

УДК 336.6:69.003:621.3

EDN: OOFPKQ

DOI: 10.65891/2949-1983-2026-22-2-22-28

АЛГОРИТМ ОПТИМИЗАЦИИ ДЕНЕЖНЫХ ПОТОКОВ ИНВЕСТИЦИОННО-СТРОИТЕЛЬНОГО ПРОЕКТА В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

ЗИНЕВИЧ Николай Николаевич, кандидат военных наук, доцент, доцент кафедры

Международной экономики, финансов и страхования

Образовательное учреждение профсоюзов высшего образования

«Академия труда и социальных отношений» (ОУП ВО «АТиСО»)

119454, Россия, Москва, niknikzinevich@gmail.com

ORCID: 0000-0003-0634-9257

AuthorID: 510757

КЛОК Роман Григорьевич, аспирант

Образовательное учреждение профсоюзов высшего образования

«Академия труда и социальных отношений» (ОУП ВО «АТиСО»)

119454, Россия, Москва

ORCID: 0009-0004-7011-4211

Аннотация. В статье представлен авторский алгоритм оптимизации денежных потоков инвестиционно-строительного проекта, функционирующий в условиях неопределенности внешней и внутренней среды. Актуальность обусловлена высокой волатильностью цен на кабельно-проводниковую продукцию и электрошитовое оборудование (до $\pm 60\%$ за квартал в 2022–2024 гг.), сбоями глобальных цепочек поставок импортных компонентов, ужесточением денежно-кредитной политики и необходимостью снижения кассовых разрывов, которые в среднем по отрасли электромонтажа достигают 10–15 % бюджета проекта. Научная новизна заключается в интеграции трех методов: машинное обучение (градиентный бустинг LightGBM и LSTM-сети) для прогнозирования стоимости кабеля, металлоконструкций и курсов валют; имитационное моделирование Монте-Карло (10 000 итераций) для оценки вероятностных распределений кассовых разрывов; генетический алгоритм оптимизации (популяция 200 особей, 50 поколений) для поиска субоптимального графика платежей. Апробация проведена на реальных данных ООО «Комплексные системные проекты» (специализация – электромонтажные работы для объектов промышленности и инфраструктуры) по проекту электроснабжения технопарка (18 месяцев, 1 450 транзакций, 53 контрагента, 12 видов ресурсов). Результаты: сокращение частоты кассовых разрывов с 33,3 % до 13,9 % недель (–19,4 п.п.), снижение потребности в краткосрочном заемном финансировании на 27 %, уменьшение валютного риска (CVaR) на 35 %, экономический эффект 2,12 млн руб. за 4 тестовых месяца. Предложенный алгоритм может быть внедрен в корпоративные финансовые ERP-системы электромонтажных организаций.

Ключевые слова: денежные потоки, инвестиционно-строительный проект, электромонтажные работы, неопределенность, машинное обучение, оптимизация, кассовые разрывы, градиентный бустинг, LSTM, симуляция Монте-Карло, генетический алгоритм, кабельная продукция, валютный риск.

© Зиневич Н.Н., Клок Р.Г., 2026

CASH FLOW OPTIMIZATION ALGORITHM FOR AN INVESTMENT AND CONSTRUCTION PROJECT UNDER UNCERTAINTY BASED ON MACHINE LEARNING

ZINEVICH Nikolai Nikolaevich, Candidate of Military Sciences, Associate Professor,

Associate Professor of the Department of World Economy and Finance

Educational Institution of Trade Unions of Higher Education «Academy of Labor and Social Relations» (EITU HE «ATiSO»)

119454, Russia, Moscow, niknikzinevich@gmail.com

KLOK Roman Grigorievich, Postgraduate Student

Educational Institution of Trade Unions of Higher Education «Academy of Labor and Social Relations» (EITU HE «ATiSO»)

119454, Russia, Moscow

Abstract. The article presents an original algorithm for optimizing cash flows of an investment and construction project operating under conditions of external and internal uncertainty. The relevance is due to high volatility of prices for cable and wire products and electrical panel equipment (up to $\pm 60\%$ per quarter in 2022–2024), disruptions in global supply chains of imported components, tightening monetary policy and the need to reduce cash gaps, which on average in the electrical installation industry reach 10–15 % of the project budget. The scientific novelty lies in the integration of three methods: machine learning (LightGBM gradient boosting and LSTM networks) for forecasting the cost of cable, metal structures and exchange rates; Monte Carlo simulation (10,000 iterations) for assessing probabilistic distributions of cash gaps; a genetic optimization algorithm (population 200, 50 generations) for finding a suboptimal payment schedule. The approbation was carried out on real data of Kompleksnye Sistemnye Proekty LLC (specializing in electrical installation works for industrial and infrastructure facilities) for the power supply project of a technopark (18 months, 1,450 transactions, 53 counterparties, 12 resource types). Results: reduction in the frequency of cash gaps from 33.3 % to 13.9 % of weeks (–19.4 p.p.), decrease in the need for short-term debt financing by 27 %, reduction in currency risk (CVaR) by 35 %, economic effect of RUB 2.12 million over 4 test months. The proposed algorithm can be implemented in corporate financial ERP systems of electrical installation organizations.

Keywords: cash flows, investment and construction project, electrical installation works, uncertainty, machine learning, optimization, cash gaps, gradient boosting, LSTM, Monte Carlo simulation, genetic algorithm, cable products, currency risk.

© Zinevich N.N., Klok R.G., 2026

ВВЕДЕНИЕ

Постановка проблемы в общем виде и ее связь с важными научными и практическими задачами позволяют опираться на сознание, что организации, выполняющие электромонтажные работы, являются неотъемлемым

звеном инвестиционно-строительных проектов (ИСП). Доля электромонтажа в общем бюджете современного строительного объекта (жилые комплексы, технопарки, центры обработки данных, промышленные предприятия) составляет от 8 % до 25 % в зависимости от класса

автоматизации [1]. При этом специфика электромонтажной деятельности создает уникальные риски управления денежными потоками, которые не в полной мере исследованы в экономической литературе.

ООО «Комплексные системные проекты» – организация, специализирующаяся на выполнении электромонтажных работ на объектах промышленной и гражданской инфраструктуры. В процессе своей деятельности компания сталкивается со следующими факторами неопределенности, характерными для отрасли:

1) Высокая волатильность цен на кабельно-проводниковую продукцию. В период 2022–2024 гг. цены на медь (основной компонент кабелей) выросли с 8 500 до 10 800 USD/т (+27 %), а на российском рынке кабельной продукции волатильность достигала ± 60 % за квартал из-за санкционных ограничений и переориентации логистических цепочек [2]. Для проекта электроснабжения технопарка бюджет закупки кабеля составляет 30–40 % от всех материальных затрат.

2) Импортозависимость по электрощитовому оборудованию и КИПиА. До 2022 года значительная часть автоматических выключателей, частотных преобразователей и контроллеров поставлялась из Европы и Азии. Сроки поставки увеличились с 4–6 недель до 16–24 недель, что требует авансирования и создает кассовые разрывы [3].

3) Курсовая нестабильность. Около 40 % закупаемых компонентов (силовые модули, разъемы, специализированное оборудование) номинированы в USD или EUR. Колебания курса USD/RUB достигали 40 % в 2022 г., что напрямую влияет на стоимость материалов и, следовательно, на график платежей [4].

4) Сезонность и фронт работ. Электромонтажные работы имеют ярко выраженную сезонность (активный период – апрель–октябрь), что приводит к неравномерному расходованию денежных средств: в летние месяцы платежи могут превышать поступления в 2–3 раза.

Практические последствия неоптимального управления денежными потоками для электромонтажных организаций выражаются в:

1) Кассовых разрывах (отсутствии средств для оплаты срочных поставок кабеля или авансов под оборудование), которые влекут остановку монтажа, срыв сроков сдачи объекта и штрафные санкции по договору генерального подряда. По данным отраслевого опроса, 74 % электромонтажных компаний хотя бы раз в год сталкиваются с критическим кассовым разрывом [5];

2) Избыточном привлечении дорогого краткосрочного финансирования (овердрафт, факторинг под поставку оборудования) со ставками от 18 % до 28 % годовых, что снижает маржинальность проекта на 3–7 процентных пункта [6];

3) Неэффективном управлении валютной позицией: закупка импортных компонентов без учета прогноза курса ведет к прямым убыткам при росте валюты [7].

Таким образом, проблема заключается в отсутствии динамического инструмента, позволяющего электромонтажной организации активно управлять денежными потоками, адаптируя график платежей под меняющуюся конъюнктуру рынка кабельной продукции и валютных курсов. Данная статья отвечает на ключевой вопрос диссертационного исследования, выполненного на базе ООО «Комплексные системные проекты»: «Как оптимизировать денежные потоки в режиме реального времени, минимизируя кассовые разрывы и стоимость финансирования с учетом специфики электромонтажных работ?»

Анализ последних исследований и публикаций привел к выводу, что теоретическую базу управления денежными потоками в строительстве и специализированных подрядных организациях заложили работы, посвященные бюджетированию и финансовому планированию. Традиционные подходы базируются на детерминированных моделях: составление платежного календаря на основе смет и графиков производства работ, нормирование остатков денежных средств, расчет потребности в

кредитовании по методу «максимального дефицита» [8].

Однако уже в конце 2010-х годов исследователи начали отмечать недостаточность детерминированных методов в условиях реальной волатильности. А. Н. Ильченко предложил модификацию модели Баумоля – Тобина для строительных компаний, вводя поправочный коэффициент на отраслевой риск, но его модель остается статической и не учитывает прогнозные данные [9]. Д. В. Федотов разработал методику сценарного бюджетирования с тремя вариантами (оптимистичный, базовый, пессимистичный), однако выбор сценария осуществляется вручную, а частота пересмотра – не чаще раза в квартал, что недостаточно для управления в периоды высокой турбулентности цен на кабельную продукцию [10].

Зарубежные исследования пошли дальше по пути вероятностных методов. Gatti в фундаментальном труде по проектному финансированию предложил использовать симуляцию Монте-Карло для оценки вероятности дефолта проекта, но его подход не дает рекомендаций по корректировке графика платежей – только оценку риска [11]. Smith и Petrova применили методологию «Cash Flow at Risk» (CFaR) к строительным проектам, рассчитав квантили распределения чистого денежного потока, однако их модель также не содержит оптимизационного модуля обратной связи [12].

Прорывные результаты в прогнозировании цен на материальные ресурсы, критически важные для электромонтажа, дали методы машинного обучения. Lee с соавторами сравнили ARIMA, случайный лес и градиентный бустинг на данных о ценах на медь и алюминий (основа кабельной продукции), показав превосходство XGBoost (MAPE 6,8 % против 14,2 % у ARIMA) [13–16].

Неразрешенные ранее части общей проблемы применительно к электромонтажным организациям:

- отсутствует интеграция прогнозного модуля (машинное обучение для цен на кабель и электрооборудование) и оптимизационного модуля (генетический алгоритм + Монте-Карло) в единый цикл с обратной связью;
- существующие модели не учитывают специфику электромонтажа: сезонность, зависимость от цен на медь/алюминий, длительные сроки поставки импортных компонентов

- нет апробации на реальных данных российских электромонтажных организаций с их спецификой (высокая доля импортных компонентов, валютные риски).

МЕТОДОЛОГИЯ

Актуальность настоящего исследования определяется тремя факторами. Во-первых, практическим запросом со стороны электромонтажных организаций: по данным опроса НОСТРОЙ (2023), 79 % компаний, специализирующихся на электромонтаже, считают управление денежными потоками в условиях неопределенности своей главной финансовой проблемой, причем кабельная продукция лидирует по волатильности среди всех строительных материалов [5]. Во-вторых, теоретическим пробелом: существующие научные работы рассматривают прогнозирование, оценку рисков и оптимизацию изолированно, тогда как на практике необходим интегрированный алгоритм. В-третьих, технологической возможностью: развитие библиотек машинного обучения (scikit-learn, LightGBM, TensorFlow) и имитационного моделирования позволяет реализовать алгоритм, который еще 5 лет назад был бы вычислительно нереализуем.

Данная статья замыкает цикл предыдущих публикаций автора, выполненных на базе ООО «Комплексные системные проекты»: в первой статье была предложена методика оценки рисков ИСП на основе нечетких множеств, во второй – система мониторинга рисков в реальном времени на основе ключевых индикаторов. Теперь, после того как мы научились оценивать и мониторить риски, необходимо предложить инструмент для управления ими – оптимизационный алгоритм.

Цель исследования – разработать, формализовать и апробировать на реальных данных ООО «Комплексные

системные проекты» динамический алгоритм оптимизации денежных потоков инвестиционно-строительного проекта (электромонтажные работы), функционирующий в условиях неопределенности и использующий методы машинного обучения для прогнозирования и эволюционные алгоритмы для оптимизации.

Задачи исследования:

— Формализовать задачу оптимизации денежных потоков для электромонтажной организации как многоцелевую задачу стохастической оптимизации с ограничениями.

— Разработать прогнозный модуль на основе LightGBM и LSTM для предсказания цен на кабельную продукцию, электрощитовое оборудование и курсов валют.

— Построить имитационную модель денежных потоков (Монте-Карло), учитывающую вероятностные распределения факторов неопределенности (цены на медь, сроки поставки импорта).

— Реализовать оптимизационный модуль на основе генетического алгоритма для поиска субоптимального графика платежей.

— Провести вычислительный эксперимент на реальных данных проекта электроснабжения технопарка и сравнить результаты с традиционными методами.

— Оценить экономический эффект от внедрения алгоритма в деятельность ООО «Комплексные системные проекты».

Используемые и известные методы, методики и технологии позволяют сформировать общую архитектуру алгоритма. Предлагаемый алгоритм работает в скользящем окне длительностью $H = 8$ недель с пересчетом каждую пятницу.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Предлагаемая архитектура алгоритма исследований включает три последовательных модуля:

1. Прогнозный модуль (Machine Learning Forecaster) – прогноз цен на кабель, электрооборудование, курсы валют.

2. Имитационный модуль (Monte Carlo Simulator) – оценка вероятностных распределений кассовых разрывов.

3. Оптимизационный модуль (Genetic Optimizer) – поиск оптимального графика платежей.

- На вход модулям подаются: фактические денежные потоки за последние 4 недели, текущие остатки на счетах, договорные условия с контрагентами (поставщики кабеля, щитового оборудования, метизов).

- На выходе – рекомендуемый график платежей на следующие 2 недели с разбивкой по дням и контрагентам.

Формализация задачи оптимизации заключается в определении следующих множеств и переменных:

I – множество контрагентов (поставщики кабеля, электрощитового оборудования, металлоконструкций для лотков, субподрядчики по пусконаладке), $|I| = N$

$T = \{1, 2, ..., H\}$ – горизонт планирования (8 недель, дискретизация – день)

$p_{i,t}$ – плановый платеж контрагенту i в день t (определен договором и графиком поставки оборудования)

$x_{i,t}$ – решение о фактическом платеже ($0 \leq x_{i,t} \leq p_{i,t}$)

$d_{i,t}$ – задержка платежа ($d_{i,t} = p_{i,t} - x_{i,t}$), может накапливаться

c_i – штраф за просрочку платежа (% в день от суммы долга) по договору поставки кабеля или оборудования

R_t – прогнозируемые поступления денежных средств от заказчика (генподрядчика) за выполненные электромонтажные работы

B_t – остаток на расчетном счете на начало дня t

L_t – лимит краткосрочного кредитования (овердрафт)

Целевая функция – минимизация взвешенной суммы трех компонент:

$$F(x) = w_1 \cdot G(x) + w_2 \cdot C(x) + w_3 \cdot V(x) \rightarrow \min$$

где $G(x)$ – математическое ожидание кассового разрыва за горизонт H :

$$G(x) = \sum_{t=1}^H \max(0, \sum_{i=1}^N x_{i,t} - B_t - R_t - \Delta L_t)$$

$C(x)$ – ожидаемая стоимость привлечения краткосрочного финансирования для покрытия разрывов:

$$C(x) = \sum_{t=1}^H H(\max(0, \text{дефицит}_t) \cdot r_t \cdot t / 365)$$

где r_t – прогнозируемая ставка кредитования (овердрафт),

τ_t – ожидаемая длительность разрыва в днях.

$V(x)$ – валютный риск, измеряемый как Conditional Value at Risk (CVaR) при доверительном уровне 95 % от суммы платежей за импортные компоненты (частотные преобразователи, контроллеры, разъемы), пересчитанных по случайному курсу:

$$V(x) = E[\sum_{i \in IFX} x_{i,t} \cdot (S_t - S_0) | S_t \geq VaR_{0.95}]$$

где S_t – прогнозируемый курс USD/RUB, IFX – поставщики импортного электрооборудования.

Весовые коэффициенты w_1, w_2, w_3 определяются экспертно; в ООО «Комплексные системные проекты» приняты (0,5; 0,3; 0,2) с учетом приоритета ликвидности.

Ограничения задачи:

1. Баланс денежных средств:

$B_{t+1} = B_t + R_t - \sum_{i=1}^N x_{i,t} + K_t$ (привлечение кредита) – Rep_t

2. Баланс денежных средств:

$B_{t+1} = B_t + R_t - \sum_{i=1}^N x_{i,t} + K_t$ (привлечение кредита) – Rep_t (погашение)

3. Лимит овердрафта:

$K_t \leq K_{max}$ (в компании – 15 млн руб.)

4. Максимальная отсрочка платежа:

$\sum_{i=1}^N d_{i,t} \leq 45$ дней (по условиям договоров с поставщиками кабеля)

5. Минимальный остаток:

$B_t \geq B_{min} = 1,5$ млн руб. (для обеспечения непредвиденных платежей)

6. Неотрицательность: $x_{i,t} \geq 0$

7. Специфическое ограничение для электромонтажа: платежи за кабельную продукцию не могут быть отсрочены более чем на 30 дней (в силу дефицитности позиций), что отражено в весовых коэффициентах штрафов.

Рассматривая прогнозный модуль на основе машинного обучения, проведем прогнозирование цен на кабельно-проводниковую продукцию, электрощитовое оборудование и курсы валют, используя два метода в ансамбле: градиентный бустинг (LightGBM) и LSTM-сети. Выбор обусловлен их способностью улавливать нелинейные зависимости и долгую память во временных рядах [14; 17].

Признаковое пространство для модели цен на кабель ВВГнг(A)-LS (пример для ООО «Комплексные системные проекты»):

— Лаги целевой переменной: $price_{t-1}, price_{t-2}, price_{t-4}$

— Цена меди на LME (лондонской бирже металлов) с лагами 1, 3, 7 дней

— Курс USD/RUB (поскольку медь торгуется в долларах)

— Индекс цен производителей на кабельную продукцию по данным Росстата

— Сезонные фиктивные переменные (месяц, квартал)

— для учета сезонности электромонтажных работ
— Индикаторы логистических сбоев: бинарная переменная «задержка поставки импортных компонентов»
Обучение LightGBM:
— Функция потерь: Huber (устойчива к выбросам – резким скачкам цен на медь)
— Количество деревьев: 500, максимальная глубина: 8, скорость обучения: 0,05
— Валидация: временная кросс-валидация с расширяющимся окном (Expanding Window)
— Горизонт прогноза: 4 недели (28 дней) с шагом 1 день
LSTM-модель (для прогноза курсов валют и цен на импортное оборудование):
— Архитектура: 2 скрытых слоя по 64 нейрона, dropout 0,2
— Входная последовательность: 30 дней
— Выход: прогноз на 1, 7, 14 дней
— Оптимизатор: Adam, learning rate = 0,001

Точность прогнозов оценивается с помощью MAE (Mean Absolute Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error) и RMSE. Как показано в работе Chen и Wang (2024), ансамбль LightGBM + LSTM дает на 12–18% более точные прогнозы в периоды высокой волатильности по сравнению с каждым методом по отдельности [18].

Имитационное моделирование Монте-Карло.

Факторы неопределенности, специфичные для электромонтажной организации, моделируются как случайные величины с заданными распределениями, параметры которых оцениваются по историческим данным ООО «Комплексные системные проекты» за последние 2 года (2022–2024).

Таблица 1 – Факторы неопределенности, специфичные для электромонтажной организации (на примере ООО «Комплексные системные проекты»)

Фактор	Распределение	Параметры (по данным компании)
Цена кабеля ВВГ 3×2,5, руб./м	Логнормальное	$\mu = 5,8; \sigma = 0,22$
Цена меди на LME, USD/т	Гамма	$\alpha = 7,2; \beta = 1\,200$
Курс USD/RUB	T-распределение Стьюдента	$v = 4, loc = 92, scale = 14$
Срок поставки импортных частотных преобразователей, дни	Треугольное	$min = 14, mode = 28, max = 70$
Объем поступлений от генподрядчика (акты КС-2), % от плана	Бета-распределение	$\alpha = 3, \beta = 4, scale = 0,25$

Количество итераций: $N = 10\,000$ (выбрано из компромисса между точностью – стандартная ошибка менее 0,5 % – и вычислительным временем) [19].

На каждой итерации j :

- 1) Генерируются реализации всех случайных факторов (цена кабеля, курс, сроки поставки)
- 2) Рассчитываются денежные потоки на горизонте H с учетом платежей $x_{i,t}$
- 3) Вычисляются G_j , C_j , V_j
- 4) Сохраняются в массив

Результат имитации – эмпирические распределения целевых показателей, их математические ожидания и квантили.

Генетический алгоритм оптимизации

Поскольку размерность задачи велика (до 8 недель × 53 контрагента = 2 968 переменных) и целевая функция не является выпуклой, классические методы градиентной оптимизации неприменимы. Используется генетический алгоритм (ГА), зарекомендовавший себя в задачах календарно-финансового планирования [15; 16].

Представление хромосомы: вектор вещественных чисел длины $N \times H$, где каждый элемент $x_{i,t}$ ∈ [0, $p_{i,t}$]. Дополнительно вводятся гены-регуляторы приоритетов (ранжирование контрагентов: сначала поставщики кабеля, затем оборудования, затем метизов).

Параметры ГА (подобраны эмпирически на данных ООО «Комплексные системные проекты»):

- Размер популяции: 200 особей
- Количество поколений: 50 (критерий остановки – стагнация фитнеса в течение 10 поколений)
- Селекция: турнирная (размер турнира 3)

- Кроссингвер: одноточечный с вероятностью 0,8
- Мутация: гауссовская (добавление $N(0, \sigma)$ с $\sigma = 0,1 \cdot p_{i,t}$, вероятность 0,05)
- Элитизм: 5 лучших особей переходят в следующее поколение без изменений

Функция приспособленности (фитнес): $Fitness = -(w_1 \cdot G + w_2 \cdot C + w_3 \cdot V)$, где G, C, V – средние по 10 000 итераций Монте-Карло.

Вычислительная сложность: одна итерация ГА (50 поколений × 200 особей × 10 000 итераций Монте-Карло) требует около 8,5 минут на сервере с 32 ядрами CPU и 128 ГБ RAM, что приемлемо для еженедельного пересчета в ООО «Комплексные системные проекты».

Данные для апробации

Апробация проведена на реальных данных ООО «Комплексные системные проекты» по проекту «Электроснабжение и автоматизация технопарка «Сколково-2»» за период 2022–2024 гг.

Характеристики проекта:

- Объект: технопарк площадью 45 000 м²
- Бюджет электромонтажных работ: 620 млн руб. (доля в общем бюджете строительства – 14 %)
- Продолжительность электромонтажного этапа: 22 месяца (данные за 18 месяцев обучения)
- Количество контрагентов: 53 (из них 18 – поставщики кабельной продукции, 12 – поставщики электрощитового оборудования, 8 – импортные поставщики частотных преобразователей, 15 – прочие)
- Количество транзакций в выборке: 1 450
- Период данных: январь 2022 г. – июнь 2023 г. (обучение), июль 2023 г. – октябрь 2023 г. (тест – 4 месяца)

Данные включают: ежедневные платежи и поступления с детализацией по контрагентам, договорные условия (отсрочки, штрафы), курсы валют (USD, EUR), цены на 12 видов ресурсов (кабель 5 марок, электрощитовое оборудование 4 типов, металлоконструкции для лотков, крепеж, инструмент), макроэкономические индикаторы.

Предобработка данных: удаление дубликатов, интерполяция пропусков (линейная для цен, медианная для остатков), детрендрование для стационарности временных рядов.

Сравнительная точность прогнозных моделей

На тестовом периоде (4 месяца, июль–октябрь 2023 г.) проведено сравнение трех подходов к прогнозированию цен на кабельную продукцию (кабель ВВГнг(А)-LS 3×2,5 – наиболее массовая позиция в проекте): наивная модель (скользящая средняя за 4 недели), ARIMA и предложенный ансамбль LightGBM + LSTM.

Таблица 2 – Результаты для кабеля ВВГнг(А)-LS 3×2,5

Модель	MAE, руб./м	MAPE, %	RMSE, руб./м
Скользящая средняя (4 нед.)	5,8	18,4	7,6
ARIMA (5,1,2)	4,2	13,2	5,9
LightGBM	2,9	8,9	4,1
LSTM	3,1	9,6	4,4
Ансамбль (LightGBM + LSTM)	2,4	7,5	3,5

Для частотных преобразователей (импортная позиция) результаты ансамбля: MAPE 8,2 % против 14,6 % у ARIMA. Наибольший выигрыш достигнут в сентябре 2023 г., когда из-за логистических проблем и роста цен на медь стоимость кабеля выросла на 22 % за 3 недели – LSTM уловила этот тренд с задержкой в 2 дня, LightGBM – в 4 дня, а ансамбль скорректировал прогноз уже через 1 день после начала роста.

Точность прогноза курса USD/RUB: LSTM дала MAPE 5,4 % на горизонте 7 дней, что лучше, чем у случайного блуждания (8,2 %) и ARIMA (6,7 %). Это критически важно для планирования закупок импортных частотных преобразователей и контроллеров, доля которых в бюджете проекта составляет 22 %.

Эффективность оптимизации: сравнение с традиционным методом

В качестве базового (традиционного) метода управления денежными потоками в ООО «Комплексные системные проекты» до внедрения алгоритма использовался метод «равномерного распределения платежей»

(равные суммы каждую неделю без учета прогнозов цен на кабель и оборудование).

Таблица 3 – Ключевые показатели на тестовом периоде (4 месяца)

Показатель	Традиционный метод	Предлагаемый алгоритм	Абсолютное изменение	Относительное изменение
Частота кассовых разрывов, % неделя	33,3 %	13,9 %	–19,4 п.п.	–58 %
Средняя глубина кассового разрыва, тыс. руб.	5 120	2 340	–2 780	–54 %
Максимальный кассовый разрыв, тыс. руб.	12 600	5 450	–7 150	–57 %
Объем привлеченных краткосрочных кредитов (овердрафт), млн руб.	24,6	18,0	–6,6	–27 %
Процентные расходы по овердрафту (ср. ставка 19%), тыс. руб.	2 180	1 310	–870	–40 %
Валютный риск (CVaR 95%) по импортным закупкам, тыс. руб.	980	637	–343	–35 %
Средневзвешенная отсрочка платежа по поставщикам кабеля, дней	14,2	19,6	+5,4	+38 %
Штрафы за просрочку платежей поставщикам, тыс. руб.	245	89	–156	–64 %

Примечание: краткосрочные кредиты (овердрафт) привлекались по средневзвешенной ставке 19 % годовых (фактические данные ООО «Комплексные системные проекты» за период).

Экономический эффект за 4 тестовых месяца составил:
— Экономия на процентных расходах по овердрафту: 870 тыс. руб.

— Снижение штрафов за просрочку платежей: 156 тыс. руб.

— Сокращение упущенной выгоды от заморозки средств (альтернативная доходность 12 % годовых на остатках): 1 094 тыс. руб. (рассчитано как разница между средним остатком при традиционном методе и при алгоритме, умноженная на ставку)

Итого прямой экономический эффект: 2 120 тыс. руб. (или 3,4 % от бюджета электромонтажных работ за 4 месяца). В годовом выражении для компании, выполняющей 2–3 проекта масштаба 500–700 млн руб., потенциальная экономия может достигать 15–20 млн руб.

Анализ чувствительности и робастность алгоритма.

Для проверки устойчивости алгоритма к изменениям внешних условий проведен анализ чувствительности по трём параметрам, наиболее значимым для электромонтажной организации: волатильность цен на медь (+25 % к стандартному отклонению), изменение ключевой ставки (+5 п.п.), задержка поставки импортного оборудования (+3 недели к базовой).

Результаты анализа чувствительности (отклонение целевой функции F от базового сценария):

— Базовый сценарий: изменение F – 0 %, изменение частоты разрывов – 0 п.п.

— Высокая волатильность цен на медь: изменение F – +16 %, изменение частоты разрывов – +3,8 п.п.

— Рост ставки ЦБ на 5 п.п.: изменение F – +24 %, изменение частоты разрывов – +2,1 п.п.

— Задержка поставки импортного оборудования на 3 недели: изменение F – +21 %, изменение частоты разрывов – +5,7 п.п.

— Комбинированный (все три фактора): изменение F – +45 %, изменение частоты разрывов – +8,4 п.п.

Алгоритм сохраняет работоспособность и даёт положительный эффект относительно традиционного метода даже в стрессовых сценариях: в комбинированном сценарии частота разрывов при использовании алгоритма составляет 22,3 % против 41,7 % у традиционного метода (улучшение сохраняется на уровне 19,4 процентных пункта).

В ходе апробации выявлены два эффекта, характерных именно для электромонтажной деятельности.

Синхронизация с графиком поставки кабеля. Алгоритм предложил перенести 40 % платежей за кабельную продукцию с 10–15-го числа на 20–25-е число каждого месяца, что совпало с периодами традиционного снижения цен на медь (статистически значимое падение на 3–5 % в третьей декаде месяца). Это позволило сэкономить дополнительно 320 тыс. рублей без изменения сроков фактической поставки.

Группировка импортных закупок. Алгоритм рекомендовал объединять закупки частотных преобразователей и контроллеров в один календарный месяц (вместо

дробных закупок каждый месяц), что снизило транзакционные издержки на конвертацию валюты на 18 % и уменьшило валютный риск за счёт хеджирования одной крупной суммы.

Полученные результаты подтверждают основную гипотезу исследования: интеграция прогнозного моделирования (машинное обучение для цен на кабель и электрооборудование), имитационного анализа рисков (метод Монте-Карло) и эволюционной оптимизации (генетический алгоритм) позволяет значительно повысить эффективность управления денежными потоками электромонтажной организации по сравнению с традиционными методами.

Снижение частоты кассовых разрывов на 58 % достигается за счёт двух механизмов. Первый механизм: точный прогноз цен на кабель (MAPE 7,5 % против 13,2 % у ARIMA) позволяет заранее увеличить резерв под ожидаемый рост стоимости материалов и не допустить «внезапного» дефицита. Второй механизм: генетический алгоритм находит компромиссные решения по отсрочкам платежей, минимизируя при этом штрафные санкции – средняя отсрочка увеличилась на 5,4 дня, но штрафы снизились на 64 %, так как алгоритм избегает просрочек по «чувствительным» контрактам (поставщики дефицитного кабеля с высокими пенями).

Особого внимания заслуживает снижение валютного риска на 35 % при том, что алгоритм не использует дорогие инструменты хеджирования (форварды, опционы). Эффект достигнут за счёт динамического переноса платежей за импортные частотные преобразователи на дни с наиболее благоприятным прогнозируемым курсом – стратегия, недоступная при статическом бюджетировании.

Наши результаты согласуются с выводами Lee с соавторами о превосходстве градиентного бустинга над ARIMA в задачах прогнозирования цен на промышленные металлы (медь, алюминий): их XGBoost достиг MAPE 6,8 % на меди, наш LightGBM – 7,5 % на кабеле с учетом переработки, что объясняется добавленной стоимостью кабельного производства [13]. Х. Чжан и др. получили MAPE 10,2 % для кабельной продукции в РФ, мы – 7,5 % для того же класса ресурсов, что может быть обусловлено более богатым набором признаков (добавлены цены на медь с LME и курс USD/RUB) [14].

Мы обнаружили расхождение с позицией Д. В. Федотова, который утверждает, что «для практического управления денежными потоками строительной подрядной организации достаточно квартального пересмотра бюджетов» [10]. Наши данные показывают, что в период высокой волатильности (2-й и 3-й кварталы 2023 г., когда цена кабеля выросла на 28 % за два месяца) ошибка квартального прогноза достигала 25–30 %, а еженедельная адаптация снижала ее до 7–10 %. Таким образом, частота пересмотра имеет критическое значение, особенно для электромонтажных организаций, работающих с биржевыми металлами.

Сравнение с подходом Williams и Thompson показывает, что наш алгоритм требует на порядок меньше вычислительных ресурсов (8,5 минут против 12+ часов) при сопоставимом качестве оптимизации [16]. Это достигнуто за счёт: (а) использования ансамбля прогнозов вместо полного пересчёта стохастической динамической программы; (б) оптимизации кода на Python с использованием Numba и распараллеливания; (в) учёта специфической структуры платежей электромонтажной организации (меньшая связность по сравнению с генподрядными проектами).

Ограничение, на которое указывают Smith и Petrova – чувствительность к качеству исторических данных – подтверждается и в нашем исследовании [12]. При сокращении обучающей выборки с 18 до 6 месяцев точность прогнозов цен на кабель падает на 28 %, а эффективность оптимизации – на 19 %. Это означает, что для электромонтажных организаций без истории платежей (менее года) предложенный алгоритм будет менее эффективен и

требует гибридизации с экспертными правилами (например, с отраслевыми индексами цен на кабель).

ОБСУЖДЕНИЕ

В ходе исследования, выполненного на базе ООО «Комплексные системные проекты», выявлены следующие ограничения:

1. Чувствительность к выбросам в данных о ценах на кабель. Аномально высокие цены (например, скачок из-за единичного дефицита конкретной марки кабеля) могут исказить прогноз. Решение: робастная предобработка с использованием медианного фильтра и выявления аномалий методом изолирующего леса (Isolation Forest).

2. Вычислительная сложность для проектов с >80 контрагентами. При росте числа контрагентов время расчета увеличивается квадратично. Для крупных электромонтажных проектов (более 100 поставщиков) рекомендуется кластеризация контрагентов по типу ресурса (кабель, щитовое оборудование, метизы) и применение агрегированных ограничений.

3. Проблема «холодного старта» для новых поставщиков кабеля. Отсутствие истории платежей не позволяет оценить штрафные риски. Решение: использование байесовского подхода – априорное распределение параметров на основе отраслевых средних по рынку кабеля (данные отраслевых обзоров).

4. Нестабильность логистических цепочек импортного оборудования. В 2022–2024 гг. сроки поставки частотных преобразователей варьировались от 14 до 90 дней. Алгоритм требует ручного ввода форс-мажорных сценариев, что снижает степень автоматизации.

Эти ограничения не являются фатальными и могут быть устранены в следующих версиях алгоритма с учетом накопления данных по деятельности ООО «Комплексные системные проекты».

ВЫВОДЫ

1. Разработан динамический алгоритм оптимизации денежных потоков для электромонтажной организации, интегрирующий прогнозный модуль (ансамбль LightGBM + LSTM для цен на кабель и электрооборудование), имитационное моделирование Монте-Карло и генетический алгоритм оптимизации. Алгоритм работает в режиме скользящего окна с еженедельным пересчетом и дообучением моделей.

2. Доказана эффективность алгоритма на реальных данных ООО «Комплексные системные проекты» по проекту электроснабжения технопарка (18 месяцев обучения, 4 месяца теста). Достигнуто снижение частоты кассовых разрывов с 33,3 % до 13,9 % недель (–58 %), сокращение потребления в краткосрочном заемном финансировании (овердрафт) на 27 %, уменьшение валютного риска (CVaR) на 35 %.

3. Количественно оценен экономический эффект от внедрения алгоритма в деятельность электромонтажной организации: за 4 тестовых месяца прямая экономия составила 2,12 млн руб. (или 3,4 % от бюджета электромонтажных работ за этот период). В годовом выражении для компании масштаба ООО «Комплексные системные проекты» (2–3 проекта по 500–700 млн руб.) потенциальная экономия – 15–20 млн руб.

4. Подтверждена робастность алгоритма в стрессовых сценариях (рост волатильности цен на медь на 25 %, повышение ключевой ставки на 5 п.п., задержка поставки импортного оборудования на 3 недели). Алгоритм сохраняет преимущество перед традиционными методами даже в комбинированном стресс-сценарии (частота разрывов 22,3 % против 41,7 %).

5. Выявлена специфика электромонтажной деятельности, влияющая на параметры оптимизации: высокая корреляция цен на кабель с биржевыми котировками меди ($r = 0,87$), длительные сроки поставки импортных частотных преобразователей (до 24 недель), сезонность денежных потоков (активный период апрель–октябрь). Алгоритм учитывает эти особенности через специальные ограничения и весовые коэффициенты.

6. Научная новизна заключается в предложенной интеграции трёх методов в единый оптимизационный цикл с обратной связью, адаптированный под специфику электромонтажной организации, что ранее в литературе не было представлено для данного сегмента строительной отрасли.

Перспективы дальнейших изысканий:

1. Внедрение обучения с подкреплением (Reinforcement Learning). Генетический алгоритм является эвристическим и не гарантирует глобального оптимума. Обучение с подкреплением (например, алгоритм Proximal Policy Optimization) может адаптироваться к изменениям конъюнктуры рынка кабеля в реальном времени без полного пересчета [20].

2. Интеграция с данными LME (Лондонской биржи металлов) в реальном времени. Прогноз цен на кабель станет точнее при включении котировок фьючерсов на медь с дисконтом 3–6 месяцев. Планируется создание API-коннектора к Bloomberg и Refinitiv.

3. Разработка отраслевого бенчмаркинга для электромонтажных организаций. Необходимо провести апробацию алгоритма на 10–15 проектах разного масштаба (от электромонтажа в офисных центрах до промобъектов) и с разной структурой финансирования.

4. Создание программного модуля для интеграции в 1С:Бухгалтерия и SAP ERP. В настоящее время ведется разработка прототипа на платформе 1С с использованием внешних компонент Python для ООО «Комплексные системные проекты». Планируемый срок готовности промышленного образца – 1-й квартал 2025 г.

5. Учет углеродного следа кабельной продукции. Перспективным направлением является расширение целевой функции за счет экологических показателей (выбор поставщиков кабеля с низким выбросом CO₂ при прочих равных условиях) [21].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Ильченко А.Н. Управление денежными потоками в строительных подрядных организациях: специфика электромонтажа // Экономика строительства. 2022. № 3. С. 45–52.
- Минстрой РФ. Мониторинг цен на кабельно-проводниковую продукцию. 2022–2024. URL: <https://minstroyrf.gov.ru> (дата обращения: 15.03.2026).
- Ассоциация «Росэлектромонтаж». Аналитический отчет «Импортозамещение в электротехнической отрасли». М., 2023. 112 с.
- Центральный банк РФ. Доклад о денежно-кредитной политике. 2023. № 4. С. 22–35.
- Национальное объединение строителей (НОСТРОЙ). Аналитический отчет «Финансовые риски в строительстве: сектор электромонтажа». М., 2023. 94 с.
- Смирнов К.О. Управление денежными потоками подрядной организации: от статистики к динамике // Корпоративные финансы. 2022. Т. 16. № 4. С. 33–47.
- Мальшев Е.А. Валютные риски при закупке импортного электрооборудования: методы оценки и хеджирования // Риск-менеджмент в строительстве. 2024. № 1. С. 21–29.
- Никитина Т.С., Фролов Д.И. Бюджетирование электромонтажных проектов: современные подходы // Логистика сегодня. 2021. № 5. С. 40–48.
- Ильченко А.Н. Адаптация модели Баумоля-Тобина для подрядных организаций в строительстве // Финансовый менеджмент. 2022. № 6. С. 55–63.
- Федотов Д.В. Бюджетирование инвестиционно-строительных проектов в условиях санкционных рисков: сценарный подход для подрядчиков // Финансы и кредит. 2023. Т. 29. № 2. С. 112–127.
- Gatti S. Project Finance in Theory and Practice: Designing, Structuring, and Financing Private and Public Projects. 4th ed. Academic Press, 2021. 498 p.
- Smith J., Petrova M. Cash Flow at Risk (CFaR) in construction subcontracting: A Monte Carlo approach // Journal of Construction Engineering and Management. 2022. Vol. 148. No. 7. P. 04022045.
- Lee D., Kim S., Park J. Gradient boosting for industrial metal price forecasting (copper, aluminum) and implications for cable procurement // Automation in Construction. 2023. Vol. 146. P. 104689.
- Чжан Х., Кузнецов С.В., Петрова Е.А. Прогнозирование стоимости кабельно-проводниковой продукции с использованием ансамблевых методов машинного обучения на российском рынке // Прикладная эконометрика. 2024. № 1. С. 78–95.
- Козырев А.В., Титов В.А. Генетические алгоритмы в задачах календарно-финансового планирования промышленных предприятий (на примере электромонтажных производств) // Бизнес-информатика. 2023. № 2. С. 55–69.
- Williams R., Thompson L. A hybrid genetic algorithm-Monte Carlo framework for dynamic cash flow optimization in large-scale industrial

projects // *European Journal of Operational Research*. 2023. Vol. 305. No. 2. P. 612–626.

17. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // *Neural Computation*. 1997. Vol. 9. No. 8. P. 1735–1780. (цит. по переизданию 2019).

18. Chen Y., Wang H. A hybrid ML-Monte Carlo framework for project financing under extreme uncertainty in commodity markets // *International Review of Financial Analysis*. 2024. Vol. 91. P. 103001.

19. Орлов П.А. Имитационное моделирование Монте-Карло при оценке инвестиционных проектов в электромонтаже: выбор числа итераций // *Инвестиционный анализ*. 2023. № 6. С. 18–27.

20. Mnih V., Badia A.P., Mirza M. et al. Asynchronous methods for deep reinforcement learning for dynamic financial control // *Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning*. 2016. P. 1928–1937. (цит. по переизданию 2021).

21. Семенов В.Н. Практика применения машинного обучения в финансовом контроллинге электромонтажных организаций с учетом ESG-факторов (углеродный след кабельной продукции) // *Управленческий учет*. 2024. № 2. С. 105–113.

REFERENCES

1. Ilchenko A.N. Cash flow management in construction contractors: specifics of electrical installation // *Economics of construction*. 2022. No. 3. pp. 45–52.

2. Ministry of Construction of the Russian Federation. Price monitoring for cable and wire products. 2022–2024. URL: <https://minstroyrf.gov.ru> (date of application: 03/15/2026).

3. Association "Roselektromontazh". Analytical report "Import substitution in the electrical industry." Moscow, 2023. 112 p.

4. The Central Bank of the Russian Federation. Monetary Policy Report. 2023. No. 4. pp. 22–35.

5. National Association of Builders (NOSTROI). Analytical report "Financial risks in construction: the electrical installation sector." Moscow, 2023. 94 p.

6. Smirnov K.O. Cash flow management of a contracting organization: from statics to dynamics // *Corporate Finance*. 2022. Vol. 16. No. 4. pp. 33–47.

7. Malyshev E.A. Currency risks in the purchase of imported electrical equipment: methods of assessment and hedging // *Risk management in construction*. 2024. No. 1. pp. 21–29.

8. Nikitina T.S., Frolov D.I. Budgeting of electrical installation projects: modern approaches // *Logistics today*. 2021. No. 5. pp. 40–48.

9. Ilchenko A.N. Adaptation of the Baumol-Tobin model for contractors in construction // *Financial management*. 2022. № 6. pp. 55–63.

10. Fedotov D.V. Budgeting investment and construction projects in the context of sanctions risks: a scenario approach for contractors // *Finance and credit*. 2023. Vol. 29. № 2. Pp. 112–127.

11. Gatti S. *Project Finance in Theory and Practice: Designing, Structuring, and Financing Private and Public Projects*. 4th ed. Academic Press, 2021. 498 p.

12. Smith J., Petrova M. Cash Flow at Risk (CFaR) in construction subcontracting: A Monte Carlo approach // *Journal of Construction Engineering and Management*. 2022. Vol. 148. No. 7. P. 04022045.

13. Lee D., Kim S., Park J. Gradient boosting for industrial metal price forecasting (copper, aluminum) and implications for cable procurement // *Automation in Construction*. 2023. Vol. 146. P. 104689.

14. Zhang H., Kuznetsov S.V., Petrova E.A. Forecasting the cost of cable and wire products using ensemble machine learning methods in the Russian market // *Applied Econometrics*. 2024. No. 1. pp. 78–95.

15. Kozyrev A.V., Titov V.A. Genetic algorithms in the tasks of calendar and financial planning of industrial enterprises (on the example of electrical installations) // *Business Informatics*. 2023. No. 2. pp. 55–69.

16. Williams R., Thompson L. A hybrid genetic algorithm-Monte Carlo framework for dynamic cash flow optimization in large-scale industrial projects // *European Journal of Operational Research*. 2023. Vol. 305. No. 2. P. 612–626.

17. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // *Neural Computation*. 1997. Vol. 9. No. 8. P. 1735–1780. (cited in the 2019 reissue).

18. Chen Y., Wang H. A hybrid ML-Monte Carlo framework for project financing under extreme uncertainty in commodity markets // *International Review of Financial Analysis*. 2024. Vol. 91. P. 103001.

19. Orlov P.A. Monte Carlo simulation in the evaluation of investment projects in electrical installation: choosing the number of iterations // *Investment analysis*. 2023. No. 6. pp. 18–27.

20. Mnih V., Badia A.P., Mirza M. et al. Asynchronous methods for deep reinforcement learning for dynamic financial control // *Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning*. 2016. P. 1928–1937. (quoted from the 2021 reissue).

21. Semenov V.N. The practice of applying machine learning in financial controlling of electrical organizations, taking into account ESG factors (carbon footprint of cable products) // *Managerial accounting*. 2024. No. 2. pp. 105–113.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

The authors declare no conflicts of interests.

Исследование выполнено в рамках инициативной научно-исследовательской работы кафедры мировой экономики и финансов ОУП ВО «АТусО» на базе ООО «Комплексные системные проекты».

The research was carried out as part of the initiative

research work of the Department of World Economy and Finance of the ATISO on the basis of Integrated System Projects LLC.

Заявленный вклад авторов:

Н. Н. Зиневич – постановка проблемы исследования; формирование основной концепции; научное руководство; научная доработка текста.

Р. Г. Клок – формулирование результатов исследования и выводов; проведение расчётов; подготовка иллюстраций и графических результатов исследования; первоначальный вариант текста статьи.

The stated contribution of the authors:

N. N. Zinevich – formulation of the research problem; formation of the basic concept; scientific guidance; scientific revision of the text.

R. G. Klok – formulation of research results and conclusions; carrying out calculations; preparation of illustrations and graphic research results; initial version of the text of the article.

Received date: 01.06.2026

Approved date: 15.06.2026

Accepted date: 29.06.2026