

**Математические модели и методы оптимизации
в управлении организационными системами:
теория, методология и практика применения
в экспертной деятельности**

Р.Г. Санакоев, В.В. Плешаков

Академия ГПС МЧС России, Москва

Аннотация: В статье представлено комплексное исследование возможностей применения математических методов оптимизации для повышения эффективности управления организационными системами на примере судебно-экспертных учреждений. Работа фокусируется на критическом анализе и адаптации классической теории назначений к реалиям управления экспертной деятельностью, характеризующейся высокой ответственностью, разнородностью задач и жесткими процессуальными ограничениями. Детально проанализирована эволюция от простейших моделей линейного назначения к сложным, многокритериальным и обобщенным постановкам, способным адекватно отражать требования к качеству, срочности и балансу загрузки. Исследованы теоретические основы и границы применимости ключевых оптимизационных парадигм: теории расписаний, транспортной задачи и задачи коммивояжера.

Ключевые слова: управление организационными системами, оптимизация распределения ресурсов, теория назначений, многокритериальная оптимизация, обобщенная задача назначения, балансировка загрузки, управление экспертной деятельностью, алгоритмы планирования, система поддержки принятия решений, метаэвристические методы.

Введение: Актуальность проблемы оптимизации в современных организационных системах

Современные организационные системы, функционирующие в условиях высокой динамики и сложности внешней среды, сталкиваются с фундаментальной проблемой эффективного распределения ограниченных ресурсов для достижения множества, зачастую противоречивых, целей. Особую остроту эта проблема приобретает в системах, где ресурсом является квалифицированный человеческий капитал, а результатом — интеллектуальный продукт, обладающий высокой социальной или экономической ценностью. Классическим примером таких систем являются

судебно-экспертные учреждения, научно-исследовательские институты, консалтинговые фирмы и проектные офисы.

Управление в таких системах перестает быть искусством, основанным исключительно на опыте и интуиции руководителя, и требует научного, методологически выверенного подхода. Эмпирическое распределение заданий, как правило, порождает системные дисфункции: хроническую неравномерность загрузки (часть сотрудников испытывает перегрузку, ведущую к выгоранию, другая часть — недогрузку, ведущую к демотивации); субоптимальное использование компетенций, когда сложные задачи поручаются не самым подготовленным специалистам; лавинообразное накопление просроченных заданий из-за неэффективного управления временными лимитами. Эти дисфункции напрямую влияют на ключевые показатели результативности системы: качество выходного продукта, своевременность его предоставления, удовлетворенность клиентов и сотрудников, а в конечном итоге — на репутацию и устойчивость организации в целом.

Математические модели и методы оптимизации, составляющие ядро операционного исследования (operations research), предоставляют мощный аппарат для формализации подобных управленческих проблем и поиска научно обоснованных решений. Среди множества оптимизационных задач центральное место занимает задача о назначениях, которая в своей канонической форме ставит вопрос о наилучшем соответствии между двумя множествами (например, «исполнители» и «задания») с целью минимизации суммарной стоимости или максимизации суммарной эффективности. Формально, для n исполнителей и n заданий с заданной матрицей эффективности $C=[c_{ij}]$, где c_{ij} — эффективность назначения i -го исполнителя на j -е задание, задача заключается в нахождении биекции $\pi: \{1, \dots, n\} \rightarrow \{1, \dots, n\}$.

максимизирующей $\sum_{i=1}^n \pi(i)$. Именно эта модель, а также её многочисленные обобщения и расширения, наиболее адекватно описывают сердцевину процесса управления в экспертной деятельности — акт принятия решения о том, какую судебную экспертизу поручить какому эксперту.

Цель данной статьи заключается не только в демонстрации конкретных формул и алгоритмов, но в проведении глубокого теоретико-методологического анализа всей цепочки преобразования реальной управленческой проблемы в решаемую оптимизационную модель. Мы последовательно рассмотрим: (1) философию и ограничения классических оптимизационных моделей применительно к организационным системам; (2) методологию перевода качественных требований (компетентность, качество) в количественные показатели; (3) эволюцию модели назначений от простой к сложной; (4) обзор и критику алгоритмических решений с точки зрения их практической реализуемости; (5) принципы интеграции оптимизационных моделей в живую ткань организационного управления. Таким образом, статья претендует на роль связующего звена между абстрактной теорией оптимизации и практикой управления сложными социально-техническими системами.

1. Теоретический фундамент: классические оптимизационные парадигмы и их интерпретация в управлении

Прежде чем перейти к детальному рассмотрению теории назначений, необходимо поместить её в контекст более широкого поля оптимизационных моделей, применяемых в управлении. Каждая из этих моделей представляет определенную философскую и математическую линзу, через которую можно рассматривать проблему распределения ресурсов.

1.1. Теория расписаний (Scheduling Theory): управление временем как стратегическим ресурсом

В отличие от статических моделей, теория расписаний оперирует временем как явной и ключевой переменной. Её основная задача — определить порядок (очередность) выполнения работ на ограниченном количестве обрабатывающих центров (процессоров, станков, экспертов) [1]. Для экспертной деятельности наиболее релевантны постановки, учитывающие гетерогенность заданий, где каждая экспертиза имеет свою длительность, срок исполнения и, возможно, относительный приоритет. Критериями оптимальности могут выступать минимизация среднего времени завершения, минимизация максимального запаздывания, минимизация количества просроченных заданий или суммарного штрафа за просрочку. В простейшем случае эксперт рассматривается как «единичный ресурс», способный выполнять только одну задачу в каждый момент времени (модель одного прибора). В более сложных сценариях, например при необходимости использования лабораторного оборудования, применяются модели типа Job Shop или Resource-Constrained Project Scheduling (RCPS). Теоретическая ценность теории расписаний для управления организационными системами заключается в том, что она заставляет явно моделировать временные зависимости и конфликты. Однако её прямое применение для первоначального распределения заданий между экспертами ограничено, так как она предполагает, что соответствие «задание-прибор» уже известно. Таким образом, теория расписаний и теория назначений часто используются последовательно или совместно: сначала определяется, кто какую работу будет делать (назначение), а затем в каком порядке и когда (расписание).

1.2. Транспортная задача (Transportation Problem): логистика однородных ресурсов

Классическая транспортная задача представляет собой модель минимизации стоимости перевозок однородного продукта от нескольких поставщиков к нескольким потребителям при известных объемах

предложения и спроса [2]. Формально, пусть есть m поставщиков с запасами a_i и n потребителей со спросом b_j . Известна матрица стоимостей перевозки единицы груза от поставщика i к потребителю j : c_{ij} . Задача заключается в нахождении неотрицательных объемов перевозок x_{ij} , минимизирующих общую стоимость $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij}$ при ограничениях $\sum_{j=1}^n x_{ij} = a_i, \forall i$ и $\sum_{i=1}^m x_{ij} = b_j, \forall j$.

В контексте управления экспертами её можно трактовать как распределение «единиц рабочего времени» от экспертов (поставщики) к экспертизам (потребители). Стоимость перевозки единицы времени от эксперта к экспертизе может интерпретироваться как «неэффективность» такого использования времени, например, из-за низкой компетенции специалиста в данной области. Однако эта аналогия имеет фундаментальный изъян: время эксперта не является однородным товаром. Час работы высококлассного специалиста по одной дисциплине не эквивалентен часу работы новичка или специалиста по совершенно другой дисциплине. Транспортная модель игнорирует качественную, содержательную сторону работы, сводя всё к количественному показателю времени. Это делает её пригодной лишь для грубого, предварительного планирования или для задач, где компетенции экспертов действительно идентичны, например, при обработке стандартизированных документов.

1.3. Задача коммивояжера (Traveling Salesman Problem — TSP): оптимизация маршрутов и процессов

Хотя TSP формально является задачей поиска кратчайшего маршрута [3], её философское значение для управления выходит далеко за рамки логистики. TSP воплощает идею минимизации непроизводительных издержек, возникающих при переходах между различными активностями. Формально, для полного графа с n вершинами (городами) и матрицей

расстояний d_{ij} , задача состоит в нахождении гамильтонова цикла минимальной суммарной длины. Для эксперта это могут быть физические перемещения (осмотр мест происшествий, выезды в суды), когнитивные переключения (затраты времени и умственной энергии на «вхождение» в новую тему при переходе от одной сложной экспертизы к другой) и административные операции (согласования, подготовка документов). Таким образом, TSP учит нас учитывать не только стоимость выполнения самой работы, но и стоимость «стыков» между работами. Эта идея находит своё выражение в более сложных комбинаторных моделях, где эффективность назначения зависит не только от пары «исполнитель-задача», но и от взаимодействия между всеми назначенными задачами.

2. Теория назначений: концептуальное ядро системы распределения

Именно задача о назначениях наиболее точно схватывает суть решения руководителя экспертного подразделения: найти наилучшее соответствие между уникальными экспертами и уникальными задачами. Её теоретическая элегантность и практическая значимость делают её незаменимым инструментом.

2.1. Каноническая модель и её философская интерпретация

Базовая постановка задачи линейного назначения математически проста и направлена на поиск наилучшего взаимно-однозначного соответствия между двумя равномоощными множествами. Философски это модель паросочетания, основанная на принципе взаимной однозначности: один исполнитель — одна задача. В этом заключается как её сила, так и слабость. Сила — в гарантированной «справедливости» на уровне количества: каждый получает ровно одну работу. Это соответствует ряду бюрократических или ритуальных систем (раздача поручений на планерке). Слабость — в полной неадекватности реальности, где задачи имеют разный

объем, а эксперты могут и должны вести несколько проектов параллельно. Таким образом, классическая модель — это не столько готовое решение, сколько концептуальный прототип, отправная точка для теоретических рассуждений и построения более сложных моделей.

2.2. Формализация критериев качества в экспертной деятельности: от интуиции к метрике

Основная методологическая сложность применения теории назначений на практике — перевод качественных, часто субъективных, критериев управления в числовые значения. Этот процесс требует структурированного подхода.

Критерий 1: Минимизация времени / максимизация производительности. Время — наиболее легко измеримый ресурс. Однако его оценка для будущей экспертизы — это всегда прогноз. Формализация может включать базовую нормативную трудоемкость по типу экспертизы $T_{base}(j)$, коэффициент сложности конкретного дела $k_{complex}(j)$, индивидуальный коэффициент производительности эксперта α_i , рассчитанный на основе исторических данных, и корректирующий коэффициент компетентности β_{ij} , отражающий, что эксперт, работающий в неосновной области, тратит больше времени. Итоговая оценка t_{ij} является произведением этих факторов: $t_{ij} = T_{base}(j) \cdot k_{complex}(j) \cdot \alpha_i^{-1} \cdot \beta_{ij}$.

Критерий 2: Максимизация качества / результативности. Качество — многомерное и трудноуловимое понятие. Его операционализация может быть основана на модели компетенций. Для каждого эксперта строится профиль компетенций — вектор $e_i \in R^m$, отражающий уровень владения им определенными предметными областями, методами исследования, видами экспертиз. Профиль может формироваться на основе формальных признаков (образование, аттестация), истории выполненных

работ и результатов внутреннего тестирования. Аналогично, для каждой входящей экспертизы формируется требуемый профиль $t_j \in R_m, t_j \in R_m$. Мера соответствия может вычисляться как степень близости между векторами компетенций эксперта и требований задачи, например, косинусное сходство или евклидово расстояние: $q_{ij} = \text{sim}(e_i, t_j), q_{ij} = \text{sim}(e_i, t_j)$.

Критерий 3: Балансировка загрузки. Этот критерий отражает принцип справедливости и направлен на долгосрочное поддержание работоспособности коллектива. Его формализация выходит за рамки простой суммы. Необходимо учитывать кумулятивную нагрузку — общий объем работы, уже назначенный эксперту, тип нагрузки — сочетание сложных и простых, срочных и несрочных дел, а также психологические особенности — допустимый для конкретного человека уровень параллелизма задач. На практике часто используется критерий минимизации максимальной нагрузки, который напрямую борется с возникновением «узких мест» и перегруженных сотрудников. Пусть L_i — общая нагрузка i -го эксперта. Тогда можно минимизировать $\max_{i \in \{1, \dots, n\}} L_i$. Альтернативой является минимизация дисперсии нагрузки $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (L_i - \bar{L})^2$ или поддержание ее в целевом коридоре $[L_{\min}, L_{\max}]$.

Критерий 4: Учет срочности. Процессуальные сроки в экспертной деятельности носят императивный характер. Их нарушение ведет к юридическим последствиям. В модели срочность может быть учтена двумя путями: как жесткое ограничение (экспертиза с истекающим сроком должна быть назначена и выполнена в текущем периоде планирования) или как компонента целевой функции в виде штрафа за просрочку, который резко возрастает при приближении планового времени завершения C_j к директивному сроку d_j . Например, штрафная функция может иметь вид $p_j = w \cdot \max_{j \in \{1, \dots, n\}} (0, C_j - d_j), p_j = w \cdot \max(0, C_j - d_j)$

) или $p_j = w \cdot \exp(\gamma \cdot \max(0, C_j - d_j))$, где w, γ — параметры.

2.3. Поликритериальность как сущность управленческого решения

Ни один из перечисленных критериев в отрыве от других не является достаточным для принятия взвешенного решения. Управление — это всегда поиск компромисса. Поэтому реальная постановка задачи неизбежно является многокритериальной. С теоретической точки зрения, не существует единого «лучшего» решения, а существует множество Парето-оптимальных решений. Решение x является Парето-оптимальным, если не существует другого допустимого решения y , такого что $f_k(y) \leq f_k(x)$ для всех критериев k и хотя бы для одного критерия неравенство строгое. Задача руководителя (или системы поддержки решений) — исследовать это множество и выбрать вариант, наилучшим образом соответствующий текущей стратегической установке (например, «сейчас критически важно очистить портфель от просрочек, даже в ущерб среднему качеству» или «необходимо подготовить сложный, прецедентный вывод, выделив на него лучшего специалиста, несмотря на его загрузку»). Методы работы с многокритериальностью включают априорные методы (руководитель заранее задает веса важности λ_k для каждого критерия и оптимизирует взвешенную сумму $\sum \lambda_k f_k$), итеративные методы (система предлагает варианты, а руководитель указывает предпочтения) и апостериорные методы (система генерирует множество Парето-оптимальных решений для визуального сравнения).

3. Эволюция модели назначений: от линейной к адаптивной

3.1. Обобщенная задача назначения (Generalized Assignment Problem — GAP): модель для реального мира

GAP снимает ключевое ограничение классической модели «один к одному». Она допускает назначение нескольких работ на одного

исполнителя, но вводит ограничение на его ресурс (обычно время). Формально: имеется множество исполнителей I и множество работ J . Для каждой пары (i,j) заданы затраты ресурса r_{ij} и стоимость/прибыль c_{ij} . Каждый исполнитель i имеет ограниченный ресурс R_i . Необходимо назначить каждую работу ровно одному исполнителю так, чтобы для каждого исполнителя суммарные затраты ресурса на назначенные ему работы не превышали R_i , минимизируя суммарную стоимость (или максимизируя прибыль). Это фундаментальный шаг, переводящий модель из мира абстрактной комбинаторики в мир управления проектами. GAP адекватно описывает ситуацию, когда руководитель формирует индивидуальный портфель задач для каждого эксперта, следя за тем, чтобы суммарная трудоемкость портфеля не превышала его рабочего фонда. Теоретическая сложность GAP резко выше, чем у линейной задачи, что отражает качественно возросшую сложность реальной управленческой ситуации по сравнению с учебной. Решение GAP требует уже не простого алгоритма, а применения методов целочисленного программирования или сложных эвристик. Это пример того, как повышение адекватности модели ведет к росту вычислительных затрат на её решение.

3.2. Квадратичная задача назначения (Quadratic Assignment Problem — QAP): учет системных эффектов

QAP представляет следующий уровень сложности. В ней «стоимость» зависит не только от пары «эксперт-задание», но и от взаимодействия между назначениями. Формально, заданы два множества размера n (объекты и локации), матрица потоков между объектами $F=[f_{kl}]$ и матрица расстояний между локациями $D=[d_{ij}]$. Нужно найти биекцию π , минимизирующую $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f_{\pi(i)\pi(j)} \cdot d_{ij}$.

В управленческой практике это соответствует учету положительной синергии (например, назначение двух связанных дел одному эксперту

сокращает общее время за счет исключения дублирования усилий), отрицательной синергии или конфликта (назначение двух крупных, стратегически важных и срочных проектов одному эксперту создает риски срыва) и организационных зависимостей (работа в связках). QAP — это модель, которая пытается описать систему не как набор независимых элементов, а как сеть взаимосвязей, где решение по одному назначению влияет на эффективность других. Это делает её чрезвычайно мощной, но и практически неподъемной для точного решения даже при умеренном количестве задач, что определяет её как область применения эвристик и метаэвристик.

3.3. Динамические и стохастические расширения: управление в условиях неопределенности

Реальный поток экспертиз не является статичным набором, а представляет собой процесс. Новые задания поступают непрерывно, сроки исполнения уже назначенных дел могут меняться, эксперты могут заболеть или уйти в отпуск. Это требует перехода от статической к динамической модели. Динамическая задача назначения рассматривает систему во времени. Стандартный подход — скользящее горизонтальное планирование. На регулярной основе запускается процедура оптимизации, которая учитывает невыполненные задания, новые поступления и изменение состояния экспертов. Если параметры задачи не известны детерминировано, а заданы вероятностными распределениями, мы приходим к стохастической постановке. Целью становится не минимизация конкретной стоимости, а минимизация её математического ожидания или максимизация вероятности выполнения ключевых условий. Стохастические модели ближе к реальности, но требуют значительно больше данных для оценки распределений и сложнее в вычислительном отношении.

4. Алгоритмический ландшафт: от гарантированной оптимальности к практической целесообразности

Выбор алгоритма решения оптимизационной задачи — это всегда компромисс между качеством решения (насколько оно близко к теоретически наилучшему), скоростью работы и ресурсоемкостью реализации.

4.1. Точные алгоритмы: в поисках оптимума

Точные алгоритмы гарантированно находят оптимальное решение для данной модели. Венгерский алгоритм (сложность $O(n^3)O(n^3)$) — эффективный и надежный метод для классической линейной задачи назначения, основанный на теоремах двойственности. Его изучение важно для понимания глубинных связей между задачами назначения, паросочетаниями в графах и теорией линейного программирования. Для более сложных моделей, сводимых к целочисленному линейному программированию, могут применяться универсальные решатели, основанные на симплекс-методе и таких методах, как Branch and Bound (метод ветвей и границ). Последний представляет собой систематический перебор вариантов, отсекающий заведомо неперспективные ветви на основе вычисления оценок, и эффективен для задач средней размерности.

4.2. Эвристики и метаэвристики: разумные решения за разумное время

Когда точное решение невозможно найти за приемлемое время (например, для крупных обобщенных или квадратичных задач), на помощь приходят эвристики — алгоритмы, которые не гарантируют оптимальность, но стремятся найти хорошее решение, используя интуитивно понятные правила. Конструктивные эвристики, такие как жадный алгоритм, строят решение «с нуля», последовательно выбирая наилучшие с точки зрения локального критерия назначения. Эвристики локального поиска (например, 2-opt, 3-opt) начинают с какого-либо начального решения и пытаются

улучшить его, последовательно рассматривая небольшие изменения, но могут «застревать» в локальных оптимумах.

Метаэвристики — это общие стратегии высокого уровня, предназначенные для управления процессом поиска и преодоления недостатков простых эвристик. Они часто вдохновлены природными или физическими процессами. Генетические алгоритмы моделируют эволюцию по Дарвину: популяция решений («хромосом») подвергается отбору, скрещиванию (кроссовер) и мутации, эволюционируя в направлении улучшения целевой функции. Они особенно хороши для многокритериальных задач. Имитация отжига заимствует идею из металлургии: алгоритм может с определенной вероятностью, зависящей от «температуры» T , принять ухудшающий шаг, чтобы «выпрыгнуть» из локального оптимума, постепенно «остывая» ($T \rightarrow 0, T \rightarrow 0$) и концентрируясь вокруг хорошего решения. Методы роевого интеллекта, такие как метод роя частиц (PSO) и алгоритм муравьиных колоний (ACO), моделируют коллективное поведение: в PSO частицы корректируют свои «траектории» на основе личного и коллективного опыта, а в ACO «муравьи» оставляют «феромон» на удачных путях. Эти методы хорошо справляются с задачами, где хорошее решение складывается из многих слабосвязанных компонентов [4].

5. От теории к практике: архитектура системы поддержки принятия решений (СППР)

Математическая модель сама по себе бесполезна без интеграции в организационные процессы. Ключевым инструментом такой интеграции является СППР, например, в работах [5, 6] приводится СППР на основе многокритериальной модели мониторинга пожара в здании для управления пожарно-спасательными подразделениями.

5.1. Концептуальные компоненты СППР для распределения экспертиз

1. **Модуль управления данными и знаниями:** формирует и поддерживает актуальные цифровые профили экспертов (компетенции, текущая загрузка, график доступности) и экспертиз (тематика, сложность, срок, процессуальные особенности). Это самый критичный компонент, так как качество входных данных напрямую определяет качество выходных решений.

2. **Модуль параметризации модели:** предоставляет интерфейс руководителю для задания стратегических установок: выбора и взвешивания критериев (например, с помощью «ползунков», отражающих приоритеты «Качество» vs «Скорость» vs «Баланс»), определения порогов срочности, указания обязательных или запрещенных назначений. В статье [7] приводится пример кибернетического подхода к определению ранга пожара на основе методов машинного обучения.

3. **Оптимизационный движок (решатель):** содержит библиотеку алгоритмов. На основе размера задачи, требуемой скорости и точности система автоматически выбирает или рекомендует подходящий алгоритм (например, точный метод для небольших задач и метаэвристику — для крупных). В работе [8] задача оптимизации определена в нахождении оптимального состояния, то есть допустимого состояния системы, имеющего максимальную эффективность.

4. **Модуль анализа и визуализации:** представляет результаты не просто в виде списка назначений, а в форме, удобной для анализа: диаграммы Ганта для каждого эксперта, графики загрузки, тепловые карты соответствия компетенций, прогнозные даты завершения дел. Позволяет выявить «узкие места» и риски.

5. **Модуль исполнения и обратной связи:** обеспечивает доведение плана до исполнителей, сбор фактов о ходе работ и, что самое важное, сбор данных о фактическом времени выполнения и оценке качества результата. Эти данные используются для постоянной калибровки и улучшения прогнозных моделей, замыкая цикл организационного обучения.

5.2. Организационные и психологические аспекты внедрения

Внедрение подобной системы — это не только технический, но и организационный проект, затрагивающий интересы и привычки людей. Ключевыми аспектами являются:

- **Прозрачность и доверие:** Система не должна быть «черным ящиком». Руководитель и эксперты должны понимать общие принципы её работы и критерии, по которым принимаются решения. Это снимает напряжение и подозрения в несправедливости.
- **Роль руководителя:** Система не заменяет руководителя, а усиливает его. Окончательное решение, особенно в нестандартных или конфликтных ситуациях, всегда остается за человеком. СППР выступает как аналитик, предлагающий варианты и оценивающий их последствия.
- **Учет человеческого фактора:** Модель должна допускать возможность ручной корректировки автоматически построенного плана. Например, эксперт может попросить не назначать ему определенный тип дел по личным причинам. Гибкость системы повышает её принятие коллективом.
- **Обучение и адаптация:** Переход от ручного распределения к системному требует обучения всех участников процесса. Важно управлять ожиданиями: система не решит все проблемы мгновенно, но предоставит инструмент для последовательного улучшения.

Заключение и перспективы: к адаптивным интеллектуальным системам управления

Проведенное исследование демонстрирует, что математические модели и методы оптимизации, в частности развитая теория назначений, представляют собой не набор абстрактных формул, а зрелый, методологически богатый аппарат для решения насущных проблем управления сложными организационными системами. Применение этого аппарата в экспертной деятельности позволяет перевести ключевые управленческие функции — распределение заданий, контроль загрузки, управление сроками — на качественно новый уровень, основанный на данных, анализе и явно выраженных критериях.

Будущее развития данного направления видится в создании адаптивных интеллигентных систем управления. Эти системы будут характеризоваться:

1. **Интеграцией с системами искусственного интеллекта (ИИ):** Машинное обучение будет использоваться для автоматического формирования и обновления профилей компетенций экспертов на основе анализа текстов их заключений, для точного прогнозирования трудоемкости задач на основе их содержания, для выявления скрытых закономерностей и паттернов в потоке работ. В работе [9] приведены примеры применения нейронных сетей для целей моделирования систем управления.

2. **Углубленной персонализацией:** Учет не только профессиональных, но и психофизиологических особенностей экспертов (работоспособность в разное время суток, оптимальный уровень параллелизма задач, стиль работы), а также их карьерных целей и предпочтений.

3. **Предиктивной аналитикой и сценарным моделированием:** Способность системы не только планировать текущий период, но и моделировать последствия управленческих решений («Что будет, если мы возьмем этот крупный, но выгодный заказ?», «Как повлияет

на сроки отпуск ключевого эксперта?»), помогая в стратегическом управлении ресурсами.

4. Полной интеграцией в цифровую экосистему организации: Бесшовная работа с системами электронного документооборота, кадровыми системами, бухгалтерией и клиентскими сервисами. В работе [10] приводится пять основных взаимозависимых этапов решения задач управления в организационных системах.

Таким образом, путь от классической задачи о назначениях к интеллектуальным системам управления — это путь от решения частной комбинаторной задачи к построению целостной киберфизической системы, в которой математические алгоритмы, данные и человеческий опыт сливаются в единый контур управления, повышающий не только операционную эффективность, но и стратегическую устойчивость организации в долгосрочной перспективе.

Литература

1. Аничкин А.С., Семенов В. А. Современные модели и методы теории расписаний // Труды ИСП РАН. 2014. №3. URL: cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-modeli-i-metody-teorii-raspisaniy.
2. Бунтова Е.В., Нестерова М. А., Серкова А. Д. Использование транспортной задачи для определения оптимального плана грузоперевозок // Human Progress. 2018. №2. URL: cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-transportnoy-zadachi-dlya-opredeleniya-optimalnogo-plana-gruzoperevozok.
3. Аннабаева Н.Р. Решения задачи коммивояжёра // Наука и мировоззрение. 2025. №59. URL: cyberleninka.ru/article/n/resheniya-zadachi-kommivoyazhyora.
4. Малютин О.С., Хабибулин Р.Ш. Методика определения частоты возникновения пожаров в зданиях на основе методов оценки плотности и

имитации отжига // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2024. – № 5(241). – С. 131-142. – DOI 10.18522/2311-3103-2024-5-131-142. – EDN ZYHERA.

5. Топольский Н.Г., Тараканов Д.В., Баканов М.О. Многокритериальная модель мониторинга пожара в здании для управления пожарно-спасательными подразделениями // Пожаровзрывобезопасность. 2018. №5. URL: cyberleninka.ru/article/n/mnogokriterialnaya-model-monitoringa-pozhara-v-zdanii-dlya-upravleniya-pozharno-spasatelnyimi-podrazdeleniyami.

6. Топольский Н.Г., Вилисов В.Я. Методы, модели и алгоритмы в системах безопасности: монография - Москва: РИОР, 2021. - 475 с.

7. Хабибулин Р.Ш. Кибернетический подход к определению ранга пожара на основе методов машинного обучения / Искусственный интеллект и большие данные в технических, промышленных, природных и социальных системах: Тезисы докладов Международной конференции, Саров, 14–18 апреля 2025 года. – Саров: Всероссийский научно-исследовательский институт экспериментальной физики - Российский федеральный ядерный центр, 2025. – С. 156-157. – EDN VMDCZB.

8. Воронин А.А., Губко М.В., Мишин С.П., Новиков Д.А. Математические модели организаций: Учебное пособие. — М.: ЛЕНАНД, 2008 — 360 с.

9. Плотников С.А., Семенов Д.М., Фрадков А.Л., Математическое моделирование систем управления. – СПб: Университет ИТМО, 2021 – 193 с.

10. Кубасов И. А., Гапоненко В. Ф., Гурлев И. В. Порядок выбора и применения математических методов решения задач управления в организационных системах // Вестник ВИ МВД России. 2023. №3. URL: cyberleninka.ru/article/n/poryadok-vybora-i-primeneniya-matematicheskikh-metodov-resheniya-zadach-upravleniya-v-organizatsionnyh-sistemah.

References

1. Anichkin A.S., Semenov V.A. Trudy ISP RAN. 2014. №3. URL: cyberleninka.ru/article/n/sovremennyye-modeli-i-metody-teorii-raspisaniy.
2. Buntova E.V., Nesterova M. A., Serkova A. D. Human Progress. 2018. №2. URL: cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-transportnoy-zadachi-dlya-opredeleniya-optimalnogo-plana-gruzoperevozok.
3. Annabaeva N.R. Nauka i mirovozzrenie. 2025. №59. URL: cyberleninka.ru/article/n/resheniya-zadachi-kommivoyazhira.
4. Malyutin O.S. Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki. 2024. № 5(241). pp. 131-142. DOI 10.18522/2311-3103-2024-5-131-142. – EDN ZYHERA.
5. Topol'skij N.G., Tarakanov D.V., Bakanov M.O. Pozharovzryvobezопасnost'. 2018. №5. URL: cyberleninka.ru/article/n/mnogokriterialnaya-model-monitoringa-pozhara-v-zdaniy-dlya-upravleniya-pozharno-spasatelnyimi-podrazdeleniyami.
6. Topol'skij, N.G. Vilisov V. Ya. Metody, modeli i algoritmy v sistemakh bezопасnosti [Methods, Models, and Algorithms in Security Systems]: monografiya; pod redaktsiej N. G. Topol'skogo. Moskva: RIOR, 2021. 475 p.
7. Khabibulin R.Sh. Iskusstvennyj intellekt i bol'shie dannye v tekhnicheskikh, promyshlennykh, prirodnykh i sotsial'nykh sistemakh: Tezisy dokladov Mezhdunarodnoj konferentsii, Sarov, 14–18 aprelya 2025 goda. Sarov: Vserossiyskij nauchno-issledovatel'skij institut eksperimental'noj fiziki Rossiyskij federal'nyj yadernyj tsentr, 2025. pp. 156-157. EDN VMDCZB.
8. Voronin A.A., Gubko M.V., Mishin S.P., Novikov D.A. Matematicheskie modeli organizatsij [Mathematical models of organizations]: Uchebnoe posobie. M.: LENAND, 2008. 360 p.
9. Plotnikov S.A., Semenov D.M., Fradkov A.L., Matematicheskoe modelirovanie sistem upravleniya [Mathematical modeling of control systems]. SPb: Universitet ITMO, 2021. 193 p.



10. Kubasov I. A., Gaponenko V. F., Gurlev I. V. Vestnik VI MVD Rossii. 2023. №3. URL: cyberleninka.ru/article/n/poryadok-vybora-i-primeneniya-matematicheskikh-metodov-resheniya-zadach-upravleniya-v-organizatsionnyh-sistemah.

Авторы согласны на обработку и хранение персональных данных.

Дата поступления: 2.12.2025

Дата публикации: 7.02.2026