

# ЭФФЕКТ ЭВОЛЮЦИОННЫХ ТЕОРИЙ ДАРВИНА, ЛАМАРКА И БОЛДУИНА В УПРАВЛЕНИИ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫМИ СРЕДАМИ НА ОСНОВЕ РЕСУРСНО-ОГРАНИЧЕННЫХ УСТРОЙСТВ

Клименко А.Б., Ельмекеев М.А.

*Российский государственный гуманитарный университет, Москва, Россия  
Институт информационных наук и технологий безопасности, Москва, Россия  
Anna\_klimenko@mail.ru, bob325790@gmail.com*

*Аннотация. Работа посвящена применению меметических алгоритмов для планирования вычислений в ресурсно-ограниченных сетях. Сравнены принципы Дарвина, Ламарка и Болдуина. Показано, что генетический алгоритм эффективен при малой размерности, а Ламарковский подход оправдан для больших задач.*

*Ключевые слова: распределенные вычисления, краевые вычисления, оптимизация, эволюционные алгоритмы, меметические алгоритмы.*

## Введение

В настоящее время одним из интенсивно развивающихся научно-технических направлений является организация вычислительной среды (ВС) на основе устройств, ограниченных в плане ресурсов (автономные источники питания, ограничения на производительность вычислителей, на объем используемой памяти и др.) и обработка данных в рамках таких сред. В качестве причин развития тренда можно перечислить – развитие сетевых технологий, в том числе, сетей датчиков (WSNs), развитие робототехники и необходимость обработки больших объемов данных (решения вычислительных задач) в режиме реального времени [1]. Концепция облачных вычислений стала недостаточной в условиях роста объемов данных, в связи с чем последнее десятилетие развивались концепции туманных и краевых вычислений, которые разгружают сетевую инфраструктуру и позволяют существенно сократить время обработки данных. Однако, на краю сети устройства значительно менее мощные, имеют ограничения в ресурсном плане, что привело к необходимости создания новых методов управления такими вычислительными средами, включая организацию распределенного решения вычислительных задач.

Задача распределения вычислительных ресурсов является достаточно хорошо исследованной и проработанной. К настоящему времени можно выделить два основных направления в ее решении:

- Применение простых эвристик/жадных алгоритмов, что позволяет получить применимые на практике решения за достаточно малое время.
- Применение разнообразных метаэвристик, что позволяет также получать решения приемлемого качества за ограниченное время.

В качестве отличия применения метаэвристик от эвристик и жадных алгоритмов можно выделить следующее: метаэвристики значительно в лучшей степени приспособлены для решения многокритериальных задач, в том числе, с ограничениями, которые вычисляются алгоритмически (как, например, при оценивании транзитной нагрузки в работах [2, 3]). Также метаэвристики позволяют получать решения выбираясь из локальных минимумов, тогда как жадные алгоритмы и эвристики, по сути, позволяют получить ближайший локальный оптимум от точки инициализации алгоритма.

В аспекте применения метаэвристик к распределению вычислительных ресурсов в вычислительных средах на основе ресурсно ограниченных устройств следует выделить следующий сценарий: узел, на котором расположен планировщик, также принимает участие в вычислительном процессе. Соответственно, вычислительная сложность получения распределения ресурсов, если ее не учесть, неявно влияет на суммарную ресурсоемкость решения вычислительной задачи и распределения ресурсов. Это актуализирует вопрос подбора наименее ресурсоемких алгоритмов, которые бы позволяли за ограниченное время получить наиболее точное решение задачи распределения ВР, либо получить решение необходимой точности за минимальное время.

С точки зрения разработки и исследования алгоритмов, повышающих эффективность метаэвристик, представлен достаточно широкий круг работ, описывающих так называемые меметические алгоритмы (memetic algorithms), которые интегрируют эволюционные, как правило, метаэвристики и механизмы локального поиска. Такая интеграция может быть рассмотрена в аспекте интеграции различных эволюционных подходов – Дарвина, Ламарка и Болдуина, и в целом, имеет целесообразность применения [4, 5]. Однако, в рассмотренных нами работах меметические алгоритмы рассматриваются с точки зрения повышения точности решений или с точки зрения сокращения времени сходимости

алгоритма, где меметические алгоритмы демонстрируют сокращение времени сходимости над классическими эволюционными стратегиями.

Данная работа посвящена исследованию целесообразности интеграции различных эволюционных подходов в свете использования вычислительных ресурсов при условии получения решения заданной точности применительно к задаче составления распределения задач по вычислительным устройствам. Оценивание алгоритмов по критерию ресурсоемкости отличается от ранее опубликованных работ тем, что производится оценка получения решений, удовлетворяющих ограничениям и требованиям к точности, в зависимости от затраченных для этого ресурсов, и таким образом может быть обоснована целесообразность использования исследуемых алгоритмов с целью снижения ресурсоемкости процесса распределения вычислительных ресурсов. Оценки времени сходимости алгоритмов, полученные в ранее проводимых исследованиях, а также оценки точности получаемых решений, не позволяют определить целесообразность применения меметических алгоритмов в условиях ресурсных ограничений, поскольку не дают информации о необходимых ресурсных затратах для получения решений требуемой точности, равно как не дают информации об изменении значений целевой функции для случая, когда нужно снижать временные затраты на получение решения.

Также следует отметить, что опубликованные работы посвящены исследованию интеграции эволюционных алгоритмов и алгоритмов локального поиска, в то время как данное исследование посвящено вопросам интеграции различных эволюционных теорий, что значительно изменяет структуру интегрированных алгоритмов.

## **1. Меметические алгоритмы в задачах оптимизации**

В процессе анализа публикаций, представленных в открытой печати, были сделаны выводы о том, что результаты исследований в области применения меметичных алгоритмов (популяционные алгоритмы + локальные улучшения популяции) весьма противоречивы и в основном посвящены сравнению времени сходимости алгоритмов и достигаемой при этом точности.

Например, в работе [6] сравнивается гибрид генетического алгоритма и поиска с запретами и алгоритма муравьиной колонии. При этом для классического метода муравьиной колонии время получения решения значительно ниже, чем для гибридного алгоритма с незначительным улучшением точности решения.

В исследовании [7], посвященном составлению расписания для медицинского персонала, напротив, были получены результаты, которые при равных заданных условиях запуска алгоритмов демонстрируют превосходство меметичного алгоритма над генетическим и по времени получения решений, и по полученным значениям фитнес-функций.

Работа [8] посвящена исследованию меметичного алгоритма применительно к решению прикладной задачи разбиения сети датчиков на подмножества с целью минимизации их энергопотребления. Результатом является меметичный алгоритм, превосходящий обычный генетический по производительности.

В работе [9] также достигнуто значительное улучшение точности решения предложенным меметичным алгоритмом по сравнению с тремя различными популяционными алгоритмами.

Исследование [10] демонстрирует превосходство предложенного меметического алгоритма над классическими метаэвристиками имитации отжига и генетического в плане точности получаемых решений.

В области планирования распределенных вычислений можно привести следующие примеры исследовательских работ:

В [11] используется генетический алгоритм с интеграцией алгоритма наискорейшего спуска для приоритизации задач, а эвристика EFT (earliest finish time) используется для поиска распределения задач по процессорам. Показано, что предлагаемый алгоритм превосходит три отдельно взятых алгоритма – генетический, наискорейшего спуска и EFT по показателю времени выполнения задач с точки зрения ресурсных затрат.

Работа [12] использует комбинацию генетического алгоритма и алгоритма наискорейшего спуска для оптимизации распределения нагрузки по критериям стоимости и времени выполнения задач. Сравнение гибридного алгоритма производится с генетическим алгоритмом и алгоритмом роя частиц в аспекте ускорения сходимости алгоритмов и качества получаемых решений.

В аспекте сравнения влияния эволюции Болдуина и Ламарка на производительность алгоритмов интерес представляет работа [13], где произведено сравнение эффекта интеграции генетического алгоритма с эволюционными принципами Ламарка и Болдуина. По результатам авторы делают вывод о том, что эволюционные алгоритмы на основе дарвиновских принципов превосходят в

производительности меметические на унимодальных и мультимодальных функциях, тогда как меметические алгоритмы демонстрируют превосходство над классическим генетическим алгоритмом применительно к оптимизации мультимодальных функций многих переменных.

Исследование [14] содержит подробное сравнение поведения алгоритмов оптимизации на основе эволюционных стратегий Ламарка, Дарвина и Болдуина. Эволюционные стратегии сравниваются при оптимизации гладкой унимодальной фитнес-функции, при этом наибольший прирост точности значений фитнес-функции во времени показал алгоритм на основе эволюционных принципов Ламарка.

Таким образом, аналитический обзор подтверждает, что меметические алгоритмы широко применяются для решения различных задач оптимизации, в том числе, задач распределения вычислительных ресурсов, однако не уделено внимания целесообразности их применения в аспекте снижения ресурсоемкости получения решений удовлетворительного качества. Также, если вести речь о решении задачи распределения вычислительных ресурсов в условиях дефицита времени, необходимо располагать данными о скорости изменения значений целевой функции, чтобы принять решение о выборе наиболее эффективной эволюционной стратегии.

## 2. Эволюция Дарвина, Ламарка и Болдуина

Рассмотрим основные этапы генетического алгоритма, реализующего дарвиновскую эволюцию [15, 16]:

- Инициализация: создание начальной популяции особей (хромосом) случайным образом.
- Оценка пригодности (Fitness Evaluation): расчет значения целевой функции для каждой особи в популяции.
- Селекция (Selection): выбор наиболее приспособленных особей для последующего размножения. Используются методы, такие как рулеточный отбор, турнирный отбор или ранжированный отбор.
- Скрещивание (Crossover / Recombination): объединение генетического материала (частей хромосом) родительских особей для формирования потомства.
- Мутация (Mutation): случайное изменение небольшого числа генов у особей, чтобы предотвратить преждевременную остановку и поддерживать разнообразие популяции.
- Создание нового поколения: замена старой популяции новыми особями (смесью старых и вновь созданных особей).
- Проверка условия останова (если не достигнуто, переход к этапу 2).
- Возврат результата.

Алгоритм, реализующий эволюционные принципы Ламарка, строится на базе дарвинского подхода с интеграцией улучшений особей внутри поколения, что реализуется добавлением блоков локальной оптимизации с целью улучшения характеристик особей.

Ниже приведены основные шаги оптимизации с применением Ламарковских принципов эволюции [17]:

- Инициализация населения (Initialization): Создание начальной популяции случайных особей (хромосом).
- Местная оптимизация (Local Search): Каждая особь временно улучшает себя с помощью какого-то локального поискового механизма (например, градиентного спуска, метода ближайшего соседа и т.д.).
- Оценка пригодности (Evaluation): Расчёт функции пригодности (fitness function) для каждой особи.
- Передача улучшений (Inheritance of Acquired Traits): Улучшенные особи остаются неизменёнными и участвуют в следующем этапе отбора и воспроизведения.
- Блок стандартных генетических операторов (Standard GA Operators):
- Селекция (Selection): лучше приспособленные особи получают больший шанс стать родителями следующего поколения.
- Кроссовер (Crossover): комбинирование генетического материала родителей для создания потомства.
- Мутация (Mutation): случайное изменение элементов хромосомы.
- Новое поколение (New Generation): Новое поколение формируется из улучшившихся особей предыдущего этапа и их потомков. Старая популяция замещается новым набором особей.
- Проверка условия останова (Stopping Criterion).
- Возврат результата.

Рассмотрим далее основные шаги алгоритма, реализующего эволюционные принципы Болдуина [17]:

- Инициализация: Создание случайной начальной популяции особей.
- Расчёт функции пригодности (Fitness Calculation).
- Локальная оптимизация (Local Adaptation): После первичной оценки каждой особи ей предоставляется возможность пройти этап "обучения" или "адаптации". Это обучение может выражаться в небольшом улучшении своего положения в пространстве поиска, приближаясь к лучшим областям.
- Пересмотр функции пригодности (Reevaluation): После фазы обучения заново рассчитываются функции пригодности для каждой особи, теперь уже с учетом внесённых улучшений.
- Блок стандартных генетических операторов (Standard GA Operators):
- Селекция (Selection): Индивиды, чья адаптация считается успешной становятся лучшими кандидатами для размножения.
- Кроссовер (Crossover): комбинирование генетического материала родителей для создания потомства.
- Мутация (Mutation): случайное изменение элементов хромосомы.
- Новое поколение (New Generation): Новое поколение формируется из улучшившихся особей предыдущего этапа и их потомков. Старая популяция замещается новым набором особей.
- Проверка условия останова (Stopping Criterion).
- Возврат результата.

Анализ этапов оптимизационных алгоритмов на основе эволюций Дарвина, Ламарка и Болдуина позволяют сделать предварительный вывод о том, что, несмотря на положительный опыт использования эволюций Ламарка и Болдуина, этапы локальных улучшений существенно увеличивают вычислительную сложность алгоритма, ставя, таким образом, вопрос о целесообразности их применения в аспекте снижения ресурсоемкости процедуры планирования вычислений. В целом, необходимо проверить, позволяет ли ускорение сходимости алгоритма за счет интеграции ламарковских эволюционных принципов и принципов эволюции Болдуина в классический эволюционный алгоритм (в рамках данного исследования – NSGA-II, генетический алгоритм) нивелировать излишек ресурсных затрат на дополнительные вычисления.

### 3. Задача распределения вычислительной нагрузки по узлам сети

В качестве примерной задачи оптимизации для решения возьмем распределение независимых вычислительных задач по узлам.

Даны:

- Гетерогенное множество вычислительных узлов, с полностью связанной коммуникационной средой. Каждый узел характеризуется производительностью  $P_i$  и некоторым средним энергопотреблением на процессорную операцию  $e_i$ , а также максимальным запасом энергии  $E_{max_i}$ .
- Множество задач  $G=\{X\}$ , где  $X=\{x_i\}$  – вычислительные сложности, млн. проц. операций.
- Переменные представлены матрицей  $A$  с бинарными значениями, означающими закрепление задач за узлами:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nm} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где:

$$a_{nm} = \begin{cases} 1, & \text{если задача } n \text{ расположена на узле } m \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases} \quad (2)$$

В качестве ограничения для модели были введены:

- Время выполнения описанного комплекса задач –  $T$
- Ограничение на загруженность каждого узла:

$$\frac{T_k}{T} < 1, \forall k, \quad (3)$$

где:  $T_k$  – время занятости  $k$ -ого узла

- Возможный максимальный расход электроэнергии узла:

$$\forall m E_m < E_{max_m}, \quad (4)$$

где

$$E_m = \left( \sum_{k=1}^n a_{km} * x_k \right) * e_m. \quad (5)$$

В качестве показателей эффективности распределения вычислительных ресурсов выбираются энергозатраты системы и выравнивание вычислительной нагрузки. Соответственно, критерии оптимизации будут иметь вид:

$$\left| \frac{1}{M} \left( \sum_{k=1}^M \frac{T_k}{T} \right) - \frac{T_k}{T} \right| \rightarrow MIN, \forall k. \quad (6)$$

$$\sum_{m=1}^M E_m \rightarrow MIN. \quad (7)$$

#### 4. Экспериментальное исследование эволюционных принципов Дарвина, Ламарка и Болдуина

Алгоритм NSGA-II реализован со следующими параметрами:

- Размер популяции = 50 особей
- Вероятность скрещивания двух особей = 0.9
- Вероятность мутации = 0.1

Для интеграции ламарковской эволюции вероятность локального улучшения для особи 0.2 и количество итераций определяется случайным образом в интервале [2...20]. Для эволюции Болдуина порог приспособленности особи для становления родителем >0.2. Дальнейшее исследование проводилось при последовательном увеличении количества распределяемых задач с фиксацией средних значений лучших вариантов решений на 10000 запусков алгоритмов.

1. Массив Задач: 50 задач со сложностью от 500 до 5000 млн вычислительных операций, массив исполнителей: 10 узлов с производительностью, назначенной случайным образом, от 500 до 5000 млн операций/с и энергопотреблением от 20 до 100 мДж/с.

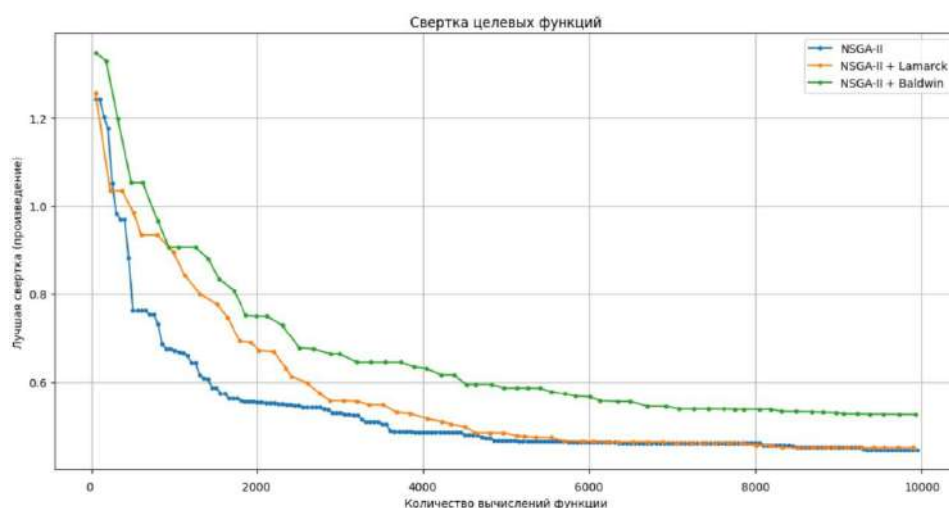


Рис. 1. Сравнение ресурсной стоимости распределения 50 задач по 10 узлам

2. Массив Задач: 250 задач со сложностью от 500 до 5000 млн вычислительных операций, массив исполнителей: без изменений.

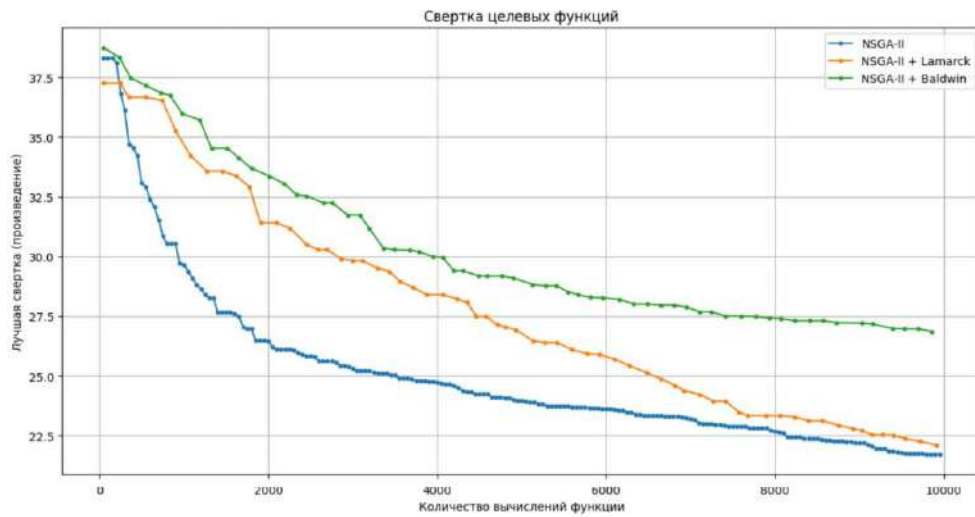


Рис. 2. Сравнение ресурсной стоимости распределения 250 задач по 10 узлам

3. Массив Задач: 500 задач со сложностью от 500 до 5000 млн вычислительных операций, массив исполнителей: без изменений.

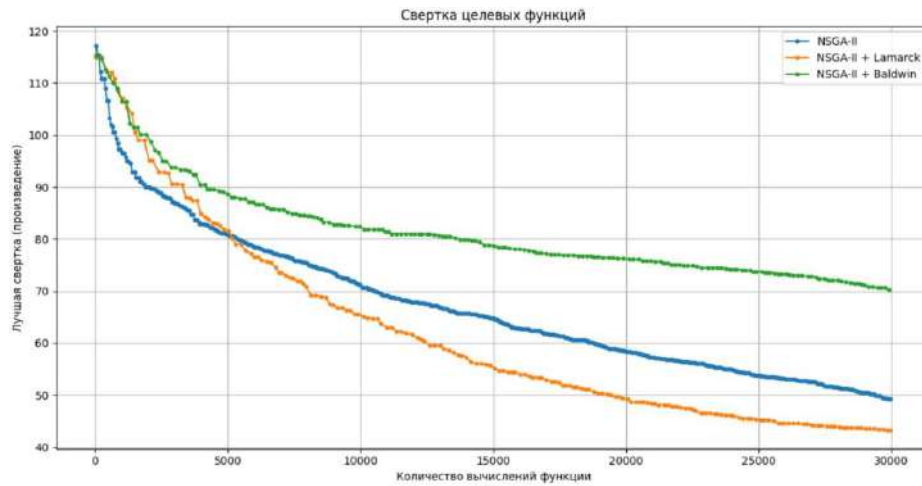


Рис. 3. Сравнение ресурсной емкости распределения 500 задач по 10 узлам

4. Массив Задач: 1000 задач со сложностью от 500 до 5000 млн вычислительных операций, массив исполнителей: без изменений.

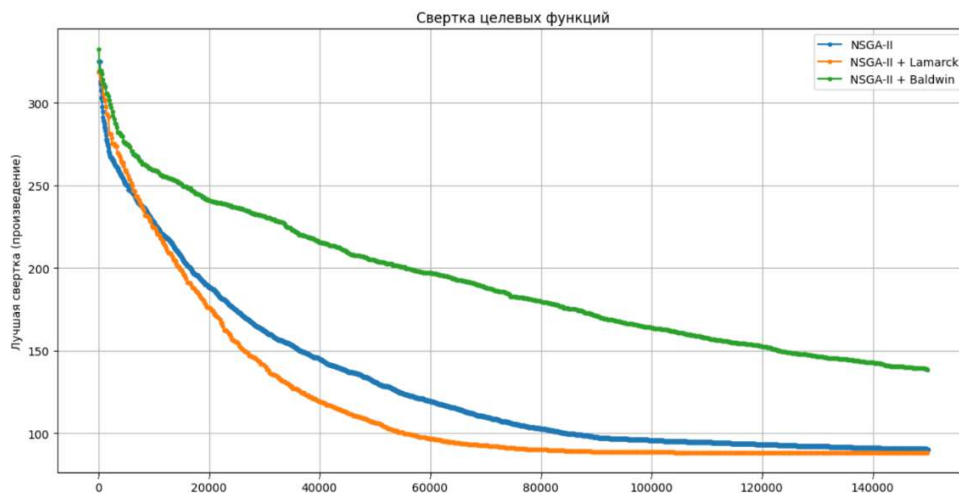


Рис. 4. Сравнение ресурсной емкости распределения 1000 задач по 10 узлам

Таким образом, полученные результаты экспериментального исследования позволяют сделать следующие выводы:

- значительное повышение ресурсной стоимости вычислений при интеграции эволюционных принципов Дарвина и Болдуина не компенсируется увеличением скорости схождения алгоритма в рамках установленных ограничений на количество вызовов ЦФ (на рис. 4 – 140000 вызовов).
- при распределении малого количества задач по узлам наилучший результат демонстрирует генетический алгоритм NSGA-II на всем тестируемом количестве вызовов ЦФ.
- однако, при увеличении количества распределяемых задач (500 и 1000, рис. 2 и 3), интеграция эволюционных принципов Ламарка и Дарвина позволяет получить более высокую точность результата, начиная с определенного количества вызовов ЦФ (для 500 задач – от 5000 вызовов ЦФ, для 1000 задач – от 7000 вызовов ЦФ), что объяснимо улучшением компоненты локального поиска, в то время как интеграция эволюционных принципов Дарвина и Болдуина для указанных параметров тестирования не привела к повышению точности решений.

Таким образом, на основании проведенного экспериментального исследования, можно сделать вывод о том, что в аспекте ресурсной стоимости интеграции эволюционных принципов Дарвина, Ламарка и Болдуина целесообразны в отдельно взятых частных случаях задачи оптимизации и времени, отводимого на ее решение (эволюционные принципы Ламарка продемонстрировали целесообразность на достаточно значительном количестве и задач, и вызовов ЦФ). Алгоритм NSGA-II, являясь реализацией дарвиновской эволюции, демонстрирует высокую эффективность при ресурсоемкости значительно ниже, чем в случае его интеграции с другими эволюционными принципами и, следовательно, может быть рекомендован к использованию в условиях необходимости снижения ресурсных трат на задачи планирования вычислений.

## 5. Заключение

Данное исследование посвящено вопросу целесообразности использования интеграции эволюционных принципов Дарвина, Ламарка и Болдуина применительно к решению задачи планирования вычислений в аспекте расходования ресурсов. Последнее важно в системах, где различного рода сети маломощных устройств реализуют вычисления на основе концепции краевых вычислений, поскольку устройство с размещенным планировщиком несет дополнительные ресурсные расходы. Учитывая достаточно широкий круг публикаций о полезном эффекте использования меметических алгоритмов, реализующих интеграцию различных эволюционных подходов, вопрос о целесообразности их применения с точки зрения ресурсной стоимости в задачах планирования вычислений актуален. Однако, проведенное исследование позволило сделать вывод о том, что на задачах малой размерности интеграция эволюционных принципов Дарвина, Ламарка и Болдуина с точки зрения ресурсной стоимости планирования нецелесообразна. Положительный эффект от применения принципов ламарковской эволюции наблюдается для частных случаев задачи оптимизации и начиная от некоторого числа вызовов ЦФ (в рамках проведенного исследования – от 5000 вызовов ЦФ), тогда как применение эволюции Болдуина нецелесообразно и не позволяет получить такого ускорения сходимости алгоритма, чтобы нивелировать ресурсные затраты на дополнительные расчеты.

Таким образом, нельзя утверждать об общем полезном эффекте интеграции эволюционных принципов Дарвина, Ламарка и Болдуина, а производить интеграцию эволюционных принципов имеет смысл после предварительных исследований, опираясь на данные о задаче оптимизации и объеме ресурсов, допустимый для решения задачи планирования.

## Литература

1. *Mezin S.V. u др.* Integration of optimization algorithms into the software of modern program and technical complexes // 2021 14th International Conference Management of large-scale system development (MLSD): IEEE, 2021. – С. 1–5.
2. *Klimenko A.B.* Problem statement and methods for the computing resources distribution in geo-distributed heterogeneous computing environments with dynamics and restrictions on the execution time of tasks // Journal Of Applied Informatics. – 2024. – Vol. 19, № 4. – P. 48–67.
3. *Клименко А.Б., Баринов А.А.* Distributed computing resource management method based on greedy strategy and efficient algorithms ontology // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2024. – Vol. 12, № 1(44). – P. 18–18.
4. *Zhu G., Liu J., Gong W.* Two-stage memetic algorithm for green flexible job shop scheduling problem considering machine deterioration and maintenance // Memetic Comput. – 2025. – Vol. 17, № 2.

5. *Kurniati N.I., Rahmatulloh A., Rahmawati D.* Perbandingan Performa Algoritma Koloni Semut Dengan Algoritma Genetika – Tabu Search Dalam Penjadwalan Kuliah // *Comput. Eng. Sci. Syst. J.* – 2019. – Vol. 4, № 1. – P. 17.
6. *Li G.* et al. Multifactorial memetic algorithm with adaptive auxiliary tasks for service migration optimization in mobile edge computing // *Memetic Comput.* – 2025. – Vol. 17, № 2.
7. *Nico N., Charibaldi N., Fauziah Y.* Comparison of memetic algorithm and genetic algorithm on nurse picket scheduling at public health center // *Int. J. Artif. Intell. Robot.* – 2022. – Vol. 4, № 1. – P. 9–23.
8. *Dowlatshahi M.B., Kuchaki Rafsanjani M., Gupta B.B.* An energy aware grouping memetic algorithm to schedule the sensing activity in WSNs-based IoT for smart cities // *Appl. Soft Comput.* – 2021. – Vol. 108, № 107473. – P. 107473.
9. *Li R.* et al. LLM-assisted automatic memetic algorithm for lot-streaming hybrid job shop scheduling with variable sublots // *IEEE Trans. Evol. Comput.* – 2025. – P. 1–1.
10. *Fazekas, L.; Tǖu-Szabó, B.; Kóczy, L.T.; Hornyák, O.; Nehéz, K.* A Hybrid Discrete Memetic Algorithm for Solving Flow-Shop Scheduling Problems // *Algorithms.* – 2023. – Vol. 16. – P. 406.
11. *Keshanchi B., Navimipour N.J.* Priority-based task scheduling in the cloud systems using a memetic algorithm // *J. Circuits Syst. Comput.* – 2016. – Vol. 25, № 10. – P. 1650119.
12. *Alsmady A.* et al. Workflow scheduling in cloud computing using memetic algorithm // 2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT). IEEE, 2019.
13. *Jiaojiao, M., Gulyás, L., Botzheim, J.* Comparing Lamarckian and Baldwinian Approaches in Memetic Optimization. In: Nguyen, N.T., et al. *Advances in Computational Collective Intelligence. ICCCI – 2023. – Communications in Computer and Information Science, Springer, Cham.* – vol 1864.
14. *Thomsen K.R., Rasmussen S.* Dynamics of Darwinian versus Baldwinian versus Lamarckian evolution // *arXiv [nlin.AO]*. – 2023.
15. *Wang C.* et al. Research on multi-objective recipe optimization design based on genetic algorithm and NSGA-II // 2024 International Conference on Electronics and Devices, Computational Science (ICEDCS). IEEE, – 2024. – P. 671–676.
16. *Zomaya A.Y., Karpin R., Olariu S.* The single row routing problem revisited: A solution based on genetic algorithms // *VLSI – Des.* 2002. – Vol. 14, № 2. – P. 123–141.
17. *Gancarski P., Blansche A.* Darwinian, Lamarckian, and baldwinian (co)evolutionary approaches for feature weighting in K-means-based algorithms // *IEEE Trans. Evol. Comput.* – 2008. – Vol. 12, № 5. – P. 617–629.