

Параметрические методы ценообразования и нейросетевой анализ данных цифрового двойника изделия

Д.В. Уланов, А.Н. Перегудов, В.О. Скрипачев, М.Э. Покидченко

Аннотация. В условиях функционирования оборонно-промышленного комплекса Российской Федерации в мобилизационном режиме выявлено системное противоречие между высокой динамикой изменений конструкторско-технологических решений и инерционностью экономического обоснования цен на продукцию государственного оборонного заказа, основанного на затратной методологии и многоитерационных процедурах документальной верификации. Целью исследования является разработка научно обоснованного инструментария радикального сокращения цикла формирования прогнозной цены изделий вооружения, военной и специальной техники при сохранении требований нормативной аудируемости и статистической достоверности расчетов. Предложена концепция организационно-экономического цифрового двойника предприятия, обеспечивающего сквозную интеграцию инженерного и экономического контуров посредством формализованной онтологической модели, представленной в виде композиции отображений «конструкция – технология – стоимость». Разработан алгоритм автоматизированного извлечения конструктивно-технологических предикторов стоимости из электронной структуры изделия и электронной технологии производства с последующей агрегацией параметров в вектор стоимостных факторов. Ключевым результатом является синтез оригинальной гибридной параметрической модели оценки производственной трудоемкости, основанной на адаптивном взвешивании интерпретируемых стоимостных оценочных соотношений и нейросетевой аппроксимации. Величина весового коэффициента определяется логистической функцией от объема и репрезентативности обучающей выборки, что обеспечивает автоматическую адаптацию модели к уровню цифровой зрелости предприятия и разрешает противоречие между требованиями прозрачности для контролирующих органов и необходимостью повышения прогностической точности. Архитектура итоговой модели экспресс-обоснования цены строго изоморфна нормативной структуре калькуляции, установленной действующими правовыми актами в сфере государственного регулирования цен, что гарантирует воспроизводимость и аудируемость расчетов.

Полученные результаты исследования обосновывают возможность перехода от документоёмкой реактивной модели ценообразования к проактивной модельно-ориентированной парадигме управления стоимостью продукции ГОЗ. Разработка и калибровка

параметрического инструментария на отечественных данных с интеграцией в национальные PLM-системы рассматривается как элемент обеспечения технологического суверенитета и повышения эффективности использования бюджетных средств за счет сокращения транзакционных издержек и устранения административных задержек в контуре согласования цен.

Ключевые слова: параметрический метод, цифровой двойник, нейросетевой анализ, оптимизация оборонных расходов, трудоемкость, ценообразование, экономика, алгоритм.

I. ВВЕДЕНИЕ

Современный этап развития оборонно-промышленного комплекса (ОПК) Российской Федерации протекает в условиях беспрецедентного сочетания внешнеполитических, военно-стратегических и макроэкономических факторов, предъявляющих качественно новые требования к системе управления выполнением государственного оборонного заказа (ГОЗ). Обострение геополитической обстановки, расширение спектра военных угроз, санкционное давление на национальную промышленность и объективная необходимость обеспечения технологического суверенитета обуславливают переход экономики оборонных отраслей в мобилизационный режим функционирования. Необходимость оперативного импортозамещения комплектующих, внедрения конструкторских изменений по результатам боевого применения кратное наращивание объёмов выпуска вооружения, военной и специальной техники – в совокупности предъявляет принципиально новые требования к скорости формирования и согласования ценовых условий государственных контрактов. Являющийся стандартом отрасли затратный метод ценообразования [1], предполагающий детальное формирование расчётно-калькуляционных материалов (РКМ), включающих постатейное обоснование каждого элемента затрат, обеспечивает высокую точность ценообразования, но требует от трёх до шести месяцев, а в случае сложных наукоёмких систем, включающих многоуровневую кооперацию, до девяти – двенадцати месяцев на подготовку обосновывающих документов и

Статья получена 26 апреля 2026.

Д.В. Уланов, старший преподаватель ФГАОУ ВО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)» (МАИ), Москва, Россия (e-mail: ulanovdv@yandex.ru)
А.Н. Перегудов, АО «Корпорация «Фазотрон-НИИР», Москва, Россия (e-mail: aperegudov@npcas.ru)

В.О. Скрипачев, к.т.н., заместитель начальника отдела ФГБНУ «Аналитический центр», доцент кафедры РЭСР РТУ МИРЭА, Москва, Россия (e-mail: skripatchevv@inbox.ru)

М.Э. Покидченко, ФГБУ «Центр информационно-технического обеспечения», ФГБНУ «Аналитический центр», Москва, Россия (e-mail: max2482@yandex.ru)

согласования цены с Государственным заказчиком. В условиях проведения Специальной военной операции, для оперативного внесения изменений в конструкцию изделия с учетом опыта его боевого применения или необходимости импортозамещения отдельных компонентов, утверждённая цена никогда не соответствует актуальному техническому облику изделия. Способность государства обеспечить оперативное экономическое обоснование разработки новых и модифицированных образцов ВВСТ является необходимым условием технологического суверенитета. Фундаментальное несоответствие между необходимостью внесения изменений в конструкторско-технологические решения и инерционностью экономического обоснования цен на продукцию ГОЗ де-факто тормозит перевооружение вооруженных сил Российской Федерации.

Авторами статьи разработан научно обоснованный подход к радикальному сокращению цикла ценообразования контрактов на разработку и изготовление изделий военной техники, основанный на интеграции параметрических стоимостных моделей, нейросетевого анализа и технологий цифровых двойников.

II. ОНТОЛОГИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ОРГАНИЗАЦИОННО-ЭКОНОМИЧЕСКОГО ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА

Комплексный анализ теоретико-методологических основ управления выполнением государственного оборонного заказа и ценообразования на продукцию военного назначения, показал, что действующая система ценообразования в ГОЗ находится в зоне избыточного регулирования, где каждый дополнительный уровень контроля генерирует больше потерь от оппортунизма (завышения цен, хищений), чем предотвращает. Текущий уровень регулирования превышает оптимальный на ~38% (по результатам калибровки модели на данных 50 контрактов 2019–2023 гг. и экспертных интервью с руководителями 12 предприятий ОПК). Вероятность безошибочного прохождения РКМ и комплекта обосновывающих документов на цену изделия ВВСТ с первого раза составляет менее 1%, что объясняет среднее число итераций согласования цены $k \approx 3,5$ и делает ускорение процесса ценообразования невозможным в рамках текущей парадигмы тотальной документальной верификации. Существующая проблема перманентного ценового рассогласования, связанного с отставанием экономического контура изделия от инженерного (в среднем на 75 дней) делает утверждённую цену контракта неактуальной, порождая скрытый долг, подрывающий финансовую устойчивость кооперации, что усугубляется длительным циклом подготовки обосновывающих документов с использованием традиционного для отрасли затратного метода.

Фундаментальным ограничением традиционного затратного метода ценообразования является необходимость ручного, многоитерационного извлечения и обработки данных из разрозненных источников для формирования РКМ. Данный процесс генерирует высокие транзакционные издержки и

обуславливает информационный разрыв между инженерным контуром (PLM/PDM-системы) и экономическим контуром (ERP-системы) предприятия.

Использование параметрических методов ценообразования, при адекватной калибровке на отечественных данных, способно обеспечить приемлемую точность определения цены контракта ($MAPE < 8\%$) при радикальном сокращении времени расчёта. Для ликвидации цифрового разрыва между инженерным и экономическим контуром предприятия, предлагается онтологическая модель организационно-экономического цифрового двойника (ОЭЦД), связывающая инженерный и экономический слои через промежуточный «технологический слой».

$$D = \langle E, T, F \rangle \quad (1)$$

где: E – инженерный слой (Engineering Layer): $E = \{e_i\}$, где $e_i = (geometry_i + material_i + specs_i)$ – параметры каждого элемента конструкции;

T – технологический слой (Technology Layer): $T = \{\tau_j\}$,

где $\tau_j = (operation_j, equipment_j, time_j, rate_j)$ – параметры каждой технологической операции;

F – финансовый слой (Financial Layer): $F = \{f_k\}$, где $f_k = (cost_item_k, amount_k, source_k)$ – элементы калькуляции.

Связи между слоями формализуются через отображения:

$$\varphi_{ET}: E \rightarrow T \text{ (маршрутная технология: «что»} \rightarrow \text{«как»)} \quad (2)$$

$$\varphi_{TF}: T \rightarrow F \text{ (нормирование: «как»} \rightarrow \text{«сколько»)} \quad (3)$$

Композиция $\varphi_{EF} = \varphi_{TF} \circ \varphi_{ET}: E \rightarrow F$ представляет собой искомое прямое отображение «конструкция $\rightarrow$ стоимость», которое является ядром ОЭЦД.

Ключевое свойство ОЭЦД – «автоматическая реактивность», при изменении любого элемента $e_i \in E$ (например, замена материала), через цепочку отображений $\varphi_{ET} \rightarrow \varphi_{TF}$ автоматически обновляется финансовая модель F . Время обновления определяется не бюрократическими процедурами, а скоростью вычислений:

$$G_{OECD} = t_{compute} \ll G_{current} \quad (4)$$

Параметрическое ценообразование как реализация отображения φ_{EF} может быть реализовано двумя способами:

Способ 1: Детерминированный (bottom-up). Полный расчёт через φ_{ET} и φ_{TF} – фактически, это автоматизированное позаказное калькулирование. Точность максимальна, но требует полных данных о технологии (техпроцессы, нормы расхода). Доступно только для освоенных в производстве изделий.

Способ 2: Параметрический (top-down). Аппроксимация φ_{EF} регрессионной моделью (CER):

$$\hat{f}_k = \hat{\varphi}_{EF}(e_i; \theta) \quad (5)$$

Не требует детальных техпроцессов, работает на начальных этапах ОКР (эскизного, технического проекта). Точность зависит от калибровки модели.

Ключевая идея авторов исследования состоит в комбинировании обоих способов: параметрическая модель калибруется на детерминированных расчётах освоенных изделий (для которых имеются полные данные в PLM/ERP), а затем экстраполируется на новые/модифицированные изделия. Это позволяет:

- обеспечить точность, сопоставимую с затратным методом ($MAPE < 8\%$);
- сократить время расчёта с месяцев до минут;
- сохранить аудируемость результата (модель прозрачна, коэффициенты интерпретируемы).

III. МОДЕЛЬ СКВОЗНОЙ ИНТЕГРАЦИИ

На основе концепции ОЭЦД предлагается «Модель сквозной интеграции». Теоретической базой для такого подхода выступают положения системного инжиниринга [2] и национальный стандарт ГОСТ Р 57700.37–2021 [3], расширенные авторами в плоскость стоимостного анализа. Ключевой задачей интеграции является автоматизированная трансформация инженерной структуры изделия (EBOM — Engineering Bill of Materials) через технологическую (MBOM) в калькуляционную структуру (CBOM — Costing BOM) [4].

Ядром концептуальной модели выступает алгоритмизированная процедура прямого извлечения конструкторско-технологических предикторов стоимости (вектор P из электронной структуры изделия (ЭСИ) и электронной технологии производства (ЭТП).

Алгоритм формализации процедуры извлечения параметров представлен на Рисунке 1.

Данный алгоритм детерминирует комплексное отображение $\varphi_{ET}: E \rightarrow T$ (переход от инженерной модели к технологическим параметрам).

Шаг 1. Инициация сессии.

Установление защищенного соединения через API-интерфейс (REST/SOAP) с PDM/PLM-системой предприятия (например, Teamcenter, ЛОЦМАН: PLM, T-FLEX DOCs).

Шаг 2. Построение графа изделия.

Запрос ЭСИ по уникальному десятичному номеру изделия. Формирование ориентированного ациклического графа входимости $G = (V, E)$, где вершины V — сборочные единицы и детали, а ребра E — связи применяемости.

Шаг 3. Итеративный парсинг узлов.

Для каждого элемента $v_i \in V$:

извлечение физико-геометрических скаляров: масса (m_i), плотность материала (p_i), объем (V_i), класс точности по качеству (IT_i);

автоматическая классификация элемента по группе производственной сложности $K_{ck}^{(i)}$ на основе матричного сопоставления со встроенным онтологическим справочником-классификатором предприятия;

извлечение параметров ЭТП (при наличии): количество технологических переходов, тип заготовки (литье, штамповка, прокат), марка оборудования.

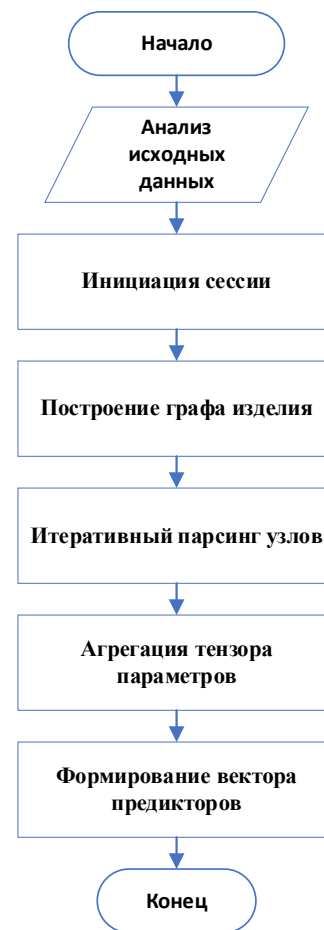


Рисунок 1 – Алгоритм формализации процедуры извлечения параметров

Шаг 4. Агрегация тензора параметров.

Свертка данных снизу вверх (от деталей к изделию): вычисление суммарной массы $M = \sum m_i$, подсчет общего количества уникальных и стандартизованных деталей ($N_d, N_{ст}$), расчет средневзвешенного класса точности, определение доли деталей из труднообрабатываемых сплавов.

Шаг 5. Формирование вектора предикторов.

На выходе формируется вектор-строка конструктивно-технологических параметров изделия $P = [P_1, P_2, \dots, P_m]$, который выступает независимой переменной (входом) для параметрической модели ценообразования.

Практическая реализация алгоритма формализации процедуры извлечения параметров имеет ограничения и строго зависит от уровня цифровой зрелости предприятия. Согласно исследованиям [4] полнота заполнения атрибутов ЭСИ должна составлять не менее 80–85%. В случае наличия информационных лакун алгоритм инициирует подпрограмму параметрической аппроксимации недостающих атрибутов методом k -ближайших соседей (k -NN) на кластере верифицированных исторических изделий-аналогов [5].

Как показывает практика управления экономическими аспектами жизненного цикла ВВСТ, подробно описанная в [6-8], ключевым драйвером себестоимости в наукоемком производстве ВВСТ (особенно в авиа- и

судостроении, радиоэлектронике) является нормативная трудоемкость изготовления. Точная оценка трудоемкости на ранних этапах ЖЦ обеспечивает до 70% достоверности итоговой цены контракта.

Анализ мирового опыта (руководства NASA CER [9], DoD Cost Estimating Guide [10, 11], стандарты ICEAA [12]) и современных исследований в области машинного обучения [13] выявляет фундаментальную методологическую дилемму. С одной стороны, использование степенных стоимостных оценочных соотношений (CER) при оценке трудоемкости обеспечивают высокую степень интерпретируемости и прозрачности (модель оценки полностью прозрачна для аудита контролирующих органов, таких как ВП МО РФ и ФАС), но не всегда корректно обрабатывает сложные, многомерные нелинейные зависимости [5]. С другой стороны, методы искусственных нейронных сетей (ANN) при оценке трудоемкости обеспечиваюткратно более высокую точность аппроксимации, но представляют собой «черный ящик», результаты которого де-юре не могут быть приняты контролируемыми органами в качестве обосновывающего документа согласно требованиям Постановления Правительства РФ №1465 [1]. Для разрешения данного научного противоречия авторами статьи разработана оригинальная гибридная параметрическая модель оценки трудоемкости, осуществляющая адаптивное взвешивание результатов двух подходов:

$$T_{изг}^{гипр} = \alpha \times T_{CER}(P) + (1 - \alpha) \times T_{NN} \quad (6)$$

где: $T_{CER}(P)$ — базовая оценка производственной трудоемкости (в нормо-часах), получаемая на основе классической мультипликативной модели CER, полностью прозрачной для внешнего аудита;

$$T_{CER} = a_0 \times M^{a_1} \times N_d^{a_2} \times K_{сл}^{a_3} \times Q^{a_4} \times K_{ун}^{a_5} \quad (7)$$

где: M — масса изделия;

N_d — число сборочных единиц и деталей;

$K_{сл}$ — экспертный коэффициент производственной сложности;

Q — годовая программа выпуска в штуках;

$K_{ун}$ — коэффициент внутрипроектной унификации).

$T_{NN}(P)$ — нелинейная оценка трудоемкости, генерируемая архитектурой многослойного перцептрона (Multilayer Perceptron, MLP), способной выявлять скрытые технологические паттерны в массивах исторических данных предприятия [11].

$\alpha \in (0,1]$ — динамический коэффициент доверия (Weighting Factor) к интерпретируемой модели CER. Величина α детерминируется автоматически с использованием логистической функции (сигмоиды) в зависимости от репрезентативности обучающей выборки, однако для сохранения минимально необходимой аудируемости расчетов установлен нижний порог $\alpha = 0.2$.

$$\alpha = \max \left(0.2, \frac{1}{1 + \exp(-\beta \times (n_{train} - n_{min}))} \right) \quad (8)$$

Для обеспечения прозрачности работы нейросетевого компонента (при низких значениях α), результаты аппроксимации TNN дополняются расчетом вектора SHAP-значений (SHapley Additive exPlanations). Это позволяет разложить итоговое предсказание «черного ящика» на аддитивные вклады каждого входного предиктора (массы, количества деталей и т.д.), предоставляя контролирующим органам прозрачное математическое обоснование того, почему нейросеть сформировала именно такую оценку трудоемкости. Параметризация сигмоиды осуществляется следующим образом: n_{train} — фактический объем обучающей выборки (количество доступных ретроспективных изделий-аналогов с подтвержденными РКМ); n_{min} — минимально необходимый порог наблюдений для статистической устойчивости нейросети (на основе эвристического правила для малых выборок принято $n_{min} = 50$ наблюдений на 1 скрытый слой); β — параметр крутизны логистической кривой (задан на уровне 0.15 для обеспечения плавного перехода).

При ограниченной статистической базе предприятия ($n_{train} < 30$), что типично для опытно-конструкторских работ, нейросети неизбежно подвержены эффекту переобучения (overfitting) [5]. В этом случае формула (8) дает $\alpha \rightarrow 1$, и расчетное ядро опирается исключительно на классическую, прозрачную CER. По мере цифровизации предприятия и накопления больших данных (Big Data) по серийным контрактам ГОЗ ($n_{train} > 100$) значение $\alpha \rightarrow 0$, и система плавно передает вес более точному нейросетевому алгоритму, сохраняя CER в качестве контрольной границы.

IV. КАЛИБРОВКА ПРЕДЛОЖЕННОЙ ГИБРИДНОЙ МОДЕЛИ

Калибровка предложенной гибридной модели осуществляется строго на исторических верифицированных данных конкретного предприятия-изготовителя (головного исполнителя или предприятия кооперации), что нивелирует проблему межотраслевой дисперсии и осуществляется в четыре этапа.

Этап 1. Формирование статистического массива данных. В качестве зависимой переменной (Y) используются фактические значения трудоемкости ($T_{факт}$), из отчетных калькуляций, согласно формам 3, 9, 10 Приказа ФАС № 995/22 [13]) за период не менее 5 предшествующих лет. Требование к выборке для OLS-регрессии: $n \geq 3(m + 1)$. При числе предикторов $m = 5$, минимальная выборка составляет $n_{min} = 18$ изделий одного функционального класса.

Этап 2. Статистическая препроцессинговая обработка. Для устранения непостоянства дисперсии, характерной для стоимостных данных в экономике промышленности, переменные переводятся в логарифмическое пространство. Выбросы идентифицируются по критерию Махаланобиса или эмпирическому правилу 3σ . Проводится тест на мультиколлинеарность: вычисляется

фактор инфляции дисперсии (Variance Inflation Factor, VIF). Предикторы с $VIF > 5$ подлежат ортогонализации или исключению.

Этап 3. МНК-оценка параметров CER. Производится линеаризация уравнения (7):

$$\ln T_{CER} = \ln a_0 + a_1 \ln M + a_2 \ln N_d + a_3 \ln K_{cl} + a_4 \ln Q + a_5 \ln K_{yh} + \varepsilon \quad (9)$$

Вектор неизвестных коэффициентов оценивается методом наименьших квадратов (Ordinary Least Squares, OLS) с поправкой Уайта на робастные стандартные ошибки.

Этап 4. Обучение нейросетевого персептрона. Архитектура T_{NN} : прямого распространения (Feed-Forward). Перед подачей в сеть входной вектор предикторов подвергается стандартизации по методу MinMaxScaling для приведения значений к диапазону [0, 1]. Выборка разделяется на обучающую и валидационную в пропорции 80/20. Используется 1 скрытый слой, содержащий ровно 16 нейронов. Функция активации скрытого слоя – ReLU, выходного – линейная. В качестве функции потерь применяется среднеквадратичная ошибка (MSE). Оптимизация весов выполняется алгоритмом Adam со скоростью обучения (learning rate) 0.001. Обучение ограничено 500 эпохами, при этом для предотвращения переобучения применяется механизм L2-регуляризации (коэффициент 0.01) и алгоритм ранней остановки (early stopping) с терпением в 50 эпох.

В предложенной модели эвристическое требование к объему выборки ($n_{min} = 50$) не является строгим порогом запуска нейросети, а выступает координатой точки перегиба логистической кривой. Как показало тестирование на выборке из 48 механических агрегатов (где $48 < 50$), при недостатке данных система не отключает нейросеть, а через уравнение весов автоматически балансирует доверие. Вес $\alpha = 0.46$ означает, что модель опиралась на робастную линейную CER на 46%, а на способность персептрона улавливать скрытые паттерны – на 54%, что в синергии обеспечило снижение ошибки MAPE до 10.8%. [14].

Таблица 1 - Критерии приемлемости математических моделей оценки стоимости

№ п/п	Статистическая метрика	Порог приемлемости для линейной CER	Порог приемлемости для гибридной модели	Источник обоснования порога
1	Коэффициент детерминации R^2 (на тестовой выборке)	$\geq 0,75$	$\geq 0,85$	ISPA / ICEAA CEBOK
2	Средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE)	$\leq 20\%$	$\leq 12\%$	NASA Cost Estimating Handbook
3	Максимальное точечное отклонение	$\leq 40\%$	$\leq 25\%$	Оценка экспертов предприятий ОПК

Для того чтобы результаты параметрического моделирования могли рассматриваться государственным заказчиком как объективная база для установления ориентировочной цены, модель должна удовлетворять жестким метрикам качества. На основе анализа методологий ISPA [17] и NASA [9] авторами синтезирована система критериев приемлемости, приведенная в Таблице 1.

С целью эмпирической валидации, в ходе исследования проведена практическая калибровка моделей на обезличенной выборке из $N = 48$ механических агрегатов для авиационной техники.

Результат оценки параметров линейной CER (уравнение регрессии):

$$\ln T_{mex} = 2,14 + 0,72 \ln M + 0,43 \ln N_d + 1,15 \ln K_{cl} - 0,18 \ln Q \quad (10)$$

Статистические свойства CER:

Коэффициент детерминации $R^2 = 0,84$;

F-критерий Фишера $F = 56,3$ ($p < 0.001$);

средняя ошибка $MAPE = 17.2\%$.

В результате применения гибридной модели, при объеме $n_{train} = 48$, уравнение (8) дало вес $\alpha = 0,46$. Таким образом, интеграция предсказанных значений CER с обученной MLP позволила существенно улучшить качество прогноза: метрика R^2 возросла до 0,91, а общая ошибка MAPE снизилась до 10.8%. Данный результат полностью удовлетворяет критериям приемлемости.

V. СИНТЕЗ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ЭКСПРЕСС-ОБОСНОВАНИЯ ПРОГНОЗНОЙ ЦЕНЫ ПРОДУКЦИИ НА ОСНОВЕ КОНЦЕПЦИИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ЦИФРОВЫХ ДВОЙНИКОВ ИЗДЕЛИЙ

Опираясь на полученную высокоточную оценку плановой трудоемкости $T_{изг}^{гипр}$, сформируем полную параметрическую модель экспресс-обоснования цены продукции на основе концепции использования цифровых двойников изделий.

$$P_{GOZ} = (\overline{C}_q \times T_{изг}^{гипр} \times (1 + k_{add}) \times (1 + k_{soc}) + \overline{C}_q \times T_{изг}^{гипр} \times \eta_{OPR} + \overline{C}_q \times T_{изг}^{гипр} \times \eta_{ONR} + C_{spec}) \times (1 + r_{own}) + C_{ext} \times (1 + r_{ext}) \quad (11)$$

где: P_{GOZ} – полная цена контракта на поставку продукции;

$T_{изг}^{гипр}$ – высокоточная оценка плановой трудоемкости, рассчитанная по формуле (6);

$\overline{C}_q$ – норматив заработной платы основных работников;

$ЗП_{осн}$ – основная заработная плата производственных рабочих, определяемая как произведение $\overline{C}_q$ и $T_{изг}^{гипр}$;

k_{add} – коэффициент дополнительной зарплаты (компенсация за неотработанное время);

k_{soc} – коэффициент страховых взносов;

η_{OPR} – ставка распределения общепроизводственных

расходов;

η_{OHR} – ставка распределения общехозяйственных расходов;

C_{spec} – специальные затраты;

C_{ext} – совокупность привнесённых затрат (включая затраты на сырье и материалы, ПКИ);

r_{own} – рентабельность собственных затрат (25%);

r_{ext} – рентабельность привнесённых затрат (1%).

Архитектура данной модели строго изоморфна структуре калькуляции, детерминированной нормами Приказа ФАС России от 16.12.2022 № 995/22 и Приказа Минпромторга № 334 [15].

Методология ОЭЦД каскадирует формирование итоговой прогнозной цены (P_{GoZ}) по гибриднему принципу:

Прямой счет. Затраты на сырье и материалы (C_{mat}), а также покупные комплектующие изделия (ПКИ) оцениваются детерминированно путем умножения спецификации (BOM, импортированного из PLM) на текущие учетные цены номенклатуры (автоматизированное извлечение данных из ERP-системы или подсистемы закупок).

Параметрический счет. Основная заработная плата производственных рабочих ($ЗП_{осн}$) рассчитывается как произведение прогнозной трудоемкости $T_{изг}^{гипр}$ на норматив заработной платы основных работников (средневзвешенную часовую тарифную ставку) предприятия $\bar{C}_ч$. Дополнительная заработная плата, страховые взносы, общепроизводственные (η_{OPR}) и общехозяйственные расходы (η_{OHR}) вычисляются по нормативным базам распределения (строго пропорционально $ЗП_{осн}$), утвержденным на предприятии.

Рассмотрим числовой пример с гипотетическими атрибутами – экспресс-оценка цены гипотетического изделия «Агрегат-М». Из цифрового двойника извлечен вектор: масса $M = 45$ кг, $N_d = 280$, $K_{сл} = 1,8$, годовая программа выпуска $Q = 120$ шт./год. Расчет трудоемкости по гибридной модели дал прогноз: $T_{изг} = 850$ н-ч. Средняя утвержденная часовая ставка $\bar{C}_ч = 420$ руб./ч. Время выполнения расчета не превышает 2 часов. В Таблице 2 приведен расчет цены изделия «Агрегат-М» в контуре ОЭЦД.

С целью верификации результата проведено сопоставление полученной прогнозной цены (2283,55 тыс. руб.) с ценой по данному агрегату, рассчитанной традиционным затратным методом. Формирование комплекта РКМ затратным методом заняло бы 4 месяца, итоговая цена составила бы 2348,57 тыс. руб. Отклонение параметрической экспресс-оценки составило всего 3.38%, что подтверждает прикладную ценность разработанного инструмента.

Разработанная методика прошла расширенную ретроспективную валидацию на независимой тестовой выборке из 15 различных серийных изделий ВВСТ.

Полученная средняя ошибка прогнозирования $MAPE = 8.7\%$ строго меньше предельно допустимого порогового значения в 15% (по стандартам NASA СЕН [9]). Методика признана математически адекватной и применимой на практике.

Таблица 2 - Расчет цены изделия «Агрегат-М» в контуре ОЭЦД

№ п/п	Статья нормативной калькуляции	Алгоритм расчета в системе ОЭЦД	Расчетное значение, тыс. руб.
1	Сырье и материалы (М)	Агрегация массива BOM (из PLM) × цены каталога (из ERP)	185,0
2	ПКИ и полуфабрикаты	Прямой парсинг ЭСИ + интеграция с базой договоров поставки	320,0
3	Основная заработная плата ($ЗП_{осн}$)	$T_{изг}^{гипр} \times \bar{C}_ч \rightarrow 850 \text{ н-ч} \times 420 \text{ руб.}$	357,0
4	Доп. заработная плата (12%)	$ЗП_{осн} \times 0,12 \times ЗП_{осн} \times 0,12$ (норматив предприятия)	42,8
5	Страховые взносы (30.2%)	$(ЗП_{осн} + ЗП_{доп}) \times 0.302$ (норматив НК РФ)	120,7
6	Общепроизводственные расходы (180%)	$ЗП_{осн} \times 1,80$ (база распределения — $ЗП_{осн}$)	642,6
7	Общехозяйственные расходы (45%)	$ЗП_{осн} \times 0,45$ (база распределения — $ЗП_{осн}$)	160,7
8	Специальные расходы и оснастка	Параметрическая аппроксимация по аналогам	95,0
9	Итого производственная себестоимость ($C_{полн}$)	Алгебраическая сумма элементов затрат	1923,8
10	Плановая рентабельность (прибыль)	Базовое правило «25+1» (ПП РФ №1465)[15]: $0.01 \times 505,0 + 0.25 \times 1418.8$	359,75
11	ПРОГНОЗНАЯ ЦЕНА P_{GoZ} (без НДС)	$C_{полн} + \text{Плановая Прибыль}$	2283,55

Модель демонстрирует максимальную прогностическую ценность для изделий серийного и массового производства в авиастроении и радиоэлектронике, где технологические процессы стандартизированы. В условиях единичного (опытного) производства требуется введение дополнительных поправочных коэффициентов на степень освоения технологии. Фундаментальным ограничением методики является доля покупных комплектующих изделий (ПКИ), которая не должна превышать 60% от производственной себестоимости. Данный порог объясняется тем, что при доле ПКИ свыше 60% собственная производственная трудоемкость предприятия, оцениваемая параметрическим методом, перестает выступать доминирующим фактором стоимости. В таких случаях основная ценовая нагрузка переходит в зону закупочной логистики, и погрешность прогнозирования общей цены изделия возрастает из-за волатильности рыночных цен на внешние компоненты.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

С целью радикального сокращения цикла ценообразования контрактов на разработку и изготовление изделий военной техники авторами статьи разработана и математически формализована

концептуальная модель организационно-экономического цифрового двойника для автоматизированного извлечения вектора стоимостных предикторов напрямую из PDM/PLM-систем предприятий оборонно-промышленного комплекса, синтезирована гибридная параметрическая методика экспресс-обоснования прогнозной цены продукции на основе концепции использования цифровых двойников изделий, обеспечивающая формирование цены по гибриднему принципу и новаторски комбинирующая высокую интерпретируемость степенных стоимостных соотношений (CER) и аппроксимирующую точность искусственных нейронных сетей (MLP).

Предложенный подход обеспечивает научно обоснованный переход от реактивной, документоёмкой модели экономического обоснования затрат к высокоскоростной, модельно-ориентированной и проактивной парадигме. Создание собственного параметрического инструментария, калибруемого на отечественных данных и интегрированного с российскими PLM-системами, является элементом технологического суверенитета, обеспечивающим эффективное расходование бюджетных средств при выполнении государственного оборонного заказа. Оптимизация оборонных расходов достигается не за счёт механического сокращения финансирования, а за счёт устранения системных потерь от административного торможения и повышения скорости оборачиваемости оборонного капитала. При использовании предложенного авторами статьи инструментария, по мере накопления статистических данных, точность параметрических моделей будет повышаться, формируя самообучающуюся экосистему стоимостного анализа оборонной продукции [19].

Работа выполнена в рамках государственного задания Минобрнауки России по теме «Развитие методологии оптимизации и повышения эффективности оборонных расходов в условиях обострения геополитических противоречий с учетом экономических возможностей и необходимости обеспечения технологического суверенитета России» № 125012700819-0.

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Постановление Правительства РФ от 2 декабря 2017 г. № 1465 «О государственном регулировании цен на продукцию, поставляемую по государственному оборонному заказу» // Собрание законодательства Российской Федерации. – 2017. – № 50. – Ст. 7638. (или: Доступ из СПС «КонсультантПлюс»).
- [2] Лысенко, Л.В. Единое информационное пространство как основа управления жизненным циклом изделий ОПК / Л.В. Лысенко // Вопросы оборонной техники. – 2021. – Серия 3, № 2. – С. 32–40.
- [3] ГОСТ Р 57700.37–2021. Компьютерные модели и моделирование. Цифровые двойники изделий. Общие положения. – М.: Стандартинформ, 2021.
- [4] Дутов, А.В. Цифровая трансформация предприятий оборонно-промышленного комплекса / А.В. Дутов, В.А. Судаков // Авиационная промышленность. – 2020. – № 4. – С. 6–14.
- [5] Судаков, В.А. Концептуальные основы информационно-аналитического обеспечения управления жизненным циклом наукоёмкой продукции / В.А. Судаков, Л.В. Лысенко // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2019. – № 2. – С. 112–124.
- [6] Hastie T. The Elements of Statistical Learning / T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman. — 2nd ed. — Springer, 2009. — 745 p.
- [7] Викулов, С.Ф. Военная экономика: теория и актуальные проблемы / С.Ф. Викулов. — М. : Военное издательство, 2004. — 420 с.]
- [8] Лавринов, Г.А. Методы прогнозирования стоимости создания вооружения и военной техники / Г.А. Лавринов, Е.А. Подольский // Вооружение и экономика. — 2012. — № 4 (20). — С. 58–69.
- [9] NASA. NASA Cost Estimating Handbook. Version 4.0 / National Aeronautics and Space Administration. — Washington, DC : NASA, 2015. — 288 p.
- [10] Parametric Cost Estimating Handbook / ed. by R. Malhorn, R. Kohlman. — 3rd ed. — Arlington, VA : DoD, 2011. — 340 p.]
- [11] Department of Defense. DoD Cost Estimating Guide / Office of the Secretary of Defense, Cost Assessment and Program Evaluation. — Washington, DC, 2020. — 215 p.
- [12] ICEAA. Cost Estimating Body of Knowledge (CEBoK) / International Cost Estimating and Analysis Association. — 2nd ed. — Vienna, VA : ICEAA, 2020. — 480 p.
- [13] Seo, S. Machine Learning Approach to Cost Estimation of Military Aircraft / S. Seo, Y. Lee // Journal of Aerospace Engineering. — 2020. — Vol. 33, No. 4. — P. 04020028.
- [14] Lee, Y. Application of Artificial Neural Networks for Cost Estimation of Defence Projects / Y. Lee, H. Kim // Systems Engineering. — 2022. — Vol. 25, No. 2. — P. 188–203.
- [15] Приказ ФАС России от 16.12.2022 № 995/22 «Об утверждении форм документов, предусмотренных Положением о государственном регулировании цен на продукцию, поставляемую по государственному оборонному заказу, утвержденным Постановлением Правительства Российской Федерации от 2 декабря 2017 года № 1465».
- [16] Магнус, Я.Р. Эконометрика. Начальный курс: Учебник / Я.Р. Магнус, П.К. Катышев, А.А. Пересецкий. — 6-е изд., перераб. и доп. — М. : Дело, 2004. — 576 с.
- [17] International Society of Parametric Analysts (ISPA). Parametric Estimating Handbook. — 4th ed. — Vienna, VA : ISPA/SCEA, 2008. — 312 p.
- [18] Приказ Минпромторга России от 08.02.2019 N 334 (ред. от 26.11.2025) "Об утверждении порядка определения состава затрат, включаемых в цену продукции, поставляемой в рамках государственного оборонного заказа" (Зарегистрировано в Минюсте России 18.04.2019 N 54430).
- [19] International experience of state initiatives in the development of artificial intelligence as a dual-use technology / A. Zhukov, A. Saveliev, D. Zhurenkov [et al.] // E3S Web of Conferences. – 2024. – Vol. 531. – P. 03010. – DOI 10.1051/e3sconf/202453103010.

Parametric pricing methods and neural network analysis of product digital twin data

Dmitry Ulanov, Alexey Peregodov, Vladimir Skripachev, Maksim Pokidchenko

Abstract. With the Russian military-industrial complex operating in mobilization mode, a systemic contradiction has been identified between the highly dynamic changes in design and technological solutions and the inertia of economic justification for pricing state defense procurement products, based on a cost-based methodology and multi-iteration documentary verification procedures. The aim of this study is to develop a scientifically tool for radically reducing the cycle time for forecast pricing of weapons, military, and special-purpose equipment while maintaining the requirements of regulatory auditability and statistical reliability of calculations. A concept for an organizational and economic digital twin of an enterprise is proposed, ensuring the end-to-end integration of engineering and economic contours through a formalized ontological model represented as a composite of "design-technology-cost" mappings. An algorithm has been developed for the automated extraction of design and technological cost predictors from the electronic structure of a product and electronic production technology, followed by aggregation of the parameters into a vector of cost factors. The key result is the synthesis of an original hybrid parametric model for estimating production labor intensity, based on adaptive weighting of interpretable cost estimation ratios and neural network approximation. The weighting coefficient is determined by a logistic function of the training sample size and representativeness, ensuring automatic adaptation of the model to the enterprise's level of digital maturity and resolving the conflict between the requirements of transparency for regulatory authorities and the need to improve predictive accuracy. The architecture of the final express price justification model is strictly isomorphic to the normative costing structure established by current legislation on state price regulation, guaranteeing the reproducibility and auditability of calculations. The obtained research results substantiate the feasibility of transitioning from a document-intensive reactive pricing model to a proactive, model-oriented paradigm for managing the cost of state defense procurement (GDO) products. The development and calibration of parametric tools using domestic data and integration into national PLM systems is seen as an element of ensuring technological sovereignty and improving the efficiency of budgetary funds by reducing transaction costs and eliminating administrative delays in the price approval process.

Keywords: parametric method, digital twin, neural network analysis, defense spending optimization, labor intensity, pricing, economics, algorithm.

REFERENCES

- [1] Postanovleniye Pravitel'stva RF ot 2 dekabrya 2017 g. № 1465 «O gosudarstvennom regulirovaniy tsen na produktsiyu, postavlyayemuyu po gosudarstvennomu oboronnomu zakazu» // Sobraniye zakonodatel'stva Rossiyskoy Federatsii. — 2017. — № 50. — St. 7638. (ili: Dostup iz SPS «Konsul'tantPlyus»).
- [2] Lysenko, L.V. Yedinoye informatsionnoye prostranstvo kak osnova upravleniya zhiznennym tsiklom izdeliy OPK / L.V. Lysenko // Voprosy oboronnoy tekhniki. — 2021. — Seriya 3, № 2. — S. 32–40.
- [3] GOST R 57700.37–2021. Komp'yuternyye modeli i modelirovaniye. Tsifrovyye dvoyniki izdeliy. Obshchiye polozheniya. — M.: Standartinform, 2021.
- [4] Dutov, A.V. Tsifrovaya transformatsiya predpriyatiy oboronno-promyshlennogo kompleksa / A.V. Dutov, V.A. Sudakov // Aviatsonnaya promyshlennost'. — 2020. — № 4. — S. 6–14.
- [5] Sudakov, V.A. Kontseptual'nyye osnovy informatsionno-analiticheskogo obespecheniya upravleniya zhiznennym tsiklom naukoymkoy produktsii / V.A. Sudakov, L.V. Lysenko // Izvestiya RAN. Teoriya i sistemy upravleniya. — 2019. — № 2. — S. 112–124.
- [6] Hastie T. The Elements of Statistical Learning / T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman. — 2nd ed. — Springer, 2009. — 745 p.
- [7] Vikulov, S.F. Voyennaya ekonomika: teoriya i aktual'nyye problemy / S.F. Vikulov. — M.: Voennoye izdatel'stvo, 2004. — 420 s.]
- [8] Lavrinov, G.A. Metody prognozirovaniya stoimosti sozdaniya vooruzheniya i voyennoy tekhniki / G.A. Lavrinov, E.A. Podol'skiy // Vooruzheniya i ekonomika. — 2012. — № 4 (20). — S. 58–69.
- [9] NASA. NASA Cost Estimating Handbook. Version 4.0 / National Aeronautics and Space Administration. — Washington, DC : NASA, 2015. — 288 p.
- [10] Parametric Cost Estimating Handbook / ed. by R. Malhom, R. Kohlman. — 3rd ed. — Arlington, VA : DoD, 2011. — 340 p.
- [11] Department of Defense. DoD Cost Estimating Guide / Office of the Secretary of Defense, Cost Assessment and Program Evaluation. — Washington, DC, 2020. — 215 p.
- [12] ICEAA. Cost Estimating Body of Knowledge (CEBoK) / International Cost Estimating and Analysis Association. — 2nd ed. — Vienna, VA : ICEAA, 2020. — 480 p.
- [13] Seo, S. Machine Learning Approach to Cost Estimation of Military Aircraft / S. Seo, Y. Lee // Journal of Aerospace Engineering. — 2020. — Vol. 33, No. 4. — P. 04020028.]
- [14] Lee, Y. Application of Artificial Neural Networks for Cost Estimation of Defence Projects / Y. Lee, H. Kim // Systems Engineering. — 2022. — Vol. 25, No. 2. — P. 188–203.
- [15] Prikaz FAS Rossii ot 16.12.2022 № 995/22 «Ob utverzhdenii form dokumentov, predusmotrennykh Polozheniyem o gosudarstvennom regulirovaniy tsen na produktsiyu, postavlyayemuyu po gosudarstvennomu oboronnomu zakazu, utverzhdennym Postanovleniyem Pravitel'stva Rossiyskoy Federatsii ot 2 dekabrya 2017 goda № 1465».
- [16] Magnus, Y.A.R. Ekonometrika. Nachal'nyy kurs: Uchebnik / Y.A.R. Magnus, P.K. Katyshev, A.A. Peresetskiy. — 6-e izd., pererab. i dop. — M.: Delo, 2004. — 576 s.
- [17] International Society of Parametric Analysts (ISPA). Parametric Estimating Handbook. — 4th ed. — Vienna, VA : ISPA/SCEA, 2008. — 312 p.
- [18] Prikaz Minpromtorga Rossii ot 08.02.2019 N 334 (red. ot 26.11.2025) "Ob utverzhdenii poryadka opredeleniya sostava zatrat, vkluchayemykh v tsenu produktsii, postavlyayemoy v ramkakh gosudarstvennogo oboronnoy zakaza" (Zaregistrirvano v Minyuste Rossii 18.04.2019 N 54430).
- [19] International experience of state initiatives in the development of artificial intelligence as a dual-use technology / A. Zhukov, A. Saveliev, D. Zhurenkov [et al.] // E3S Web of Conferences. — 2024. — Vol. 531. — P. 03010. — DOI 10.1051/e3sconf/202453103010.