

УДК 519.87+519.687.1

 10.25209/2079-3316-2026-17-1-3-19

Исследование ресурсной эффективности планировщика с использованием принципов ламарковской эволюции в условиях горизонтального масштабирования вычислительных ресурсов

Анна Борисовна **Клименко**¹, Михаил Андреевич **Ельмекеев**²

^{1,2} Российский государственный гуманитарный университет, Факультет информационных систем и безопасности, ул. Кировоградская, 25-2, Москва, Россия

Аннотация. Работа посвящена исследованию ресурсной эффективности алгоритма планирования вычислений с использованием принципов ламарковской эволюции при распределении задач между крайевыми устройствами. Рассматривается задача распределения вычислительных ресурсов с учётом энергопотребления и балансировки нагрузки.

Проведено сравнение ламарковского эволюционного алгоритма с генетическим алгоритмом NSGA-II. Эксперименты показали, что ламарковская эволюция эффективна при увеличении размерности задач и ограниченном ресурсном бюджете, обеспечивая более точные решения. Для задач малой размерности её применение нецелесообразно из-за роста вычислительных затрат.

Сделан вывод, что выбор метода планирования должен зависеть от масштабов задачи и доступных ресурсов, что важно для систем крайевых вычислений и распределённых сред.

Ключевые слова и фразы: ламарковская эволюция, распределённые вычисления, крайевые устройства, планирование задач, ресурсная эффективность, NSGA-II, метаэвристики

Для цитирования: Клименко А. Б., Ельмекеев М. А. *Исследование ресурсной эффективности планировщика с использованием принципов ламарковской эволюции в условиях горизонтального масштабирования вычислительных ресурсов* // Программные системы: теория и приложения. 2026. Т. 17. № 1(70). С. 3–19. https://psta.psir.ru/read/psta2026_1_3-19.pdf

1. Введение

В настоящее время происходит интенсивное развитие локализации обработки данных с использованием краевых серверов (edge servers) [1, 2], пользовательских устройств или «умных» датчиков (end devices, user devices), а также устройств, составляющих самоорганизующиеся сети различного назначения и специфики (MONET, VANET, FANET) [3–5].

Такой подход обеспечивает снижение длительности обработки данных и делает возможными реализацию технологии дополненной реальности, позволяет производить управление объектами в режиме реального времени и существенно снижает нагрузку на сетевую инфраструктуру. Однако при этом формируется общая проблема управления вычислительными процессами, которые реализуются на ресурсно-ограниченных устройствах, составляющих географически распределенную гетерогенную в общем случае вычислительную среду (ВС) [6].

Соответственно, устройства должны предоставлять по меньшей мере некоторые объемы памяти, вычислительные ресурсы, а также ресурсы каналов передачи данных, формирующих вычислительную сеть. В случае, если отдельно взятое устройство не предоставляет необходимые для реализации вычислений ресурсы, соответственно, происходит их масштабирование путем выделения ресурсов на соседних устройствах, что требует рационального планирования выделения ресурсов и выполнения вычислительных задач (ВЗ).

К настоящему времени сложились два основных направления в планировании вычислений в рассматриваемом классе ВС:

- (1) простые эвристики (жадный подход) [7, 8];
- (2) метаэвристики [9–11].

Первое направление, простые эвристики и жадные алгоритмы, позволяет достаточно быстро получать приемлемые по качеству решения, однако, такие алгоритмы хорошо работают, когда исходные данные образуют матроид [12], в то время как наличие множественных ограничений и обратных связей в математических моделях современных распределенных ВС не позволяют описать ВС таким образом.

С этим обстоятельством связан интерес к метаэвристическим алгоритмам, которые благодаря возможности совмещать стратегии глобального и локального поиска, позволяют получать решения высокого качества за определенное время. При этом ресурсная стоимость получаемых решений может быть выше, чем при использовании простых эвристик, что, в свою очередь, актуализирует исследование метаэвристик и оптимизацию их параметров применительно к выбранным классам решаемых задач.

Также интерес представляют работы [13], где предложена многокритериальная модификация алгоритма медоеда, и [14], где предложен метод гибридизации использования простых эвристик.

Одним из известных способов повышения эффективности метаэвристик является, в рамках эволюционного подхода, интеграция различных эволюционных принципов, например, ламарковской и дарвиновской эволюций, или дарвиновской и эволюции Болдуина. Такой подход сформировал отдельное направление метаэвристических алгоритмов – так называемые меметические алгоритмы, которые для ряда задач демонстрируют значительное превосходство по скорости сходимости и достигаемой точности, что отражено в ряде публикаций [15–18].

Следует отметить, что в рассмотренных работах критерием оценивания эффективности алгоритмов является время сходимости/точность решения, в то время как не всегда такие метрики полезны на практике. Например, в случае имеющихся ограничений на время планирования, алгоритм реализует заранее определенное число итераций, и тогда следует вести речь о скорости сходимости и о точности решения, получаемого за отведенное время.

Кроме того, в условиях существующих ограничений на ресурсы вычислительных узлов, речь можно вести еще и о ресурсной эффективности алгоритма, что означает способность получения решения заданной точности на минимальном количестве итераций либо получении наиболее точного решения на заданном количестве итераций. Вопросы ресурсной эффективности рассмотрены в работе автора [19], где показано, что различные метаэвристики для определенного класса задач оптимизации на одинаковом ресурсном бюджете позволяют получать различные по точности результаты.

Исследуется ресурсная эффективность основанного на эволюционном подходе Ламарка алгоритма распределения вычислительных ресурсов для несвязанных задач «Bag of Tasks». Задача заключается в распределении ряда вычислительных задач различной вычислительной сложности по заданному количеству устройств с известными ресурсами, учитывающее

- (1) энергозатраты устройств (что критично для автономных ресурсно-ограниченных узлов, составляющих вычислительную среду),
- (2) вариативность загрузки устройств.

2. Модель распределения вычислительных ресурсов

В качестве примерной задачи распределения вычислительных ресурсов рассмотрим следующую:

Заданы:

- Гетерогенное множество с точки зрения производительности вычислительных устройств количеством M . Поскольку предполагается сценарий информационно несвязанных задач, то будем считать, что накладными расходами на управления в коммуникационной среде можно пренебречь. Каждый узел характеризуется производительностью P_i и некоторым средним энергопотреблением на процессорную операцию e_i , а также запасом энергии $E_{i \max}$, который является ограничением для возможных расходов энергии устройства.
- Гетерогенное по вычислительной сложности множество задач $G = \{X\}$, где $X = \{x_j\}$ – вычислительные сложности, оцененные в миллионах процессорных операций, количеством N .
- Переменные являются матрицей A с бинарными значениями, означающими закрепление задач за узлами:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1N} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{M1} & \cdots & a_{MN} \end{bmatrix},$$

где

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если задача } j \text{ расположена на узле } i, \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

Ограничения приняты следующие:

- Время выполнения пакета задач — T .
- Ограничение на загруженность каждого узла, когда загруженность узла не может превышать 1:

$$\frac{T_i}{T} < 1 \quad \forall i,$$

где T_i – время занятости i -го узла.

- Возможный максимальный расход электроэнергии узла:

$$E_i < E_{i \max} \quad \forall i,$$

где

$$E_i = e_i \sum_{j=1}^N a_{ij} x_j$$

Критериями распределения вычислительных ресурсов являются энергозатраты системы и выравнивание вычислительной нагрузки:

$$(1) \quad \left| T_k - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M T_i \right| \rightarrow \min \quad \forall k \leq M$$

$$(2) \quad \sum_{i=1}^M E_i \rightarrow \min$$

Сформируем обобщенный критерий с учетом нормализации критериев (1) и (2):

$$(3) \quad \min_A \max_{k \leq M} \left| T_k - \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M T_j \right| \frac{\sum_{j=1}^M E_j}{\sum_{j=1}^M e_j \sum_{i=1}^N x_i}$$

3. Алгоритм на основе принципа эволюции Ламарка

Рассмотрим основные этапы генетического алгоритма, реализующего дарвиновскую эволюцию [20, 21].

- 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 дарвиновского 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 [22]:

- 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.

Далее, при построении процедуры локального поиска, обратимся к известным подходам, описанным в [22]. Рассмотренные подходы ранее использовались при планировании грид-вычислений.

Локальный поиск на основе перемещений (Move-based local search): окрестность решения определяется перемещением задачи с одного ресурса на другой. Таким образом, два решения являются соседними, если они отличаются только в одной позиции их вектора назначений задача-ресурс (vector of assignments task-resource).

При этом возможны следующие варианты перемещений:

- *Local Move* (LM) перемещает случайно выбранную задачу с её ресурса на другой случайно выбранный ресурс;
- *Steepest Local Move* (SLM) перемещает случайно выбранную задачу на ресурс, обеспечивающий наибольшее улучшение критериев оптимизации;
- *Local MCT Move* (LMCTM) основан на эвристике MCT (*Minimum Completion Time*). В LMCTM задача перемещается на ресурс, обеспечивающий наименьшее время завершения среди всех ресурсов;

- *Local Minimum Floutime Move* (LMFTM) перемещает задачу, которая обеспечивает наибольшее сокращение времени потока.

В данном исследовании использовалась самая простая эвристика, а именно *Local Move*:

- выбирается случайная задача;
- выбирается случайный другой узел, который располагает ресурсами для выполнения задачи и которому эта задача передается;
- если это решение дает выигрыш функции пригодности, то вносится изменение в популяцию.

Вопрос ресурсной эффективности алгоритма на основе эволюции Ламарка не является тривиальным. С одной стороны, можно предположить, что усиление компоненты локального поиска в рамках эволюционного алгоритма должно существенным образом улучшить качество популяции в целом и тем самым ускорить сходимость алгоритма.

С другой стороны, добавление итераций локального поиска увеличивает также и ресурсную стоимость поиска решений, добавляя процедуры вычислений фитнес-функции с целью сравнения локальных решений. Таким образом, для получения выигрыша в аспекте ресурсной стоимости алгоритма необходимо, чтобы вносимые локальные улучшения таким образом повысили скорость сходимости алгоритма в целом, чтобы нивелировать дополнительные ресурсные траты на локальный поиск.

В следующем разделе статьи приводятся экспериментальные исследования эволюционного алгоритма Ламарка в сравнении с известным генетическим алгоритмом NSGA-II, широко применяемым для решения задач распределения ВР по нескольким критериям.

4. Экспериментальное исследование ресурсной эффективности применения эволюционных принципов Ламарка

Для оценки ресурсной эффективности применения эволюционных принципов Ламарка были проведены расчеты для следующих комбинаций входных параметров: 100 задач – 10 узлов, 100 задач – 15 узлов, 250 задач – 15 узлов, 250 задач – 20 узлов, 500 задач – 20 узлов, 500 задач – 25 узлов. Вычислительная сложность задач формировалась случайным образом в интервале [500, 5000] млн. процессорных операций, равно как и производительность узлов формировалась случайным образом в интервале [500, 5000] млн. процессорных операций/с использованием равномерного закона распределения (см. Приложение). Ниже приведены наиболее значимые результаты, характеризующие эффект применения принципов ламарковской эволюции.

На рисунке 1 видно, что при заданных параметрах распределения

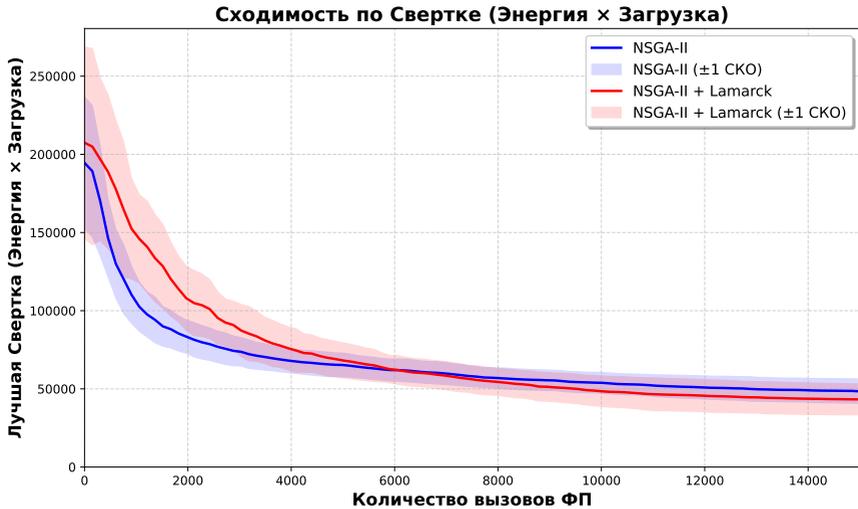


Рисунок 1. 100 задач, 10 узлов

100 ВЗ по 10 узлам добавление эволюционных принципов Ламарка не оказывает положительного эффекта на ресурсную эффективность планирования. Более того, дополнительные циклы локальных улучшений увеличивают ресурсную стоимость вычислений на фоне NSGA-II.

На рисунке 2 видно, как при увеличении размерности задачи распределения ВР появилась область количества итераций, где использование принципов Ламарка оправдано (от 7000 вызовов фитнес-функции).

При дальнейшем увеличении размерности задачи распределения ВР получаем схожий результат экспериментальных испытаний (рисунки 3–5): имеется некоторое пороговое значение количества вызовов фитнес-функций, после которого использование принципов Ламарка целесообразно, при этом значение вызовов фитнес-функций находится в интервале [5000, 8000] (с учетом доверительных интервалов).

Таким образом, на выбранных экспериментальных данных проведенные эксперименты позволяют сделать следующие выводы: целесообразность применения эволюционных принципов Ламарка с точки зрения ресурсной стоимости решения задач планирования/распределения ВР зависит от размерности решаемой задачи. На рисунке 1 видно, что на задаче относительно малой размерности целесообразность сомнительна, скорость сходимости алгоритма с использованием эволюции Ламарка совпадает со

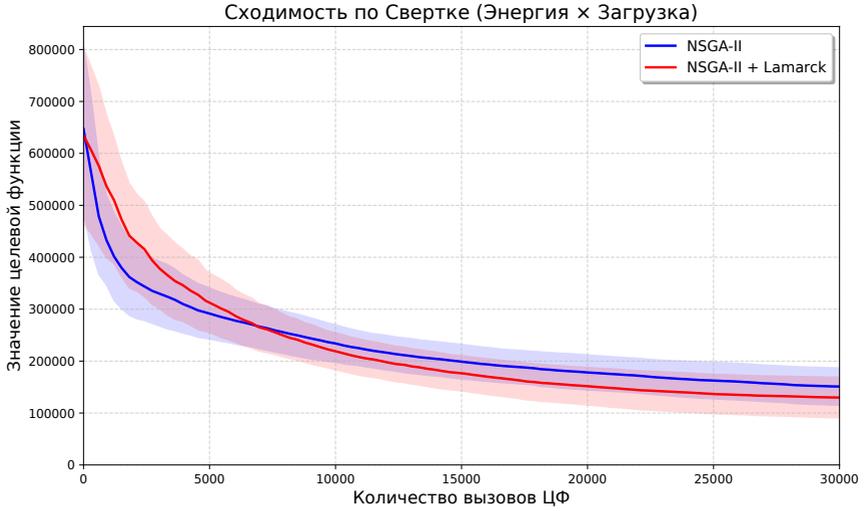


Рисунок 2. 250 задач, 15 узлов

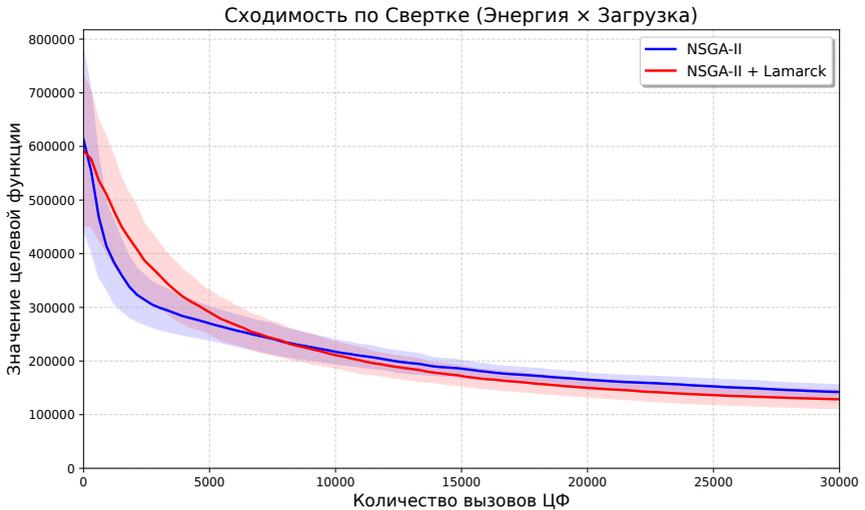


Рисунок 3. 250 задач, 20 узлов

скоростью сходимости генетического алгоритма NSGA-II, и не обнаружено интервалов ресурсного бюджета, на которых бы ламарковская эволюция позволила получать более точные решения. Однако, с увеличением

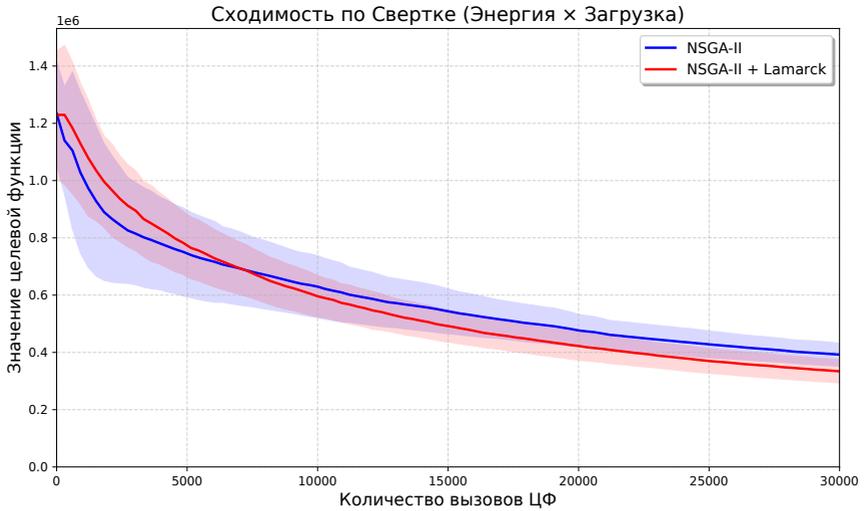


Рисунок 4. 500 задач, 25 узлов

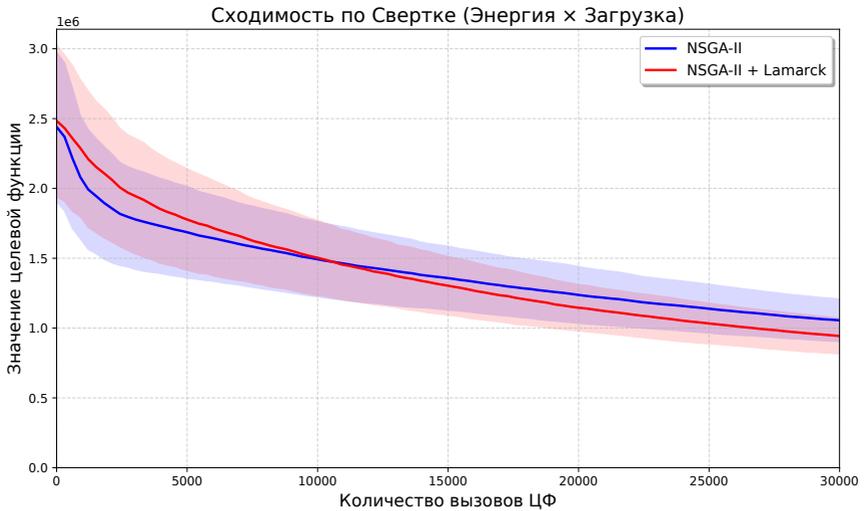


Рисунок 5. 1000 задач, 25 узлов

размерности решаемой задачи, появляется пороговое значение ресурсного бюджета, после которого использование ламарковской эволюции целесообразно и приводит к повышению точности получаемых решений.

Отсюда можно сделать вывод о том, что применение эволюционных принципов Ламарка в планировании вычислений с точки зрения потребления вычислительных ресурсов не целесообразно для произвольно взятой задачи. При этом имеются интервалы ресурсного бюджета, когда ламарковская эволюция позволяет получать более точные решения (здесь на экспериментальных данных от 7000 вызовов фитнес-функции), а также может быть выделен класс задач определенной размерности, на которых применение ламарковской эволюции имеет смысл. Следовательно, при выборе стратегии организации распределения ВР следует опираться на предполагаемый ресурсный бюджет, отводимый для вычислений и на ожидаемую размерность задачи.

5. Заключение

В данной работе проведено исследование ресурсной эффективности планирования вычислений с использованием принципов ламарковской эволюции при интеграции ресурсов краевых устройств. Актуальность задачи обусловлена интенсивностью развития как использования автономных групп устройств с целью решения разнообразных задач в промышленности и в быту, так и успешного применения концепций краевых вычислений с целью снижения времени реакции таких систем на внешние события, разгрузки сетевых инфраструктур и обеспечения безопасности хранения и обработки информации. Несмотря на довольно широкий круг публикаций в рамках исследований гибридных алгоритмов оптимизации - на основе дарвиновской, ламарковской, болдуинской эволюций, как правило, результатами исследований является эффективность таких алгоритмов с точки зрения времени сходимости и получаемого при этом результата.

Однако если речь идет о ресурсно-ограниченных устройствах, целесообразно провести оценку алгоритмов и целесообразности использования ламарковских эволюционных принципов с точки зрения потребляемого при этом ресурсного бюджета. С этой целью в данном исследовании введен термин ресурсной эффективности алгоритма, который несколько отличается от общепринятого определения ресурсной эффективности: мы рассматриваем ресурсную эффективность как способность достижения наилучшего решения на ограниченном количестве вызовов фитнес-функции либо как достижение решения заданной точности на минимальном количестве вызовов фитнес-функции.

Вопрос ресурсной эффективности ламарковской эволюции нетривиален, поскольку введение процедур локального поиска увеличивают ресурсную стоимость выполнения алгоритма. При этом ожидается, что скорость

сходимости алгоритма возрастет таким образом, что нивелирует эти дополнительные ресурсные траты.

Решение примерной задачи распределения ВР с использованием эволюции Ламарка показало, что ее применение актуально и целесообразно для некоторого множества решаемых задач распределения ВР в совокупности с задаваемыми ограничениями на ресурсный бюджет, который может быть использован, т.е. могут быть выделены такие классы задач и такие множества значений ресурсного бюджета, когда введение эволюционных принципов Ламарка повышает ресурсную эффективность вычислений. Применение эволюционных принципов Ламарка для произвольно взятой задачи распределения ВР не имеет смысла, поскольку были взяты примеры задач, когда ресурсная эффективность классического генетического алгоритма NSGA-II превалирует.

Список использованных источников

- [1] Gupta A. *Exploring edge computing and cloud computing: a comparative study of features and applications* // Int. J. Appl. Math..– 2025.– Vol. **38**.– No. 6S.– Pp. 994–1018.  
- [2] Klochko O. V., Fedorets V. M. *An IoT system based on open APIs and geolocation for prevention of human health disorders* // J. Edge Comp..– 2024.– Vol. **3**.– No. 1.– Pp. 65–86.  
- [3] Klimenko A. *A distributed technique of optimization problems solving based on efficient workload assignment* // *Distributed Computer and Communication Networks, DCCN 2024 (Moscow, Russia, 23–27 September 2024), Lecture Notes in Computer Science.*– vol. **15460**, Cham: Springer Nature Switzerland.– 2025.– ISBN 978-3-031-80852-4.– Pp. 430–443.  
- [4] Njoroge P. M., Ndia J. G., Mwangi P. M. *A Systematic Review of Ad-Hoc On-Demand Distance Vector routing protocol for performance improvement in mobile Ad-Hoc networks* // Int. J. Wirel. Mob. Netw..– 2025.– Vol. **17**.– No. 2.– 17 pp.  
- [5] Borah A., Paranjothi A., Thomas J. P. *A survey on distributed approaches for security enhancement in vehicular ad-hoc networks* // Comput. Netw..– 2025.– Vol. **261**.– id. 111140.  
- [6] Клименко А. В. *Метод планирования распределённых вычислений в туманном слое сети с оптимизацией по критерию ресурсосбережения* // Моделирование, оптимизация и информационные технологии.– 2022.– Т. **10**.– № 3.– 13 с.  

- [7] Adan I. J. B. F., Boon M. A. A., Weiss G. *Design heuristic for parallel many server systems* // Eur. J. Oper. Res..– 2019.– Vol. **273**.– No. 1.– Pp. 259–277.  
- [8] Moreira M. C. O., Ritt M., Costa A. M., Chaves A. A. *Simple heuristics for the assembly line worker assignment and balancing problem* // J. Heuristics.– 2012.– Vol. **18**.– No. 3.– Pp. 505–524.  

- [9] Li S. *Economic optimization of business administration resources: multi-objective scheduling method based on improved PSO* // J. Comput. Methods Sci. Eng..– 2025.– Vol. **25**.– No. 5.– Pp. 4020–4031. doi ↑4
- [10] Rahman I., Mohamad-Saleh J., Sulaiman N. *Reactive power optimization using new enhanced whale optimization algorithm* // Int. J. Appl. Metaheuristic Comput..– 2022.– Vol. **13**.– No. 1.– 12 pp. doi ↑4
- [11] Behera I., Sobhanayak S. *Task scheduling optimization in heterogeneous cloud computing environments: A hybrid GA-GWO approach* // J. Parallel Distrib. Comput..– 2024.– Vol. **183**.– id. 104766. doi ↑4
- [12] Papadimitriou Ch. H., Steiglitz K. *Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity*.– Dover.– 1998.– ISBN 978-0486402581.– 528 pp. ↑4
- [13] Zhang S.-W., Wang J.-S., Zhang S.-H., Xing Y.-X., Sui X.-F., Zhang Y.-H. *Task scheduling in cloud computing systems using multiobjective honey badger algorithm with two hybrid elite frameworks and circular segmentation screening* // Artif. Intell. Rev..– 2025.– Vol. **58**.– id. 48.– 69 pp. doi ↑5
- [14] Zhao A., Liu P., Li Y., Xie Zh., Hu L., Li H. *Real-time selection system of dispatching rules for the job shop scheduling problem* // MACHINES.– 2023.– Vol. **11**.– No. 10.– Pp. 921. doi ↑5
- [15] Alsmady A., Al-Khraisshi T., Mardini W., Alazzam H., Khamayseh Y. *Workflow scheduling in cloud computing using memetic algorithm* // 2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT) (Amman, Jordan, 09–11 April 2019).– IEEE.– 2019.– ISBN 9781538679432.– Pp. 302–306. doi ↑5
- [16] Jiaojiao M., Gulyás L., Botzheim J. *Comparing Lamarckian and Baldwinian approaches in memetic optimization* // Advances in Computational Collective Intelligence, ICCCI 2023 (Budapest, Hungary, 27–29 September 2023), Communications in Computer and Information Science.– vol. **1864**, Cham: Springer Nature Switzerland.– 2023.– ISBN 978-3-031-41773-3.– Pp. 521–533. doi ↑5
- [17] Thomsen K. R., Rasmussen S. *Dynamics of Darwinian versus Baldwinian versus Lamarckian evolution*.– 2023.– 35 pp. arXiv:2305.00491 ↑5
- [18] Wang C., Tan H., Lai Y., Wang Y. *Research on multi-objective recipe optimization design based on genetic algorithm and NSGA-II* // 2024 International Conference on Electronics and Devices, Computational Science (ICEDCS) (Marseille, France, 23–25 September 2024).– IEEE.– 2024.– ISBN 979-8-3315-2763-1.– Pp. 671–676. doi ↑5
- [19] Клименко А. Б. *Ресурсно-ориентированная технология организации информационного процесса распределения вычислительных ресурсов при интеграции концепций Интернета вещей и краевых вычислений* // Моделирование, оптимизация и информационные технологии.– 2025.– Т. **13**.– № 3.– 19 с. doi URL ↑5
- [20] Zomaya A. Y., Karpin R., Olariu S. *The single row routing problem revisited: A solution based on genetic algorithms* // VLSI Des..– 2002.– Vol. **14**.– Pp. 123–141. doi ↑7
- [21] 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**.– No. 5.– Pp. 617–629. doi ↑7

[22] Koole G., Righter R. *Resource allocation in grid computing* // Journal of Scheduling.– 2008.– Vol. 11.– No. 3.– Pp. 163–173. doi ↑s

Приложение: исходный код программы: 

Поступила в редакцию	16.11.2025;
одобрена после рецензирования	07.12.2025;
принята к публикации	22.01.2026;
опубликована онлайн	19.02.2026.

Рекомендовал к публикации

чл.-корр. РАН С.М. Абрамов

Информация об авторах:



Анна Борисовна Клименко

к.т.н., доцент каф. Фундаментальной и прикладной математики, научные интересы: прикладные задачи оптимизации в технических системах, опубликовано более 130 научных работ.

 0000-0001-6527-8108
e-mail: anna_klimenko@mail.ru



Михаил Андреевич Ельмекеев

Студент 4 курса, прикладная математика, научные интересы: разработка математических моделей, применимых для прикладных задач в естественных средах.

 0009-0007-7477-4948
e-mail: elmekeev@proton.me

Вклад авторов: *А. Б. Клименко* – 50% (методология, формальный анализ, сбор материала, написание черновой версии); *М. А. Ельмекеев* – 50% (программное обеспечение, расследование, написание черновой версии, визуализация).

Декларация об отсутствии личной заинтересованности: *благополучие авторов не зависит от результатов исследования.*



Resource Efficiency of a Lamarckian Evolution-Based Scheduler under Horizontal Scaling of Computational Resources

Anna Borisovna **Klimenko**¹, Mikhail Andreevich **Elmekeev**²

^{1,2}Russian State University for the Humanities, Faculty of Information Systems and Security, 25-2 Kirovogradskaya St., Moscow, Russia

Abstract. This work investigates the resource efficiency of a computational scheduling algorithm that incorporates Lamarckian evolution principles for task distribution among edge devices. The study addresses the problem of computational resource allocation with consideration of energy consumption and load balancing.

A comparison is conducted between a Lamarckian evolutionary algorithm and the NSGA-II genetic algorithm. Experimental results demonstrate that Lamarckian evolution proves effective for high-dimensional problems under limited computational budgets, yielding more accurate solutions. For low-dimensional problems, its application is not justified due to increased computational overhead.

The study concludes that the choice of scheduling method should depend on problem scale and available resources—a critical consideration for edge computing systems and distributed environments. (*In Russian*).

Key words and phrases: Lamarckian evolution, distributed computing, edge devices, task scheduling, resource efficiency, NSGA-II, metaheuristics

2020 *Mathematics Subject Classification:* 90B36; 60K25, 90B22

For citation: Anna B. Klimenko, Mikhail A. Elmekeev. *Resource Efficiency of a Lamarckian Evolution-Based Scheduler under Horizontal Scaling of Computational Resources*. Program Systems: Theory and Applications, 2026, **17**:1(70), pp. 3–19. (*In Russ.*). https://psta.pstiras.ru/read/psta2026_1_3-19.pdf

References

- [1] A. Gupta. “Exploring edge computing and cloud computing: a comparative study of features and applications”, *Int. J. Appl. Math.*, **38**:6S (2025), pp. 994–1018. [doi](#)
- [2] O. V. Klochko, V. M. Fedorets. “An IoT system based on open APIs and geolocation for prevention of human health disorders”, *J. Edge Comp.*, **3**:1 (2024), pp. 65–86. [doi](#)
- [3] A. Klimenko. “A distributed technique of optimization problems solving based on efficient workload assignment”, *Distributed Computer and Communication Networks*, DCCN 2024 (Moscow, Russia, 23–27 September 2024), Lecture Notes in Computer Science, vol. **15460**, Springer Nature Switzerland, Cham, 2025, ISBN 978-3-031-80852-4, pp. 430–443. [doi](#)
- [4] P. M. Njoroge, J. G. Ndia, P. M. Mwangi. “A Systematic Review of Ad-Hoc On-Demand Distance Vector routing protocol for performance improvement in mobile Ad-Hoc networks”, *Int. J. Wirel. Mob. Netw.*, **17**:2 (2025), 17 pp. [doi](#)
- [5] A. Borah, A. Paranjothi, J. P. Thomas. “A survey on distributed approaches for security enhancement in vehicular ad-hoc networks”, *Comput. Netw.*, **261** (2025), id. 111140. [doi](#)
- [6] A. V. Klimenko. “Method for planning distributed computing in the fog layer of the network with optimization based on the resource-saving criterion”, *Modeling, Optimization and Information Technologies*, **10**:3 (2022), 13 pp. (in Russian). [doi](#) [URL](#)
- [7] I. J. B. F. Adan, M. A. A. Boon, G. Weiss. “Design heuristic for parallel many server systems”, *Eur. J. Oper. Res.*, **273**:1 (2019), pp. 259–277. [doi](#)
- [8] M. C. O. Moreira, M. Ritt, A. M. Costa, A. A. Chaves. “Simple heuristics for the assembly line worker assignment and balancing problem”, *J. Heuristics*, **18**:3 (2012), pp. 505–524. [doi](#)
- [9] S. Li. “Economic optimization of business administration resources: multi-objective scheduling method based on improved PSO”, *J. Comput. Methods Sci. Eng.*, **25**:5 (2025), pp. 4020–4031. [doi](#)
- [10] I. Rahman, J. Mohamad-Saleh, N. Sulaiman. “Reactive power optimization using new enhanced whale optimization algorithm”, *Int. J. Appl. Metaheuristic Comput.*, **13**:1 (2022), 12 pp. [doi](#)
- [11] I. Behera, S. Sobhanayak. “Task scheduling optimization in heterogeneous cloud computing environments: A hybrid GA-GWO approach”, *J. Parallel Distrib. Comput.*, **183** (2024), id. 104766. [doi](#)
- [12] Ch. H. Papadimitriou, K. Steiglitz. *Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity*, Dover, 1998, ISBN 978-0486402581, 528 pp.
- [13] S.-W. Zhang, J.-S. Wang, S.-H. Zhang, Y.-X. Xing, X.-F. Sui, Y.-H. Zhang. “Task scheduling in cloud computing systems using multiobjective honey badger algorithm with two hybrid elite frameworks and circular segmentation screening”, *Artif. Intell. Rev.*, **58** (2025), id. 48, 69 pp. [doi](#)
- [14] A. Zhao, P. Liu, Y. Li, Zh. Xie, L. Hu, H. Li. “Real-time selection system of dispatching rules for the job shop scheduling problem”, *MAchines*, **11**:10 (2023), pp. 921. [doi](#)

- [15] A. Alsmady, T. Al-Khraihi, W. Mardini, H. Alazzam, Y. Khamayseh. “Workflow scheduling in cloud computing using memetic algorithm”, *2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT)* (Amman, Jordan, 09–11 April 2019), IEEE, 2019, ISBN 9781538679432, pp. 302–306. [doi](#)
- [16] M. Jiaojiao, L. Gulyás, J. Botzheim. “Comparing Lamarckian and Baldwinian approaches in memetic optimization”, *Advances in Computational Collective Intelligence, ICCCI 2023* (Budapest, Hungary, 27–29 September 2023), Communications in Computer and Information Science, vol. **1864**, Springer Nature Switzerland, Cham, 2023, ISBN 978-3-031-41773-3, pp. 521–533. [doi](#)
- [17] K. R. Thomsen, S. Rasmussen. *Dynamics of Darwinian versus Baldwinian versus Lamarckian evolution*, 2023, 35 pp. [arXiv:2305.00491](#)
- [18] C. Wang, H. Tan, Y. Lai, Y. Wang. “Research on multi-objective recipe optimization design based on genetic algorithm and NSGA-II”, *2024 International Conference on Electronics and Devices, Computational Science (ICEDCS)* (Marseille, France, 23–25 September 2024), IEEE, 2024, ISBN 979-8-3315-2763-1, pp. 671–676. [doi](#)
- [19] A. B. Klimenko. “Resource-oriented technology for organizing the information process of computing resource distribution with the integration of Internet of Things and Edge Computing concepts”, *Modelirovanie, optimizaciya i informacionnye tehnologii*, **13**:3 (2025), 19 pp. (in Russian). [doi](#) [URL](#)
- [20] A. Y. Zomaya, R. Karpin, S. Olariu. “The single row routing problem revisited: A solution based on genetic algorithms”, *VLSI Des.*, **14** (2002), pp. 123–141. [doi](#)
- [21] P. Gancarski, A. Blansche. “Darwinian, Lamarckian, and Baldwinian (co)evolutionary approaches for feature weighting in K means-based algorithms”, *IEEE Trans. Evol. Comput.*, **12**:5 (2008), pp. 617–629. [doi](#)
- [22] G. Koole, R. Righter. “Resource allocation in grid computing”, *Journal of Scheduling*, **11**:3 (2008), pp. 163–173. [doi](#)