



## АНАЛИЗ МЕХАНИЗМОВ АЛГОРИТМОВ РАЗДЕЛЕНИЯ ПРОГРАММНЫХ И АППАРАТНЫХ РЕСУРСОВ В ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМАХ

**А. Ю. Петров**

Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения

*Задачей статьи является исследование наиболее перспективных составляющих изученных методик. Был выполнен анализ эффективных механизмов таких алгоритмов, как алгоритм муравьиной колонии (АМК), алгоритм нечеткой кластеризации (АНК), метод многоуровневого разбиения графа (ММРГ), метод имитации обжига (МИО) и в особенности генетического алгоритма (ГА), а также метода роя частиц (МРЧ). Последние два были подробно исследованы с точки зрения их комбинации в единый комплексный метод. Получено подтверждение успешного сочетания ГА и МРЧ с целью его дальнейшего использования в разделении программных и аппаратных ресурсов в вычислительных сетях.*

*Ключевые слова: методы разделения; аппаратные и программные ресурсы; эвристические алгоритмы; Генетический алгоритм; Алгоритм роя частиц.*

**Для цитирования:**

*Петров, А. Ю. Анализ механизмов алгоритмов разделения программных и аппаратных ресурсов в вычислительных системах / А. Ю. Петров // Системный анализ и логистика. – 2023. – № 3(37). – с. 37 – 43. DOI: 10.31799/2077-5687-2023-3-37-43.*

## ANALYSIS OF MECHANISMS OF METHODS FOR HARDWARE/SOFTWARE PARTITIONING IN COMPUTING SYSTEMS

**A. U. Petrov**

St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation

*The objective of the paper is to investigate the most promising components of the studied techniques. The effective mechanisms of algorithms such as ant colony optimization (ACO), fuzzy c-means (FCM), multi level graph partitioning (MLGP), simulated annealing (SA) and especially genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO) have been analyzed. The latter two have been extensively investigated in terms of their combination into a single comprehensive method. The successful combination of GA and MPM has been validated for its further use in partitioning software and hardware resources in computing networks.*

*Keywords: partitioning methods; hardware and software resources; heuristic algorithms; Genetic Algorithm; Particle swarm optimization.*

**For citation:**

*Petrov, A. U. Analysis of mechanisms of methods for hardware/software partitioning in computing systems / A. U. Petrov // System analysis and logistics. – 2023. – № 3(37). – p. 37 – 43. DOI: 10.31799/2077-5687-2023-3-37-43.*

### **Введение**

Создание новых алгоритмов разделение программных и аппаратных ресурсов является одной из ключевых проблем в тех случаях, когда скорость работы вычислительной сети критически важна.

Вопросы, связанные с подобными методами уже в достаточной степени изучены, но для современных сетей, использующих специализированные коммуникационные протоколы и имеющих значительные ограничения по скорости работы, эти вопросы остаются крайне актуальными. В качестве таких сетей могут выступать современные архитектуры авионики и комплексов бортового оборудования. В частности, сейчас активно идет разработка Интегрированной модульной архитектуры второго поколения (ИМА-НП) [0, 2, 3], которая требует новые методы построения распределенных аппаратах и программных средств.

На основе анализа, приведенного в [4] и посвященного исследованию методов разделения аппаратных и программных ресурсов, был сделан вывод о том, что наибольшей перспективой обладают сложные комбинации более простых алгоритмов.



В данной работе будет сделан акцент на анализ наиболее перспективных механизмов таких алгоритмов, как алгоритм муравьиной колонии, алгоритм нечеткой кластеризации, метод многоуровневого разбиения графа, метод имитации обжига, генетического алгоритма и метода роя частиц, что в свою очередь позволит определить направление для исследования при разработке нового эффективного подхода к разделению ресурсов.

### **Краткий обзор современных методов разделения программных и аппаратных ресурсов**

Генетический алгоритм (Genetic Algorithm, GA), берущий за основу дарвиновский подход к естественному отбору, вносит небольшие изменения в процессе нахождения решения до момента получения лучшего результата. Благодаря способности концентрироваться на области допустимых значений параметров целевой функции, а также одновременной обработке нескольких точек поискового пространства, генетическому алгоритму свойственна высокая скорость обработки данных, а также устойчивость к попаданию в локальные точки экстремума. Как недостаток стоит отметить нестабильную результативность и значительную вычислительную ресурсоемкость.

Метод роя частиц (Particle swarm optimization, PSO) работает на основе принципа популяции возможных решений. Перемещаясь в пространстве, решения, именуемые частицами, периодически меняют свое положение для достижения наиболее эффективного положения. Несмотря на свою легкость в реализации и универсальность при синергии с другими алгоритмами, метод роя частиц испытывает значительную зависимость от выбранных коэффициентов функции перемещения.

Алгоритм муравьиной колонии (Ant Colony Optimization, ACO) основывается на модели поведения муравьиной колонии. Муравьи, первоначально прокладывая случайные маршруты, анализируют пути друг друга и находят наиболее оптимальный из них. Алгоритм чувствителен к заданным параметрам, влияющим на скорость вычисляемого решения и общую результативность, но при этом его можно без особых трудностей скомбинировать с другими эвристическими алгоритмами.

Алгоритм нечеткой кластеризации (Fuzzy C-Means, FCM) базируется на поиск матрицы прототипов и матрицы степеней принадлежности, которые минимизируют объективную функцию приспособленности. Имея высокую зависимость от начальных значений, а также склонность попадать в локальные оптимумы, алгоритм нечеткой кластеризации относительно эффективен.

Метод Многоуровневого разбиения графов (Multi Level Graph Partitioning, MLGP) непосредственно работает над разбиением графов, деля весь процесс на несколько глобальных этапов. Этот алгоритм благодаря локальной оптимизации способен взаимодействовать с крупными частями графа и за оптимальный срок стягивать ребра в вершины.

Метод имитации отжига (Simulated Annealing, SA) является доработкой Алгоритма поиска ближайшего соседа (Nearest Neighbour algorithm, NNA). Выбор необходимого соседа зависит от некоторой вероятности, которая считается от значений параметра температуры и выигрыша при перемещении вершины. Алгоритм имитации отжига универсален и сравнительно несложен в реализации, но при этом требователен к индивидуальному подбору параметров для каждой задачи.

Наиболее детальное сравнение преимуществ и недостатков каждого из методов представлено в сравнительной Таблице 1.



Таблица 1 - Сравнение методов разделения ресурсов по критериям

Методы	FCM	PSO	GA	SA	ACO	MLKL
Параметры оценки						
Сложность реализации	Средняя	Низкая	Высокая	Низкая	Высокая	Высокая
Гибкость при совмещении с другими алгоритмами	Неадаптивный	Адаптивный	Неадаптивный	Неадаптивный	Адаптивный	Адаптивный
Применение	Специализированный	Специализированный	Универсальный	Универсальный	Специализированный	Специализированный
Зависимость эффективности и от настройки параметров	Зависимый	Зависимый	Свободный	Зависимый	Зависимый	Свободный

Все алгоритмы разделения аппаратных и программных ресурсов обладают своим набором свойств. Каждый из них более перспективен при использовании в одном направлении, при этом, обладая недостатками в другом. Достоинством методов GA и SA, например, является сравнительная высокая универсальность в применении, в свою очередь PSO, ACO и MLKL имеют более специализированное применение в сочетании большей приспособленностью к совместной работе с другими алгоритмами.

Таким образом интеграция двух и более алгоритмов позволяет достичь лучшего результата за счет компенсации слабых сторон и сочетания сильных сторон друг друга. Подобный способ решения проблемы эффективности был доказан большим количеством исследований [5,6,7]. Поэтому было принято решение сосредоточиться на разработке гибридного алгоритма для улучшения процессов распределения программных и аппаратных ресурсов в вычислительной сети.

При выборе алгоритмов для исследования стоит основываться на преимуществах по таким критериям как, гибкость при совмещении с другими алгоритмами, а также универсальность применения. С этой позиции перспективным видится использование метода GA-PSO, благодаря высокой эффективности генетического алгоритма в сочетании с гибким на совмещение методом роя частиц.

Данная комбинация даст эффективный результат, который может быть применен, например, в Интегрированной модульной архитектуре второго поколения, где количество узлов на борту самолетов составляет чем 1000.

### Генетический алгоритм

Генетические алгоритмы (ГА) впервые были разработаны Дж. Холландом для понимания адаптивных процессов природных систем в 1975 году. Для оптимизации и машинного обучения эти методы впервые стали применяться в 1980-х годах. Используя различные биологические методы, такие как отбор, кроссинговер и мутация, эвристический алгоритм, ГА, чаще всего используются в задачах, требующих приближенные решения.

ГА определяет совокупность членов, называемую «популяцией». Каждый член начальной популяции оценивается в соответствии с функцией пригодности для того, чтобы впоследствии быть выбранными в набор родителей. Предпочтительные черты родителей заключены в код, называемый «хромосомой». Путем смешивания хромосом родителей появляется новое поколение. Подобный процесс повторяется до появления потомства, удовлетворяющего заявленным условиям [8].



Процесс функционирования генетического алгоритма можно описать следующей последовательностью шагов:

1. Инициализация. Установка случайных значений для начального набора управляющих переменных.
2. Оценка пригодности. Вычисление значения пригодности для каждого члена популяции.
3. Отбор. Выбор двух родительских хромосом из популяции на основе критерия пригодности.
4. Кроссинговер. Скрещивание родительских хромосом для образования нового потомка с некоторой вероятностью кроссинговера.
5. Мутация. Метод мутации нового потомка для каждой хромосомы с некоторой вероятностью мутации.
6. Принятие. Перемещение нового потомка в новую популяцию.
7. Замена. Использование новой сгенерированной популяции для дальнейшего запуска алгоритма.
8. Проверка критериев. Проверка полученного результата на соответствие критериям остановки. Принятие решения о новом цикле алгоритма или об его окончании.

На рис.1 а) графически представлена работа генетического алгоритма.

Использование или модернизация генетических операторов способствует получению генетического алгоритма, адаптированного для решения конкретной задачи.

ГА обрабатывает одновременно несколько точек поискового пространства, благодаря чему устойчив к попаданию в локальные точки экстремума. ГА при своей работе концентрируется только на информации об области допустимых значений параметров целевой функции, в результате чего обладает высокой скоростью работы. Из недостатков этого алгоритма стоит выделить высокую вычислительную ресурсоемкость, а также непостоянную результативность в получении оптимального решения.

### **Алгоритм роя частиц**

Алгоритм роя частиц (АРЧ) – это эвристический метод, основанный на популяциях, в основе которого лежит обмен информацией птиц в рое. В данном методе популяция называется «роем», а отдельные особи – «частицами». В пространстве поиска каждая частица движется со своей скоростью. Частица адаптирует эту скорость за счет обмена информацией между ней и соседями. На каждой итерации частица использует память для сохранения как индивидуального, так и общего лучшего положения частиц [9].

Положение частицы сохраняется как лучшее локальное положение, которое было присвоено соседними частицам, а общее положение частицы сохраняется как лучшее глобальное положение, которое присвоено всем частицам.

Алгоритм роя частиц можно описать следующими шагами:

1. Инициализация. Установка случайных значений для начального набора управляющих переменных.
2. Оценка пригодности частиц. Вычисление значения пригодности для каждого члена роя.
3. Оценка пригодности роя. Вычисление значения пригодности для всего роя в целом.
4. Коррекция скорости. Изменение на основе глобального и индивидуального лучшего решения скорости каждой частицы.
5. Коррекция положения. Вычисление положения частиц на основе обновленной скорости.
6. Проверка критериев. Проверка полученного результата на соответствие критериям остановки. Принятие решения о новом цикле алгоритма или об его окончании.

Всю работу алгоритма роя частиц можно представить в виде блок-схемы, изображенной на Рис.2 б).

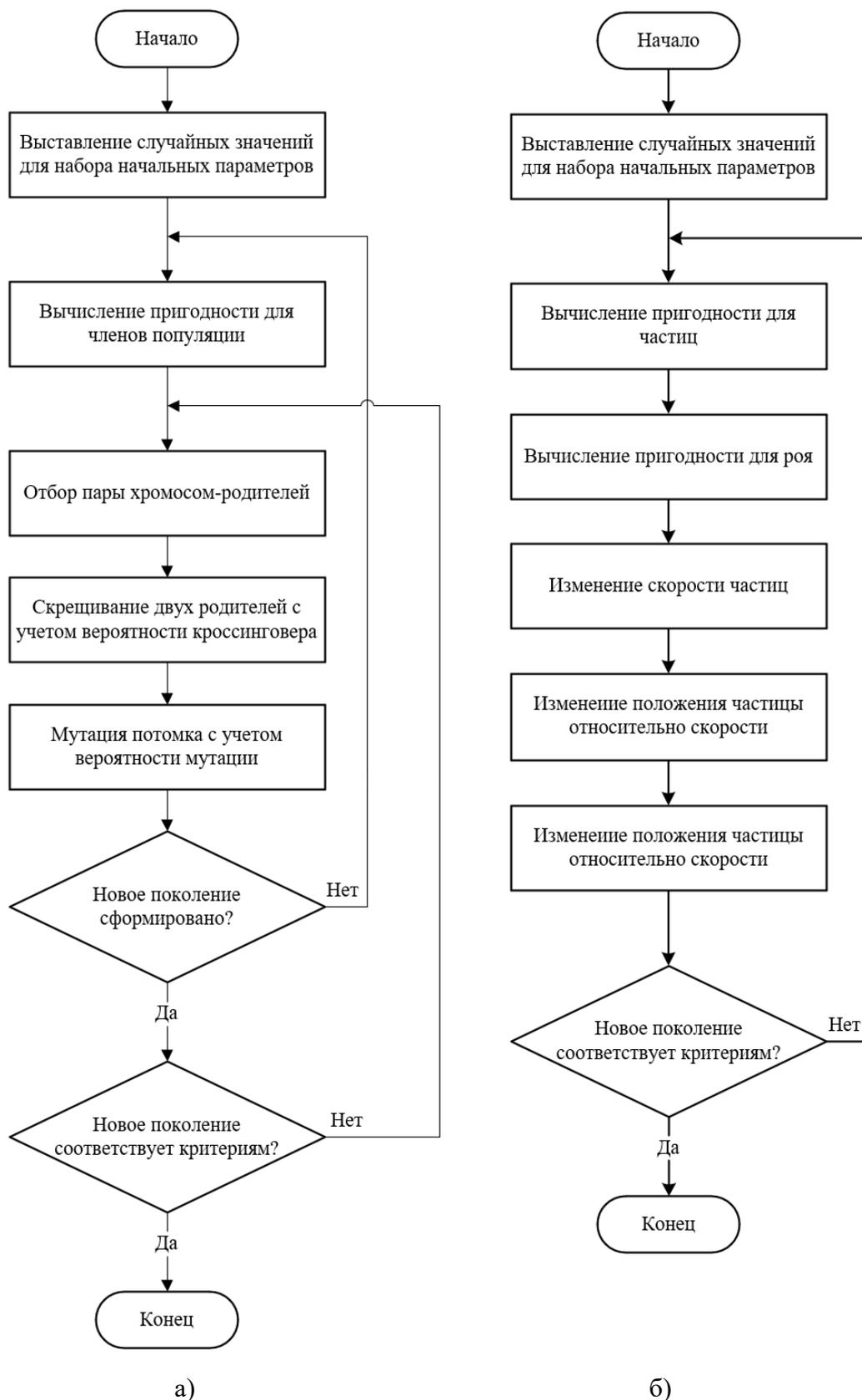


Рис 1. Блок схема алгоритмов: а) генетический алгоритм; б) метод роя частиц

Метод роя частиц обладает высокой поисковой способностью, но при этом вычислительно менее затратен, чем некоторые другие эвристические алгоритмы, благодаря чему эффективно используется в качестве методики отбора признаков. По причине того, что МРЧ является адаптивным вероятностным алгоритмом поиска, для оценки пригодности его



решений требуется только объективная функция, а не информация о градиенте.

Кроме того, PSO обладает значительной гибкостью при совмещении с другими алгоритмами, имеет меньше настраиваемых параметров, а также является легко реализуемым и вычислительно недорогим как по скорости, так и по объему памяти алгоритмом.

### **Комбинация Генетического алгоритма и Метода роя частиц**

Комбинация алгоритмов дает возможность получить лучшие решения за счет эффективного сочетания сильных сторон методов и компенсации недостатков. В частности, гибридный эвристический алгоритм, объединяющий генетический алгоритм и метод роя частиц, позволит улучшить оптимизацию разделения программных и аппаратных ресурсов в вычислительных сетях.

Генетический алгоритм благодаря реализации эволюцию популяции с помощью генетических операторов кроссинговера и мутации моделирует естественное явление дарвиновской эволюции. Он обладает мощной поисковой способностью, которая позволяет искать неисследованные области решений с целью нахождения лучшего или глобального оптимального решения. При этом алгоритм не лишен ряда недостатков, таких, например, как низкая скорость сходимости. Однако эти недостатки ГА могут быть устранены с помощью метода роя частиц, разработанного на основе социального поведения стай птиц. МРЧ обладает такими преимуществами, как высокая скорость сходимости, но не исключая при этом высокую вероятность застревания в локальном оптимуме.

Генетический алгоритм роя частиц использует операторы эволюции ГА для обеспечения разнообразия популяции и мощной поисковой способности. В то же время он использует социальное поведение PSO для повышения эффективности его использования.

Комбинированный алгоритм будет быстро приближаться к оптимальному решению. В то же время он также сможет обладать простой настройкой параметров и высокой способностью глобального поиска, которая позволит избежать проблемы локального оптимума.

Глобально работу над новым алгоритмом можно разбить на следующие шаги.

1. Для использования большего инструментария при работе с новым алгоритмом оптимизации необходимо представить задачу разделения программных и аппаратных ресурсов в виде задачи разбиения графа. Это подразумевает сведение графа к меньшему графу путем разделения его набора узлов на взаимоисключающие группы.
2. Следует создать теоретическое описание генетического алгоритма роя частиц. Описание будет включать подробное описание взаимодействия механизмов каждого из алгоритмов, построение графической модели, а также математическое представление нового метода.
3. Для оценки эффективности нового алгоритма важно провести обширные эксперименты в среде, имитирующей работу реальной бортовой вычислительной сети, что позволит сформировать понимание потенциальной пользы нового алгоритма в реальных задачах.

### **Заключение**

Комбинационный подход к созданию алгоритма позволяет наиболее эффективно подойти к проблеме оптимизации разделения программных и аппаратных ресурсов. При этом при объединении различных алгоритмов необходимо в первую очередь проанализировать их преимущества и соответствующие механизмы, и уже затем разрабатывать подход к объединению этих механизмов.

В данной работе предлагается новый алгоритм для объединения генетического алгоритма и метода роя частиц. Сильные и слабые стороны этих алгоритмов дополняют друг друга. Генетический алгоритм благодаря биологическим операторам обладает мощной способностью глобального поиска, в то же время сталкиваясь с низкой скоростью сходимости.



Метод роя частиц, напротив, имеет высокую скорость сходимости, но при этом легко застревает в локальном оптимуме, благодаря «социальной» составляющей роя.

Комбинируя биологические операторы ГА и когнитивные свойства МРЧ, новый метод будет способен достичь более высокой производительности по сравнению как с вышеуказанными алгоритмами по отдельности, так с другими гибридными алгоритмы оптимизации.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Чуянов Г. А. Перспективы развития комплексов бортового оборудования на базе интегрированной модульной авионики / Г. А. Чуянов, В. В. Косьянчук, Н. И. Сельвесюк // Известия ЮФУ, Технические науки. – 2013. – №3 (140). – С. 55-62.
2. Vanderleest S. H. Incremental Assurance of Multicore Integrated Modular Avionics (IMA)/ S. H. Vanderleest, D. C. Matthews // IEEE/AIAA 40th Digital Avionics Systems Conference (DASC). – San Antonio, 2021. – С. 1-9.
3. Eveleens R. L. C. Integrated Modular Avionics Development Guidance and Certification Considerations / R. L. C. Eveleens // National Aerospace Laboratory NLR. - Amsterdam, 2006. – 19 с.
4. Петров А. Ю. Методы разделения программных и аппаратных ресурсов для современных вычислительных сетей / А. Ю. Петров // Научно-технические исследования в космических исследованиях Земли. – 2023.
5. Weijia L. Hardware/Software Partitioning of Combination of Clustering Algorithm and Genetic Algorithm / L. Weijia, L. Lanying, S. Jianda, L. Zhiqiang // International Journal of Control and Automation. – 2014. – №7. – С. 347-356.
6. Juang C. Combination of Particle Swarm and Ant Colony Optimization Algorithms / C. Juang // Fuzzy Systems Design. – 2010. – С. 195-206.
7. Sheikholarefin S. A combination of particle swarm optimization and multi-criterion decision-making for optimum design of reinforced concrete frames / S. Sheikholarefin, M. Esfandiari, H. A. Bondarabadi // International journal of optimization in civil engineering. – 2016. – С.245-268.
8. Pavai G. New crossover operators using dominance and co-dominance principles for faster convergence of genetic algorithms / G. Pavai, T. V. Geetha // Soft Computing 23. – 2019. – P. 3661–3686.
9. Mason K. A Meta Optimization Analysis of Particle Swarm Optimization Velocity Update Equations for Watershed Management Learning / K. Mason, J. Duggan, E. Howley // Applied Soft Computing. – 2018. – № 62. – С. 148–161.

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

**Петров Алексей Юрьевич** –

Ассистент

Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения

190000, Санкт-Петербург, ул. Большая Морская, д. 67, лит. А

E-mail: palexequap@gmail.com

## INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

**Petrov Alexey Uryevich** –

Assistant

Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation

67, Bolshaya Morskaya str., Saint-Petersburg, 190000, Russia

E-mail: palexequap@gmail.com