

18. *Rodzin S.I.* Bioevristiki mnogokriterial'noy optimizatsii: proektirovanie i gibridizatsiya [Bio heuristics of multicriteria optimization: design and hybridization], *Tr. mezhd. kongressa "Intellectual'nye sistemy i informatsionnye tekhnologii"* [Proceedings of the International Congress "IS&IT'18"]. Taganrog: Izd-vo Stupina S.A., 2018, Vol. 1. pp. 33-47.
19. *Petrovsky A.B.* Snizhenie razmernosti priznakovogo prostranstva: metod SOKRAT [Reducing the dimension of the feature space: the SOCRATES method], *Iskusstvennyy intellekt i prinyatie reshenij* [Artificial intelligence and decision-making], 2020, No. 2, pp. 63-77.
20. *Kailiponi P.* Analyzing evacuation decision using Multi-Attribute Utility Theory (MAUT), *Procedia Engineering*, 2010, Vol. 3, pp. 163-174.

Статью рекомендовала к опубликованию д.т.н., профессор Л.С. Лисицына.

Герасименко Евгения Михайловна – Южный федеральный университет; e-mail: vkur@sfnu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 88634371651; кафедра систем автоматизированного проектирования; к.т.н.; доцент.

Курейчик Владимир Викторович – e-mail: vkur@sfnu.ru; кафедра систем автоматизированного проектирования; зав. кафедрой САПР; д.т.н.; профессор.

Родзин Сергей Иванович – e-mail: srodzin@sfnu.ru; тел.: 88634371673; кафедра математического обеспечения и применения ЭВМ; к.т.н.; профессор.

Кухаренко Анатолий Павлович – e-mail: apkuharenko@sfnu.ru; кафедра интеллектуальных и многопроцессорных систем; к.т.н.; доцент.

Gerasimenko Evgeniya Michailovna – Southern Federal University; e-mail: vkur@sfnu.ru; Taganrog, Russia; phone: +78634371651; the department of computer aided design; cand. of eng. sc.; associate professor.

Kureichik Vladimir Victorovich – e-mail: vkur@sfnu.ru; the department of computer aided design; head of CAD department; dr. of eng. sc.; professor.

Rodzin Sergey Ivanovich – e-mail: srodzin@sfnu.ru; phone: +78634371673; the department of software engineering; cand. of eng. sc.; professor.

Kukharenko Anatoliy Pavlovich – e-mail: apkuharenko@sfnu.ru; the department of intelligent and multiprocessor systems; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 004.89

DOI 10.18522/2311-3103-2022-4-29-39

Э.В. Кулиев, А.В. Котельва, М.М. Семенова, С.В. Игнатьева, А.П. Кухаренко

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ В УПРАВЛЕНИИ ПРЕДПРИЯТИЕМ НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМА ИМИТАЦИИ ОТЖИГА *

Рассмотрен аналитический обзор алгоритма имитации отжига для задачи эффективного управления предприятием. Проведена оптимизация алгоритма имитации отжига для задачи эффективного управления предприятием. Для анализа случаев использовалась оптимизация графика работы рабочих в организации. Установлена модель планирования рабочих с сильными и слабыми ограничениями. Смоделированный алгоритм отжига используется для оптимизации стратегии решения модели планирования рабочего графика персонала. Алгоритм имитации отжига представляет собой алгоритм, пригодный для решения крупномасштабных задач комбинаторной оптимизации. Он также оценивает и получает оптимальную стратегию планирования. Алгоритм имитации отжига хорошо влияет на интеллектуальный анализ данных управления человеческими ресурсами. Интеллектуальный анализ больших данных может помочь компаниям проводить динамический

* Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 22–21–00316, <https://rscf.ru/project/22-21-00316/> в Южном федеральном университете.

анализ при наборе талантов, а план набора талантов выполняется качественно и стандартно, чтобы проанализировать характеристики различных талантов со многих сторон и повысить уровень управления человеческими ресурсами. Разработан алгоритм реализующий процесс работы алгоритма имитации отжига. Алгоритм имитации отжига принимает новые решения по критерию Метрополиса, поэтому помимо принятия оптимизированного решения он также принимает ослабленное решение в ограниченном диапазоне. Алгоритм Метрополиса – алгоритм семплирования, использующийся, в основном, для сложных функций распределения. Он отчасти похож на алгоритм выборки с отклонением, однако здесь вспомогательная функция распределения меняется со временем. Проведены экспериментальные исследования, которые показывают, что модель планирования рабочих, основанная на сильных и слабых ограничениях, значительно лучше, чем модель ручного планирования, достигая эффективного баланса между контролем затрат на зарплату в организации и повышением удовлетворенности персонала. Успешное применение модели планирования персонала, основанной на моделируемом алгоритме отжига, приносит новые идеи и идеи для решения крупномасштабных задач планирования рабочих. Приведенные результаты могут служить отправной точкой для изучения систем управления персоналом, основанных на технологии интеллектуального анализа данных.

Интеллектуальный анализ данных; алгоритм имитации отжига; управление человеческими ресурсами.

E.V. Kuliev, A.V. Kotelva, M.M. Semenova, S.V. Ignateva, A.P. Kukhareenko

INTELLIGENT DATA ANALYSIS IN ENTERPRISE MANAGEMENT BASED ON THE ANNEALING SIMULATION ALGORITHM

The article considers an analytical review of the annealing simulation algorithm for the problem of efficient enterprise management. The optimization of the annealing simulation algorithm for the problem of efficient enterprise management has been carried out. For the analysis of cases, the optimization of the work schedule of workers in the organization was used. Established worker scheduling model with strong and weak constraints. The simulated annealing algorithm is used to optimize the strategy for solving the staff scheduling model. The simulated annealing algorithm is an algorithm suitable for solving large-scale combinatorial optimization problems. It also evaluates and obtains the optimal scheduling strategy. The simulated annealing algorithm has a good effect on the data mining of human resource management. Big data mining can help companies conduct dynamic analysis in talent recruitment, and the talent recruitment plan is carried out in a quality and standard way to analyze the characteristics of various talents from many angles and improve the level of human resource management. An algorithm has been developed that implements the operation of the annealing simulation algorithm. The simulated annealing algorithm makes new decisions based on the Metropolis criterion, so in addition to making an optimized decision, it also makes a reduced decision in a limited range. The Metropolis algorithm is a sampling algorithm mainly used for complex distribution functions. It is somewhat similar to the variance sampling algorithm, but here the auxiliary distribution function changes over time. Experimental studies have been carried out that show that a worker scheduling model based on strong and weak constraints is significantly better than a manual scheduling model, achieving an effective balance between controlling wage costs in an organization and increasing employee satisfaction. The successful application of a workforce scheduling model based on a simulated annealing algorithm brings new insights and insights to solve large-scale worker scheduling problems. The results presented can serve as a starting point for studying personnel management systems based on data mining technology.

Data mining; annealing simulation algorithm; human resource management.

Введение. Развитие социальной экономики создает возможности и проблемы для развития предприятий. Предприятия должны внедрять эффективные методы управления, особенно методы управления человеческими ресурсами, чтобы повысить свою конкурентоспособность [1]. На данном этапе, с наступлением эры больших данных, управление человеческими ресурсами предприятия постепенно

использует методы управления «поиска» больших данных. Адаптация к изменениям времени и внедрение инноваций в средства и методы управления человеческими ресурсами – самая большая проблема, с которой сталкиваются менеджеры по персоналу предприятий в эпоху больших данных. Алгоритм имитации отжига (SA) представляет собой алгоритм, пригодный для решения крупномасштабных задач комбинаторной оптимизации. Алгоритм имитации отжига подходит для интеллектуального анализа данных управления человеческими ресурсами предприятия [2]. Чтобы реализовать оптимизацию управления оптимальным распределением человеческих ресурсов предприятия и повысить эффективность управления человеческими ресурсами предприятия, можно использовать модель оптимального распределения человеческих ресурсов предприятия, основанную на алгоритме имитации отжига.

Постановка задачи. Цель задач комбинаторной оптимизации состоит в том, чтобы найти оптимальное решение из допустимого пространства решений комбинаторной задачи. Как правило, он содержит три основных элемента: переменные, ограничения и целевые функции. Основные параметры, выбранные в процессе решения, называются переменными. Различные ограничения на значение переменных называются ограничениями. Функция, которая представляет эталон измерения допустимого решения, называется целевой функцией. Решение задач комбинаторной оптимизации заключается в поиске наиболее подходящего решения в множестве решений целевой функции, что неизбежно требует применения определенных алгоритмов для снижения временной и пространственной сложности процесса решения. Алгоритм имитации отжига – это алгоритм для решения задач комбинаторной оптимизации [3]. Он использует критерии приемлемости Метрополиса, чтобы алгоритм избежал ловушки локального «оптимума», использует «график охлаждения» для управления всем процессом реализации алгоритма и, наконец, позволяет алгоритму получить приближенное оптимальное решение за полиномиальное время.

Шаги алгоритма имитации отжига. Предположим, что целевая функция $f(i)$ решения i задачи комбинаторной оптимизации эквивалентна энергии E_i микроскопического состояния i твердого тела. Пусть управляющий параметр t , уменьшающий свое значение по мере развития алгоритма, играет роль температуры T в процессе отжига твердого тела, а затем принимает значение для каждого управляющего параметра t . Алгоритм продолжает процесс «генерации новых решений, принятия и отбрасывания», то есть однократного выполнения алгоритма Метрополиса [1, 2]. Когда управляющий параметр t стремится к 0, окончательно может быть получено общее оптимальное решение задачи комбинаторной оптимизации. Алгоритм имитации отжига использует алгоритм Метрополиса для генерации последовательности решений задачи комбинаторной оптимизации и определяется вероятностью перехода, соответствующей критерию Метрополиса [3]:

$$p'_i(i \Rightarrow j) = \begin{cases} i, & \text{если } f(i) \leq f(j) \\ \exp\left(\frac{f(i)-f(j)}{t}\right) & \end{cases} \quad (1)$$

Определим, следует ли принять переход от текущего решения i к новому решению j , $t \in R$ представляет параметр управления. Начнем с большего значения t (соответствующего температуре растворения твердого вещества). После того, как будет сделано достаточное количество передач, медленно уменьшайте значение t . Если это повторяется, алгоритм завершается, когда выполняется определенный критерий остановки. Предполагая наличие доменных структур и генераторов, пусть tk обозначает значение управляющего параметра t на k -й итерации алгоритма Метрополиса, а Lk обозначают количество преобразований, сгенерированных в течение k -й итерации алгоритма Метрополиса.

Задача оптимизации может быть описана следующим образом: где S – дискретное конечное пространство состояний, а i представляет состояние. Для такой задачи оптимизации этапы расчета алгоритма SA можно описать следующим образом: $\min f(i), i \in S$. Упомянутый выше алгоритм имитации отжига можно визуальнo описать блок-схемой. Процесс работы алгоритма имитации отжига показан на рис. 1 [4].

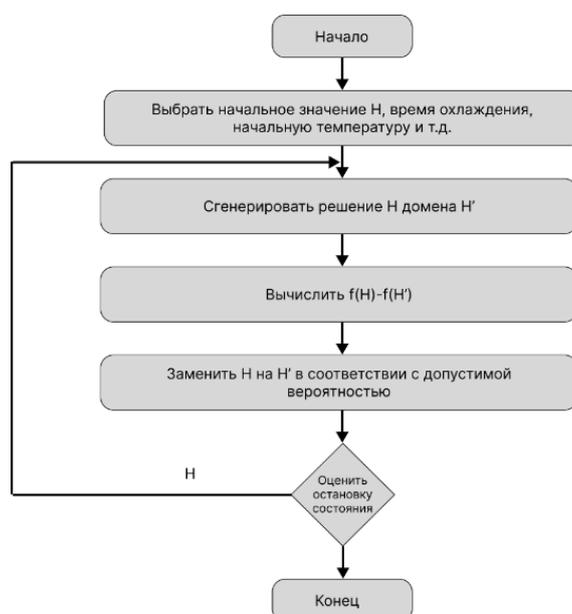


Рис. 1. Процесс работы алгоритма имитации отжига

Из потока алгоритма видно, что функция генерации нового состояния, функция принятия нового состояния, функция детемпературы, критерий стабилизации выборки, критерий окончания детемпературы и начальная температура являются основными звеньями и факторами, которые влияют на результаты оптимизации алгоритма.

Экспериментальная производительность алгоритма имитации отжига имеет преимущества высокого качества, сильной устойчивости к начальным значениям и простоты реализации. Алгоритм имитации отжига принимает новые решения по критерию Метрополиса, поэтому помимо принятия оптимизированного решения он также принимает ослабленное решение в ограниченном диапазоне [5–8]. В этом существенное отличие алгоритма имитации отжига от алгоритма локального поиска. В начале, если значение t велико, можно принять худшие ухудшающиеся решения; по мере уменьшения значения могут быть приняты только лучшие ухудшающиеся решения; наконец, когда значение t стремится к 0, ухудшающиеся решения больше не принимаются. Это позволяет алгоритму имитации отжига вырваться из «ловушки» локальной оптимизации, и он с большей вероятностью найдет общее оптимальное решение задачи комбинаторной оптимизации, но не потеряв при этом своей простоты и универсальности.

Интеллектуальный анализ данных управления человеческими ресурсами предприятия. С повышением уровня информации и возможностей принятия решений на основе данных традиционное управление человеческими ресурсами в эпоху больших данных постоянно меняется. Основываясь на корпоративном виде-

нии и стратегии, эффективное применение технологии интеллектуального анализа данных в корпоративном управлении человеческими ресурсами способствует разумному подбору персонала и должностей, полному раскрытию рабочих способностей и потенциала сотрудников, повышению эффективности организации и сотрудников, а также достижению устойчивого корпоративного развития [9–11].

Человеческие ресурсы предприятия могут узнавать о талантах друг от друга посредством управления интеллектуальным анализом больших данных, таких как производительность личного сайта в социальной сети и личная оценка в «круге друзей», а затем определять, подходит ли талант для требований компании по найму, обеспечивать качество набора корпоративных талантов, а также способствовать улучшению управления человеческими ресурсами. Например, при назначении должностей бизнес-менеджеры могут судить о том, какой человек подходит для какой должности на основе результатов анализа, и какой человек может создать высокие преимущества. При управлении человеческими ресурсами можно не только принимать эффективные решения, но также можно создать базу данных, чтобы можно было отслеживать конкретную ситуацию с талантами в режиме реального времени. Оценка высокоэффективных талантов требует четырех аспектов принятия решений, а именно данных резюме, данных о производительности таланта в первый год, использования талантом рабочего времени и эффективности работы, а также динамики таланта в социальной сфере.

Ключевой частью управления человеческими ресурсами предприятия является полное понимание характеристик различных талантов, а затем назначение подходящих для них должностей. Все больше и больше компаний полагаются на интеллектуальный анализ больших данных для создания точных моделей человеческого потенциала, чтобы анализировать характеристики различных талантов со многих сторон и повышать уровень управления человеческими ресурсами [5, 12]. Интеллектуальный анализ больших данных может помочь компаниям проводить динамический анализ при наборе талантов, а план набора талантов выполняется качественно и стандартно, чтобы проанализировать характеристики различных талантов со многих сторон и повысить уровень управления человеческими ресурсами.

Общий процесс интеллектуального анализа данных выглядит следующим образом:

- ◆ Предварительно обработать данные. Собирать и очищать информацию из источников данных и хранить ее в хранилище данных.
- ◆ Поиск модели. Использовать инструменты интеллектуального анализа данных, чтобы найти модели в данных. Этот процесс поиска может выполняться системой автоматически.
- ◆ Анализ результатов. Процесс поиска интеллектуального анализа данных обычно необходимо повторять много раз, потому что после того, как аналитик оценивает выходные результаты, могут образоваться некоторые новые проблемы и новые входные данные.
- ◆ Усвоение знаний. Интерпретация отчета о результатах, интерпретация результатов и принятие соответствующих мер на основе результатов – это ручной процесс.

Используя эту модель, можно обнаружить типы талантов, которые существуют в организации, а также определить, к какому из этих типов относится сотрудник.

На основе всех записей данных в хранилище данных создается выборка, подлежащая классификации. Объекты, подлежащие классификации, называются образцами, в качестве пробных наборов. Чтобы получить разумную классификацию выборки, конкретные атрибуты должны быть определены количественно. Количественные атрибуты становятся индикаторами выборки [6].

$$h_i = \{h_{i1}, h_{i2}, \dots, h_{im}\}, (i = 1, 2, \dots, n). \quad (2)$$

Поскольку фактические данные едины, собранные данные часто не являются номерами закрытых интервалов, поэтому эти необработанные данные должны быть стандартизированы. Сначала нужно найти среднее значение. Для определенного индекса выборки данные можно получить, где представляет собой данные, полученные по i -й выборке для k -го показателя. Их среднее значение рассчитывается по следующей формуле:

$$h'_k = \frac{\{h_{1k}, h_{2k}, \dots, h_{nk}\}}{n} = \sum_{i=1}^n h_{ik}, \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (3)$$

Затем рассчитать стандартное отклонение этих исходных данных по следующей формуле:

$$S_k = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (h'_{ik} - h'_k)^2}{n}}. \quad (4)$$

Рассчитать стандартизированное значение

$$h''_{ik} = \left| \frac{h'_{ik} - h'_k}{S_k} \right|. \quad (5)$$

Если стандартизированные данные, полученные в это время, не находятся в замкнутом интервале, то используется следующая нормированная формула экстремального значения [7]:

$$h_{ik} = \frac{h''_{ik} - h''_{min k}}{h''_{max k} - h''_{min k}}. \quad (6)$$

В формуле $h''_{max k}$ и $h''_{min k}$ представляют максимальное и минимальное значения в $h''_{1k}, h''_{2k}, \dots, h''_{nk}$ соответственно. Общая форма установления отношения сходства модулей R выглядит следующим образом

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & r_{nn} \end{bmatrix}, \quad 0 \leq r_{ij} \leq 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (7)$$

Используем метод максимума и минимума для расчета r_{ij}

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m \min(h_{ik}, h_{kj})}{\sum_{k=1}^m \max(h_{ik}, h_{kj})}, \quad (i, j \leq n). \quad (8)$$

Принят метод максимального дерева, то есть строится специальный граф, вершинами которого являются все классифицированные объекты. Конкретный метод заключается в том, чтобы сначала нарисовать определенное i в наборе вершин, а затем соединить ребра в порядке r_{ij} от наибольшего к наименьшему и не требовать циклов, пока все вершины не будут соединены так, чтобы было получено максимальное дерево. Каждому ребру можно присвоить определенный вес, а именно r_{ij} . Однако из-за разных способов подключения самое большое дерево не может быть уникальным. Затем необходимо взять λ и вырезать набор на максимальное количество; то есть удалить ребра с весом $r_{ij} < \lambda$, $\lambda \in [0, 1]$. Таким образом, дерево разрезается на несколько поддеревьев, не связанных друг с другом [8, 13]. Хотя самое большое дерево не является уникальным, после взятия набора разрезов полученные поддерева будут одинаковыми, и эти подданные являются шаблонами, найденными по индукции в хранилище данных.

Экспериментальные исследования. Данные о персонале в статье взяты из открытых источников о режиме работы в организации X. Предположим, что период планирования составляет одну неделю, а ежедневное рабочее время делится на три класса: класс А (8:00–16:00), класс Б (16:00–0:00) и класс В (0:00–8:00).

Максимальное время непрерывной работы каждого рабочего составляет 4 смены, а самая продолжительная непрерывная ночная смена – 2 смены. В календарном цикле самая длинная рабочая смена каждого рабочего составляет не более 6 смен, а самая короткая рабочая смена - не менее одной смены. Общее количество рабочих часов в календарном цикле составляет около 40 часов, а фактическое количество персонала, необходимых для каждой смены в день, дается старшим менеджером

В организации действует система «гибкого графика». Недельный график составляется старшим менеджером вручную в зависимости от спроса на персонал в компании, семейных условий и условий жизни рабочего.

Пространство решений и выбор кода. Комбинаторная оптимизация заключается в поиске оптимального решения, так что, $x^* \forall x_i \in \Omega, C(x^*) = \min C(x_i)$, где $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ – это пространство решений, образованное всеми состояниями, и представляет собой значение целевой функции, соответствующее состоянию [3, 15–18].

Стратегии кодирования модели планирования рабочего в основном включают кодирование ближайшего соседа, кодирование порядка, двоичное кодирование и матричное кодирование. Последовательное кодирование не способствует глобальной оптимизации. Двоичное кодирование неестественно и требует дополнительных операторов коррекции для обеспечения легитимности решения; матричное кодирование имеет большой объем памяти и влияет на эффективность оптимизации генетических операторов. Исходя из этого, кодирование ближайшего соседа является широко используемой стратегией для описания проблем планирования рабочих.

Так называемое кодирование ближайшего соседа напрямую использует решение для построения оптимизированной формы, например решение 010101...0110. Соответствующий код ближайшего соседа (0 1 0 1 0 1...0 1 1 0). Этот метод кодирования соответствует характеристикам решения задачи целочисленного программирования 0–1, а также подходит для проектирования операций оптимизации.

Разработка функции приемлемости состояния алгоритма имитации отжига. Функция приемлемости состояния является ключом к способности алгоритма генерировать вероятностные скачки и может избегать локальных минимумов под руководством механизма распределения [2, 19]. В сочетании с функцией генерации состояния, основанной на случайной операции, чтобы процесс поиска имел возможность преодолевать локальный минимум и удовлетворять условию симметрии алгоритма имитации отжига. Критерий является наиболее часто используемой схемой принятия нового состояния, где представляет собой разность целевых значений между старым и новым состоянием, а представляет собой температуру.

Начальная температура и начальное состояние. Наиболее часто используемая и понятная схема определения начальной и температуры состоит в том, чтобы сначала случайным образом сгенерировать набор состояний, определить максимальную целевую разницу между двумя состояниями, а затем использовать $|\Delta_{max}|t_0 = -\frac{|\Delta_{max}|}{\ln p_r}$. Среди них – начальная вероятность принятия (теоретически она должна быть близка к 1, а в реальной конструкции может быть равна 0,1), а начальное состояние генерируется случайной функцией 0–1 [4, 20].

Конструкция функции понижения температуры. Теоретически температура должна уменьшаться очень медленно, как обратная величина логарифма. Однако, чтобы избежать слишком длительного процесса поиска и найти хороший компромисс между качеством оптимизации и временными характеристиками, экспоненциальная функция инверсии является наиболее часто используемой стратегией снижения температуры.

Разработка критерия изменения температуры и критерия завершения алгоритма. Чтобы адаптироваться к динамическим изменениям производительности алгоритма и лучше сбалансировать производительность оптимизации и производительность алгоритма по времени, можно принять два критерия «температурная модификация» и «завершение алгоритма», разработанные пороговым методом. То есть, если наилучшее оптимизированное значение, полученное в процессе оптимизации, остается неизменным в течение 20 последовательных поколений, то температура снижается. Если оптимальное значение остается неизменным в течение 20 последовательных, процесс поиска прекращается, и оптимальное значение является результатом оптимизации алгоритма.

Результаты расчетов подробной модели расписания рабочих показаны на рис. 2

	Фактическое ручное расписание	Модель расписания	Отклонение
Целевое значение	252,5	143	-43,4%
Стоимость заработной платы	575	513	-10,8%
Удовлетворение на этот раз	715	967	35,24%
Время работы алгоритма (с)	-	5.08	

Рис. 2. Результаты расчетов модели рабочих

Подробная сходимость смоделированной модели планирования рабочего с использованием смоделированного алгоритма отжига показана на рис. 3.

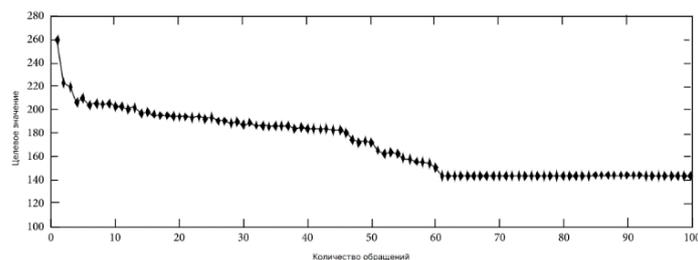


Рис. 3. График сходимости на основе алгоритма имитации отжига

График рабочих оптимизируется алгоритмом имитации отжига. По результатам моделирования видно следующее:

1) Из рис. 2 видно, что целевое значение модели планирования рабочего на 43,43% ниже целевого значения фактического ручного планирования, из которых затраты на заработную плату снижены на 10,8%, но удовлетворенность рабочего сменой увеличилась на 35,24%. Это показывает, что модель планирования рабочих, основанная на сильных и слабых ограничениях, значительно лучше, чем модель ручного планирования, достигая эффективного баланса между контролем затрат на зарплату в организации и повышением удовлетворенности персонала. Успешное применение модели планирования персонала, основанной на моделируемом алгоритме отжига, приносит новые идеи и идеи для решения крупномасштабных задач планирования рабочих.

2) Можно обнаружить, что после нескольких итераций на основе алгоритма имитации отжига оптимальное значение решения алгоритма имитации отжига остается неизменным на 60-м поколении. Затем процесс поиска останавливается при достижении 100-го поколения, а решением в это время является оптимальное значение оптимизации, найденное алгоритмом.

Заключение. В статье рассмотрена задача составления расписания рабочих, основанная на моделируемом алгоритме отжига, в основном с двух сторон: совершенствование модели планирования работы рабочих и изучение задачи составления расписания персонала. Большое количество организаций по-прежнему полагаются на старших менеджеров, которые составляют расписание вручную с многолетним опытом составления расписания, и часто наблюдается хаотичное расписание и неудовлетворенность персоналом. Это серьезно тормозит развитие современного информационного менеджмента и усовершенствованного менеджмента в компаниях. В течение длительного времени в зарубежных исследованиях разрабатывались различные алгоритмы математического планирования и эвристики. Тем не менее, существует большой разрыв между трудовыми нормами и потребностями рабочими и ограничениями по сменам. Устанавливается модель планирования рабочего с сильными и слабыми ограничениями, и, наконец, смоделированный алгоритм отжига используется для оптимизации стратегии для решения модели планирования рабочего. Он также оценивает алгоритм решения и получает оптимальную стратегию планирования. Можно видеть, что алгоритм имитации отжига хорошо влияет на интеллектуальный анализ данных управления человеческими ресурсами.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Курейчик В.В., Курейчик В.М., Родзин С.И. Теория эволюционных вычислений. – М.: Физматлит, 2012. – 260 с.
2. Курейчик В.М., Курейчик В.В. Генетический алгоритм разбиения графа // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. – 1999. – № 4. – С. 79-87.
3. Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.К. Поисковая адаптация: теория и практика. – М.: Физматлит, 2006. – 272 с. – ISBN 5-9221-0749-6.
4. Кошевой, Н.Д., Кошевая И.И., Бельмега А.В. Оптимизация композиционных планов второго порядка с использованием жадного алгоритма и алгоритма имитации отжига // International Scientific and Practical Conference World science. – 2016. – Т. 1. – № 10 (14). – С. 11-16.
5. Сухов И.В. Анализ алгоритма имитации отжига в решении задачи коммивояжера // Академия педагогических идей Новация. Серия: Научный поиск. – 2019. – № 6. – С. 16-19.
6. Борознов В.О. Исследование решения задачи коммивояжера // Вестник Астраханского государственного технического университета. Управление, вычислительная техника и информатика. – 2009. – С. 147-151.
7. Курейчик В.М., Курейчик В.В. Генетический алгоритм разбиения графа // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. – 1999. – № 4. – С. 79-87.
8. Кравченко Ю.А., Мансур А.М., Мохаммад Ж.Х. Векторизация текста с использованием методов интеллектуального анализа данных // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 2 (219). – С. 154-167.
9. Wang W., Liu L., Liu J., and Chen Z. Energy management and optimization of vehicle-to-grid systems for wind power integration // CSEE Journal of Power and Energy Systems. – 2020. – Vol. 7, No. 1. – P. 172-180.
10. Wu W., Wu W., and Wang S. Thermal management optimization of a prismatic battery with shape-stabilized phase change material // International Journal of Heat and Mass Transfer. – 2018. – Vol. 121. – P. 967-977.
11. Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.К. Поисковая адаптация: теория и практика. – М.: Физматлит, 2006. – 272 с. – ISBN 5-9221-0749-6.
12. Кулиев Э.В., Лежебоков А.А., Кравченко Ю.А. Роевой алгоритм поисковой оптимизации на основе моделирования поведения летучих мышей // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2016. – №7(180). – С. 53-62.
13. Крипак Е.М., Тимофеев Д.Н. Оптимизация использования человеческих ресурсов предприятия на основе решения задачи о назначении с применением нечетко-множественного моделирования // Экономика и предпринимательство. – 2014. – № 4-2 (45). – С. 743-747.
14. Курейчик В.М., Курейчик В.В., Родзин С.И. Модели параллелизма эволюционных вычислений // Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения. – 2011. – № 3 (43). – С. 93-97.

15. Кулиев Э.В., Запорожец Д.Ю., Кравченко Ю.А., Семенова М.М. Решение задачи интеллектуального анализа данных на основе биоинспирированного алгоритма // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 6 (223). – С. 89-99.
16. Кравченко Ю.А., Мансур Али Махмуд, Мохаммад Жуман Хуссейн. Модифицированный метод устранения неоднозначности смысла слов, основанный на методах распределенного представления // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 3 (220). – С. 92-101.
17. Bray M., Wang W., Rees M.A. et al. KPDGUI: an interactive application for optimization and management of a virtual kidney paired donation program // Computers in Biology and Medicine. – 2019. – Vol. 108. – P. 345-353.
18. Byrne R.H., Nguyen T.A., Copp D.A., Chalamala B.R., and Gyuk I. Energy management and optimization methods for grid energy storage systems // IEEE Access. – 2018. – Vol. 6. – P. 13231-13260.
19. Bova V.V., Kravchenko Y.A., Rodzin S.I., Kuliev E.V. Simulation of the semantic network of knowledge representation in intelligent assistant systems based on ontological approach // Communications in Computer and Information Science (см. в книгах). – 2021. – Vol. 1396 CCIS. – P. 241-252.
20. Кулиев Э.В., Кривенко М.П., Семенова М.М., Игнатъева С.В. Интеллектуальная подсистема поддержки принятия решений на основе биологически правдоподобных алгоритмов самоорганизации // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 4 (221). – С. 105-116.

REFERENCES

1. Kureychik V.V., Kureychik V.M., Rodzin S.I. Teoriya evolyutsionnykh vychisleniy [Theory of evolutionary calculations]. Moscow: Fizmatlit, 2012, 260 p.
2. Kureychik V.M., Kureychik V.V. Geneticheskiy algoritm razbiyeniya grafa [Genetic algorithm of graph partitioning], *Izvestiya Rossiyskoy akademii nauk. Teoriya i sistemy upravleniya* [Proceedings of the Russian Academy of Sciences. Theory and control systems], 1999, No. 4, pp. 79-87.
3. Kureychik V.M., Lebedev B.K., Lebedev O.K. Poiskovaya adaptatsiya: teoriya i praktika [Search adaptation: theory and practice]. Moscow: Fizmatlit, 2006, 272 p. ISBN 5-9221-0749-6.
4. Koshevoy N.D., Koshevaya I.I., Bel'mega A.V. Optimizatsiya kompozitsionnykh planov vtorogo poriyadka s ispol'zovaniyem zhadnogo algoritma i algoritma imitatsii otzhiga [Optimization of second-order composite plans using a greedy algorithm and an annealing simulation algorithm], *International Scientific and Practical Conference World science*, 2016, Vol. 1, No. 10 (14), pp. 11-16
5. Sukhov I.V. Analiz algoritma imitatsii otzhiga v reshenii zadachi kommvoyazhora [Analysis of the algorithm of simulated annealing in solving the traveling salesman problem], *Akademiya pedagogicheskikh idey Novatsiya. Seriya: Nauchnyy poisk* [Academy of Pedagogical Ideas Novation. Series: Scientific search], 2019, No. 6, pp. 16-19.
6. Boroznov V.O. Issledovaniye resheniya zadachi kommvoyazhera [Investigation of the solution of the traveling salesman problem], *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika i informatika* [Bulletin of the Astrakhan State Technical University. Management, computer engineering and computer science], 2009, pp. 147-151.
7. Kureychik V.M., Kureychik V.V. Geneticheskiy algoritm razbiyeniya grafa [Genetic algorithm of graph partitioning], *Izvestiya Rossiyskoy akademii nauk. Teoriya i sistemy upravleniya* [Proceedings of the Russian Academy of Sciences. Theory and control systems], 1999, No. 4, pp. 79-87.
8. Kravchenko Yu.A., Mansur A.M., Mokhammad Zh.Kh. Vektorizatsiya teksta s ispol'zovaniyem metodov intellektual'nogo analiza dannykh [Text vectorization using data mining methods], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskiye nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2021, No. 2 (219), pp. 154-167.
9. Wang W., Liu L., Liu J., and Chen Z. Energy management and optimization of vehicle-to-grid systems for wind power integration, *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2020, Vol. 7, No. 1, pp. 172-180,
10. Wu W., Wu W., and Wang S. Thermal management optimization of a prismatic battery with shape-stabilized phase change material, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2018, Vol. 121, pp. 967-977.
11. Kureychik V.M., Lebedev B.K., Lebedev O.K. Poiskovaya adaptatsiya: teoriya i praktika [Search adaptation: theory and practice]. Moscow: Fizmatlit, 2006, 272 p. ISBN 5-9221-0749-6.

12. *Kuliev E.V., Lezhebokov A.A., Kravchenko Yu.A.* Royevoy algoritm poiskovoy optimizatsii na osnove modelirovaniya povedeniya letuchikh myshey [Swarm search engine optimization algorithm based on bat behavior modeling], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskiye nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2016, No. 7 (180), pp. 53-62.
13. *Kripak Ye.M., Timofeyev D.N.* Optimizatsiya ispol'zovaniya chelovecheskikh resursov predpriyatiya na osnove resheniya zadachi o naznachenii s primeneniem nechetko-mnozhestvennogo modelirovaniya [Optimization of the use of human resources of the enterprise based on the solution of the assignment problem using fuzzy-multiple modeling], *Ekonomika i predprinimatel'stvo* [Economics and entrepreneurship], 2014, No. 4-2 (45), pp. 743-747
14. *Kureychik V.M., Kureychik V.V., Rodzin S.I.* Modeli parallelizma evolyutsionnykh vychisleniy [Models of parallelism of evolutionary computations], *Vestnik Rostovskogo gosudarstvennogo universiteta putey soobshcheniya* [Bulletin of the Rostov State University of Railways], 2011, No. 3 (43), pp. 93-97.
15. *Kuliev E.V., Zaporozhets D.Yu., Kravchenko Yu.A., Semenova M.M.* Resheniye zadachi intellektual'nogo analiza dannykh na osnove bioinspirirovannogo algoritma [Solving the problem of data mining based on a bioinspired algorithm], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskiye nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2021, No. 6 (223), pp. 89-99.
16. *Kravchenko Yu.A., Mansur Ali Makhmud, Mokhammad Zhuman Khussayn.* Modifitsirovannyi metod ustraneniya neodnoznachnosti smysla slov, osnovannyi na metodakh raspredelenogo predstavleniya [A modified method for eliminating the ambiguity of the meaning of words based on distributed representation methods], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskiye nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2021, No. 3 (220), pp. 92-101.
17. *Bray M., Wang W., Rees M.A. et al.* KPDGUI: an interactive application for optimization and management of a virtual kidney paired donation program, *Computers in Biology and Medicine*, 2019, Vol. 108, pp. 345-353.
18. *Byrne R.H., Nguyen T.A., Copp D.A., Chalamala B.R., and Gyuk I.* Energy management and optimization methods for grid energy storage systems, *IEEE Access*, 2018, Vol. 6, pp. 13231-13260.
19. *Bova V.V., Kravchenko Yu.A., Rodzin S.I., Kuliev E.V.* Simulation of the semantic network of knowledge representation in intelligent assistant systems based on ontological approach, *Communications in Computer and Information Science (sm. v knigakh)*, 2021, Vol. 1396 CCIS, pp. 241-252.
20. *Kuliev E.V., Krivenko M.P., Semenova M.M., Ignat'yeva S.V.* Intellektual'naya podsistema podderzhki prinyatiya resheniy na osnove biologicheskii pravdopodobnykh algoritmov samoorganizatsii [Intelligent decision support subsystem based on biologically plausible self-organization algorithms], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskiye nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2021, No. 4 (221), pp. 105-116.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н., доцент С.Г. Буланов.

Кулиев Эльмар Валерьевич – Южный федеральный университет; e-mail: ekuliev@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия, тел.: 88634371651; кафедра систем автоматизированного проектирования; доцент.

Котельва Ангелина Васильевна – e-mail: kotelva@sfedu.ru; тел.: 88634371651; студент.

Семенова Марина Максимовна – e-mail: bogomolova@sfedu.ru; тел.: 89185512464; студент.

Игнатьева Сабина Валерьевна – e-mail: signateva@sfedu.ru; тел.: 88634371651; студент.

Кухаренко Анатолий Павлович – e-mail: apkuharenko@sfedu.ru; кафедра интеллектуальных и многопроцессорных систем; к.т.н.; доцент.

Kuliev Elmar Valerievich – Southern Federal University; e-mail: ekuliev@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +78634371651; the department of computer aided design; associate professor.

Kotelva Angelina Vasilevna – e-mail: kotelva@sfedu.ru; phone: +78634371651; student

Semenova Marina Maksimovna – e-mail: bogomolova@sfedu.ru; phone: +79185512464; student.

Ignateva Sabina Valerievna – e-mail: signateva@sfedu.ru; phone: +78634371651; student.

Kukharenko Anatoliy Pavlovich – e-mail: apkuharenko@sfedu.ru; the department of intelligent and multiprocessor systems; cand. of eng. sc.; associate professor.