

# Нейросетевое прогнозирование межбюджетных трансфертов на основе социально-экономических показателей региона

Виноградова Елена Константиновна 

Ассистент

ФГБОУ ВО «Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова», г. Москва, Российская Федерация

E-mail: vek.work@mail.ru

Цуркан Марина Валерьевна 

Доктор экономических наук, профессор

ФГБОУ ВО «Тверской государственный университет», г. Тверь, Российская Федерация

E-mail: 080783@list.ru

Мелякова Евгения Валерьевна 

Кандидат экономических наук,

ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный университет», г. Санкт-Петербург, Российская Федерация

E-mail: e.melyakova@spbu.ru

## КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

Искусственный интеллект,  
нейронные сети,  
обучение нейронных  
сетей, метод обратного  
распространения  
ошибки, межбюджетные  
трансферты, социально-  
экономическое развитие

## АННОТАЦИЯ

Современная цифровизация государственного управления усиливает потребность в инструментах точного прогнозирования бюджетных параметров. Несмотря на накопленные исследования в области межбюджетных отношений, остается недостаточно изученной проблема выявления количественной взаимосвязи между социально-экономическими показателями регионов и распределением федеральных трансфертов, особенно с применением методов искусственного интеллекта. Недостаток работ, использующих нейронные сети для прогнозирования финансовой помощи субъектам Федерации, высокий запрос на повышение эффективности бюджетного планирования, стали ключевыми причинами выбора темы. Цель исследования - выявление зависимости между показателями социально-экономического развития регионов и объемами межбюджетных трансфертов, а также построение модели прогнозирования будущих трансфертов с использованием метода обратного распространения ошибки. Задачи включают формирование выборки данных, построение структуры нейронной сети, ее обучение и тестирование. Методологическая основа - полно связанный многослойный персепtron с двумя скрытыми слоями по 34 нейрона, обучаемый на нормированных данных методом обратного распространения ошибки. Выборка включает 16 годовых социально-экономических показателей, поквартальные данные о трансферах для 85 регионов РФ за 2015-2021 гг., что обеспечивает высокую репрезентативность модели. Временные рамки выборки ограничены 2022 годом, поскольку данные, относящиеся к последующему периоду, характеризуются изменением внешних условий, что влияет на их сопоставимость с предшествующим временным рядом. Результаты демонстрируют устойчивое снижение ошибки на тестовой выборке и подтверждают существование статистически значимой зависимости социально-экономическими параметрами и объемами трансфертов. Модель успешно прогнозирует величину трансфертов на следующий квартал. Практическая значимость заключается в возможности применения модели для поддержки решений при планировании федеральной финансовой помощи, разработки «модельного бюджета». Ограничения связаны с отсутствием в выборке качественных факторов и политико-административных параметров. Будущие исследования могут быть направлены на включение более широкого набора индикаторов и сравнение нейронных сетей с альтернативными методами машинного обучения.

JEL codes: G17; H71; O38; Z18

DOI: <https://doi.org/10.52957/2221-3260-2025-12-29-44>

**Для цитирования:** Виноградова, Е.К. Нейросетевое прогнозирование межбюджетных трансфертов на основе социально-экономических показателей региона / Е.К. Виноградова, М.В. Цуркан, Е.В. Мелякова. – Текст: электронный // Теоретическая экономика. – 2025. – №12. - С.29-44. - URL: <http://www.theoreticaleconomy.ru> (Дата публикации: 31.12.2025)

## Введение

В соответствии с Указом Президента Российской Федерации от № 309 «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года» [1], содержащим 9 национальных целей, для достижения которых разработаны 12 национальных проектов, одним из которых является «Цифровая экономика Российской Федерации». Данный национальный проект содержит 9 Федеральных проектов, из них: «Нормативное регулирование цифровой среды», «Кадры цифровой экономики», «Информационная инфраструктура», «Информационная безопасность», «Цифровые технологии» и «Цифровое государственное управление», «Обеспечение доступа в Интернет за счет развития спутниковой связи», «Развитие кадрового потенциала ИТ-отрасли».

Также одним из Федеральных проектов является «Искусственный интеллект». Реализация данного проекта предполагает развитие таких направлений, как: программное обеспечение, поддержка исследований, повышение уровня обеспеченности российского рынка технологий искусственного интеллекта квалифицированными кадрами и другое [13].

Интересно, что в отчете Стенфордского центра Institute for Human-Centered AI [16] (далее – Отчет) приведены основные тренды развития искусственного интеллекта (далее – ИИ). Среди них:

- доля частных инвестиций в ИИ увеличилась до 93 млн. долл.;
- число публикаций по теме ИИ по сравнению с 2014 годом увеличилось в 5 раз;
- страны углубляют законодательство в сфере ИИ – в н.вр. принято 18 законопроектов (для сравнения в 2016 году был 1 законопроект). Отметим, что, согласно данным Отчета, Россия заняла второе место, после США, по количеству принятых законов в области ИИ.

Также в Отчете отмечено, что из 194 стран, РФ занимает 29 место: основная причина низкого для такого страны положения – незначительное количество публикаций по теме ИИ отечественных ученых и регистрация патентов.

Так что же такое «искусственный интеллект» и как эта технология применима в рамках нашего исследования? Согласно логике построения научной работы, обратимся к краткой истории его создания.

## Методы

В ходе проведения исследования был использован комплекс взаимодополняющих методов, обеспечивающих решение поставленных задач и получение достоверных результатов. Методологическую основу составили современные подходы к обработке больших данных, математическому моделированию и применению искусственных нейронных сетей.

Во-первых, применялся структурно-логический анализ, позволивший систематизировать теоретические положения о межбюджетных трансферах, определить ключевые факторы социально-экономического развития регионов и сформировать концептуальную модель взаимосвязей.

Во-вторых, был использован метод вторичного анализа статистических данных. Информационной базой послужили официальные показатели социально-экономического развития субъектов Российской Федерации за 2015-2021 гг., а также квартальные данные об исполнении объемов межбюджетных трансфертов за 2016-2021 гг. Данные прошли этапы структурирования, нормирования и преобразования для последующей машинной обработки.

Ключевым инструментом эмпирической части исследования стало нейросетевое моделирование, основанное на использовании полно связного многослойного персептрона. Для обучения модели

применялся метод обратного распространения ошибки, обеспечивающий пошаговую корректировку весовых коэффициентов с целью минимизации функции ошибки. Реализация процедуры обучения включала прямой и обратный проходы по слоям сети, расчет градиентов, обновление весов и последовательное снижение среднеквадратичной ошибки.

Для повышения качества анализа использовались методы нормализации данных, разделения выборки на обучающую и тестовую, а также итерационного улучшения параметров сети. Оценка результатов осуществлялась посредством анализа динамики функции ошибки и сопоставления прогнозных значений с фактическими данными.

Совокупное применение указанных методов обеспечило построение прогностической модели, способной выявлять скрытые зависимости и формировать прогноз объема необходимых межбюджетных трансфертов на последующие периоды.

### **Нейронная сеть и ее классификация.**

Как происходит процесс мышления – вопрос, который эволюционно ученые разных направлений (философия, искусство, математика) пытались и пытаются ответить до сих пор, начиная от Аристотеля (384 – 322 годы до н.э.) с его разработанной неформализованной системой силлогизмов, Т. Гоббсом (1588-1679), проводившим аналогию между человеческими рассуждениями и математическими расчетами, Д. Юном (1711-1776), предложившим метод индукции, Р. Карнапом (1891-1970), разработавшим доктрину логического позитивизма [13].

Взаимосвязь наук, непрерывное развитие технического прогресса позволили в 1935 году британскому эрудиту А. Тьюрингу сформировать описание абстрактной вычислительной машины, которая состояла из безграничного объема памяти и сканера, перемещающегося вперед и назад по памяти, т.е. способную вычислить любую вычислительную функцию [9]. В 1950 году он публикует статью «Вычислительные машины и разум», в которой описывает рассуждения о построении интеллектуальной машины и проверки ее мощности. Как развить машинное мышление стало ключевым вопросом, на которое смогли ответить А. Ньюэлл, К. Шоу, Г. Саймон, создавшие «Логический Теоретик» - как принято считать в научном сообществе, первая программа в области ИИ, способная поддержать навыки решения проблем человека. Через год Д. Маккартни и М. Минским в 1956 году организовали Дартмутский летний Научно-исследовательский проект по Искусственному интеллекту, где сам Д. Маккартни ввел понятие ИИ – «наука и технология создания интеллектуальных машин, особенно интеллектуальных компьютерных программ [5]». С этого момента начинается эра развития искусственного интеллекта и его всеобщее признание.

В 1940-е гг. группа ученых в областях нейробиологии и нейроанатомии установила, что мозг человека – это миллиарды соединенных друг с другом нейронов. Понимание функционирования нейрона позволила исследователям, в частности нейрофизиологу У. Маккалоху и математику У. Питтсу, в 1943 году посвятить статью [19] искусственным нейронам, а также реализации модели нейронной сети посредством электрических схем. Спустя 3 года канадский физиолог Д.Хебб высказал идеи «о характере соединения нейронов мозга и их взаимодействии» и предложил обучения нейронной сети. Так что же такое нейронная сеть?

Нейронная сеть – «совокупность нейронов, соединенных между собой определенным образом» (рис.1).



**Рисунок 1 – Нейронная сеть**

Источник: составлено автором по [4].

Нейрон представляет из себя элемент, который вычисляет выходной сигнал (по определенному правилу) из совокупности входных сигналов. То есть основная последовательность действий одного нейрона такая:

- прием сигналов от предыдущих элементов сети;
- комбинирование входных сигналов;
- вычисление выходного сигнала;
- передача выходного сигнала следующим элементам нейронной сети.

Классификация нейронных сетей по характеру обучения делит их на:

- нейронные сети, использующие обучение с учителем;
- нейронные сети, использующие обучение без учителя.

Как отмечали ранее, нейронные сети требуют обучения. Но они также подразделяются на нейронные сети, использующие обучение с учителем и нейронные сети, использующие обучение без учителя [4]. Рассмотрим их:

**Нейронные сети, использующие обучение с учителем.** Обучение с учителем предполагает, что для каждого входного вектора существует целевой вектор, представляющий собой требуемый выход. Вместе они называются обучающей парой. Обычно сеть обучается на некотором числе таких обучающих пар. Предъявляется выходной вектор, вычисляется выход сети и сравнивается с соответствующим целевым вектором. Далее веса изменяются в соответствии с алгоритмом, стремящимся минимизировать ошибку. Векторы обучающего множества предъявляются последовательно, вычисляются ошибки и веса подстраиваются для каждого вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемого уровня.

**Нейронные сети, использующие обучение без учителя.** Обучение без учителя является намного более правдоподобной моделью обучения с точки зрения биологических корней искусственных нейронных сетей [2]. Развитая Кохоненом и многими другими, она не нуждается в целевом векторе для выходов и, следовательно, не требует сравнения с предопределенными идеальными ответами. Обучающее множество состоит лишь из входных векторов. Обучающий алгоритм подстраивает веса сети так, чтобы получались согласованные выходные векторы, т. е. чтобы предъявление достаточно близких входных векторов давало одинаковые выходы. Процесс обучения, следовательно, выделяет статистические свойства обучающего множества и группирует сходные векторы в классы.

Классификация нейронных сетей по типу настройки весов делит их на [12]:

- сети с фиксированными связями – весовые коэффициенты нейронной сети выбираются сразу, исходя из условий задачи;
- сети с динамическими связями – для них в процессе обучения происходит настройка синаптических весов.

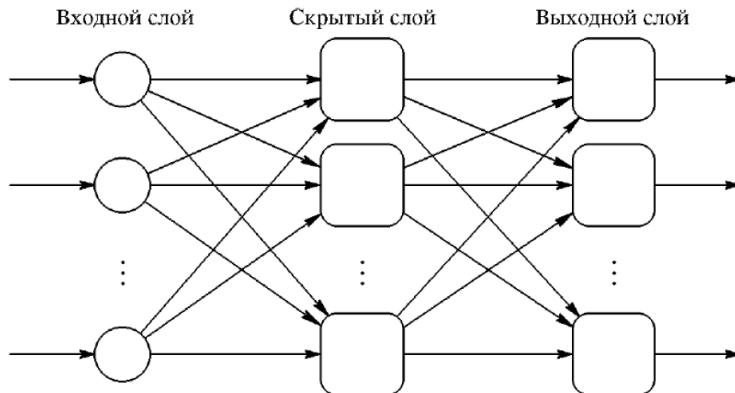
Классификация нейронных сетей по типу входной информации делит их на:

- аналоговые – входная информация представлена в форме действительных чисел;
- двоичные – вся входная информация в таких сетях представляется в виде нулей и единиц.
- Нейронные сети имеют свою архитектуру.

В полносвязных нейронных сетях [11] каждый нейрон передает свой выходной сигнал остальным нейронам, в том числе и самому себе. Все входные сигналы подаются всем нейронам. Выходными сигналами сети могут быть все или некоторые выходные сигналы нейронов после нескольких тактов функционирования сети.

В многослойных (слоистых) нейронных сетях нейроны объединяются в слои. Слой содержит совокупность нейронов с едиными входными сигналами. Число нейронов в слое может быть любым и не зависит от количества нейронов в других слоях. В общем случае сеть состоит из слоев, пронумерованных слева направо. Внешние входные сигналы подаются на входы нейронов входного слоя (его часто нумеруют как нулевой), а выходами сети являются выходные сигналы последнего слоя. Кроме входного и выходного слоев в многослойной нейронной сети есть один или несколько

скрытых слоев. Связи от выходов нейронов некоторого слоя  $q$  к входам нейронов следующего слоя ( $q+1$ ) называются последовательными (рис.2).



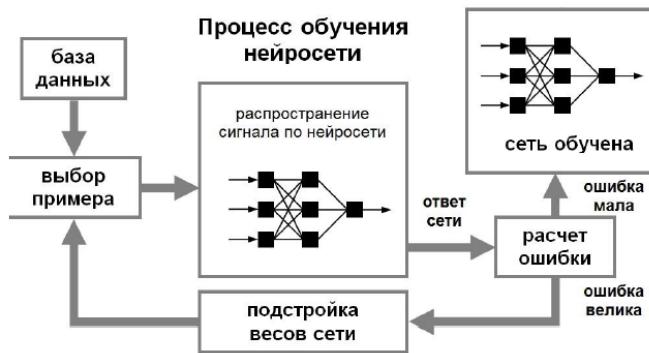
**Рисунок 2 – Архитектура нейрона**

Источник: составлено автором по [11].

Как представлен процесс обучения нейронной сети?

Обучение нейронной сети - это процесс, в котором параметры нейронной сети настраиваются посредством моделирования среды, в которую эта сеть встроена. Тип обучения определяется способом подстройки параметров. Различают алгоритмы обучения с учителем и без учителя. Процесс обучения с учителем представляет собой предъявление сети выборки обучающих примеров. Каждый образец подается на входы сети, затем проходит обработку внутри структуры НС, вычисляется выходной сигнал сети, который сравнивается с соответствующим значением целевого вектора, представляющего собой требуемый выход сети.

Для того, чтобы нейронная сеть была способна выполнить поставленную задачу, ее необходимо обучить. Различают алгоритмы обучения с учителем и без учителя. Процесс обучения с учителем представляет собой предъявление сети выборки обучающих примеров. Каждый образец подается на входы сети, затем проходит обработку внутри структуры НС, вычисляется выходной сигнал сети, который сравнивается с соответствующим значением целевого вектора, представляющего собой требуемый выход сети. Затем по определенному правилу вычисляется ошибка, и происходит изменение весовых коэффициентов связей внутри сети в зависимости от выбранного алгоритма. Векторы обучающего множества предъявляются последовательно, вычисляются ошибки и веса подстраиваются для каждого вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемо низкого уровня (рис.3) [24].



**Рисунок 3 - Процесс обучения нейрона**

Источник: составлено автором по [8].

При обучении без учителя обучающее множество состоит лишь из входных векторов. Обучающий алгоритм подстраивает веса сети так, чтобы получались согласованные выходные векторы, т.е. чтобы

предъявление достаточно близких входных векторов давало одинаковые выходы. Процесс обучения, следовательно, выделяет статистические свойства обучающего множества и группирует сходные векторы в классы. Предъявление на вход вектора из данного класса даст определенный выходной вектор, но до обучения невозможно предсказать, какой выход будет производиться данным классом входных векторов. Следовательно, выходы подобной сети должны трансформироваться в некоторую понятную форму, обусловленную процессом обучения. Это не является серьезной проблемой. Обычно не сложно идентифицировать связь между входом и выходом, установленную сетью. Для обучения нейронных сетей без учителя применяются сигнальные метод обучения Хебба и Оя [25].

Математически процесс обучения можно описать следующим образом. В процессе функционирования нейронная сеть формирует выходной сигнал  $Y$ , реализуя некоторую функцию  $Y = G(X)$ . Если архитектура сети задана, то вид функции  $G$  определяется значениями синаптических весов и смещенной сети.

Пусть решением некоторой задачи является функция  $Y = F(X)$ , заданная параметрами входных-выходных данных  $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_N, Y_N)$ , для которых  $Y_k = F(X_k)$  ( $k = 1, 2, \dots, N$ ).

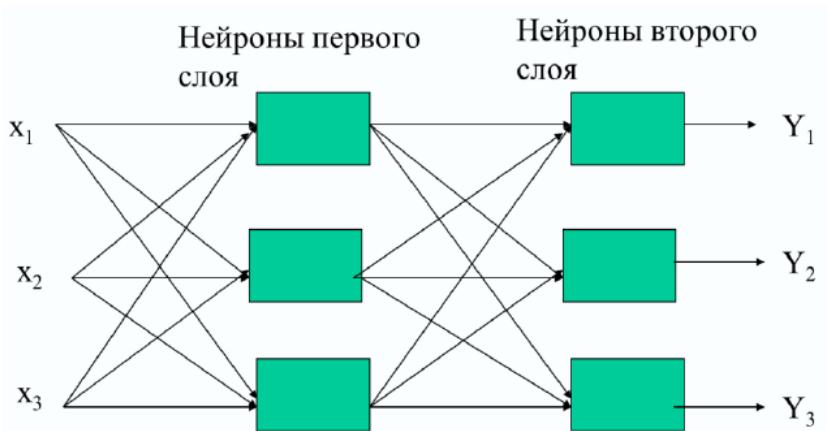
Обучение состоит в поиске (синтезе) функции  $G$ , близкой к  $F$  в смысле некоторой функции ошибки  $E$ .

Если выбрано множество обучающих примеров – пар  $(X_N, Y_N)$  (где  $k = 1, 2, \dots, N$ ) и способ вычисления функции ошибки  $E$ , то обучение нейронной сети превращается в задачу многомерной оптимизации, имеющую очень большую размерность, при этом, поскольку функция  $E$  может иметь произвольный вид обучение в общем случае – многоэкстремальная невыпуклая задача оптимизации.

Для решения этой задачи могут использоваться следующие (итерационные) алгоритмы:

- алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого порядка;
- алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого и второго порядка;
- стохастические алгоритмы оптимизации;
- алгоритмы глобальной оптимизации (задачи глобальной оптимизации решаются с помощью перебора значений переменных, от которых зависит целевая функция).

В рамках диссертационного исследования будет применена многослойная нейронная сеть (персептрон). Это нейронная сеть, состоящая из входного, выходного и расположенных между ними одного (или нескольких) скрытых слоев нейронов (рис.4) [23].



**Рисунок 4 – Многослойная нейронная сеть (персептрон)**

Источник: составлено автором по [23].

Чтобы построить многослойный персептрон, необходимо выбрать его параметры по следующему алгоритму:

- Определить, какой смысл вкладывается в компоненты входного вектора  $X$ . Входной вектор должен содержать формализованное условие задачи, о есть всю информацию, необходимую для того,

чтобы получить ответ.

- Выбрать выходной вектор  $Y$  таким образом, чтобы его компоненты содержали полный ответ для поставленной задачи.
- Выбрать вид функции активации нейронов. При этом желательно учесть специфику задачи, так как удачный выбор увеличит скорость обучения.
- Выбрать количество слоев и нейронов в слое.
- Задать диапазон изменения входов, выходов, весов и пороговых уровней на основе выбранной функции активации.
- Присвоить начальные значения весам и пороговым уровням. Начальные значения не должны быть большими, чтобы нейроны не оказались в насыщении (на горизонтальном участке функции активации), иначе обучение будет очень медленным. Начальные значения не должны быть и слишком малыми, чтобы выходы большей части нейронов не были равны нулю, иначе обучение тоже замедлится.
- Провести обучение, то есть подобрать параметры сети так, чтобы задача решалась наилучшим образом. По окончании обучения сеть сможет решать задачи того типа, которым она обучена.
- Подать на вход сети условия задачи в виде вектора  $X$ . Рассчитать выходной вектор  $Y$ , который и даст формализованное решение задачи. Алгоритм обратного распространения ошибки

Алгоритм обратного распространения ошибки является одним из методов обучения многослойных нейронных сетей прямого распространения. Обучение алгоритмом обратного распространения ошибки предполагает два прохода по всем слоям сети: прямого и обратного. При прямом проходе входной вектор подается на входной слой нейронной сети, после чего распространяется по сети от слоя к слою. В результате генерируется набор выходных сигналов, который и является фактической реакцией сети на данный входной образ. Во время прямого прохода все синаптические веса сети фиксированы. Во время обратного прохода все синаптические веса настраиваются в соответствии с правилом коррекции ошибок, а именно: фактический выход сети вычитается из желаемого, в результате чего формируется сигнал ошибки. Этот сигнал впоследствии распространяется по сети в направлении, обратном направлению синаптических связей. Отсюда и название – алгоритм обратного распространения ошибки. Синаптические веса настраиваются с целью максимального приближения выходного сигнала сети к желаемому [15].

Введем следующие обозначения:  $X_i$ - входной вектор,  $Y_i$ - выходной вектор,  $w_{ki}$ ,  $j$ -  $i$ -ый весовой коэффициент  $j$ -го нейрона  $k$ -го слоя,  $b_{ki}$ - порог  $i$ -го нейрона  $k$ -го слоя,  $d_i$ - эталонное выходное значение  $i$ -го нейрона.

Выходное значение  $j$ -го нейрона  $k$ -го слоя вычисляется по формуле:

Введем следующие обозначения:  $X_i$ - входной вектор,  $Y_i$ - выходной вектор,  $w_{ki}$ ,  $j$ -  $i$ -ый весовой коэффициент  $j$ -го нейрона  $k$ -го слоя,  $b_{ki}$ - порог  $i$ -го нейрона  $k$ -го слоя,  $d_i$ - эталонное выходное значение  $i$ -го нейрона.

Выходное значение  $j$ -го нейрона  $k$ -го слоя вычисляется по формуле:

$$Y_j^k = F \left( \sum_i w_{i,j}^k Y_i^{k-1} - b_j^k \right) \quad (1)$$

Выходное значение  $j$ -го нейрона выходного слоя вычисляется по формуле:

$$Y_j = F \left( \sum_i w_{(i,j)} Y_i^{n-1} - b_j \right) \quad (2)$$

Функционал ошибки сети равен:

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (Y_j - d_j)^2 \quad (3)$$

где  $\gamma_j = Y_j - d_j$  - ошибка  $j$ -го нейрона выходного слоя. Ошибка  $j$ -го элемента  $k$ -го скрытого слоя.

$$\begin{aligned}\gamma_j^k &= \frac{dE}{dY_j^k} = \sum_j \frac{dE}{dY_j} \frac{dY_j}{dS_j} \frac{dS_j}{dY_j^k} \\ &= \sum_j \frac{dE}{dY_j} \frac{dY_j}{dS_j} w_{i,j} \\ &= \sum_j (Y_j - d_j) F'(S_j) w_{i,j} \\ &= \sum_j \gamma_j F'(S_j) w_{i,j}\end{aligned}\tag{4}$$

Градиенты ошибок равны:

$$\frac{dE}{dw_{i,j}} = \frac{dE}{dY_j} \frac{dY_j}{dS_j} \frac{dS_j}{dw_{i,j}} = \gamma_j F'(S_j) Y_j^k\tag{5}$$

$$\frac{dE}{db_j} = \frac{dE}{dY_j} \frac{dY_j}{dS_j} \frac{dS_j}{db_j} = -\gamma_j F'(S_j)\tag{6}$$

$$\frac{dE}{dw_j^k} = \sum_j \frac{dE}{dY_j} \frac{dY_j}{dS_j} \frac{dS_j}{dY_j^{k-1}} \frac{dY_j^{k-1}}{dS_j^{k-1}} \frac{dS_j^{k-1}}{dw_{i,j}^k} = \gamma_j^k F'(S_j^k) Y_j^k\tag{7}$$

Весовые коэффициенты и смещения нейронов вычисляются по формулам:

$$w_{i,j}^k(t+1) = w_{i,j}^k - \alpha \gamma_j^k F'(S_j^k) Y_j^k\tag{8}$$

$$b_j^k(t+1) = b_j^k - \alpha \gamma_j^k F'(S_j^k)\tag{9}$$

Представим алгоритм обучения многослойной нейронной сети.

1. Задаются шаг обучения  $\alpha$  ( $0 < \alpha < 1$ ) и желаемая среднеквадратичная ошибка сети  $E_m$ .
2. Инициализируются случайным образом весовые коэффициенты  $w_{i,j}$  пороговые  $b_j^k$  значения НС.

3. Подаются последовательно образы из обучающей выборки на вход нейронной сети. При этом для каждого образа выполняются следующие действия:

- a. Производится фаза прямого распространения входного образа по нейронной сети. Вычисляется выходное значение всех нейронов  $Y_j^k$ .
- b. Вычисляются ошибки  $Y_j$  нейронов выходного и скрытого слоев.
- c. Производится изменение весовых коэффициентов и порогов нейронных элементов для каждого слоя нейронной сети.
4. Вычисляется суммарная ошибка нейронной сети  $E$
5. Если  $E > E_m$ , то происходит переход к шагу 3, иначе выполнение алгоритма завершается.

Метод обратного распространения ошибки имеет как преимущества, так и недостатки.

К преимуществам можно отнести простоту в реализации и устойчивость к выбросам и аномалиям в данных, и это основные преимущества. Но есть и недостатки:

- неопределенность долгий процесс обучения;
- вероятность «паралича сети» (при больших значениях рабочая точка функции активации попадает в область насыщения сигмоиды, а производная величина приближается к 0, в результате чего коррекции весов почти не происходят, а процесс обучения «замирает»);
- алгоритм уязвим к попаданию в локальные минимумы функции ошибки.

В заключение отметим, что появление алгоритма стало знаковым событием и положительно отразилось на развитии нейросетей, ведь он реализует эффективный с точки зрения вычислительных

процессов способ обучения многослойного персептрона. В то же самое время, было бы неправильным сказать, что алгоритм предлагает наиболее оптимальное решение всех потенциальных проблем. Зато он действительно развеял пессимизм относительно машинного обучения многослойных машин, который воцарился после публикации в 1969 году работы американского ученого с фамилией Минский.

### **Применение метода обратного распространения ошибки для построения прогнозных значений объемов федеральных межбюджетных трансфертов на основе показателей социально-экономического развития региона**

Н. Ротшильд сказал: «Кто владеет информацией, тот владеет миром». Однако на сегодняшний день владение информацией само по себе не дает конкурентного преимущества. Это, прежде всего, связано с доступностью самой информации, а также с ее объемами. Очень сложно из растущего с каждым годом океана информации выудить необходимое для решения конкретной задачи количество актуальной и достоверной информации. Поэтому сейчас на первое место выходит задача ее правильной интерпретации и обработки. Именно системы на базе ИИ в ближайшем будущем должны полностью изменить подход к работе с информацией.

Сегодня много говорится о создании цифровой экономики. На наш взгляд, эта задача решается в 2 этапа: путем создания в рамках шестого технологического этапа цифровой инфраструктуры и перехода к «умной экономике» седьмого технологического уклада с широким внедрением ИИ во все сферы экономической деятельности. Именно когнитивные технологии на базе систем ИИ станут основой 7-го технологического уклада. В эпоху перманентного экономического кризиса выживут лишь те компании, которые смогут адаптироваться к быстро меняющимся условиям ведения бизнеса. И здесь открывается широкое пространство возможностей для ИИ и как для продукта, и как для услуги. Можно сказать, что конкурентное преимущество получат те компании, которые инвестируют значительные средства в развитие и внедрение систем ИИ. Рассмотрим подходы крупных компаний к развитию систем ИИ.

Так, например, в сфере финансовых технологий интересным примером являются разработки Сбербанка, который уже не первый год ведет и внедряет передовые разработки в области систем ИИ. Разработки систем ИИ в финтехе традиционно затрагивают три направления: системы обслуживания (распознавание клиентов по лицам, организация call-центров, анализ потребностей клиентов и создание персональных предложений), системы безопасности (выявление схем кибермошенничества, легализации доходов, полученных преступным путем), системы торговли на финансовых рынках. Сбербанк пошел еще дальше – он разрабатывает системы принятия решений, основанные на возможностях ИИ и нейронных сетей. Ежегодно Сбербанк проводит конференции и конкурсы в области искусственного интеллекта и считает это направление стратегическим.

Интересен опыт ОАО «Российские железные дороги» [18]. По мнению руководителя ОАО «РЖД» О. Белозерова, компания стоит на начальном этапе внедрения систем ИИ. В то же время, заметим, что одним из крупных российских перевозчиков активно внедряется проект по созданию единой интеллектуальной системы управления на железнодорожном транспорте. Обусловлено это необходимостью адаптивного планирования и распределения ресурсов, внесения корректировок в управляющие системы железнодорожного транспорта в режиме реального времени, потребности интеграции всех элементов систем интеллектуального транспорта, в том числе технологий «умный вокзал» и «умная станция».

Анализируя российский опыт внедрения систем ИИ, можно констатировать, что он сегодня находится в начальной фазе своего внедрения. В то же время, в ряде исследований зарубежного рынка отмечается, что уже сейчас системы ИИ являются значительным фактором, влияющим на развитие экономики. Несмотря на имеющиеся успешные проекты внедрения систем ИИ в зарубежных странах, в ходе последнего исследования, проведенного Accenture для G20 YEA [15], авторы обнаружили, что многие крупные компании не в полной мере осознают ценность ИИ. То же самое нельзя сказать о

предпринимателях и стартапах, которые находятся в авангарде этой революции. Если руководители небольших компаний осознают важность внедрения данных систем на своих производствах, это даст им возможность с помощью ИИ потеснить более крупных участников данного сегмента рынка.

Анализ публицистической литературы, нормативно-правовой базы, позволил сделать вывод, что межбюджетные трансферты являются универсальным финансовым инструментом государства. Они направлены на [8]:

- на обеспечение выравнивания уровня бюджетной обеспеченности региона и достижение таких финансовых показателей субъекта РФ, при котором он самостоятельно сможет осуществлять свои полномочия;
- способствуют повышению эффективности бюджетных расходов региона;
- направлены на достижение открытого доступа граждан субъекта к основным социальным гарантиям, перечень которых определен Конституцией РФ.

Действительно, итоги ежегодного исполнения федерального бюджета демонстрируют [14], что межбюджетные трансферты занимают примерно 35% в общей структуре расходов федерального бюджета.

Тем не менее, в настоящее время в России наблюдается сохраняющаяся дифференциация субъектов РФ в зависимости от их финансовых возможностей и социально-экономического развития. В этих условиях российской действительности рассмотрение особенностей различных методов и форм оказания финансовой поддержки субъектам Российской Федерации для решения острых территориальных проблем остается весьма актуальным [6, 7].

В целях сокращения неравномерности развития в территориальном разрезе, государство оказывает финансовую помощь, заключающуюся в предоставлении финансовых средств, определенных льгот, а также создает условия, позволяющие региональным финансовым институтам принимать участие, посредством внесения предложений, в совершенствование законодательного процесса.

В свою очередь, основной задачей каждого региона в результате осуществления бюджетной политики является соблюдения принципа сбалансированности бюджета, что будет свидетельствовать об успешном развитии инвестиционной политики, социальной стабильности субъекта, и, безусловно, будет находить свое отражение на основных показателях социально-экономического развития субъекта Российской Федерации.

С целью обеспечения взаимодействия и сбалансированности между всеми элементами бюджетной системы государство использует различные инструменты бюджетного регулирования, одними из которых выступают межбюджетные трансферты, представленные дотациями, субсидиями, субвенциями, иными межбюджетными трансфертами.

Однако, по мнению специалистов-экспертов [16], в частности, Л. Б. Мохнаткиной, Т. В. Бубновской, значение межбюджетных трансфертов, как одного из инструментов бюджетного регулирования, действие которого направлено на сокращение (устранение) территориальных диспропорций, соответственно, способствующих развитию (поддержке) социальной сферы, в полной мере на сегодняшний день недооценено. Хотя они (эксперты) одновременно подчеркивают, что трансферты оказывают слабый экономический эффект, и в первую очередь, это связано с тем, что несмотря на то, что история предоставления финансовой помощи перешагнула 50-летний рубеж, тем не менее до сих пор она не находится во взаимосвязи с основными показателями социально-экономического развития региона (страны) [9].

Уровень экономической активности бизнеса в регионе во многом определяется действиями региональных властей: они могут как создавать благоприятные условия для роста инвестиций, увеличения числа рабочих мест и т.п., так и препятствовать этому, формируя разнообразные административные барьеры. На стимулы региональных властей поддерживать благоприятные условия для бизнеса оказывают влияние процедуры выделения трансфертов из федерального

бюджета [3].

Одна из поставленных задач исследования заключается в том, чтобы определить, действительно ли между объемами межбюджетных трансфертов и показателями СЭР есть взаимосвязь? Но также посредством использования метода обратного распространения ошибки спрогнозировать действительно необходимые объемы трансфертов для реализации поставленных программ развития.

Постановка задачи: посредством метода обратного распространения ошибки установить взаимосвязь между объемами межбюджетных трансфертов субъектов Российской Федерации и основными социально-экономическими показателями развития региона. Также спрогнозировать объемы межбюджетных трансфертов на будущие периоды.

Для решения поставленной задачи были использованы следующие данные:

- ежеквартальные объемы исполненных межбюджетных трансфертов, предоставленных 85 субъектам Российской Федерации за 2016 – 2021 годы (2040 файлов) ;
- ежеквартальные показатели социально-экономического развития 85 субъектов Российской Федерации за 2010-2021 годы (4080 файлов).

Для построения модели было использован (техническое обоснование).

#### **Постановка задачи:**

Определить взаимосвязь между показателями социально-экономического развития региона и исполненными субъектом Федерации объемами межбюджетных трансфертов, а также составить прогноз необходимого объема межбюджетных трансфертов региону в следующем отчетном периоде.

#### **Подход к реализации:**

Поскольку подходов к решению аналогичных задач найти не удалось, было принято решение использовать наиболее универсальную структуру нейронной сети, а именно полносвязный многослойный персепtron. Авторами предполагалось наличие прямой зависимости между показателями социально-экономического развития региона за предыдущий год и выделяемыми данному региону межбюджетными трансфертами в текущем году. Соответственно искомую зависимость будем искать в следующем виде:

$$\text{Tr} = P(\text{Soc}, \text{Tr}_p) \quad (10)$$

где:

Soc - показатели социально-экономического развития региона на конец предыдущего года;

$\text{Tr}_p$  - объем межбюджетных трансфертов, выделенных региону в текущем квартале;

P - функция прямого прохода нейронной сети;

Tr - объем межбюджетных трансфертов, который необходимо выделить региону в следующем квартале.

Поясняющий пример: имея показатели социально-экономического развития региона на конец 2021 года и объем выделенных региону трансфертов в первом квартале 2022, можно спрогнозировать объем межбюджетных трансфертов, который необходимо выделить во втором квартале 2022 года.

Реализация представлена тремя этапами, каждый из которых дополнительно состоит их комбинации методов :

#### **I этап. Структура входных и выходных данных.**

##### *Обучающая выборка.*

Структура входных данных представляет из себя набор из 17 параметров, из которых:

16 – показатели социально-экономического развития региона [22];

1 – объем межбюджетных трансфертов, выделенных региону в предыдущем квартале [21].

Структура выходных данных состоит из одного значения, а именно, объема межбюджетных трансфертов, необходимого региону в следующем квартале.

Далее приведен список показателей социально-экономического развития:

- Площадь территории;
- Численность населения;
- Средне-годовая численность занятых;
- Средне-душевые денежные доходы (в месяц);
- Потребительские расходы в среднем на душу населения (в месяц);
- Средне-месячная номинальная начисленная заработка плата работников организаций;
- Валовой региональный продукт;
- Инвестиции в основной капитал;
- Основные фонды в экономике (по полной учетной стоимости; на конец года);
- Производство и распределение электроэнергии, газа и воды;
- Продукция сельского хозяйства;
- Ввод в действие общей площади жилых домов;
- Оборот розничной торговли;
- Сальдированный финансовый результат (прибыль минус убыток) деятельности организаций.

Были взять годовые показатели социально-экономического развития по всем субъектам Российской Федерации в период с 2015 по 2021 года (всего 98 файлов). Также были использованы поквартальные объемы исполнения межбюджетных трансфертов по всем регионам Российской Федерации в период с 2016 по 2021 со значением на начало каждого квартала (всего 2040 файлов).

Обучающая выборка состоит из множества наборов входных и выходных данных. Соответственно каждый набор включает в себя 18 параметров, которые строятся следующим образом:

*Для каждого региона*

*Для каждого года*

*Для каждого квартала*

Входные данные содержат показатели социально-экономического развития региона на конец года и объем межбюджетных трансфертов на начало квартала следующего года; выходным значением будет являться объем межбюджетных трансфертов на начало следующего квартала

Данная структура обучающей выборки полностью соответствует схеме, описанной ранее в «Подходе к реализации».

Обучающая выборка извлекается из эксель-файла, каждая строка которого представляет из себя набор входных и выходных данных. Ниже представлен метод извлечения и структурирования обучающей выборки для последующего обучения.

Также для получения более корректных результатов входные и выходные данные будут нормированы от 0 до 1.

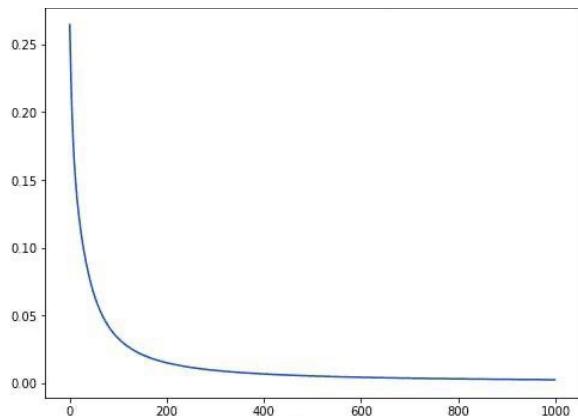
## **II этап. Структура нейронной сети и процесс ее обучения.**

Структура сети представляет собой полносвязный многослойный персепtron, состоящий из четырех слоев – входной слой, два скрытых слоя и выходной слой. Ниже приведен метод создания модели нейронной сети со случайной стартовой конфигурацией.

Входной слой содержит 17 нейронов, которые соответствуют входным данным. Скрытые слои имеют по 34 нейрона, каждый из которых обладает сигмоидальной функцией активации. Выбор сигмоидной функции активации нейронов обусловлен ее возможностью приблизить сколь угодно точно любую нелинейную функцию. Выходной слой содержит один нейрон, выход которого будет определен в промежутке от 0 до 1 с помощью метода нормирования данных. Тем самым получим сравнимые величины, на которых корректно определять функцию ошибки. В данном случае роль функции ошибки будет выполнять квадратичная функция.

Обучение нейронной сети будет происходить методом обратного распространения ошибки. Для его реализации необходимо значение производной сигмоидной функции.

### III этап. Подведение итогов



**Рисунок 5 – График тестирования модели на тестовой выборке**

Источник: составлено автором.

На основании графика, представленного на рис. 5, можно сделать вывод о том, что данной моделью нейросети удалось установить взаимосвязь между показателями социально-экономического развития региона и исполненными субъектом Федерации объемами межбюджетных трансфертов, а также она успешно прогнозирует необходимый объем межбюджетных трансфертов на следующий отчетный период. Следовательно, можно сделать вывод, что данная модель может быть рекомендована к внедрению.

### Заключение

Проведенное исследование подтвердило практическую значимость применения методов искусственного интеллекта, в частности алгоритма обратного распространения ошибки, для анализа и прогнозирования объемов федеральных межбюджетных трансфертов. Использование многослойного персептрона позволило выявить скрытые закономерности между показателями социально-экономического развития регионов и объемами выделяемых им бюджетных средств, что является важным шагом в направлении повышения эффективности государственного финансового регулирования.

Результаты моделирования показали, что разработанная нейросетевая модель способна точно воспроизводить динамику трансфертов и формировать достоверные прогнозы на краткосрочный период. Снижение ошибки на тестовой выборке демонстрирует корректность выбранной архитектуры сети, достаточную информативность обучающей выборки и высокую чувствительность модели к изменению ключевых социально-экономических индикаторов. Полученные результаты позволяют утверждать, что применение нейронных сетей может служить эффективным инструментом поддержки принятия решений при распределении финансовой помощи регионам.

Научная новизна исследования заключается в интеграции методов глубокого обучения в область анализа межбюджетных отношений, которая традиционно базировалась на эконометрических и статистических подходах. Предложенный методический инструментарий расширяет возможности количественной оценки факторов, влияющих на распределение трансфертов, и способствует формированию более обоснованных и прозрачных механизмов бюджетного планирования.

Практическая ценность работы заключается в возможности использования разработанной модели органами государственной власти при подготовке федерального бюджета и формировании «модельного бюджета» регионов. Вместе с тем исследование имеет определенные ограничения, связанные с отсутствием качественных институциональных показателей и влиянием внешних политico-экономических факторов. Дальнейшее развитие работы видится в расширении перечня индикаторов, сравнении нейронных сетей с альтернативными методами машинного обучения и построении долгосрочных сценарных моделей.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года [Электронный ресурс]: Указ Президента Российской Федерации от 7 мая 2024 г. № 309 // СПС «КонсультантПлюс». Россия / ЗАО «КонсультантПлюс». М., 2022.
2. Баранов, А.М. Алгоритм сегментации научных статей, сочетающий принципы обучения с учителем и без учителя / А.М. Баранов // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. -2019. -№22.- С. 162-168
3. Валитова, Л.А. Межбюджетные трансферты и экономические стимулы региональных властей /Л.А. Валитова // ЭНСР. -2005. -№2.- С.19
4. Васенков, Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей / Д.В. Васенков // КИО.- 2007. -№1.- С. 20-30
5. Васильева, Т. Н. Методы искусственного интеллекта / Т.Н. Мамонова // МНИЖ.- 2015. -№4-1 (35).- С.1-3
6. Верещака, Е. К. Роль межбюджетных трансфертов в формировании региональных бюджетов / Е. К. Верещака // Форсайт «Россия»: новое индустриальное общество. Перезагрузка : Сборник докладов Санкт-Петербургского международного экономического конгресса (СПЭК-2017), Санкт-Петербург, 01 января – 31 2017 года / Под общей редакцией С.Д. Бодрунова. Том 3. – Санкт-Петербург: Институт нового индустриального развития им. С.Ю. Витте», 2018. – С. 382-387. – EDN XNMXUL.
7. Виноградова Е.К. Становление системы межбюджетных трансфертов: история и современное состояние / Е. К. Виноградова, Г. Л. Толкаченко, Н. Е. Царева, // Вестник Тверского государственного университета. Серия: Экономика и управление. – 2021. – № 1(53). – С. 41-49. – DOI 10.26456/2219-1453/2021.1.041-049. – EDN VMEDSI.
8. Виноградова Е.К. Влияние субфедеральных трансфертов на социально-экономическое развитие регионов / Е. К. Виноградова, Г. Л. Толкаченко, // Факторы развития экономики России : сборник трудов Международной научно-практической конференции, Тверь, 22–26 марта 2021 года. – Тверь: Тверской государственный университет, 2021. – С. 81-88. – EDN BVIQLX.
9. Виноградова Е.К. Применение методологического инструментария к проведению анализа влияния межбюджетных трансфертов на социально-экономическое развитие субъекта / Е. К. Виноградова, Г. Л. Толкаченко, Н. Н. Беденко, // Устойчивое развитие социально-экономической системы Российской Федерации : сборник трудов XXIII Всероссийской научно-практической конференции, Симферополь, 18–19 ноября 2021 года. – Симферополь: Общество с ограниченной ответственностью «Издательство Типография «Ариал», 2021. – С. 53-59. – EDN UIGVJC.
10. Вознюк, П.А. История развития и современное состояние искусственного интеллекта/ П.А. Вознюк // Глобус: технические науки.- 2019.- №3 (27).- С. 11 – 18
11. Глызин, С.Д., Периодические режимы группового доминирования в полносвязных нейронных сетях / С.Д. Глызин // Известия вузов. -ПНД.- 2021. -№5.- С. 775 – 797
12. Иванов, В.М. Интеллектуальные системы: учебное пособие / В. М. Иванов // Екатеринбург: Изд-во Урал.ун-та, - 2015. – 92 с.
13. Искусственный интеллект / Министерство цифрового развития, связи и коммуникаций Российской Федерации// [сайт].- URL: <https://digital.gov.ru/ru/activity/directions/1046/> (дата обращения: 10.08.2022)
14. Исполнение федерального бюджета и бюджетов субъектов Российской Федерации (предварительные итоги).-Москва. –URL: chrome-extension://efaidnbmnnibpcajpcglclefindmka/[https://www.minfin.ru/common/upload/library/2021/03/main/Ispolnenie\\_2020\\_god.pdf](https://www.minfin.ru/common/upload/library/2021/03/main/Ispolnenie_2020_god.pdf) (дата обращения: 01.12.2025)
15. Киртон, Дж.Дж. Повестка дня «Группы двадцати» в области цифровизации / Дж.Дж. Киртон // Вестник международных организаций: образование, наука, новая экономика.- 2018.- №2.- С. 17 - 44
16. Мохнаткина, Л. Б. Трансферты как инструмент обеспечения региональной экономической

- безопасности/ Л. Б. Мохнаткина// ВЕСТНИК Оренбургского государственного университета. – 2015. - №1 (176). С. 93 -100.
17. Отчет Стэнфордского центра Institute for Human-Centered AI // [сайт].- URL: <https://hai.stanford.edu/research/ai-index-2022> (дата обращения: 01.12.2025)
18. Петренко, К.К. Искусственный интеллект как решение прогностических проблем на железнодорожном транспорте на примере компании ОАО «РЖД» /К.К. Петренко// НАУ.- 2017. -№1-(27-28).- С. 41-43
19. Питтс В., Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности / В. Питтс, У.С. Маккларок // URL.: <chrome-extension://efaidnbmnnibpcajpcglclefindmkaj/http://www.raai.org/library/books/mcculloch/mcculloch.pdf> (дата обращения: 01.12.2025)
20. Симонов, В.В. Оценка эффективности параллельных алгоритмов для моделирования многослойного персептрона / В.В. Симонов// Доклады ТУСУР. -2010. -№1-2 (21).- С. 166-171
21. Федеральное казначейство : официальный сайт. – Москва, 2022. – <https://krasnoyarsk.roskazna.gov.ru/> (дата обращения 01.12.2025)
22. Федеральная служба государственной статистики : официальный сайт. – Москва, 2022. – <https://rosstat.gov.ru/statistic/> (дата обращения 01.12.2025)
23. Шумков, Е.А. Скоростной метод обучения многослойного персептрона / Е.А. Шумаков// Научный журнал КубГАУ.- 2011. -№65. – С. 1-9
24. Hodgkin A. L., Huxley A. F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve // J. Physiol. 1952. Vol. 117, no. 4. P. 500–544. DOI: 10.1113/jphysiol.1952.sp004764
25. Somers D., Kopell N. Rapid synchronization through fast threshold modulation // Biol. Cybern. 1993. Vol. 68, no. 5. P. 393–407. DOI: 10.1007/BF00198772

# Neural network forecasting of interbudget transfers based on regional socioeconomic indicators

**Elena Konstantinovna Vinogradova**

Assistant Professor,

G.V. Plekhanov Russian University of Economics Plekhanov Russian State University, Moscow, Russian Federation

E-mail: vek.work@mail.ru

**Tsurkan Marina Valerievna**

Doctor of Economic Sciences, Professor,

Tver State University, Tver, Russian Federation

E-mail: 080783@list.ru

**Melyakova Evgeniya Valerievna**

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor,

Saint Petersburg State University, Saint Petersburg, Russian Federation

E-mail: e.melyakova@spbu.ru

---

## KEYWORDS.

Artificial intelligence, neural networks, neural network training, backpropagation, intergovernmental transfers, socioeconomic development

---

## ABSTRACT.

The modern digitalization of public administration increases the need for tools for accurate budget forecasting. Despite the accumulated research in the field of interbudgetary relations, the problem of identifying the quantitative relationship between the socio-economic indicators of regions and the distribution of federal transfers, especially with the use of artificial intelligence methods, remains insufficiently studied. The lack of studies using neural networks to forecast financial assistance to the constituent entities of the Federation and the high demand for improving the efficiency of budget planning were the key reasons for choosing this topic. The objective of the study is to identify the relationship between the indicators of regional socio-economic development and the volume of interbudget transfers, as well as to build a model for forecasting future transfers using the backpropagation method. The objectives include forming a data sample, constructing the structure of the neural network, its training, and testing. The methodological basis is a fully connected multilayer perceptron with two hidden layers of 34 neurons, trained on normalized data using the backpropagation method. The sample includes 16 annual socio-economic indicators and quarterly data on transfers for 85 regions of the Russian Federation for 2015-2021, ensuring high model representativeness. The sample timeframe is limited to 2022, as data for the subsequent period are characterized by changing external conditions, which affects their comparability with the previous time series. The results demonstrate a steady reduction in error in the test sample and confirm the existence of a statistically significant relationship between socio-economic parameters and transfer volumes. The model successfully predicts the amount of transfers for the next quarter. The practical significance of the model lies in its applicability to decision support in planning federal financial assistance and developing a «model budget.» Limitations include the absence of qualitative factors and political and administrative parameters in the sample. Future research could aim to include a wider range of indicators and compare neural networks with alternative machine learning methods.

---