

УДК 681.3

DOI: [10.26102/2310-6018/2026.60.9.020](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.60.9.020)

Оптимизация принятия решений с использованием параметрического моделирования в сложной системе с альтернативными связями объектов

О.Н. Чопоров¹, Е.А. Шевырева²✉

¹*Воронежский государственный медицинский университет им. Н.Н. Бурденко, Воронеж,
Российская Федерация*

²*Воронежский институт высоких технологий, Воронеж, Российская Федерация*

Резюме. Статья посвящена исследованию процесса принятия управленческого решения в организационной системе с альтернативными поставками на основе параметрического оптимизационного моделирования. Показано, что данная система характеризуется связанностью объектов основной деятельности среды и объектов-поставщиков, и различие в показателях эффективности последних приводит к разнообразию взаимодействия двух групп объектов. Выбор наилучшего варианта взаимодействия определяет необходимость оптимизационного подхода. Поскольку получение управленческого решения на основе многоальтернативной оптимизации требует многовариантного выбора с привлечением экспертной информации, результат носит субъективный характер. Для организации процесса принятия решения более эффективным методом оптимизационного моделирования является параметрическая оптимизация, которая в свою очередь требует предварительной параметрической идентификации зависимостей экстремального и граничных требований от оптимизируемых переменных на основе ретроспективных данных цифрового мониторинга. С целью перехода к алгоритмизации процесса поиска решения задачи оптимизации с ограничениями осуществлен переход к эквивалентной оптимизируемой функции с дополнительными переменными, регулирующими выполнение граничных условий. Предложен комбинированный алгоритм, использующий аналог движения в направлении градиента эквивалентной функции путем случайного поиска на заданном интервале оптимизируемых переменных и объектный градиентный поиск в пространстве дополнительных переменных при условии их неотрицательности. Результатом поиска является оптимальный вариант характеристик поставщика. Сравнение показателей претендентов поставщиков и оптимального решения осуществляется на основе визуально-экспертного оценивания. С этой целью осуществляется визуализация многомерного пространства характеристик на плоскость с сохранением расположения точек, соответствующих анализируемым объектам, что позволяет определить поставщика, ближайшего по расположению к точке, отражающей координаты оптимального решения.

Ключевые слова: организационная система, альтернативные поставки, управление поставками, параметрическая идентификация, параметрическая оптимизация.

Для цитирования: Чопоров О.Н., Шевырева Е.А. Оптимизация принятия решений с использованием параметрического моделирования в сложной системе с альтернативными связями объектов. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(9). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2550> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.60.9.020

Optimization of decision-making using parametric modeling in a complex system with alternative interconnections between objects

O.N. Choporov¹, E.A. Shevyreva²✉

¹*Voronezh State Medical University named after N.N. Burdenko, Voronezh,
the Russian Federation*

²*Voronezh Institute of High Technologies, Voronezh, the Russian Federation*

Abstract. The article focuses on the study of the management decision-making process in an organizational system with alternative supplies, based on parametric optimization modeling. It is shown that this system is characterized by the interconnectedness of the objects in the primary operational environment and the supplier objects, and differences in the performance indicators of the latter lead to diversity in the interaction between the two groups of objects. Selecting the best interaction option necessitates an optimization approach. Since obtaining a management decision based on multi-alternative optimization requires multi-variant selection involving expert information, the result is subjective in nature. For organizing the decision-making process, a more effective optimization modeling method is parametric optimization, which in turn requires preliminary parametric identification of the dependencies of extreme and boundary requirements on the optimized variables, based on retrospective data from digital monitoring. In order to transition to algorithmization of the search for a solution to the constrained optimization problem, a shift is made to an equivalent optimizable function with additional variables that regulate the fulfillment of boundary conditions. A combined algorithm is proposed, which uses an analogue of movement in the direction of the gradient of the equivalent function through random search over a given interval of the optimized variables, as well as per-object gradient search in the space of additional variables, subject to their non-negativity. The result of the search is an optimal variant of supplier characteristics. A comparison of the indicators of potential suppliers with the optimal solution is carried out based on visual-expert evaluation. To this end, the multidimensional space of characteristics is visualized on a plane while preserving the spatial arrangement of points corresponding to the analyzed objects, which makes it possible to identify the supplier whose location is closest to the point representing the coordinates of the optimal solution.

Keywords: organizational system, alternative supplies, supply management, parametric identification, parametric optimization.

For citation: Choporov O.N., Shevyreva E.A. Optimization of decision-making using parametric modeling in a complex system with alternative interconnections between objects. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(9). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2550> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.60.9.020

Введение

При управлении в организационных системах существенным аспектом, влияющим на эффективность принятия решений, является структура взаимодействия управляющего центра с объектами [1]. Особенности такого взаимодействия проявляются в случае управления связанностью основной организации с поставщиками результатов деятельности внешних организаций. При этом возникает необходимость оптимального выбора на множестве альтернативных поставок [2]. Использование оптимизационного подхода становится более приемлемым в условиях цифровой трансформации бизнеса [3], поскольку появляется возможность накопления большего числа мониторинговых данных и осуществления цифровой оптимизации [4]. В [5] на уровне структурного моделирования показано, что подсистема интеллектуальной поддержки принятия управленческих решений в организационной системе с альтернативными поставками включает в себя два способа выбора наилучшего по множеству показателей варианта: многоальтернативную и параметрическую оптимизацию. Многоальтернативная оптимизация связана с принятием решений на нумерационных множествах, к которым привязаны значения показателей, поэтому результаты поиска приводят нескольким доминирующим вариантам, среди которых окончательный выбирается на основе экспертного оценивания [6]. Наличие ретроспективной мониторинговой информации позволяет получить на основе параметрической идентификации модель зависимостей экстремальных и граничных требований в задаче оптимизации от оптимизируемых переменных [7], что определяет возможность параметрической оптимизации с получением единственного решения [8]. В связи с чем требуется выбор разноплановых цифровых технологий при управлении данным классом организационных систем [9]. Объединение технологий параметрической идентификации и оптимизации

осуществляется в рамках интеллектуальной оптимизации [10], когда в процессе машинного обучения по ретроспективным данным одновременно выявляются зависимости экстремальных и граничных требований от оптимизируемых переменных и реализуется поиск оптимального решения. С целью учета особенностей параметризации в задаче управления организационной системой с альтернативными поставками требуется разработка проблемно ориентированной процедуры принятия управленческого решения, что и является целью настоящей статьи. Для достижения указанной цели необходимо решить следующие задачи:

- сформировать на основе результатов параметрической идентификации оптимизационную модель, учитывающую особенности управления в организационной системе с альтернативными поставками;
- алгоритмизировать процесс принятия управленческих решений на основе параметрического оптимизационного моделирования.

Материалы и методы

Для принятия решения на основе параметрической оптимизационной модели архивная информация, используемая при параметрической идентификации, должна отражать многолетние наблюдения функционирования организационной системы с альтернативными поставками для большего разнообразия завершённых результатов деятельности.

Цифровой мониторинг поставок для организационной системы позволяет сформировать выборки архивной информации

$$m_{ni}, f_{jmn_i}, V_{mn_i}, C_{mni},$$

где $m_{ni} = \overline{1, M_{ni}}$ – нумерационное множество поставщиков n -й ($n = \overline{1, N}$) номенклатурной единицы для i -го ($i = \overline{1, I}$) объекта организационной системы; f_{jmn_i} – значение j -го ($j = \overline{1, J}$) показателя для поставщика m_{ni} ; V_{mn_i} – потребность i -го объекта в поставках n -й номенклатурной единицы от m -го поставщика; C_{mni} – стоимость поставки i -му объекту n -й номенклатурной единицы от m -го поставщика.

Для объектов в различные периоды выполнения полного цикла деятельностного процесса, аналогичных i -му объекту, эти выборки используются для машинного обучения параметрических моделей и моделей, определяющих объёмы поставок и сроки выполнения цикла работ в зависимости от характеристик поставщика [7]:

$$V_i^o = V_i(f_{jmn_i}), i = \overline{1, I}; T_i = \tau_i(f_{jmn_i}), i = \overline{1, I},$$

где T_i – период выполнения деятельностного процесса i -го объекта.

В этом случае осуществляется переход от задачи многоальтернативной оптимизации

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^I \sum_{j=2}^6 a_j \varphi_{ji} (f_j(x_{m_{ni}})) &\rightarrow \max, j = \overline{1, J}, \\ \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N C_{mni} x_{mn_i} &\leq C_i^{\text{гп}}, i = \overline{1, I}, \\ \sum_{m_{ni}=1}^{M_{ni}} x_{mn_i} &= 1, n_i = \overline{1, N_i}, \\ x_{m_{ni}} &= \begin{cases} 1, \text{ если поставку } i\text{-му объекту } n\text{-й номенклатурной единицы} \\ \quad \text{осуществляет } m\text{-й поставщик,} \\ 0, \text{ в противном случае,} \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

$i = \overline{1, I}$, $n = \overline{1, N}$, $m = \overline{1, M}$, где a_j – весовые коэффициенты средневзвешенной свертки $0 \leq a_j \leq 1$, $j = \overline{1, J}$, $\sum_{j=1}^J a_j = 1$, к задаче параметрической оптимизации, в которой величины f_{jmn_i} , $j = \overline{1, J}$, $i = \overline{1, I}$, $n_i = \overline{1, N_i}$, $m = \overline{1, M}$ рассматриваются в качестве оптимизируемых переменных:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^I \sum_{j=2}^6 a_j \varphi_{ji}(f_{jmn_i}) &\rightarrow \max, j = \overline{1, J}, \\ \sum_{m=1}^M \sum_{n_i=1}^{N_i} \bar{C}_{mn_i}(f_{jmn_i}) &\leq C_i^{\text{rp}}, i = \overline{1, I}, \\ \tau_i(f_{jmn_i}) &\leq T_i^{\text{пл}}, i = \overline{1, I}, \end{aligned} \quad (2)$$

$$f_j^{\min} \leq f_{jmn_i} \leq f_j^{\max}, j = \overline{1, J}, i = \overline{1, I}, n_i = \overline{1, N_i}, m = \overline{1, M},$$

где $f_j^{\min}$, $f_j^{\max}$ – устанавливаются на основе архивной информации на множестве поставщиков $m = \overline{1, M}$, $\bar{C}_{mn_i}$ – среднее значение стоимости n_i -й номенклатурной единицы по архивным данным, $T_i^{\text{пл}}$ – плановый период выполнения деятельностного процесса i -го объекта.

Переход обусловлен заменой бинарных переменных x_{mni} , принимающих значения 0 или 1, на непрерывные оптимизируемые переменные f_{jmn_i} , характеризующие показатели уровня поставщика. Такая замена позволяет перейти от переборной задачи на нумерационном множестве к задаче нелинейного программирования и получить единственное решение.

Задача оптимизации (2) относится к классу задач нелинейного программирования. В случае перехода от постановки (2) к эквивалентной функции

$$\begin{aligned} F_2(f_{jmn_i}; y_{1i}; y_{2i}) &= \sum_{i=1}^I \sum_{j=2}^6 a_j \varphi_{ji}(f_{jmn_i}) + \\ &+ \sum_{i=1}^I y_{1i} \left(C_i^{\text{rp}} - \sum_{m=1}^M \sum_{n_i=1}^{N_i} C_{mn_i} V(f_{jmn_i}) \right) + y_{2i} \left(T_i^{\text{пл}} - \tau_i(f_{jmn_i}) \right) \end{aligned} \quad (3)$$

эффективным для ее решения является градиентный алгоритм поиска [8] по оптимизируемым переменным f_{jmn_i} и переменным, регулирующим выполнение граничных условий, y_{1i} , y_{2i} .

Результаты и обсуждение

Предлагается использовать комбинированный алгоритм, направленный на поиск f_{jmn_i} в рамках интервалов $f_{jmn_i}^{\min}$, $f_{jmn_i}^{\max}$, установленных на основе архивных данных и значений $y_{1i} \geq 0$, $i = \overline{1, I}$; $y_{2i} \geq 0$, $i = \overline{1, I}$. В первом случае используем аналог движения в направлении градиента функции (3) путем случайного поиска на заданном интервале, во втором – обычный градиентный поиск [8].

Первая часть алгоритма основана на рандомизации оптимизируемых переменных, то есть замене f_{jmn_i} на случайную величину $\tilde{f}_{jmn_i}$, имеющую равномерное распределение на интервале $[f_j^{\min}, f_j^{\max}]$. Тогда на первой итерации $k = 1$ значения оптимизируемых переменных выбираются случайным образом:

$$f_{jmn_i}^1 = (f_j^{\max} - f_j^{\min})\tilde{\epsilon}. \quad (4)$$

Дальнейшая коррекция (4) на итерациях $k > 1$ осуществляется в направлении градиента математического ожидания функции (3) при случайных реализациях f_{jmn_i} с использованием следующего преобразования [6].

При среднем значении интервала изменение параметра $\hat{f}_{jmn_i}$ и отклонения от среднего Δf_{jmn_i} рандомизация характеризуется плотностью распределения [6]:

$$(\tilde{f}_{jmn_i}, \hat{f}_{jmn_i}, \Delta f_{jmn_i}) = \frac{1}{2} [\delta(\hat{f}_{jmn_i} + \Delta f_{jmn_i}) - \delta(\hat{f}_{jmn_i} - \Delta f_{jmn_i})], \quad (5)$$

где $\delta(\cdot)$ – δ -функция.

Тогда вместо (3) в качестве оптимизируемой функции рассмотрим ее математическое ожидание при плотности распределения параметра $\tilde{f}_{jmn_i}$ (5), заданного на интервале (4):

$$m(F_2(\tilde{f}_{jmn_i}, y_{1i}, y_{2i})) = \frac{1}{2} \int_{f_{jmn_i}^{min}}^{f_{jmn_i}^{max}} F_2(\tilde{f}_{jmn_i}, y_{1i}, y_{2i}) \times \\ \times [\delta(\hat{f}_{jmn_i} + \Delta f_{jmn_i}) - \delta(\hat{f}_{jmn_i} - \Delta f_{jmn_i})]. \quad (6)$$

Рандомизированный поиск осуществим в направлении градиента, составляющими которого являются частные производные (6):

$$\frac{\partial m(F_2(\tilde{f}_{jmn_i}, y_{1i}, y_{2i}))}{\partial f_{jmn_i}} = \frac{F_2(\hat{f}_{jmn_i} + \Delta f_{jmn_i}) - F_2(\hat{f}_{jmn_i} - \Delta f_{jmn_i})}{2\Delta f_{jmn_i}}. \quad (7)$$

Пусть на k -й итерации имеем $f_{jmn_i}^k$, тогда на $(k + 1)$ -й итерации:

$$f_{jmn_i}^{k+1} = f_{jmn_i}^k + \alpha^{k+1} \frac{F_2(\hat{f}_{jmn_i} + \Delta f_{jmn_i}^{k+1}) - F_2(\hat{f}_{jmn_i} - \Delta f_{jmn_i}^{k+1})}{2\Delta f_{jmn_i}^{k+1}},$$

где α^{k+1} – величина шага движения в направлении градиента на $(k + 1)$ -й итерации, которая выбирается совместно с $\Delta f_{jmn_i}^{k+1}$ исходя из:

$$\sum_{k=1}^{\infty} \frac{\alpha^k}{\Delta f_{jmn_i}^k} \rightarrow \infty; \sum_{k=1}^{\infty} (\alpha^k) = w < \infty.$$

Значения переменных y_{1i} , y_{2i} изменяются на k -м шаге в соответствии с обычным градиентным алгоритмом, учитывающим, что $y_{1i} \geq 0$, $y_{2i} \geq 0$, $i = \overline{1, I}$:

$$y_{1i}^{k+1} = \max\{0, y_{1i}^k - \gamma(C_i^{rp} - \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N C_{mni} V_i(f_{jmn_i}^k))\}, \\ y_{2i}^{k+1} = \max\{0, y_{2i}^k - \gamma(T_i^{пл} - \tau(f_{jmn_i}^k))\},$$

где γ – величина шага.

Правило останова итерационного поиска основывается на значениях частных производных (7) на K -й итерации:

$$\left[\sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M \left(\frac{\partial m(F_2(f_{jmn_i}^K, y_{1i}^K, y_{2i}^K))}{\partial f_{jmn_i}} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \leq \varepsilon, \quad (8)$$

где ε – малое число.

Если (8) выполняется, то переходят к выбору управленческого решения.

После останова итерационного процесса получаем значения характеристик поставщика $f_{jmn_i}^K$ для каждой номенклатурной единицы n_i . Если среди поставщиков, вошедших в множество перспективных вариантов $l = \overline{1, L}$ есть некоторый поставщик $m_{l_1 n_i}$, $l_1 \in \overline{1, L}$, для которого совпадают характеристики

$$f_{jmn_i}^K = f_{jm_{l_1} n_i},$$

то в качестве оптимального варианта принимается вариант $m_{l_1 n_i}$:

$$m_{n_i}^* = m_{l_1 n_i}.$$

В противном случае сравнение осуществляется в пространстве показателей f_{jmn_i} для каждого поставщика $m_{n_i} = \overline{1, M_{n_i}}$. С этой целью осуществляется визуализация J -мерного пространства на плоскость [6] с сохранением расположения точек с координатами f_{jmn_i} и $f_{jmn_i}^K$. Эксперт с использованием наглядно-образных механизмов интуиции рассматривает варианты ближайших соседей к точке $f_{jmn_i}^K$ и принимает окончательное решение по выбору номера $m_{n_i}^*$ из числа ближайших соседей.

Структурная схема алгоритмической процедуры принятия окончательного управленческого решения на основе параметрической оптимизации приведена на Рисунке 1.

В качестве объекта исследования рассмотрена организационная система с альтернативными поставками (ОСАП) ООО «ИНЖЕНЕРСЕРВИС» (г. Белгород), осуществляющая деятельность по производству электромонтажных работ. Управление поставками рассмотрено по двум объектам основной деятельности заказчика, каждый из которых включает собственный полный цикл работ ОСАП и потребляет широкую номенклатуру материально-технических ресурсов от внешних контрагентов.

Для проведения вычислительного эксперимента и проверки работоспособности предлагаемого комбинированного алгоритма параметрической оптимизации сформирована следующая конфигурация организационной системы:

- $i = 2$ – объекты основной деятельности (два производственных участка, обслуживающих различные группы промышленного заказчика);
- $n = 20$ – номенклатурные единицы материально-технических ресурсов, закупаемых объектами основной деятельности (кабельная продукция, провода, кабельные лотки, металлорукава, гофрированные трубы, соединительные и кабельные наконечники, маркировка, крепеж, электроустановочные изделия, распределительные коробки и т. д.);
- $m = 4$ – альтернативные поставщики по каждой номенклатурной единице, что дает общее число альтернатив по всем позициям $20 \times 4 = 80$ вариантов поставок;
- $j = 6$ – показатели уровня поставщика, по которым оценивается каждый контрагент;
- горизонт ретроспективных данных – 6 месяцев цифрового мониторинга поставок, что обеспечивает достаточный объем наблюдений для параметрической идентификации при относительно высокой частоте поставок по каждой номенклатурной позиции.

В соответствии с постановкой задачи (2) в качестве оптимизируемых переменных f_{jmn_i} приняты шесть показателей (цена ($j = 1$), качество ($j = 2$), надежность ($j = 3$), условия платежа ($j = 4$), возможность выполнения внеплановых поставок ($j = 5$), финансовое состояние поставщика ($j = 6$), показатели 2–6 измеряются в долях от единицы (д. е.) в диапазоне от 0 до 1, где: 0 – минимальное (наихудшее) значение показателя; 1 – максимальное (наилучшее) значение показателя), характеризующих каждого m -го поставщика по n -й номенклатурной единице для i -го объекта.

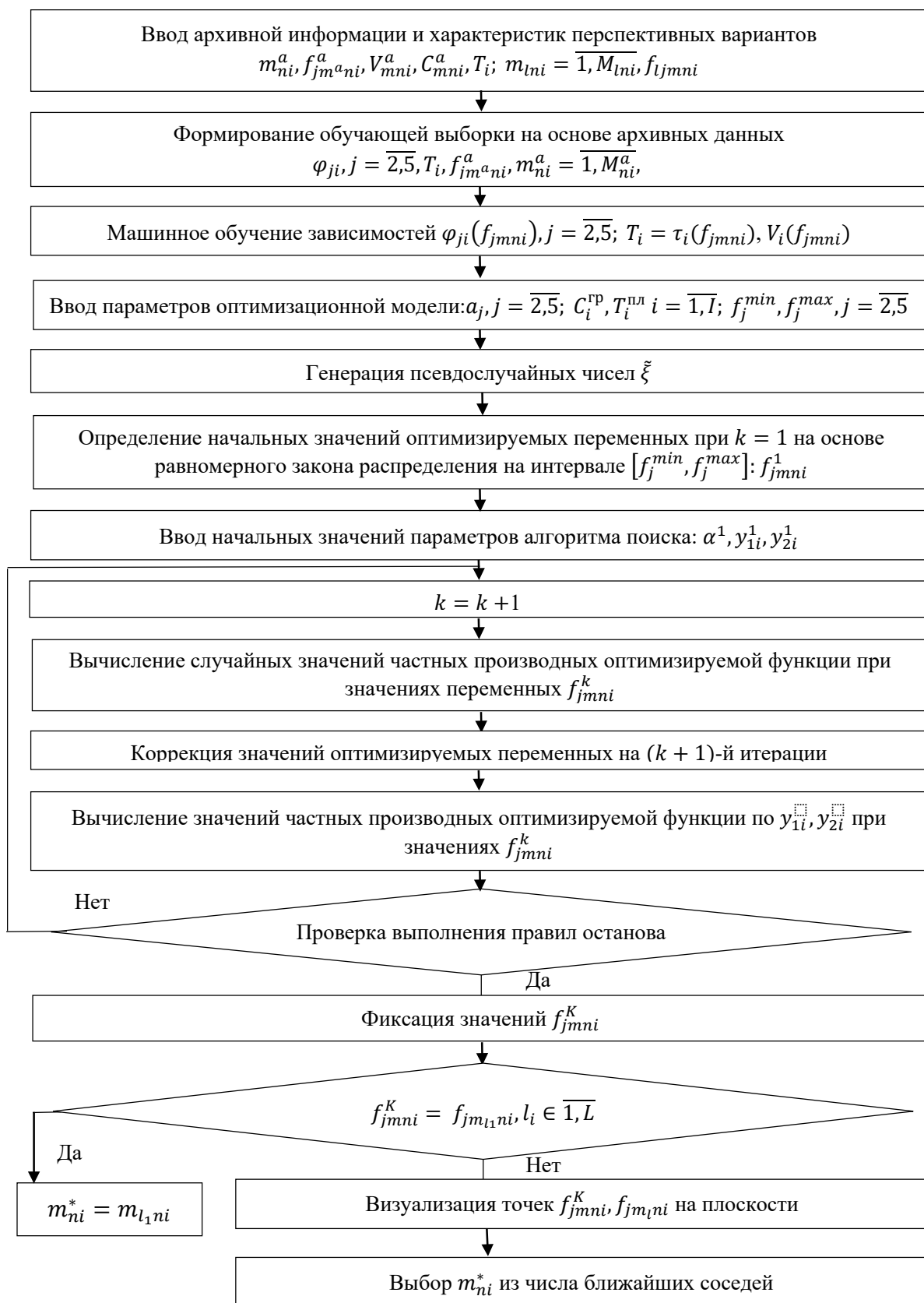


Рисунок 1 – Структурная схема алгоритмической процедуры принятия окончательного управленческого решения по выбору поставщиков объектам организационной системы
Figure 1 – Block diagram of the algorithmic procedure for making the final management decision on supplier selection for the entities of an organizational system

На основе данных цифрового мониторинга поставок за 6 месяцев сформированы выборки архивной информации: $m_{ni} = \overline{1, M_{ni}}$ – нумерационное множество поставщиков n -й номенклатурной единицы для i -го объекта ($M_{ni} = 4$); f_{jmn_i} – значение j -го ($j = \overline{1, 6}$) показателя для поставщика m_{ni} ; V_{mn_i} – потребность i -го объекта в поставках n -й номенклатурной единицы от m -го поставщика; C_{mni} – стоимость поставки i -му объекту n -й номенклатурной единицы от m -го поставщика.

Рассмотрим фрагмент сформированной выборки исходных данных по одной номенклатурной единице («Кабель ВВГнг-LS 3×2,5») для первого объекта деятельности ($i = 1$). По данной позиции в качестве альтернативных контрагентов выступают четыре поставщика, а потребность первого объекта в этой номенклатурной единице составляет 1 200 м.

По поставщику m_1 зафиксированы следующие значения показателей: цена – 124,59 руб./м, качество – 0,92 д. е., надежность – 0,96 д. е., условия платежа – 0,88 д. е., возможность выполнения внеплановых поставок – 0,81 д. е., финансовое состояние – 0,78 д. е.; стоимость поставки при этом составляет 149 508 руб.

Поставщик m_2 характеризуется ценой 118,50 руб./м, качеством 0,87 д. е., надежностью 0,91 д. е., условиями платежа 0,84 д. е., возможностью выполнения внеплановых поставок 0,74 д. е. и финансовым состоянием 0,82 д. е.; стоимость поставки – 142 200 руб.

Поставщик m_3 предлагает цену 131,00 руб./м при качестве 0,95 д. е., надежности 0,98 д. е., условиях платежа 0,91 д. е., возможности выполнения внеплановых поставок 0,86 д. е. и финансовом состоянии 0,89 д. е.; стоимость поставки – 157 200 руб.

Наконец, поставщик m_4 имеет цену 112,00 руб./м, качество 0,81 д. е., надежность 0,88 д. е., условия платежа 0,79 д. е., возможность выполнения внеплановых поставок 0,69 д. е. и финансовое состояние 0,71 д. е.; стоимость поставки – 134 400 руб.

Показатели качества, надежности, условий платежа, возможности выполнения внеплановых поставок и финансового состояния приведены в нормированном безразмерном виде в диапазоне $[0; 1]$. Показатель цены выражен в рублях за метр и в дальнейшем при оптимизации приводится к нормированному виду.

Уже на уровне одной номенклатурной единицы наблюдается характерная для ОСАП ситуация разнонаправленности показателей. Поставщик m_3 демонстрирует наилучшие значения по большинству качественных показателей, однако именно у него зафиксирована максимальная цена и, как следствие, максимальная стоимость поставки. Поставщик m_4 , напротив, предлагает минимальную цену и минимальную стоимость поставки, но уступает остальным контрагентам по всем качественным показателям. Поставщики m_1 и m_2 занимают промежуточное положение. Таким образом, уже на примере одной номенклатурной единицы видно, что поставщик, лучший по цене, не является лучшим по качеству и надежности, и наоборот. Это подтверждает необходимость применения оптимизационного подхода и, в частности, параметрической оптимизации, позволяющей найти компромиссный вариант с учетом весовых коэффициентов значимости показателей и граничных условий по бюджету и срокам.

Аналогичные выборки сформированы по всем 20 номенклатурным единицам материально-технических ресурсов и обоим объектам деятельности, что в совокупности дает $2 \times 20 \times 4 = 160$ наблюдений показателей поставщиков, а с учетом помесечной разбивки за 6 месяцев – 960 записей, используемых для параметрической идентификации.

Для постановки задачи параметрической оптимизации (2) заданы следующие граничные условия. Предельный бюджет поставок материально-технических ресурсов для первого объекта деятельности составляет 2 850 000 руб., для второго объекта –

2 430 000 руб. Плановый период выполнения полного цикла электромонтажных работ составляет 180 дней для первого объекта и 165 дней для второго объекта. Интервалы допустимых значений показателей, установленные на основе архивной информации по множеству поставщиков, имеют следующий вид: по цене – от 98,00 до 145,00 руб./м; по качеству – от 0,75 до 0,99 д. е.; по надежности – от 0,78 до 0,99 д. е.; по условиям платежа – от 0,75 до 0,95 д. е.; по возможности выполнения внеплановых поставок – от 0,65 до 0,92 д. е.; по финансовому состоянию – от 0,68 до 0,95 д. е. Весовые коэффициенты средневзвешенной свертки (1) приняты на основе экспертного оценивания значимости показателей для ООО «ИНЖЕНЕРСЕРВИС» и составили: по цене – 0,25; по качеству – 0,20; по надежности – 0,20; по условиям платежа – 0,15; по возможности выполнения внеплановых поставок – 0,10; по финансовому состоянию поставщика – 0,10. Сумма весовых коэффициентов равна единице, что соответствует условию нормировки.

Выбранная конфигурация (два объекта деятельности, двадцать номенклатурных единиц, четыре альтернативных поставщика, шесть показателей, горизонт шесть месяцев) обусловлена следующими соображениями. Двухобъектная структура отражает реальную организационную структуру ООО «ИНЖЕНЕРСЕРВИС» и позволяет проверить работоспособность алгоритма при наличии нескольких центров потребления материально-технических ресурсов. Двадцать номенклатурных единиц обеспечивают достаточное разнообразие показателей поставщиков для проверки устойчивости параметрической идентификации. Четыре альтернативных поставщика на каждую позицию представляют собой минимально необходимое число для демонстрации преимущества оптимизационного подхода над простым перебором. Шесть показателей соответствуют типовой системе КРІ поставщиков, применяемой в практике закупочной деятельности предприятий электромонтажного профиля. Горизонт шесть месяцев выбран исходя из доступного объема ретроспективных данных цифрового мониторинга ООО «ИНЖЕНЕРСЕРВИС» и обеспечивает достаточную статистику для обучения параметрических моделей.

Таким образом, сформированный тестовый пример является репрезентативным для класса организационных систем с альтернативными поставками и позволяет провести полноценную верификацию предлагаемого комбинированного алгоритма параметрической оптимизации.

На основе сформированных выборок архивной информации проведена параметрическая идентификация зависимостей объема поставок и периода выполнения полного цикла электромонтажных работ от показателей уровня поставщиков. В соответствии с подходом, апробированным в [7], для обучения моделей использованы искусственные нейронные сети прямого распространения. Выборка разделена на обучающую (70 %) и тестовую (30 %) части.

Качество обученных моделей оценивалось с помощью коэффициента детерминации R^2 (доля объясненной дисперсии) и средней абсолютной ошибки в процентах MAPE. Получены следующие результаты: модель объема поставок $V_i(f_{jmn_i})$ показала $R^2 = 0,91$ на обучающей выборке и $R^2 = 0,88$ на тестовой, MAPE составила 7,4 %. Модель периода выполнения работ $\tau_i(f_{jmn_i})$ показала $R^2 = 0,89$ и $R^2 = 0,86$ соответственно, MAPE = 8,1 %. Модель средней стоимости поставки $\bar{c}_{mn_i}(f_{jmn_i})$ показала $R^2 = 0,94$ и $R^2 = 0,91$, MAPE = 5,2 %.

Анализ чувствительности моделей показал, что наибольший вклад в зависимости вносят цена (f_1), надежность (f_3) и качество (f_2). Полученные модели признаны адекватными и использованы далее в задаче параметрической оптимизации (2).

Поиск оптимального решения осуществлялся комбинированным алгоритмом, описанным выше. Начальные значения оптимизируемых переменных $f_{jmn_i}^1$ выбирались случайным образом по формуле (4) в интервалах, установленных на основе архивной информации. Начальные значения дополнительных переменных приняты нулевыми: $y_{1i}^0 = 0$, $y_{2i}^0 = 0$. Параметры алгоритма заданы следующими: величина шага в направлении градиента $\alpha = 0,1$; величина шага для дополнительных переменных $\gamma = 0,05$; приращение для рандомизированного поиска $\Delta f = 0,01$; порог останова $\varepsilon = 0,001$.

В процессе итерационного поиска значение эквивалентной функции F_2 монотонно возрастало, а норма частных производных (8) убывала. Условие останова (8) выполнено на 47-й итерации, при этом норма градиента снизилась с 0,82 на первой итерации до 0,0009 на 47-й (Рисунок 2).

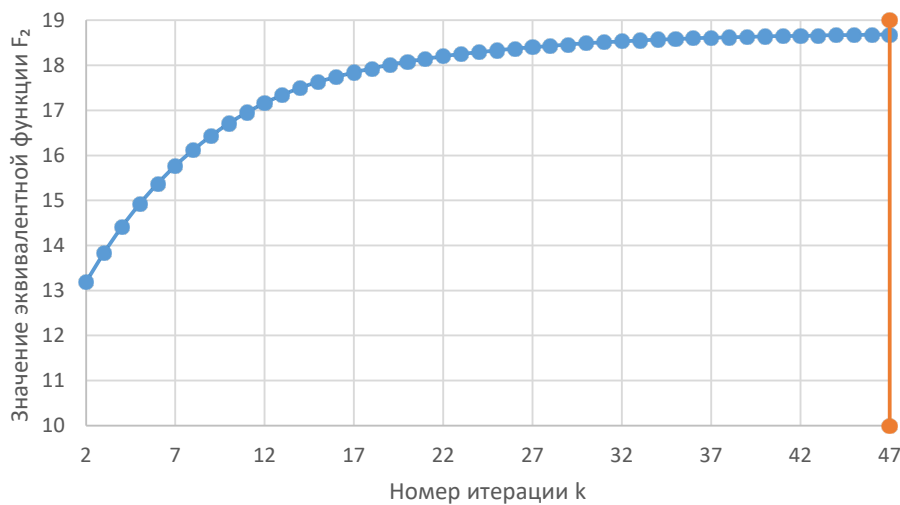


Рисунок 2 – Зависимость значения эквивалентной функции F_2 от номера итерации k
Figure 2 – Dependence of the value of the equivalent function F_2 on the iteration number k

На Рисунке 3 приведена зависимость нормы градиента от номера итерации. Кривая монотонно убывает и достигает значения 0,0009 на 47-й итерации, что удовлетворяет условию останова (8) при $\varepsilon = 0,001$.

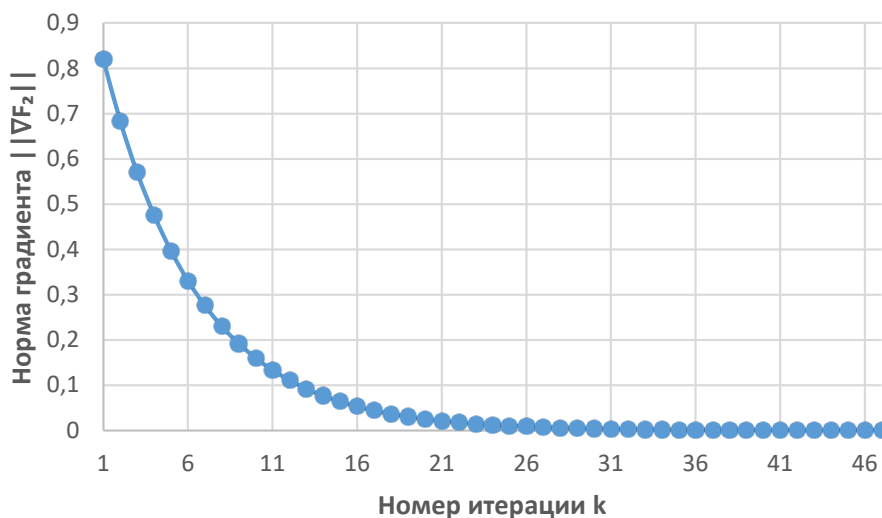


Рисунок 3 – Зависимость нормы градиента от номера итерации k
Figure 3 – Dependence of the gradient norm on the iteration number k

Значения дополнительных переменных y_{1i} и y_{2i} стабилизировались на уровне, обеспечивающем выполнение граничных условий. В результате поиска получены следующие оптимальные характеристики поставщика по номенклатурной единице «Кабель ВВГнг-LS 3×2,5» для первого объекта деятельности: цена – 119,80 руб./м; качество – 0,93 д. е.; надежность – 0,97 д. е.; условия платежа – 0,89 д. е.; возможность выполнения внеплановых поставок – 0,83 д. е.; финансовое состояние – 0,86 д. е.

Проверка выполнения ограничений показала, что найденное решение удовлетворяет предельному бюджету поставок для первого объекта (2 850 000 руб.) и плановому периоду выполнения полного цикла электромонтажных работ (180 дней). Суммарная стоимость поставок по рассматриваемой номенклатурной единице при оптимальных характеристиках составила 2 780 000 руб., что не превышает установленного лимита, а период выполнения работ составил 172 дня, что укладывается в плановый срок.

Для оценки эффективности предлагаемого комбинированного алгоритма проведено его сравнение с методом штрафных функций и с исходной многоальтернативной оптимизацией (1). Сравнение выполнялось на том же тестовом примере при одинаковых начальных условиях и параметрах шага. Метод штрафных функций реализован для той же эквивалентной функции (3) с квадратичным штрафом за нарушение ограничений по бюджету и плановому периоду; параметр штрафа последовательно увеличивался от 10 до 10^4 по мере приближения к оптимуму. В имитационном эксперименте установлено, что предлагаемый комбинированный алгоритм сходится за 47 итераций, метод штрафных функций – за 89 итераций, а многоальтернативная оптимизация требует полного перебора 80 вариантов. Достигнутое значение целевой функции у комбинированного алгоритма на 6,8 % выше, чем у метода штрафных функций, и на 11,3 % выше, чем у лучшего варианта при многоальтернативной оптимизации. При этом комбинированный алгоритм дает единственное решение, тогда как многоальтернативная оптимизация – несколько доминирующих вариантов, окончательный выбор среди которых требует привлечения экспертной информации.

Таким образом, предлагаемый алгоритм обеспечивает лучшее значение целевой функции при умеренном числе итераций и снижает субъективность выбора поставщика.

После получения оптимального решения $f_{jmn_i}^K$ выполнено его сопоставление с показателями реальных поставщиков $m_1 - m_4$ по рассматриваемой номенклатурной единице «Кабель ВВГнг-LS 3×2,5». Поскольку пространство показателей является шестимерным, для наглядного сравнения выполнена визуализация многомерного пространства на плоскость с сохранением взаимного расположения точек, соответствующих анализируемым объектам.

На полученной проекции точке с координатами $f_{jmn_i}^K$ соответствует оптимальное решение задачи параметрической оптимизации, а точкам $m_1 - m_4$ – реальные поставщики. В имитационном эксперименте установлено, что ближайшим по расположению к точке оптимума оказался поставщик m_1 , характеристики которого наиболее близки к оптимальным: цена – 124,59 руб./м, качество – 0,92 д. е., надежность – 0,96 д. е., условия платежа – 0,88 д. е., возможность выполнения внеплановых поставок – 0,81 д. е., финансовое состояние – 0,78 д. е. Поставщик m_3 , несмотря на лучшие качественные показатели, оказался дальше от точки оптимума из-за максимальной цены; поставщик m_4 , напротив, удален из-за низких качественных показателей при минимальной цене.

Таким образом, на основе визуально-экспертного оценивания в качестве окончательного управленческого решения по рассматриваемой номенклатурной

единице выбран поставщик m_1 , обеспечивающий наилучший компромисс между ценой и качественными показателями с учетом весовых коэффициентов значимости и граничных условий по бюджету и срокам.

На Рисунке 4 приведена проекция многомерного пространства показателей на плоскость. Точке f^K соответствует оптимальное решение задачи параметрической оптимизации, точкам $m_1 - m_4$ – реальные поставщики. Ближайшим к точке оптимума оказался поставщик m_1 .

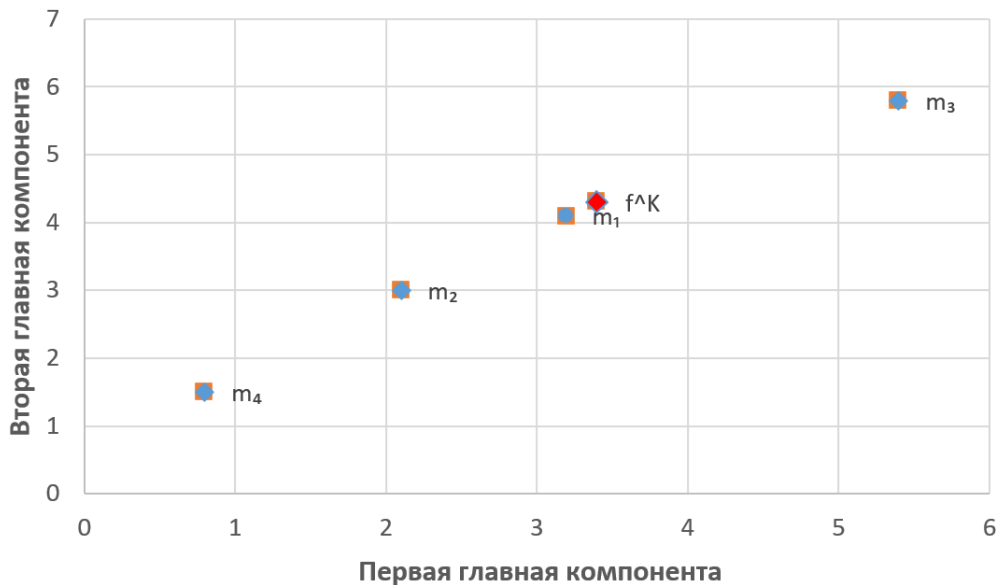


Рисунок 4 – Проекция многомерного пространства показателей на плоскость
Figure 4 – Projection of the multidimensional space of indicators onto a plane

Проведенный имитационный эксперимент на тестовом примере ООО «ИНЖЕНЕРСЕРВИС» подтвердил работоспособность предложенного комбинированного алгоритма параметрической оптимизации и его преимущества по сравнению с классическими подходами. Сравнение с методом штрафных функций показало, что предлагаемый алгоритм сходится за меньшее число итераций (47 против 89) и обеспечивает более высокое значение целевой функции (на 6,8 %). Сравнение с исходной многоальтернативной оптимизацией (1) показало, что параметрическая оптимизация дает единственное решение, тогда как многоальтернативный подход – несколько доминирующих вариантов, окончательный выбор среди которых требует привлечения экспертной информации.

Существенным преимуществом предложенного подхода является снижение субъективности управленческого решения. Если при многоальтернативной оптимизации окончательный выбор поставщика осуществляется экспертом на основе визуального сопоставления нескольких доминирующих вариантов, то при параметрической оптимизации оптимальное решение определяется однозначно – как результат решения задачи (2). Экспертное оценивание при этом сохраняется лишь на этапе визуализации многомерного пространства показателей и выбора ближайшего к точке оптимума поставщика, что снижает влияние человеческого фактора.

Чувствительность полученного решения к выбору весовых коэффициентов средневзвешенной свертки (1) оценивалась путем их варьирования в пределах $\pm 10\%$ от базовых значений. Установлено, что оптимальные характеристики поставщика изменяются незначительно, а номер выбранного поставщика m_1 сохраняется, что свидетельствует об устойчивости решения. Чувствительность к параметрам алгоритма

α , γ , ε также оказалась умеренной: изменение порога останова ε в пределах порядка не приводило к смене выбранного поставщика.

Ограничением предложенного подхода является требование достаточного объема ретроспективных данных цифрового мониторинга для параметрической идентификации. В рассмотренном тестовом примере горизонт 6 месяцев обеспечил 960 записей, что оказалось достаточно для обучения моделей с приемлемым качеством (R^2 не ниже 0,86 на тестовой выборке). При меньшем объеме данных качество идентификации может снизиться, что потребует увеличения горизонта наблюдений или применения дополнительных методов регуляризации.

Заключение

Более эффективным подходом к принятию управленческого решения в организационной системе с альтернативными поставками в отличие от многоальтернативной оптимизации является параметрическая оптимизация, позволяющая определить наилучший вариант в пространстве показателей уровня поставщика.

Параметрическая оптимизация базируется на методе параметрической идентификации, позволяющем обучить зависимости экстремального и граничных требований в задаче оптимизации от оптимизируемых переменных на основе многолетней архивной информации.

Процесс принятия управленческого решения с использованием параметрической оптимизации целесообразно осуществить в рамках следующих условий:

- перехода от задачи оптимизации с ограничениями к эквивалентной функции без ограничений с введения дополнительных переменных, регулирующих выполнение граничных требований;
- использования рандомизированного итерационного поиска по основным переменным и градиентного алгоритма по дополнительным переменным;
- визуализации пространства показателей уровня поставщиков на плоскость и определения варианта поставки, наиболее близкого к точке оптимального решения задачи параметрической оптимизации.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Новиков Д.А. *Теория управления организационными системами*. Москва: Физматлит; 2007. 583 с.
2. Гранин С.С., Мандель А.С. Оптимизация процесса управления запасами в цепи поставок при наличии альтернативных поставщиков. *Проблемы управления*. 2018;(6):24–28. <https://doi.org/10.25728/pu.2018.6.3>
Granin S.S., Mandel A.S. Optimization of inventory management process in a supply chain having alternative. *Control Sciences*. 2018;(6):24–28. (In Russ.). <https://doi.org/10.25728/pu.2018.6.3>
3. Вайл П., Ворнер С. *Цифровая трансформация бизнеса: Изменение бизнес-модели для организации нового поколения*. Москва: Альпина Паблишер; 2019. 257 с.
Weill P., Woerner S. *What's Your Digital Business Model?: Six Questions to Help You Build the Next-Generation Enterprise*. Moscow: Alpina Publisher; 2019. 257 p. (In Russ.).
4. Львович Я.Е., Львович И.Я., Чопоров О.Н. и др. *Оптимизация цифрового управления в организационных системах*. Воронеж: Научная книга; 2021. 191 с.
5. Шевырева Е.А. Структурное моделирование процесса управления в организационной системе с альтернативными поставками. *Моделирование*,

- оптимизация и информационные технологии. 2026;14(1). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.52.1.011>
- Shevyreva E.A. Structural modeling of management process in organizational system with alternative supplies. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(1). (In Russ.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.52.1.011>
6. Львович И.Я. *Принятие решений на основе оптимизационных моделей и экспертной информации*. Воронеж: Научная книга; 2023. 231 с.
 7. Порошин И.Е., Титов М.А. Использование искусственных нейронных сетей для параметрической идентификации объектов. *Молодой ученый*. 2020;(26):39–42.
 8. Хнаев О.А., Пчелинцев И.А. Параметрическая оптимизация систем. Методы решения экстремальных задач. *Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе*. 2012;(2):146–152.
 9. Корчагин С.Г., Рындин А.А., Рындин Н.А. *Управление в организационных системах на основе цифровых технологий*. Воронеж: Научная книга; 2025. 248 с.
 10. Донской В.И. Интеллектуальная оптимизация на основе машинного обучения: современное состояние и перспективы (обзор). *Таврический вестник информатики и математики*. 2020;(1):32–63.
Donskoy V.I. Intelligent optimization based on machine learning: state of art and perspectives (A survey). *Tavricheskii vestnik informatiki i matematiki*. 2020;(1):32–63. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Чопоров Олег Николаевич, доктор технических наук, профессор, проректор по цифровой трансформации, Воронежский государственный медицинский университет им. Н.Н. Бурденко, Воронеж, Российская Федерация.

e-mail: choporov_oleg@mail.ru

ORCID: [0000-0002-3176-499X](https://orcid.org/0000-0002-3176-499X)

Oleg N. Choporov, Doctor of Engineering Sciences, Professor, Vice-Rector for Digital Transformation, Voronezh State Medical University named after N.N. Burdenko, Voronezh, the Russian Federation.

Шевырева Елена Александровна, аспирант, Воронежский институт высоких технологий, Воронеж, Российская Федерация.

e-mail: koluch_ledi@mail.ru

Elena A. Shevyreva, Postgraduate, Voronezh Institute of High Technologies, Voronezh, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 29.06.2026; одобрена после рецензирования 17.09.2026; принята к публикации 25.09.2026.

The article was submitted 29.06.2026; approved after reviewing 17.09.2026; accepted for publication 25.09.2026.