

32. ГИБРИДНЫЕ АЛГОРИТМЫ ОПТИМИЗАЦИИ ДЛЯ ЗАДАЧ РАСПРЕДЕЛЕННОГО ПОТОЧНОГО ПРОИЗВОДСТВА

Папкович П.П., Шелоткач П. В., студентки гр.274004

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Матвейчук Н. М. – канд. физ-мат. наук, доцент

Аннотация. Распределенное поточное производство характеризуется высокой вычислительной сложностью и разнообразием ограничений, что требует эффективных методов оптимизации. Особую роль играют гибридные алгоритмы, сочетающие эвристические и метаэвристические подходы для быстрого получения качественных решений. В статье рассматриваются двухэтапный кооперативный коволюционный алгоритм (TS-CCEA) и дискретный обучающийся алгоритм плодовой мушки (DKLFOA). Анализируются их применение для задач с различными ограничениями, а также преимущества и недостатки.

Ключевые слова. Распределенное поточное производство, планирование, оптимизация, гибридные алгоритмы, энергоэффективность, адаптивные алгоритмы.

Поточное производство представляет собой организационную форму, при которой изделия последовательно проходят через несколько этапов обработки на специализированных станках или рабочих местах. Каждый этап выполняет определенную операцию, и все операции упорядочены в линейную последовательность. Однако в случае распределенных задач поточного производства, производственные мощности разделены между несколькими фабриками или цехами, которые работают совместно для выпуска продукции, что требует учета не только локальных, но и глобальных ограничений, таких как транспортные задержки между площадками. Это добавляет сложности: зависимость от времени настройки оборудования, необходимость минимизации энергопотребления, соблюдение временных окон доставки и учет ограничений (например, буферного пространства). Эффективное управление запасами между производственными площадками становится ключевым фактором успеха в распределенном поточном производстве. Особенно актуальными становятся задачи планирования в условиях ограниченных ресурсов и высокой изменчивости внешних условий, что требует разработки новых подходов к управлению распределенными системами. Кроме того, такие системы часто сталкиваются с необходимостью переназначения задач в режиме реального времени, что требует алгоритмов, способных быстро адаптироваться к изменениям.

Системы распределенного поточного производства широко применяются в таких отраслях, как производство сборных конструкций и общее машиностроение, где требуется высокая точность при выполнении поставок комплектующих. Эти системы предполагают совместную работу нескольких заводов или производственных площадок для эффективного выпуска компонентов. Однако децентрализованный характер таких систем создает значительные сложности при планировании и распределении ресурсов. Основными проблемами являются зависимость от последовательности времени настройки оборудования, необходимость минимизации энергопотребления, соблюдение временных окон выполнения заказов и адаптация к изменяющимся условиям. Для решения этих задач применяются гибридные алгоритмы оптимизации, которые объединяют эволюционные вычисления, математическое моделирование и эвристические методы. Эти подходы позволяют эффективно справляться с NP-трудными задачами распределенного поточного планирования (DFSP), которые традиционные методы, такие как смешанное целочисленное линейное программирование (MILP), не могут решать в масштабах реальных производств.

Одним из ключевых алгоритмов является двухэтапный кооперативный эволюционный алгоритм (TS-CEA), описанный в работе «A two-stage cooperative evolutionary algorithm for energy-efficient distributed group blocking flow shop with setup carry over in precast systems» [1]. Этот алгоритм успешно решает двойные задачи: минимизацию времен настройки и энергоэффективность в распределенных поточных системах. Его основные особенности включают разделение популяции на две подпопуляции, каждая из которых сосредоточена на разных аспектах задачи, таких как минимизация общего времени выполнения (makespan) или общего энергопотребления (TEC). Важным преимуществом TS-CEA является его способность учитывать ограничения, связанные с блокировкой оборудования, что особенно полезно в системах без буферного пространства.

Правила ускорения, разработанные в рамках TS-CEA, повышают скорость сходимости и качество решений, направляя поиск на перспективные области пространства решений. Особое внимание уделяется методам инициализации, которые используют предметно-специфические знания для создания высококачественных начальных решений. Например, учитывается известная информация о предшествовании задач и возможностях приборов, чтобы обеспечить выполнимость. Процесс кодирования задач как перестановок с дополнительными переменными для времен настройки и энергопотребления позволяет эффективно декодировать их в выполнимые графики. Операторы мутации и кроссовера спроектированы для поддержания выполнимости решений и продвижения разнообразия, что особенно важно при работе с зависимыми от последовательности временами настройки. Кроме того, использование механизмов машинного обучения может значительно повысить адаптивность алгоритмов, позволяя им лучше справляться с динамическими изменениями в производственных системах.

Другим важным подходом является дискретный обучающийся алгоритм плодовой мушки (DKLFOA), представленный в статье «A discrete learning fruit fly algorithm based on knowledge for the distributed no-wait flow shop scheduling with due windows» [2]. Этот алгоритм фокусируется на решении распределенных поточных задач без ожидания и с учетом временных окон. Одной из его ключевых особенностей является использование инициализации, основанной на знаниях, которая помогает направлять процесс поиска за счет вероятностных моделей, построенных на исторических данных. Вероятностное декодирование соседства позволяет проводить локальный поиск вокруг элитных индивидов в популяции, обеспечивая эффективное исследование пространства решений. Алгоритм также количественно оценивает штрафы за нарушение временных окон на основе ранних и поздних сроков завершения, динамически корректируя параметры для балансировки штрафов за опоздание и преждевременное завершение. Механизм обучения обновляет параметры алгоритма на основе прошлых результатов, позволяя ему адаптироваться к меняющимся условиям и улучшаться со временем.

Алгоритм DKLFOA также количественно оценивает штрафы за нарушение временных окон на основе ранних и поздних сроков завершения, динамически корректируя параметры для балансировки штрафов за опоздание и преждевременное завершение. Механизм обучения обновляет параметры алгоритма на основе прошлых результатов, позволяя ему адаптироваться к меняющимся условиям и улучшаться со временем. Авторы отмечают, что вероятностные модели значительно повышают способность алгоритма находить решения, близкие к оптимальным, особенно в условиях высокой неопределенности и сложных ограничений.

Оба алгоритма интегрируют математические модели для формализации задачи и определения целевых функций. MILP используется для формулирования ограничений, таких как отношения предшествования, лимиты мощности оборудования и соблюдение временных окон. Целевые функции комбинируют makespan, суммарное взвешенное опоздание и общее энергопотребление в единую или многокритериальную формулировку, используя взвешенные суммы или подходы на основе Парето. Эксперименты, проведенные на эталонных примерах, демонстрируют, что TS-CEA превосходит существующие методы по качеству решений и скорости сходимости, особенно для энергоэффективных

DFSP, а DKLFOA показывает надежность при обработке временных окон и достижении сбалансированных компромиссов между быстродействием и директивными сроками [3].

Несмотря на успех гибридных алгоритмов, несколько областей требуют дальнейшего исследования. Во-первых, необходимо учитывать стохастические времена обработки и поломки приборов для повышения надежности решений. Во-вторых, разработка адаптивных алгоритмов, способных реагировать на изменения спроса или доступности ресурсов в реальном времени, остается актуальной задачей. Такие подходы могут быть усилены за счет интеграции технологий прогнозирования и анализа больших данных. В-третьих, интеграция машинного обучения может помочь прогнозировать энергопотребление и продолжительность задач, улучшая принятие решений. Например, в работе «An improved multi-objective firefly algorithm for energy-efficient hybrid flow shop rescheduling problem» предложен улучшенный многоцелевой алгоритм светлячков, который использует механизмы машинного обучения для переназначения задач в условиях изменений [4]. Наконец, улучшение вычислительной эффективности позволит работать с более крупными и сложными системами, что особенно важно для современных производственных сред.

Таким образом, гибридные алгоритмы оптимизации представляют собой мощный подход к решению сложных задач распределенного поточного производства. Объединяя эволюционные стратегии, математическое моделирование и предметно-специфические знания, эти алгоритмы предоставляют практические решения для реальных задач планирования. Алгоритмы TS-CEA и DKLFOA демонстрируют, как кооперативные структуры и инициализация, основанная на знаниях, могут эффективно ориентироваться в сложностях DFSP. Будущие исследования должны сосредоточиться на расширении их применимости к стохастическим и динамическим средам, дополнительно усиливая их надежность и адаптивность.

Список использованных источников:

1. A two-stage cooperative evolutionary algorithm for energy-efficient distributed group blocking flow shop with setup carryover in precast systems - ScienceDirect [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0950705122009832> – Дата доступа: 13.04.2025 г.
2. A discrete learning fruit fly algorithm based on knowledge for the distributed no-wait flow shop scheduling with due windows - ScienceDirect [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417422003566> – Дата доступа: 13.04.2025 г.
3. A decomposition-based two-stage online scheduling approach and its integrated system in the hybrid flow shop of steel industry - ScienceDirect [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417422022187> – Дата доступа: 13.04.2025 г.
4. An improved multi-objective firefly algorithm for energy-efficient hybrid flow shop rescheduling problem – ScienceDirect [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0959652622053124> – Дата доступа: 13.04.2025 г.

UDC 004.421

HYBRID OPTIMIZATION ALGORITHMS FOR DISTRIBUTED FLOW PRODUCTION PROBLEMS

Papkovich P.P., Shelotkach P.V.

*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics,
Minsk, Republic of Belarus*

Matveychuk N.M. – PhD in Physics and Mathematics, Associate Professor

Annotation. Distributed flow production is characterized by high computational complexity and a variety of limitations, which requires effective optimization methods. Hybrid algorithms that combine heuristic and metaheuristic approaches to quickly obtain high-quality solutions play a special role. The article discusses a two-stage cooperative coevolutionary algorithm (TS-CEA) and a discrete learning fruit fly algorithm (DKLFOA). Their application for tasks with various limitations, as well as advantages and disadvantages are analyzed.

Keywords. Distributed flow production, planning, optimization, hybrid algorithms, energy efficiency, setup times, time windows, TS-CEA, DLFFA, adaptive algorithms, time minimization, total energy consumption, limited resources, variability, task reassignment, mechanical engineering.