

УДК 004.02

МЕТОДЫ КОГНИТИВНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И ГИБРИДНЫЕ ЭВОЛЮЦИОННО-МНОГОКРИТЕРИАЛЬНЫЕ АЛГОРИТМЫ В МУЛЬТИАГЕНТНОЙ ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЕ

В. Б. Чечнев^[0009-0000-1523-3294]

*Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана,
г. Москва, Россия*

gegrev@yandex.ru

Аннотация

Предложен подход к поддержке многокритериальных решений на основе когнитивно-ориентированной мультиагентной информационно-аналитической системы. Разработаны методы когнитивного моделирования, включающие формально-онтологическое представление знаний о планировании работ и коалиционно-холоническую агентную архитектуру, а также обеспечивающие адаптивность и прозрачность вычислений. Предложен гибридный эволюционно-многокритериальный алгоритм, в рамках которого агенты генерируют альтернативные планы с помощью параллельного генетического алгоритма на локальном уровне, оптимизирующего сочетание нескольких критериев. На глобальном уровне реализован многоэтапный отбор альтернатив с фильтрацией перегрузок ресурсов и подобных решений, а также финальное агрегирование с использованием многокритериальных методов принятия решений PROMETHEE и ELECTRE.

Проведено экспериментальное исследование, сравнивающее эффективность планирования вручную и с помощью разработанной системы, а также анализ влияния динамической адаптации параметров генетического алгоритма. Полученные результаты показали, что применение системы позволяет сократить время формирования плана в 20–30 раз при сопоставимом или лучшем качестве. При этом полностью устраняются перегрузки исполнителей и обеспечивается раннее прекращение эволюционных расчетов без потери качества решений. Разработанная система и предложенные алгоритмы ориентированы на использование при планировании проектной деятельности на производственных предприятиях.

Ключевые слова: когнитивное моделирование, системы поддержки принятия решений, мультиагентные системы, генетический алгоритм, информационные системы, многокритериальная оптимизация, планирование загрузки персонала.

ВВЕДЕНИЕ

Современные производственные предприятия сталкиваются с резко возрастающей сложностью задач планирования работ (ПР) и распределения ресурсов. Лица, принимающие решения (ЛПР), вынуждены действовать в условиях динамично изменяющейся среды, ограниченного времени и множества конфликтующих критериев. В таких условиях традиционные системы поддержки принятия решений (СППР), основанные на жестко запрограммированных алгоритмах и статических моделях, не обладают требуемой адаптивностью, что приводит к снижению качества разрабатываемых ими планов при повышении временных затрат.

Одним из перспективных направлений развития СППР является когнитивно-ориентированный подход, предполагающий интеграцию моделей, имитирующих когнитивные процессы ЛПР, с современными методами оптимизации. В частности, актуальной задачей является объединение когнитивного моделирования, мультиагентных технологий и адаптивных многокритериальных алгоритмов в единую СППР. Мультиагентная система (МАС) позволяет представить сложный процесс ПР в виде распределенной структуры взаимодействующих программных агентов, что повышает гибкость и масштабируемость решения. Включение механизмов динамической настройки и многокритериального анализа, в свою очередь, обеспечивает адаптацию системы к изменениям условий и учет сразу нескольких показателей эффективности.

В настоящей работе рассмотрен подход к построению когнитивно-ориентированной МАС для информационно-аналитической поддержки ПР. Целью является повышение качества и оперативности генерации решений за счет применения методов когнитивного моделирования, а также гибридного эволюционного алгоритма с многокритериальной оптимизацией. Для ее достижения решены следующие задачи:

1. разработана мультиагентная архитектура информационно-аналитической системы для ПР;

2. предложен и реализован адаптивный генетический алгоритм (ГА) генерации альтернативных решений (AP);
3. разработан двухэтапный механизм отбора и многокритериальной агрегации AP, основанный на фильтрации перегрузок и подобных вариантов, использующий многокритериальные методы принятия решений (ММПР) ELECTRE и PROMETHEE;
4. проведена экспериментальная апробация МАС на наборе сценариев различной мощности, показавшая существенное сокращение времени планирования и улучшение качества решений по сравнению с ручным подходом.

МЕТОДЫ

Когнитивное моделирование и онтологическая архитектура агентов

В качестве основы разработанной МАС сформирована формально-онтологическая модель процесса ПР. В онтологии выделены классы, соответствующие ключевым сущностям предметной области таким как: операция, продукт, контракт, работник, ресурс, период и их отношениям. С использованием фреймворка Akka.NET¹ на базе этой онтологии спроектирована многоуровневая агентная архитектура. Данная платформа реализует принципы реактивных систем [1, 2]: отзывчивость, устойчивость к сбоям, эластичность и асинхронный обмен сообщениями. Каждый класс онтологии сопоставлен определенному типу актора (адаптивного агента) со строго заданными ролью и протоколом взаимодействия. Например, класс Операция соответствует OperationActor, генерирующему альтернативные варианты расписаний для данной производственной операции, а класс Работник – WorkerActor, управляющему данными о конкретном сотруднике (см. табл. 1).

¹ Akka.NET – набор инструментов и среда выполнения для создания высокопараллельных, распределенных и отказоустойчивых событийно-управляемых приложений.

Табл. 1. Отображение онтологии на акторы Akka.NET в MAC

Класс онтологии	Актор	Описание актора
Операция	OperationActor	Выполняет генерацию альтернативных вариантов расписаний
	SupervisorActor	Организует работу всех OperationActors
Работник	WorkerActor	Управляет данными о сотрудниках
Группа работников	WorkerCoalitionActor	Управляет работниками, объединенными в одну коалицию для выполнения определенной Операции
Продукт	ProductActor	Управляет данными о Продуктах
	CoordinatorActor	Координирует результаты работы SupervisorActors на уровне Операций и отправляет консолидированную альтернативу на проверку в механизм фильтрации
Контракт	ContractActor	Управляет данными о Контрактах
План	TimeSalaryRegistersActor	Отвечает за взаимодействие с планом

Каждый актор функционирует в среде параллельного обмена сообщениями и имеет свое внутреннее состояние. Формально состояние актора $a_i \in A$ в момент времени t можно представить как

$$s(a_i, t) = \langle D_{a_i}(t), Q_{a_i}(t) \rangle,$$

где $D_{a_i}(t)$ – внутреннее состояние данных актора, включающее в себя соответствующие атрибуты онтологии, а $Q_{a_i}(t)$ – очередь сообщений, ожидающих обработки. Поведение актора задается функцией перехода состояния

$$s(a_i, t + 1) = f_{a_i}(s(a_i, t), m_j),$$

где $m_j \in Q_{a_i}(t)$, а также функцией отправки сообщений другим акторам $\text{out}_{a_i}(t + 1)$, формирующей множество исходящих сообщений от актора a_i в каждый момент времени $t + 1$.

Акторы объединены в иерархические группы – холоны, в которых специальный актор (SupervisorActor) управляет и регулирует взаимодействие акторов

между собой и внешними акторами, а также создает или отключает их для балансировки нагрузки. Кроме того, коалиции акторов на уровне класса Продукт координируются с помощью CoordinatorActor. Такая коалиционно-холоническая архитектура обеспечивает устойчивость и гибкость системы.

Взаимодействие агентов основано на асинхронной передаче сообщений. Для этого разработан их формальный словарь, представляющий собой перечень типов сообщений с их полями, и определяющий протокол коммуникаций между акторами. Реализация обмена сообщениями использует шаблон маршрутизации Akka.NET. Таким образом, онтологическая модель вместе с реактивной акторной платформой закладывает когнитивную прозрачность системы, в которой каждый агент отвечает за понятный локальный фрагмент задачи, а коммуникация между ними отражает естественные связи предметной области.

Генерация альтернатив с помощью аддативного генетического алгоритма

Для автоматического формирования планов работ создан параллельный эволюционный механизм, запускаемый на уровне каждого OperationActor. Каждому агенту ставится подзадача составления расписания для одной операции, представленная в виде распределения требуемого объема работ L по доступным работникам R в дискретном периоде T . Такая постановка задачи ПР относится к классу задач расписания, которые являются NP-трудными и активно изучаются в современной литературе [3–8]. В научном дискурсе существует множество подходов, используемых в подобных задачах, обобщая и группируя их по базовым принципам работы, можно выделить [3–9]:

- целочисленное линейное программирование (ЦЛП) и целевое программирование (ЦП);
- жадные алгоритмы (ЖА);
- локальный поиск (ЛП);
- имитация отжига (ИО);
- муравьиный алгоритм (МА) и оптимизация на основе роя частиц (ООРЧ);
- генетический алгоритм (ГА).

Среди вышеперечисленных групп, на основе выдвинутых критериев, а также прочих технических и функциональных требований (масштабируемость,

параллелизм, отказоустойчивость и возможность адаптации параметров в режиме реального времени) был выбран один из видов эволюционных алгоритмов – ГА (см. табл. 2).

Табл. 2. Сравнение методов решения

Критерий	ЦЛП и ЦП	ЖА	ЛП	ИО	МА и ООРЧ	ГА
Отсутствие дискретных ограничений	±	–	±	±	±	+
Наличие многоцелевой оптимизации	±	–	±	±	±	+
Масштабируемость по числу операций	–	±	±	±	±	+
Параллелизм	±	±	±	±	±	+
Частичные результаты	–	+	+	+	±	+
Адаптация параметров в режиме реального времени	–	–	±	+	±	+
Прогнозируемость времени вычислений	Низкая	Высокая	Средняя	Средняя	Средняя	Высокая

Каждый OperationActor запускает локальный ГА для своей операции. Хромосома кодирует план выполнения операции O – распределение часов по сотрудникам $r \in R$ и периодам $t \in T$. Значение гена $x_{r,t}$ интерпретируется как назначенное число часов работнику r в период t . При наличии технологических связей (предшествований) накладываются дополнительные ограничения на допустимые периоды выполнения, передаваемые агентам в виде параметров.

Для оценки качества каждого $x_{r,t}$ предлагается использовать следующие критерии оптимальности.

- Соответствие задаваемому бюджету $f'(x)$ – отклонение суммарной стоимости назначенных часов от заданного диапазона бюджета по операции. Для оценки используется экспоненциальное штрафование перерасхода или недосвоения.

- Соблюдение заданных сроков $f''(x)$ – доля часов, приходящихся на целевой период T^* .

- Равномерность распределенной загрузки $f'''(x)$ – дисперсия показателей занятости у работников по периодам относительно общей доступности.

Интегральная целевая функция ГА представляет собой взвешенную сумму баллов, которую нужно максимизировать:

$$F(x) = W_b f'(x) + W_t f''(x) + W_c f'''(x), \quad (1)$$

где W_b – вес критерия соответствия целевому бюджету, W_t – вес критерия соответствия целевому периоду, W_c – вес критерия равномерности распределения. Все вышеупомянутые веса определяются ЛПР в момент задания первоначальных значений.

С учетом специфики задачи реализованы следующие операторы ГА.

- Инициализация. Начальная популяция формируется с учетом целевого периода T^* : большинству работников назначаются небольшие нагрузки в T^* ,

а вне его – лишь случайные малые или нулевые назначения. Это обеспечивает наличие популяций x , заведомо близких к оптимальному $f''(x)$, что ускоряет накопление подходящих решений.

- Селекция. Применяется турнирный отбор с сохранением лучших решений.

- Кроссовер. Используются равномерный и арифметические кроссоверы с высокой вероятностью. В случае, если «потомок» практически идентичен одному из «родителей», применяются дополнительные локальные мутации для поддержания разнообразия.

- Мутация. Оператор мутации реализует адаптивное перераспределение времени. Изменения нацелены на увеличение доли часов в T^* и снижение загрузки вне него.

- Ремонт решений. После применения вышеперечисленных операторов выполняется коррекция x для строгого соблюдения ограничения требуемого объема L .

Для управления эволюцией в режиме реального времени введен специальный актор-конфигуратор, осуществляющий динамическую адаптацию параметров ГА. Он анализирует промежуточные результаты и регулирует:

- размер популяции при перерасходе времени;
- вероятность мутации при стагнации/деградации значения целевой функции (1);
- жесткость штрафов за выход за бюджет;
- число поколений при систематическом превышении временных лимитов и при стагнации/деградации несмотря на увеличение вероятности мутации.

Тем самым реализуется гибридная схема, объединяющая эволюционный поиск и управляющую логику высшего уровня.

Отбор и многокритериальная агрегация АР

Локальные ГА, запущенные параллельно на всех OperationActor, генерируют множество частных альтернатив. Декартово произведение всех локальных вариантов приводит к экспоненциальному росту числа глобальных АР, поэтому применяется двухэтапная фильтрация:

- 1) фильтр перегрузки ресурсов – недопустимые комбинации, в которых нарушаются ограничения по рабочему времени, отбрасываются;
- 2) фильтр сходных АР – для устранения почти идентичных планов используется локально-чувствительное хеширование. АР с совпадающими хеш-кодами группируются, в каждой группе остается один представитель. Тем самым достигается компрессия пространства решений до управляемого объема.

Оставшееся множество АР подвергается многокритериальному анализу. В отличие от жесткой свертки критериев используются методы превосходства, которые специально разработаны для задач, где критерии разнородны, а предпочтения ЛПР выражаются через пороги и зоны безразличия [10]. В рамках МАС реализованы два метода, позволяющих путем попарного сравнения альтернатив α_1, α_2 упорядочить все АР:

- ELECTRE III, который позволяет учитывать пороги безразличия, предпочтения и вето по каждому критерию [11]. Для каждого критерия задаются пороги: порог безразличия q_i , порог предпочтения p_i и порог вето v_i для каждого критерия k_i , при этом $q_i \leq p_i \leq v_i$. Эти пороги могут также калиброваться на основе обратной связи от ЛПР. Затем вычисляются локальные индексы согласия и несогласия, на основе которых определяется глобальный индекс достоверности

$\sigma(\alpha_1, \alpha_2)$. Отношения превосходства α_1 и α_2 принимаются, если $\sigma(\alpha_1, \alpha_2)$ больше порога достоверности, влияющего на строгость отбора, автоматически устанавливаемый, а также динамически корректируемый специальным актором. Это дает возможность работать с ситуациями, когда небольшое ухудшение по одному критерию несущественно, а крупное – блокирует превосходство альтернативы;

- PROMETHEE II, который вычисляет положительные и отрицательные потоки предпочтений для каждого АР, обеспечивая полное ранжирование [12]. При этом, как и в предыдущем методе, для каждой пары формируется кусочно-линейная функция безразличия с задаваемыми порогами q_i и p_i .

Таким образом, выбранная стратегия сочетает в себе два взаимодополняющих метода. Такое сочетание в совокупности с предлагаемым механизмом фильтрации позволяет реализовать отбор и агрегацию АР, используя контролируемое количество вычислений, значит, и условно контролируемый промежуток времени. При этом обеспечиваются прозрачность и адаптивность с помощью возможности тонкой настройки критериев фильтрации и ранжирования.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Экспериментальная апробация разработанных моделей и алгоритмов проведена на примере задач планирования производственных работ, приближенных к реальным. Для оценки эффективности системы было организовано сравнительное тестирование на двух вариантах процесса ПР:

- базовом (ручном), в ходе которого ЛПР самостоятельно составляли план с использованием электронных таблиц и форм;
- с использованием МАС, в рамках которого ЛПР вводили исходные данные в разработанную систему, после чего МАС автоматически генерировала, фильтровала и ранжировала АР. Эксперт анализировал предложенные варианты и утверждал окончательное решение.

В рамках эксперимента каждый участник выполнял планирование по каждому сценарию в обоих режимах, порядок прохождения сценариев был сбалансирован. Использовались пять тестовых сценариев различной мощности (2 малых, 2 средних и 1 большой), отличающихся числом операций (12, 25, 45), количеством работников (12, 22, 40), длиной планового периода (3, 6, 12) и отношением суммарной трудоемкости к доступному фонду рабочего времени (9–49%).

Каждый раз фиксировались:

- время, затраченное на подготовку плана T_{plan} (минут) при заранее подготовленных исходных данных;
- предложенные критерии оптимальности плана: f' , f'' и f''' ;
- число перегрузок работников N_{over} – среднее арифметическое от количества перегрузок работников в данном режиме у всех участников.

Табл. 3. Полученные показатели эффективности

Набор данных	Метод	T_{plan} , мин.	f' , %	f'' , %	f''' , %	N_{over}
Большой А	Базовый	122	2.8	100	92.5	0
	МАС	4	1.0	100	99.9	0
Средний А	Базовый	91	2.1	100	94.3	0.4
	МАС	3	0.9	100	97.6	0
Средний Б	Базовый	82	3.5	100	93.1	0
	МАС	3	1.0	100	96.9	0
Малый А	Базовый	30	1.2	100	94.3	0
	МАС	2	0.3	100	98.1	0
Малый Б	Базовый	55	1.9	100	82.8	1.2
	МАС	2	1.4	100	93.6	0

На больших и средних сценариях применение МАС позволило сократить время подготовки планов примерно в 30 раз по сравнению с ручным режимом. На малых сценариях ускорение составило 20–25 раз. При этом критерий f'' был на уровне 100% как при ручном, так и автоматизированном планировании. Однако критерии f' и f''' были заметно лучше в планах, сгенерированных с помощью МАС: отклонение от бюджета оставалось в пределах 1.5% против 3.5% в ручном режиме, показатель равномерности был в пределах 93.6–99.9% против 82.8–94.3% в базовом сценарии. В планах, построенных МАС, N_{over} всегда было нулевым, тогда как в ручном режиме фиксировались отдельные случаи превышений, что согласуется с общими выводами о потере контроля многочисленных ограничений при ручном планировании.

Таким образом, разработанная система не только радикально снижает временные затраты на планирование, но и обеспечивает строгое соблюдение ограничений и улучшение ключевых критериев качества расписаний.

ОБСУЖДЕНИЕ

Полученные результаты демонстрируют, что объединение когнитивного моделирования, мультиагентной архитектуры и гибридного эволюционно-многокритериального алгоритма позволяет существенно повысить эффективность и качество планирования в сложных производственных системах.

Когнитивный аспект проявляется на уровне представления знаний и структуры системы. Онтологическая модель предметной области и ее программная реализация в виде сети агентов обеспечивают прозрачность и интерпретируемость решений аналогично тому, как онтологии используются для организации знаний и сервисов в цифровых библиотеках и научных информационных системах [13]. Пользователь имеет возможность соотнести элементы плана с понятными сущностями, видеть вклад отдельных агентов и прослеживать причинно-следственные связи, что соответствует тенденции к созданию объяснимых СППР [14].

Мультиагентный подход позволяет рассматривать задачу планирования как распределенный процесс, где за фрагменты решения отвечают независимые акторы. Подобные подходы успешно применяются в имитационных моделях сложных систем, например, при анализе сценариев управления эпидемиями [15]. В данном случае мультиагентная архитектура обеспечивает масштабируемость и устойчивость к сбоям, а также естественный механизм параллелизации вычислений.

Гибридный эволюционно-многокритериальный алгоритм сочетает в себе сильные стороны эвристических методов и строгих методов многокритериального анализа. Локальный ГА дает гибкий механизм генерации альтернатив, хорошо зарекомендовавший себя в задачах составления расписания и управления персоналом [7]. При этом поиск решений происходит в соответствии с представлениями ЛПР об оптимуме согласно современным рекомендациям о методах обработки информации в информационно-аналитических системах поддержки интеллектуальной деятельности [16].

Сопоставив предлагаемый подход с существующими решениями, можно отметить, что большинство традиционных СППР ориентировано либо на информационную поддержку без оптимизации, либо на жестко заданные алгоритмы без учета когнитивных предпочтений и ограничений ЛПР [14]. В то же время работы по мультиагентному моделированию и онтологическому описанию предметных областей показывают возможности повышения интеллектуальности и гибкости систем, но не всегда объединяют эти идеи с многокритериальными алгоритмами. Разработанная система призвана заполнить данный пробел, предлагая вышеописанное комплексное решение.

Ограничением текущей реализации является отсутствие автоматического обучения на исторических данных. Однако ее архитектура допускает интеграцию методов машинного обучения, что согласуется с современными тенденциями развития интеллектуальных СППР [8]. Перспективным направлением также является дальнейшее исследование влияния системы на когнитивную нагрузку ЛПР с целью апробации ее эффективности в контексте снижения данной нагрузки.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представлен и экспериментально проверен комплексный подход к поддержке принятия решений при ПР на основе МАС с гибридным эволюционно-многокритериальным ядром. Перечислим следующие основные результаты.

1. Разработана мультиагентная архитектура, обеспечивающая модульность, масштабируемость и когнитивную интерпретируемость решений.
2. Разработан гибридный эволюционно-многокритериальный алгоритм генерации АР.
3. Разработан двухэтапный механизм фильтрации и глобальный анализ методами ELECTRE и PROMETHEE, что позволяет учитывать разнородные критерии и предпочтения ЛПР.
4. Показано, что использование разработанной системы позволяет сократить время подготовки планов в 20–30 раз по сравнению с ручным планированием при сохранении или улучшении качества решений и полном соблюдении ограничений.

Полученные результаты могут быть использованы при проектировании и внедрении интеллектуальных СППР на производственных предприятиях, в проектном управлении и других областях, где требуется совместный учет множества критериев и ограничений в процессе ПР.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Brown A. Reactive Applications with Akka.NET.* N.Y.: Manning Publications Co., 2019. 280 p.

2. *The Reactive Manifesto* [Электронный ресурс].

URL: <https://www.reactivemanifesto.org/ru> (12.11.2025).

3. *Dauzère-Pérès S., Ding J., Shen L., Tamssouet K. The flexible job shop scheduling problem: A review // European Journal of Operational Research.* 2024. Vol. 314, No. 2. P. 409–432.

<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.05.017>

4. *Caselli G., Delorme M., Iori M., Magni C.A. Exact algorithms for a parallel machine scheduling problem with workforce and contiguity constraints // Computers & Operations Research.* 2024. Vol. 163, No. 3.

<https://doi.org/10.1016/j.cor.2023.106484>

5. *Xiong H., Shi S., Ren D., Hu J. A survey of job shop scheduling problem: The types and models // Computers & Operations Research.* 2022. Vol. 142, No. 2.

<https://doi.org/10.1016/j.cor.2022.105731>

6. *Gu H., Zhang Y., Zinder Y. An efficient optimisation procedure for the workforce scheduling and routing problem: Lagrangian relaxation and iterated local search // Computers & Operations Research.* 2022. Vol. 144.

<https://doi.org/10.1016/j.cor.2022.105829>

7. *Borgonjon T., Maenhout B. A genetic algorithm for the personnel task rescheduling problem with time preemption // Expert Systems with Applications.* 2024. Vol. 238. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121868>

8. *Thiruvady D., Nguyen S., Sun Y., Shiri F., Zaidi N., Li X. Adaptive population-based simulated annealing for resource constrained job scheduling with uncertainty // International Journal of Production Research.* 2024. Vol. 62, No. 17. P. 6227–6250. <https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2311183>

9. *Gad A.G.* Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Applications: A Systematic Review // Archives of Computational Methods in Engineering. 2022. Vol. 29, No. 5. P. 2531–2561. <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09694-4>
10. Чечнев В.Б. Анализ и классификация многокритериальных методов принятия решений // Онтология проектирования. 2024. Т. 14, №4(54). С. 607–624. <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2024-14-4-607-624>
11. Roy B. The outranking approach and the foundations of ELECTRE methods // Theory and Decision. 1991. Vol. 31, No. 1. P. 49–73.
<https://doi.org/10.1007/BF00134132>
12. Brans J.P., Vincke Ph., Mareschal B. How to select and how to rank projects: The PROMETHEE method // European Journal of Operational Research. 1986. Vol. 24, No. 2. P. 228–238. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(86\)90044-5](https://doi.org/10.1016/0377-2217(86)90044-5)
13. Атаева О.М., Калёнов Н.Е., Серебряков В.А. Онтологический подход к описанию единого цифрового пространства научных знаний // Электронные библиотеки. 2021. Т. 24, № 1. С. 3–19.
<https://doi.org/10.26907/1562-5419-2021-24-1-3-19>
14. Чечнев В.Б. Использование систем поддержки принятия решений в автоматизации процессов принятия решений // Электронные библиотеки. 2025. Т. 28, № 1. С. 163–183.
<https://doi.org/10.26907/1562-5419-2025-28-1-163-183>
15. Балута В.И., Осипов В.П., Сивакова Т.В. Предложения по разработке средств повышения эффективности управления в условиях эпидемий // Электронные библиотеки. 2021. Т. 24, № 1. С. 20–41.
<https://doi.org/10.26907/1562-5419-2021-24-1-20-41>
16. Цибизова Т.Ю., Ляпунцова Е.В., Макарова М.П. и др. Когнитивное моделирование. М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2025. 252 с.

METHODS OF COGNITIVE MODELING AND HYBRID EVOLUTIONARY MULTI-CRITERIA ALGORITHMS IN A MULTI-AGENT INFORMATION-ANALYTICAL SYSTEM

V. B. Chechnev^[0009-0000-1523-3294]

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia

gegrev@yandex.ru

Abstract

The paper proposes an approach to multi-criteria decision support based on a cognitively oriented multi-agent information-analytical system. Cognitive modeling methods are developed, including a formal ontological representation of knowledge about production planning and a coalition–holonic agent architecture that ensures adaptability and transparency of computations. A hybrid evolutionary multi-criteria algorithm is introduced, in which agents generate alternative plans at the local level using a parallel genetic algorithm that optimizes a combination of several criteria. At the global level, a multi-stage selection of alternatives is implemented with filtering of resource overloads and similar solutions, followed by final aggregation using the PROMETHEE and ELECTRE multi-criteria decision-making methods.

An experimental study is carried out comparing manual planning with planning supported by the developed system, as well as analyzing the impact of dynamic adaptation of the genetic algorithm parameters. The results show that the use of the system makes it possible to reduce plan generation time by a factor of 20–30 while maintaining or improving solution quality. At the same time, resource overloads are completely eliminated, and early termination of evolutionary computations is ensured without loss of solution quality. The system and proposed algorithms are intended for use in planning project activities at manufacturing enterprises.

Keywords: cognitive modeling, decision support systems, multi-agent systems, genetic algorithm, information systems, multi-criteria optimization, workforce workload planning.

REFERENCES

1. *Brown A.* Reactive Applications with Akka.NET. N.Y.: Manning Publications Co., 2019. 280 p.
2. The Reactive Manifesto. URL: <https://www.reactivemanifesto.org/ru> (12.11.2025).
3. *Dauzère-Pérès S., Ding J., Shen L., Tamssaouet K.* The flexible job shop scheduling problem: A review // European Journal of Operational Research. 2024. Vol. 314, No. 2. P. 409–432. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.05.017>
4. *Caselli G., Delorme M., Iori M., Magni C.A.* Exact algorithms for a parallel machine scheduling problem with workforce and contiguity constraints // Computers & Operations Research. 2024. Vol. 163, No. 3. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2023.106484>
5. *Xiong H., Shi S., Ren D., Hu J.* A survey of job shop scheduling problem: The types and models // Computers & Operations Research. 2022. Vol. 142, No. 2. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2022.105731>
6. *Gu H., Zhang Y., Zinder Y.* An efficient optimization procedure for the workforce scheduling and routing problem: Lagrangian relaxation and iterated local search // Computers & Operations Research. 2022. Vol. 144. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2022.105829>
7. *Borgonjon T., Maenhout B.* A genetic algorithm for the personnel task rescheduling problem with time preemption // Expert Systems with Applications. 2024. Vol. 238. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121868>
8. *Thiruvady D., Nguyen S., Sun Y., Shiri F., Zaidi N., Li X.* Adaptive population-based simulated annealing for resource constrained job scheduling with uncertainty // International Journal of Production Research. 2024. Vol. 62, No. 17. P. 6227–6250. <https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2311183>
9. *Gad A.G.* Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Applications: A Systematic Review // Archives of Computational Methods in Engineering. 2022. Vol. 29, No. 5. P. 2531–2561. <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09694-4>
10. *Chechnev V.B.* Analiz i klassifikatsiya mnogokriterial'nykh metodov prinyatiya resheniy // Ontologiya proektirovaniya. 2024. Vol. 14, No. 4(54). P. 607–624 (In Russian). <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2024-14-4-607-624>

11. *Roy B.* The outranking approach and the foundations of ELECTRE methods // Theory and Decision. 1991. Vol. 31, No. 1. P. 49–73.
<https://doi.org/10.1007/BF00134132>
12. *Brans J.P., Vincke P., Mareschal B.* How to select and how to rank projects: The PROMETHEE method // European Journal of Operational Research. 1986. Vol. 24, No. 2. P. 228–238. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(86\)90044-5](https://doi.org/10.1016/0377-2217(86)90044-5)
13. *Ataeva O.M., Kalyonov N.E., Serebryakov V.A.* Ontologicheskiy podkhod k opisaniyu edinogo tsifrovogo prostranstva nauchnykh znaniy // Elektronnye biblioteki. 2021. Vol. 24, No. 1. P. 3–19 (In Russian).
<https://doi.org/10.26907/1562-5419-2021-24-1-3-19>
14. *Chechnev V.B.* Ispol'zovanie sistem podderzhki prinyatiya resheniy v avtomatizatsii protsessov prinyatiya resheniy // Elektronnye biblioteki. 2025. Vol. 28, No. 1. P. 163–183 (In Russian).
<https://doi.org/10.26907/1562-5419-2025-28-1-163-183>
15. *Baluta V.I., Osipov V.P., Sivakova T.V.* Predlozheniya po razrabotke sredstv povysheniya effektivnosti upravleniya v usloviyakh epidemiy // Elektronnye biblioteki. 2021. Vol. 24, No. 1. P. 20–41 (In Russian).
<https://doi.org/10.26907/1562-5419-2021-24-1-20-41>
16. *Tsibizova T.Y., Lyapuntsova E.V., Makarova M.P. et al.* Kognitivnoe modelirovanie. M.: MGTU im. N.E. Baumana, 2025. 252 pp. (In Russian).
-

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ



ЧЕЧНЕВ Василий Борисович – аспирант Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана, специальность «Когнитивное моделирование».

CHECHNEV Vasiliy Borisovich – Postgraduate student at Bauman Moscow State Technical University, specialty «Cognitive modeling».

email: gegrev@yandex.ru

ORCID: 0009-0000-1523-3294

Материал поступил в редакцию 19 декабря 2025 года