathcal{Z}_1 \rightarrow \mathcal{Z}_2$, для которых выполняется $r \circ q = p$.

Морфизмами будет семейство непрерывные отображений $h_{ij}: \langle \mathcal{R}_i, p_i \rangle \rightarrow \langle \mathcal{R}_j, p_j \rangle$ (эволюционные стратегии и операторы). Морфизмы представляют собой композицию функции приспособленности элементов и операторов, которые определяют операции кроссинговера и мутации. Построение модели проводится для анализа адаптивных и прогнозирующих свойств эволюционных алгоритмов.

На основании проведенных исследований можно ввести особый вид эволюционных стратегий, а именно, адаптивный экономический эволюционный алгоритм. Его особенность заключается в том, что целевая функция меняет свое представление в зависимости от поведения и стратегических целей основных агентов процесса.

В данной работе получены следующие результаты: определен класс параметров эволюционных алгоритмов, которые влияют на эффективность принятия решений. Проведен анализ существующих математических моделей эволюционных стратегий. Выявлен ряд задач, которые в настоящее время не имеют полного решения и требуют дальнейшего изучения применительно к анализу функционирования эволюционных стратегий и их применения в экономических приложениях.

Продолжение данной работы предполагает развитие методов описания модели эволюционного алгоритма на языке теории категорий, для анализа его поведения. Разработку новых эволюционных алгоритмов, методов и алгоритмов их модификации и настройки параметров при решении конкретной прикладной задачи. Очень важной является задача разработки программного обеспечения, реализующего эволюционные стратегии.

Список литературы

1. Marks, R.E., Breeding hybrid strategies: optimal behaviour of oligopolists.// Journal of Evolutionary Economics. -1992.- №2.-P.17-38.
2. Birchenhall, C., Modular technical change and genetic algorithms.// Computational Economics. – 1995.- №8. P. 233-253.
3. Axelrod, R., The Complexity of Cooperation. Agen-Based Models of Competition and Collaboration. Princeton, NJ: Princeton Univ. Press.-1997.-200 p.
4. Miller, J.H., The coevolution of automata in the repeated prisoner's dilemma.// Journal of Economic Behavior and Organization.-1996. №29.-P. 87-112.
5. Curzon Price, T., Using co-evolutionary programming to simulate strategic behaviour in markets// Journal of Evolutionary Economics.-1997.-№7.-P. 219-254.

**ЭВОЛЮЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ И СТРАТЕГИИ В ЗАДАЧАХ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ И ИХ
ПРИМЕНЕНИЕ В ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРИЛОЖЕНИЯХ**

6. Arifovic, J., The behavior of the exchange rate in the genetic algorithm and experimental economies.// Journal of Political Economy.- 1996. №104(3).-P. 510-541.
7. Arifovic, J., Genetic algorithm learning in the cobweb model//Journal of Economic Dynamics and Control.-1994.-№18.P. 3-28.
8. Beycr H.-G., Schwefel H.-P., Wegener I. How to analyse Evolutionary Algorithms. Technical Report No.CI-139/02.-University of Dortmund, Germany.-2002.- S. 234-247.
9. Holland J.H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. The University of Michigan Press.-1975. 245 p.
10. Фогель Л., Оуэнс А., Уолш М. Искусственный интеллект и эволюционное моделирование.-М.: Мир, 1969. – 230 с.
11. Rechenberg I. Evolutionsstrategie: Optimierung Technischer Systeme nach Prinzipien der Biologischen Evolution.//Werkstatt Bionik und Evolutionstechnik, Stuttgart: Frommann-Holzboog- 1973.- S. 123-135
12. Schwefel H.-P. Numerische Optimierung von ComputerModellen mittels der Evolutionsstrategie// Interdisciplinary Systems Research - 1977. – Vol.26. pp. 76-87.
13. Genetic programming: a paradigm for genetically breeding computer population of computer programs to solve problems. MIT Press, Cambridge, MA, -1992.- 137 p.
14. Holland John H. Adaptation and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Application to Biology, Control, and Artificial Intelligence. USA: University of Michigan,- 1975. 452 p.
15. Kenneth Alan De Jong. An Analysis of the Behavior of a class of genetic adaptive systems. Dissertation of degree Ph. Dr. University of Michigan.-256 p.
16. Goldberg David E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. USA: Addison - Wesley Publishing Company, Inc., -1989.- 412 p.
17. Handbook of Genetic Algorithms. Edited by Lawrence Davis. USA: Van Nostrand Reinhold, New York, -1991.- 429 p.
18. G. Rudolf. Convergence Analysis of Canonical Genetic Algorithms. University of Dortmund. Germany, 1991. pp. 1276-1282.
19. Vose M.D. Modeling simple genetic algorithms // In Whitley L.D. Foundations of Genetic Algorithms 2. Morgan Kaufmann, 1993. pp. 123-138.
20. Vose M. D., Liepins G. E. Punctuated equilibria in genetic search // Complex Systems, 1991, n. 5, – pp. 31–44.
21. A. E. Nix, Michael D. Vose: Modeling Genetic Algorithms with Markov Chains. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, Volume 5, Number 1,- 1992, - pp 77-88 .
22. П. Голдблат. Топосы. Категорный анализ логики. М.: Мир. -1983.- 486 с.

Поступило в редакцию 04.12.2006 г.