# САМООБУЧЕНИЕ КЛАССИФИКАЦИИ ЗАТРАТ ТРАНСПОРТНОГО КОМПЛЕКСА

**Цыганов В.В.**

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия*

bbc@ipu.ru

*Аннотация. Рассмотрена двухуровневая система управления затратами транспортного комплекса, с Центром на верхнем уровне и исполнителем – на нижнем. Доказаны теоремы об оптимальной классификации Центром затрат по двум и четырем классам посредством норм, настраиваемых с помощью процедур цифрового самообучения. При этом минимизируются затраты и риски Центра.*

*Ключевые слова: затраты, цифровизация, классификация, механизм, самообучение, стандарт, норма.*

## Введение

Снижение затрат на оказание транспортных услуг является важной задачей управления транспортным комплексом (ТК), зафиксированной в Транспортной стратегии Российской Федерации (РФ) до 2030 г. с прогнозом на период до 2035 г. [1]. В рамках этой стратегии, разрабатываются стратегические документы, программы и проекты, которые ориентированы на достижение целевых значений показателей затрат [2,3]. Таким образом, управление затратами ТК предполагает определение целевых значений показателей затрат (в том числе стандартизацию и нормирование затрат), количественную оценку достижения этих целевых значений (в том числе выполнения соответствующих стандартов и норм), а также стимулирование за такое выполнение [4].

При этом необходимо учитывать активность руководителей, ответственных за управление затратами на разных уровнях иерархии ТК. Проблема коренится в неосведомленности руководителей верхних уровней относительно истинных возможностей снижения затрат исполнителей на нижних уровнях ТК. Пользуясь такой неосведомленностью, руководители нижних уровней могут манипулировать показателями своих затрат, чтобы добиться больших поощрений. Проблемы такого рода традиционно рассматриваются в рамках теории активных систем [5].

На практике, наличие таких целевых значений показателей затрат, как стандарты затрат, позволяет проводить первичную классификацию затрат на две группы: затраты, удовлетворяющие стандартам, и затраты, не удовлетворяющие стандартам. Однако подчас такой классификации недостаточно для принятия обоснованных решений. Чтобы сделать результаты классификации более наглядными и адекватными, на практике используется тетратомия - классификация затрат по четырем классам (низкие, приемлемые, избыточные и высокие затраты). Такого рода тетратомия традиционно применяется в отраслевом управлении [6].

При управлении затратами предприятий ТК применяются также инструменты искусственного интеллекта [7]. В результате, формируются сложные системы управления затратами, подсистемами которых являются модели цифрового обучения, имитирующие способность человека к обучению в реальном времени [8]. А поскольку способность человека к обучению является признаком естественного интеллекта, то и цифровое обучение относят к направлениям машинного обучения, занимающего центральное место в системе инструментов искусственного интеллекта [9].

Однако применение подхода, основанного на тетратомии, в системах управления до настоящего времени формально не обосновано, ввиду отсутствия доказательной базы. Надо сказать, что такого рода ситуация типична для современного этапа управления организационно-техническими системами, для которого характерен разрыв между теорией управления и машинным обучением [9]. Ниже предпринята попытка частично ликвидировать указанный разрыв, путем формальных постановок задач дихотомии и тетратомии затрат, а также доказательства соответствующих теорем, касающихся цифрового обучения классификации в двухуровневой организационной системе управления транспортными затратами.

## 1. Механизм самообучения дихотомии затрат

Рассмотрим двухуровневую организационную систему управления транспортными затратами, на верхнем уровне которой находится управляющий орган (Центр), а на нижнем — организация, которая несет прямую ответственность за эти затраты (кратко - исполнитель).

### 1.1. Дихотомия затрат

Обозначим через $t$ период времени, $t$=0,1,… Пусть $x_t$ - случайная величина минимальных затрат (кратко - возможности) исполнителя в периоде $t$, $x_t \in X$. Дихотомия предполагает отнесение $x_t$ к одному из двух множеств - $X_1$ или $X_2$, $\bigcup_{i=1}^{2} X_i = X$. Отнесение $x_t$ к области $X_i$ означает присвоение $x_t$ класса $i, i = \overline{1,2}$. Обозначим потери $D_1$ при ошибочном присвоении $x_t$ класса 1:

$$D_1(g, x_t) = x_t - ag, 0 < a < 1, \tag{1}$$

где $g$ – параметр принятия решений, $g \in [\alpha, \beta]$. Обозначим также потери $D_2$ в случае ошибочного присвоения $x_t$ класса 2:

$$D_2(g, x_t) = b(g - x_t),\ b>0. \tag{2}$$

Если известна вероятность $p(x)$ распределения $x$, то средний риск при дихотомии $R(g) = \Sigma_{i=1}^{2} \int_{X_1}^{X_2} D_i(g, x) p(x) dx$. Его минимум достигается при оптимальном параметре принятия решений

$$g^* = Arg \min_{g \in [\alpha, \beta]} R(g). \tag{3}$$

Если $p(x)$ неизвестно, то определить $g^*$ из (3) нельзя. В этом случае, в [8] предложено получать последовательные оценки $g_t$ оптимального параметра принятия решений $g^*$:

$$g_{t+1} = G(g_t, x_t) = \begin{cases} g_t + \gamma_t a & \text{при } x_t \le (a+b) g_t/(b+1) \\ g_t - \gamma_t b & \text{при } x_t > (a+b) g_t/(b+1) \end{cases}, \quad g_0 = g^0, t = 0,1,\ldots, \tag{4}$$

где $\gamma_t > 0, \sum_{t=0}^{\infty} \gamma_t < \infty$ . При этом

$$\lim_{t \to \infty} g_t = g^*. \tag{5}$$

Результатом наилучшей дихотомии в периоде $t$, которая основана на оценках $g_t$ оптимального параметра принятия решений $g^*$, является класс исполнителя:

$$k_t = K(g_t, x_t) = \begin{cases} 1 & \text{при } x_t \le (a+b) g_t/(b+1) \\ 2 & \text{при } x_t > (a+b) g_t/(b+1) \end{cases}. \tag{6}$$

### 1.2. Алгоритм нормирования затрат

Предположим теперь, что Центр не знает возможностей исполнителя $x_t$, и вынужден ориентироваться на показатель затрат $y_t$, сообщаемый исполнителем. Пользуясь неполной информированностью Центра, исполнитель стремится добиться лучших для себя результатов дихотомии, манипулируя показателем $y_t$. Формально, возможности $x_t$ становятся известны исполнителю в периоде $t$, перед выбором показателя затрат $y_t$. Последний не может быть ниже возможностей исполнителя: $y_t \ge x_t$.

Центр же знает только затраты $y_t$, которые, вообще говоря, не равным минимальным: $y_t \ne x_t$. Поэтому Центр вынужден проводить дихотомию, используя рекуррентный алгоритм (4) и опираясь на известный показатель $y_t$. Подставляя в (4) $y_t$ вместо $x_t$, Центр получает оценку $e_{t+1}$ величины $g_{t+1}$ в следующем виде:

$$e_{t+1} = G(e_t, y_t) = \begin{cases} e_t + \gamma_t a & \text{при } y_t \le (a+b) e_t/(b+1) \\ e_t - \gamma_t b & \text{при } y_t > (a+b) e_t/(b+1) \end{cases}, \ e_0 = g^0,\ t = 0,1,\ldots \tag{7}$$

Подставляя в (1) и (2) наблюдаемый Центром показатель $y_t$ вместо неизвестного $x_t$ , а также оценку $e_t$ вместо неизвестного $g$ , получаем оценку потерь Центра при ошибочном присвоении $y_t$ класса 1:

$$D_1(e_t, y_t) = y_t - a e_t, 0 < a < 1, \tag{8}$$

а также оценку потерь Центра при ошибочном присвоении класса 2:

$$D_2(e_t, y_t) = b(e_t - y_t),\ b>0. \tag{9}$$

Кроме того, по аналогии с (6), результатом дихотомии в периоде $t$, которая основана на оценках $e_t$ величины $g_t$, является класс исполнителя:

$$c_t = K(e_t, y_t) = \begin{cases} 1 & \text{при } y_t \le (a+b) e_t/(b+1) \\ 2 & \text{при } y_t > (a+b) e_t/(b+1) \end{cases}. \tag{10}$$

По сути, величина $n_t = (a+b)e_t/(b+1)$ - это норма затрат, в зависимости от которой производится классификация в периоде $t$, $t = 0,1,\ldots$ Тогда, подставляя $e_t = n_t(b+1)/(a+b)$ в (7) и (10), получаем алгоритм формирования нормы затрат в виде:

$$n_{t+1} = N(n_t, y_t) = \begin{cases} n_t + d_t a & \text{при } y_t \leq n_t \\ n_t - d_t b & \text{при } y_t > n_t \end{cases}, \; n_0 = g^0(a+b)/(b+1), \; t = 0,1,\ldots, \tag{11}$$

где $d_t = \gamma_t(a+b)/(b+1)$ – коэффициент усиления нормы, $n_0^{12}$ – начальное значение нормы при $t = 0$. Кроме того, подставляя в (8) и (9) $e_t = n_t(b+1)/(a+b)$, получаем оценку потерь при ошибочном присвоении $y_t$ класса 1:

$$M_1(n_t, y_t) = y_t - a(b+1)n_t/(a+b), \tag{12}$$

а также оценку потерь при ошибочном присвоении класса 2:

$$M_2(n_t, y_t) = b[n_t(b+1)/(a+b) - y_t]. \tag{13}$$

Наконец, подставляя в (10) $e_t = n_t(b+1)/(a+b)$, получаем класс исполнителя в периоде $t$:

$$c_t = C(n_t, y_t) = \begin{cases} 1 & \text{при } y_t \leq n_t \\ 2 & \text{при } y_t > n_t \end{cases}, \; t = 0,1,\ldots \tag{14}$$

Совокупность алгоритма нормирования затрат $N(y_t, n_t)$ (11) и алгоритма классификации $C(n_t, y_t)$ (14) назовем механизмом самообучения дихотомии затрат $A = \{C, N\}$.

В общем случае $y_t \neq x_t$, так что $e_t \neq g_t, t = 1,2,\ldots$ Поэтому $\lim\limits_{t\to\infty} e_t \neq g^*$. Таким образом, возникает проблема определения $g^*$.

### 1.3. Решения дальновидного исполнителя

При заданном механизме самообучения, исполнитель выбирает затраты $y_t$ в периоде $t$ так, чтобы увеличить свою целевую функцию $F_t$, зависящую как от текущих, так и от будущих классов:

$$F_t = F(c_t, \ldots, c_{t+T}), \tag{15}$$

где $F(c_t, \ldots, c_{t+T})$ – монотонно убывающая функция своих аргументов, $T$ - количество периодов, учитываемых исполнителем.

При этом исполнитель должен принять гипотезы относительно будущих параметров целевой функции $F_t$, таких как возможности $x_\tau$ и затраты в будущих периодах $y_\tau, \tau = \overline{t+1, t+T}$. Естественно предполагать, что исполнитель ориентируется на выбор наилучшего для себя показателя $y_\tau$ при любой возможности $x_\tau, x_\tau \in X, \tau = \overline{t+1, t+T}$. Кроме того, будем предполагать, что исполнитель рассчитывает на самые неблагоприятные возможности $x_\tau, \tau = \overline{t+1, t+T}$. При таких гипотезах, исполнитель выбирает $y_t^*$ , обеспечивающий максимальное гарантированное значение целевой функции (15) в периоде $t$:

$$f_t(y_t^*) = \min_{x_\tau \in X, \tau = \overline{t+1, t+T}} \; \max_{y_\tau \geq x_\tau, \tau = \overline{t+1, t+T}} F(c_t, \ldots, c_{t+T}). \tag{16}$$

Тогда множество возможных выборов исполнителя в периоде $t$:

$$V_t(x_t) = \{y_t^* \geq x_t \mid f_t(y_t^*) \geq f_t(y_t), \; y_t \geq x_t\}. \tag{17}$$

Далее будем предполагать, что справедлива гипотеза благожелательности исполнителя по отношению к Центру: если множество (17) включает точку $x_t$: $x_t \in V_t(x_t)$, то исполнитель выбирает $y_t^* = x_t$, $t$=0,1,…

### 1.4. Механизм самообучения дихотомии

На практике, исполнитель поощряется, если его затрат не превышают норму [4]. Поэтому, чем ниже норма, тем сложнее получить поощрение. Кроме того, на практике имеет место тенденция снижения нормы со временем. Причем чем ниже фактические затраты, тем ниже устанавливается норма на следующий период. Таким образом, получить поощрение в следующем периоде исполнителю сложнее, чем в текущем периоде.

Получается, что чем лучше сегодня работает исполнитель, тем сложнее ему получить поощрение в будущем. Так возникает проблема незаинтересованности исполнителя в снижении затрат до минимума. Формально, при этом $y_t \neq x_t$, и невозможно определить $g^*$. Эту проблему решает следующая Теорема 1.

**Теорема 1**. Механизм самообучения дихотомии затрат $A = \{C, Z\}$, включающий алгоритм нормирования затрат (11) и алгоритм классификации (14), обеспечивает использование исполнителем своих возможностей:

$$y_t^* = x_t, t = 0,1, \dots . \tag{18}$$

При этом оценки $e_t, t = 0,1, \dots$, сходятся к оптимальной оценке $g^*$:

$$\lim_{t\to\infty} e_t = g^*. \tag{19}$$

***Доказательство.*** При механизме самообучения дихотомии затрат $A = \{C, N\}$, согласно (15), целевая функция исполнителя $F_t = F(c_t, \dots, c_{t+T})$ в периоде $t$ зависит от текущих и будущих классов $c_\sigma = C(n_\sigma, y_\sigma), \sigma = \overline{t, t+T}$, $t = 0,1, \dots$ Согласно определению (14), с уменьшением показателя $y_t$, текущий класс исполнителя $c_t = C(n_t, y_t)$ убывает (не возрастает).

Далее, Центр использует процедуру нормирования (11), при которой нормы $n_\tau$ убывают (не возрастают) с ростом показателя $y_t$ при $\tau = \overline{t+1, t+T}$. Но, согласно (14), с уменьшением нормы $n_\tau$, класс исполнителя $c_\tau = C(n_\tau, y_\tau)$ растет (не убывает). Таким образом, будущие классы исполнителя $c_\tau = C(n_\tau, y_\tau)$ возрастают (не убывают) с ростом показателя $y_t$ при $\tau = \overline{t+1, t+T}$.

Следовательно, текущий и будущие классы $c_\sigma, \sigma = \overline{t, t+T}$, убывают (не возрастают) с уменьшением показателя $y_t$. С другой стороны, целевая функция исполнителя $F_t = F(c_t, \dots, c_{t+T})$ монотонно убывает по $c_\sigma, \sigma = \overline{t, t+T}$. Следовательно, с ростом показателя $y_t$ убывает (не возрастает) и целевая функция исполнителя (15). Поскольку $y_t \le x_t$, то максимум $F_t = F(c_t, \dots, c_{t+T})$ достигается при $y_t = x_t$.Следовательно, $x_t \in V_t(x_t, C, N)$. Но тогда, в силу гипотезы благожелательности, $y_t^* = x_t$, $t = 0,1, \dots$ так что выполняется (18).

Кроме того, сопоставляя (4) и (7), при $y_t^* = x_t, t = 0,1, \dots$, получаем, что $e_t = g_t$, $t = 0,1, \dots$ Тогда, подставляя $e_t$ вместо $g_t$ в (5), получаем $\lim_{t\to\infty} e_t = g^*$, т.е. выполняется (19), ч.т.д.

Дадим содержательную трактовку Теоремы 1. Пусть $y_t$ – показатель затрат организации ТК, а $x_t$ – минимально возможное значение этого показателя. Неопытный Центр формирует оценку приемлемого показателя затрат организации в этом периоде - норму $n_t$. По результатам её соблюдения, Центр оценивает работу организации и её руководства. Если показатель затрат $y_t$ не превышает норму $n_t$: $y_t \le n_t$, то организации присваивается первый класс ($c_t$=1), и её руководство поощряется. В противном случае, класс организации $c_t$ =2, и руководство наказывается. Тогда, согласно (18), механизм самообучения дихотомии $A = \{C, Z\}$ обеспечивает минимум затрат организации.

Далее, принимая любое из этих решений, Центр рискует: ошибочное поощрение влечет за собой потери $D_1$, а ошибочное наказание - потери $D_2$. Минимум риска обеспечивает знание оптимального параметра принятия решений $g^*$, определяемого согласно (3). Однако для этого надо знать вероятность $p(x)$, которая неопытному Центру не известна. Более того, Центру неизвестны минимально возможные затраты организации $x_t$. Поэтому Центр не может сформировать последовательность оценок $g_t$, сходящихся к оптимальному параметру $g^*$.

В этих условиях, Центр стремится максимально приблизить свои решения к оптимальным, наблюдая показатель затрат организации $y_t$ , и последовательно формируя приближения $e_t$ к оценкам $g_t$ оптимального параметра $g^*$ в каждом периоде $t$. При выполнении условий Теоремы 1, эти приближения $e_t$ сходятся к оптимальному параметру $g^*$, согласно (19). Тем самым, минимизируется риск Центра. Таким образом, $e_t$ – это наилучшая оценка оптимального параметра $g^*$ в периоде $t$, минимизирующая риск неопытного Центра.

## 2. Механизм тетратомии затрат со стандартом и нормами

### 2.1. Стандартизация и тетратомия затрат

На практике, широко используется стандартизация (бюджетирование) затрат. При этом применяется дихотомия: ответственные исполнители делятся на 2 класса, в зависимости оттого, превысили ли их затраты стандарт (бюджет) или нет. Формально это означает, что на период $t$ формируется стандарт затрат $s_t$. Если фактические затраты $\varphi_t$ не превышают $s_t$, то исполнитель поощряется, в противном случае – наказывается.

Более сложна процедура отнесения исполнителя к 4 классам, в зависимости от их затрат (процедура тетратомии затрат). Эту процедуру можно реализовать с помощью стандартизации и двойного нормирования затрат. Формально, эта процедура проводится на основе показателя затрат $y_t$, который рассчитывается как разница между фактическими затратами $\varphi_t$ и стандартными затратами $s_t$ в периоде $t$: $y_t = \varphi_t - s_t, t = 0,1,\ldots$ Соответственно, минимальный показатель затрат $x_t$ рассчитывается как разница между минимально возможными затратами $m_t$ $(x_t \geq m_t)$ и стандартными затратами $s_t$: $x_t = m_t - s_t, t = 0,1,\ldots$. Учитывая, что $\varphi_t \geq m_t$, показатель затрат $y_t$ не может быть меньше минимального: $y_t \geq x_t, t = 0,1,\ldots$

Рассмотрим механизм тетратомии затрат исполнителя со стандартизацией, включающий алгоритмы двух механизмов самообучения дихотомии, описанных в разделе 1. В таком механизме тетратомии, затраты исполнителя в периоде $t$ классифицируются на основе показателя $y_t$. Для этого используются нижняя и верхняя нормы затрат. При этом используются: две пары функций потерь, подобных (12) и (13); 2 алгоритма нормирования затрат, подобных (11); 2 алгоритма классификации, подобных (14). Один из алгоритмов нормирования затрат, подобных (11) – алгоритм определения нижней нормы затрат – применяется при $y_t \leq 0$. Другой алгоритм нормирования затрат, подобный (11) – алгоритм определения верхней нормы затрат – применяется при $y_t > 0$. В результате, для классификации затрат на четыре класса, формируется следующий механизм тетратомии с настройкой параметров решающих правил на основе процедур цифрового обучения.

### 2.2. Алгоритм определения нижней нормы затрат

Алгоритм определения нижней нормы затрат используется для присвоения первого или второго класса затрат в периоде $t$, если показатель затрат $y_t$ не положителен $(y_t \leq 0)$. Формально, при $y_t \leq 0$, в периоде $t$ настраивается нижняя норма $n_{t+1}^{12}$, используемая для отнесения $y_t$ к первому или второму классу. При этом, по аналогии с (12) и (13), принята функция потерь при ошибочном отнесении $y_t$ к классу 1:

$$M_1^{12}(n_t^{12}, y_t) = y_t - a^{12}(b^{12} + 1)n_t^{12}/(a^{12} + b^{12}), 0 < a^{12} < 1, \tag{20}$$

а также функция потерь при ошибочном отнесении $y_t$ к классу 2:

$$M_2^{12}(n_t^{12}, y_t) = b^{12}[n_t^{12}(b^{12} + 1)/(a^{12} + b^{12}) - y_t],\ b^{12} > 0. \tag{21}$$

Тогда нижняя норма $n_t^{12}$ определяется по формуле, аналогичной (11):

$$n_{t+1}^{12} = N^{12}(n_t^{12}, y_t) = \begin{cases} n_t^{12} + d_t^{12}a^{12} & \text{при} \quad y_t \leq n_t^{12} \\ n_t^{12} - d_t^{12}b^{12} & \text{при} \quad y_t > n_t^{12} \end{cases}, n_0^{12} = g_0^{12}(a^{12} + b^{12})/(b^{12} + 1), \tag{22}$$

где $d_t^{12} = \gamma_t(a^{12} + b^{12})/(b^{12} + 1)$ – коэффициент усиления нижней нормы, $n_0^{12}$ – начальное значение нижней нормы при $t = 0$, $g_0^{12} < 0$. Тогда, по аналогии с (14), класс исполнителя в периоде $t$:

$$c_t^{12} = C^{12}(n_t^{12}, y_t) = \begin{cases} 1 & \text{при} \quad y_t \leq n_t^{12} \\ 2 & \text{при} \quad y_t > n_t^{12} \end{cases},\ y_t \leq 0,\ t = 0,1,\ldots. \tag{23}$$

Содержательно, нижняя норма $n_t^{12}$ имеет смысл порогового значения показателя $y_t$, необходимого для присвоения исполнителю первого класса. Начальное значение нижней нормы затрат $n_0^{12}$ определяется либо экспертным путем, либо статистически - как усредненное значение неположительных показателей затрат в прошлом (например, с помощью регрессионного анализа массива данных о неположительных показателях затрат в ретроспективе).

### 2.3. Алгоритм определения верхней нормы затрат

Алгоритм определения верхней нормы затрат используется для присвоения третьего или четвертого класса затрат в периоде $t$, если показатель затрат $y_t$ положителен $(y_t > 0)$. Формально, при $y_t > 0$, в периоде $t$ настраивается верхняя норма $n_{t+1}^{34}$, используемая для отнесения $y_t$ к третьему или четвертому классу. При этом, по аналогии с (12) и (13), принята функция потерь при ошибочном отнесении $y_t$ к классу 3:

$$M_1^{34}(n_t^{34}, y_t) = y_t - a^{34}(b^{34} + 1)n_t^{34}/(a^{34} + b^{34}), 0 < a^{34} < 1, \tag{24}$$

а также функция потерь при ошибочном отнесении $y_t$ к классу 4:

$$M_2^{34}(n_t^{34}, y_t) = b^{34}[n_t^{34}(b^{34} + 1)/(a^{34} + b^{34}) - y_t],\ b^{34} > 0. \tag{25}$$

Тогда верхняя норма $n_t^{34}$ определяется по формуле, аналогичной (11):

$$n_{t+1}^{34} = N^{34}(n_t^{34}, y_t) = \begin{cases} n_t^{34} + d_t^{34} a^{34} & \text{при} \quad y_t \le n_t^{34} \\ n_t^{34} - d_t^{34} b^{34} & \text{при} \quad y_t > n_t^{34} \end{cases}, n_0^{34} = g_0^{34}(a^{34} + b^{34})/(b^{34} + 1), \qquad (26)$$

где $d_t^{34} = \gamma_t(a^{34} + b^{34})/(b^{34} + 1)$ – коэффициент усиления верхней нормы, $t = 0,1,\ldots, n_0^{34}$ – начальное значение верхней нормы при $t = 0, g_0^{34} > 0$. Тогда, по аналогии с (14) , класс исполнителя в периоде $t$:

$$c_t^{34} = C^{34}(n_t^{34}, y_t) = \begin{cases} 3 & \text{при} \quad y_t \le n_t^{34} \\ 4 & \text{при} \quad y_t > n_t^{34} \end{cases}, \ y_t > 0, \ t = 0,1,\ldots \qquad (27)$$

Содержательно, верхняя норма $n_t^{34}$ имеет смысл порогового значения показателя $y_t$, необходимого для присвоения исполнителю третьего класса. Начальное значение верхней нормы затрат $n_0^{34}$ определяется либо экспертным путем, либо статистически - как усредненное значение положительных показателей затрат в прошлом (например, с помощью регрессионного анализа массива данных о положительных показателях затрат в предыдущих периодах).

Обозначим $\text{Н} = \{N^{12}, N^{34}\}$ – процедуру нормирования затрат, объединяющую алгоритмы определения нижней и верхней норм затрат $N^{12}, N^{34}$, определяемые согласно (22), (26).

### 2.4. Процедура классификации затрат

Классы затрат исполнителя определяются путем агрегирования (23) и (27). В результате, агрегированная процедура классификации затрат $\text{К} = \{C^{12}, C^{34}\}$, объединяющая алгоритмы классификации затрат $C^{12}, C^{34}$, определяемые согласно (23), (27), в периоде $t$ приобретает вид:

$$c_t = K(\text{н}_t, y_t) = \begin{cases} 1, \text{ при } y_t \le n_t^{12}, y_t \le 0 \\ 2, \text{ при } y_t > n_t^{12}, y_t \le 0 \\ 3, \text{ при } y_t \le n_t^{34}, y_t > 0 \\ 4, \text{ при } y_t > n_t^{34}, \ y_t > 0 \end{cases}, \quad t = 0,1,\ldots, \qquad (28)$$

где $c_t$ - класс исполнителя при показателе затрат $y_t$, $\text{н}_t = \{n_t^{12}, n_t^{34}\}$ – пара норм классификации затрат в периоде $t$, $t = 0,1,\ldots$

Механизм тетратомии затрат $\Theta = (\text{К}, \text{Н})$ представляет собой совокупность процедур нормирования и классификации затрат, позволяющую относить затраты исполнителя к четырем классам, пользуясь стандартом и двумя нормами затрат.

## 3. Тетратомия и минимизация затрат

**Теорема 2**. Если, в механизме тетратомии затрат $\Theta = (\text{К}, \text{Н})$, процедура нормирования затрат $N = \{N^{12}, N^{34}\}$ объединяет алгоритмы определения нижней и верхней норм затрат $N^{12}, N^{34}$, определяемые согласно (22), (26), а процедура классификации затрат $\text{К} = \{C^{12}, C^{34}\}$ объединяет алгоритмы классификации затрат $C^{12}, C^{34}$, определяемые согласно (23), (27), то:

$$y_t^* = x_t, \ t = 0,1,\ldots. \qquad (29)$$

***Доказательство.*** При механизме тетратомии затрат $\Theta = (\text{К}, \text{Н})$, согласно (15), целевая функция исполнителя $F_t = F(c_t, \ldots, c_{t+T})$ в периоде $t$ зависит от текущих и будущих классов $c_\sigma = \text{К}(\text{н}_\sigma, y_\sigma), \sigma = \overline{t, t+T}, t = 0,1,\ldots$ По определению (28), с уменьшением показателя $y_t$, текущий класс исполнителя $c_t = \text{К}(\text{н}_t, y_t)$ убывает (не возрастает).

Далее, Центр использует процедуру нормирования затрат $\text{Н} = \{N^{12}, N^{34}\}$, объединяющую алгоритмы определения нижней и верхней норм затрат $N^{12}, N^{34}$, определяемые согласно (22), (26).

При этом нормы $n_\tau^{12}$ и $n_\tau^{34}$ убывают (не возрастают) с ростом показателя $y_t$ при $\tau = \overline{t+1, t+T}$. Но, согласно (14), с уменьшением нормы $n_\tau^{12}$ или $n_\tau^{34}$, класс исполнителя $c_\tau = \text{К}(\text{н}_\tau, y_\tau)$ растет (не убывает). Таким образом, будущие классы исполнителя $c_\tau = \text{К}(\text{н}_\tau, y_\tau)$ возрастают (не убывают) с ростом показателя $y_t$ при $\tau = \overline{t+1, t+T}$.

Следовательно, текущие и будущие классы $c_\sigma, \sigma = \overline{t, t+T}$, убывают (не возрастают) с уменьшением показателя $y_t$. С другой стороны, целевая функция исполнителя $F_t = F(c_t, \ldots, c_{t+T})$ монотонно убывает по $c_\sigma, \sigma = \overline{t, t+T}$. Следовательно, с ростом показателя $y_t$ убывает (не возрастает) и целевая функция исполнителя (15). Поскольку $y_t \le x_t$, то максимум $F_t = F(c_t, \ldots, c_{t+T})$достигается при $y_t = x_t$.Следовательно, $x_t \in V_t(x_t)$.Но тогда в силу гипотезы благожелательности, $y_t^* = x_t,\ t = 0,1,\dots$, так что выполняется (29), ч.т.д.

Содержательная трактовка Теоремы 2 подобна трактовке Теореме 1. Кратко, Теорема 2 определяет условия отнесения управляющим органом (Центром) затрат дальновидного исполнителя к четырем классам с помощью стандарта и двух норм, настраиваемых с помощью процедур цифрового самообучения Центра. Выполнение этих условий обеспечивает согласование интересов дальновидного исполнителя с интересами управляющего органа и системы в целом, мотивируя исполнителя к снижению затрат до минимума.

## 4. Заключение

Ввиду наличия множества показателей, характеризующих затраты транспортного комплекса, научно обоснованное стратегическое управление этими затратами может быть реализовано на фундаменте современной теории организационного управления, интегрированной с инструментами искусственного интеллекта. В связи с этим, требуются теоретически обоснованные алгоритмы организационного управления:

- согласующие интересы дальновидных элементов, оказывающих транспортные услуги (исполнителей) с интересами управляющего органа (Центра) и транспортного комплекса в целом;
- минимизирующие риски классификации органом управления отклонений фактических значений показателей транспортных затрат от стандартов и норм;
- включающие такие процедуры искусственного интеллекта, как цифровая адаптация и обучение нормированию транспортных затрат в режиме реального времени.

В связи с этим, исследована двухуровневая система управления транспортными затратами, на верхнем уровне которой находится Центр, а на нижнем – дальновидный исполнитель. Доказана теорема об оптимальной классификации Центром затрат исполнителя по двум классам с помощью нормы, настраиваемой путем цифрового самообучения Центра. При выполнении условий теоремы, минимизируются затраты исполнителя, а также определяется наилучшая оценка оптимального параметра, минимизирующего риск неопытного Центра.

Наличие стандартов затрат позволяет проводить первичную классификацию затрат на группы затрат, удовлетворяющие и не удовлетворяющие стандартам. Однако подчас такой классификации недостаточно, чтобы принимать обоснованные решения. Чтобы сделать результаты классификации более наглядными, предложена тетратомия затрат - классификация Центром затрат исполнителя по четырем классам. Доказана теорема об оптимизации тетратомии затрат посредством стандарта и двух норм, настраиваемых с помощью процедур цифрового самообучения Центра. При этом интересы исполнителя согласуются с интересами Центра, за счет мотивации исполнителя минимизировать собственные затраты.

## Литература


1. Транспортная стратегия РФ до 2030 г. с прогнозом на период до 2035 г. // URL: https://mintrans.gov.ru/ministry/targets/187/191/documents
2. Стратегическое направление в области цифровой трансформации транспортной отрасли РФ до 2030 года // URL: http://government.ru/docs/all/150354/
3. Государственная программа «Развитие транспортной системы» // URL: https://rosavtodor.gov.ru/docs/gosudarstvennye-programmy/1089
4. Доклад о реализации Транспортной стратегии на период до 2030 г. // URL: https://mintrans.gov.ru/documents/11/12749?type=11
5. *Бурков В.Н.* Теория активных систем и совершенствование хозяйственного механизма / В.Н. Бурков, В.В. Кондратьев, В.В. Цыганов, А.М. Черкашин. – М.: Наука, 1984. – 271 с.
6. *Цыганов В.В.* Адаптивные механизмы в отраслевом управлении. – М.: Наука, 1991. – 166 с.
7. *Цыганов В.В.* Интеллектуальное предприятие. Теория и практика управления эволюцией организации / В.В. Цыганов, В.А. Бородин, Г.Б. Шишкин – М.: Университетская книга, 2004. – 768 с.
8. *Цыганов В.В., Рощин А.А.* Самообучение ранжированию предприятия железнодорожного транспорта по энергоэффективности // Вестник Уральского государственного университета путей сообщения. 2020. № 3. – С. 69–80.
9. *Recht B.* Reflections on the learning-to-control renaissance // IFAC PapersOnLine. – 2020. – Vol. 53, N 1. – P. 275–280.