

# Исследование влияния параметров сервисного обслуживания на степень удовлетворенности пассажиров на базе применения аппарата нейронных сетей

С. С. ПАСТУХОВ, К. В. СТЕЛЬМАШЕНКО

Акционерное общество «Научно-исследовательский институт железнодорожного транспорта» (АО «ВНИИЖТ»), Москва, 129626, Россия

**Аннотация.** На основе анализа преимуществ и недостатков различных методических подходов к поиску путей роста качества обслуживания, существующих в маркетинговой практике пассажирского комплекса, выявлена и обоснована необходимость дальнейшего развития таких робастных непараметрических механизмов построения прогнозных моделей оценки, которые бы могли применяться при ориентации менеджмента на реализацию нескольких направлений совершенствования обслуживания одновременно, а также позволяли бы эффективно принимать решения в условиях возможной синергии между многочисленными исследуемыми аспектами сервиса в их влиянии на уровень удовлетворенности клиентов.

Предложены методические и практические подходы к выявлению и сравнительной оценке влияния параметров сервисного обслуживания на уровень удовлетворенности пассажиров на основе моделирования с использованием аппарата нейронных сетей для условий, когда применение корреляционно-регрессионного анализа методом наименьших квадратов и механизмов порядковой логистической регрессии является прогностически неэффективным либо избыточно трудоемким в аналитической работе.

Изложены результаты апробации аппарата нейронных сетей на массивах маркетинговых данных, касающихся различных аспектов обслуживания пассажиров на вокзалах и в поездах, а также представлена оценка эффективности использования нейронных сетей в сравнении с алгоритмами порядковой логистической и линейной регрессии.

В итоге для получения максимума объективной информации, необходимой при выработке решений в области управления качеством транспортных услуг пассажирского комплекса, предложено использование новой модификации универсального комплексного механизма изучения влияния различных параметров сервиса на уровень удовлетворенности клиентов, включающей совокупность регрессионных алгоритмов, аппарат нейронных сетей, а также инструментарий непараметрической статистики.

**Ключевые слова:** пассажирский комплекс; транспортный сервис; качество обслуживания; анкетный опрос; экономико-статистические модели; нейронные сети

**Актуальность исследования для менеджмента.** В современных условиях функционирования транспортного рынка при неуклонно возрастающем уровне конкурентной борьбы исключительно важное значение в достижении успеха имеет развитие и совершен-

ствование процессов управления качеством транспортного обслуживания.

Обеспечение доступности и качества пассажирских перевозок в соответствии с социальными стандартами, а также повышение степени удовлетворенности потребителей за счет роста качества услуг при сохранении их конкурентоспособной стоимости являются одними из ключевых целей работы железнодорожного транспорта согласно положениям утвержденной в 2016 г. Стратегии управления качеством в холдинге «РЖД» [1].

В связи с этим продолжают оставаться чрезвычайно актуальными исследования, посвященные выявлению резервов роста качества услуг, в том числе на основе развития теории и практики пассажирского маркетинга, неотъемлемой частью которого, согласно [2, 3], являются вопросы изучения мнений клиентов об уровне транспортного обслуживания, а также совершенствование механизмов выявления и сравнения степени влияния различных параметров сервиса на удовлетворенность клиентов.

**Развитие и текущее состояние методологии исследования качества обслуживания, обоснование необходимости ее дальнейшего развития.** За последние 20 лет методология исследования качества обслуживания пассажиров в сфере железнодорожных перевозок на базе применения маркетингового подхода прошла длительный путь становления, основные вехи которого детально рассмотрены в [4, 5, 6, 7].

В настоящее время сформирован единый комплексный механизм изучения влияния параметров транспортного сервиса на уровень удовлетворенности пассажиров [7], развитие которого идет в направлении расширения внедрения экономико-статистических непараметрических (со сниженными требованиями к спецификации исходных данных) алгоритмов, которые бы давали возможность формировать удобные прогнозные модели для получения исчерпывающей информации, необходимой в принятии управленческих решений.

■ E-mail: [pastuhovsergey@bk.ru](mailto:pastuhovsergey@bk.ru) (С. С. Пастухов)

В 2016 г. в [7] был представлен специализированный непараметрический робастный алгоритм изучения влияния различных составляющих процесса обслуживания на уровень удовлетворенности пассажиров на основе моделирования методами порядковой логистической регрессии (ПЛР), который позволяет проводить анализ для массивов данных, не подчиняющихся нормальному закону распределения, а также осуществлять необходимое в принятии управленческих решений прогнозирование, изучая как обособленное, так и совместное влияние параметров качества на общее впечатление от сервиса с учетом наличия возможных нелинейных зависимостей.

Тем не менее данный метод имеет определенный недостаток: при наличии синергетического эффекта во влиянии различных параметров качества на общий воспринимаемый пассажирами уровень обслуживания (т. е. когда совместное воздействие рассматриваемых предикторов на результирующую переменную выше, чем их обособленное влияние) для случаев, когда подразумевается использование большого количества исследуемых факторов, особенно если есть вероятность синергии выше третьего уровня вложенности (т. е. когда могут наблюдаться синергетический эффект для различных комбинаций более чем из трех факторов), трудоемкость аналитической работы при моделировании и сложность интерпретации получаемых в рамках ПЛР результатов существенно возрастают. Одна из ключевых проблем состоит в том, что статистической мощности теста Вальда не всегда хватает для определения значимости синергетического взаимодействия факторов, особенно при росте их количества в модели. При этом включение незначимых по тесту Вальда взаимодействий факторов может привести к переобучению модели, а исключение всех тех, для которых значимость не смогла быть выявлена, — к снижению эффективности прогнозирования.

Анализируя развитие методических подходов к оценке уровня восприятия клиентом качества транспортного обслуживания [4, 5, 8, 9, 10], можно выделить наличие явной тенденции роста количества оцениваемых в рамках маркетингового подхода управляемых параметров сервиса. Представляется, что неуклонное совершенствование процессов обслуживания клиентов (рост охвата контроля над параметрами предоставления существующих услуг и внедрение новых продуктов) будет постоянно требовать расширения количества оцениваемых в моделях факторов и приводить к необходимости обеспечения эффективных возможностей оценки их возможного синергетического влияния (как возрастания числа случаев синергии определенного уровня, так и углубления степени ее вложенности).

Таким образом, существует необходимость дальнейшего развития экономико-статистических мо-

делей на основе непараметрических робастных алгоритмов, которые бы, отличаясь сниженными требованиями к спецификации исходных данных, позволяли строить удобные и точные прогнозные модели в особых условиях оценки большого количества факторов сервиса при возможном наличии их синергетического влияния на уровень воспринимаемого клиентом качества в тех случаях, когда алгоритмы, основанные на ПЛР, могут терять эффективность или становятся излишне трудоемкими для проведения аналитической работы.

**Перспективное направление развития методологии исследования, его преимущества и недостатки.** Перспективной основой для развития алгоритмов исследования влияния параметров сервисного обслуживания на степень удовлетворенности клиентов может стать применение аппарата нейронных сетей (НС), механизм построения которых вместе с различными практическими вычислительными аспектами подробно освещается в [11, 12, 13, 14, 15].

Ключевыми преимуществами НС являются: универсальность и возможность эффективной работы на данных практически любого типа, а также то, что используемые в рамках данного метода алгоритмы обучения, ставящие во главу угла исключительно прогностическую эффективность, способны по умолчанию находить и выражать все возможные типы линейных и нелинейных зависимостей факторных и результирующих переменных, в том числе любые синергетические эффекты во влиянии любых сочетаний факторов на изучаемый отклик модели.

К недостаткам НС обычно относят: высокие требования к квалификации аналитика в области формирования архитектуры нейронных сетей, необходимость использования специального программного обеспечения, а также сложность сопоставления степени влияния предикторов на изучаемые результирующие переменные.

Тем не менее рассматривая сложность выявления степени влияния факторов, можно отметить, что выходом, так же как и в случае ПЛР, может стать использование механизма моделирования сдвига общего впечатления о степени предоставляемого сервиса при изменении уровней отдельных составляющих его параметров с последующим построением аналитических таблиц и визуализацией результатов в виде графиков «кумулят прогноза влияния факторов на воспринимаемое качество» (впервые предложенных и детально описанных в [7]).

Кроме того, специфика маркетинговых данных, используемых при исследовании качества, позволяет изначально определить многие ключевые параметры, что значительно упрощает аналитическую работу по формированию архитектуры НС. Так, в случае анализа результатов анкетных опросов, целесообразно

использование сети для обработки категориального отклика из 5–10 порядковых категорий на каждую изучаемую переменную с возможными нелинейными взаимосвязями предикторов, что позволяет сделать вывод о целесообразности использования следующих наиболее перспективных исходных параметров НС:

- с типом сети – многослойный персептрон (далее – МСП), который благодаря особенностям структуры сети и применяемому подходу к расчету синаптических весов, согласно [12], в меньшей степени чем радиальная базисная функция (РБФ) страдает от «проклятия размерности» и включения в модель факторов, оказывающих малозначимое влияние на результирующую переменную;

- с количеством нейронов на входном слое, равным произведению числа факторных переменных на количество используемых категорий в шкалах опроса (с учетом их наличия в изучаемом массиве данных) [11, 13];

- с одним скрытым слоем с сигмовидной функцией активации (преобразовывающей входные значения в диапазон от 0 до 1 и обеспечивающей слабое изменение производной на каждом из краев диапазона и сильное изменение в его середине), в качестве которой, согласно [13], наиболее целесообразно использование гиперболического тангенса, который, являясь нечетной функцией, ускоряет тренировку сети по сравнению с логистической функцией;

- с применением оптимизации функции ошибок на основе использования кросс-энтропии, использование которой, согласно [12, 15], в случае категориального отклика (т. к. клиент дает в опросе целочисленные оценки) обеспечивает лучшие результаты для поиска синоптических весов, чем использование оптимизации по сумме квадратов ошибок прогноза;

- с количеством нейронов на выходном слое, равным количеству категорий результирующей переменной с выбором функции «софт-макс» для активации выходного слоя (преимущества и использование которой в условиях оптимизации на основе кросс-энтропии описаны в [15]);

- с использованием алгоритма обратного распространения и метода сопряженных градиентов в качестве исходных инструментов оптимизации, что тем не менее не исключает использования других подходов, например, алгоритма Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно и т. п. (описание инструментария оптимизации представлено в [11, 16, 17]).

Кроме того, аналитику в настоящее время часто вообще не приходится заниматься поиском оптимальной формы и тонкой настройкой параметров нейросетевой модели вручную, так как в рамках функционала прикладного программного обеспечения для нейросетевого проектирования уже разработано и реализовано большое количество автоматизированных

сложных многоступенчатых алгоритмов поиска оптимальной структуры сетей. Здесь можно отметить как бесплатные программы, такие как язык статистических вычислений R, где доступны следующие реализации нейросетевых пакетов: «nnet», «FCNN4R» и «neuralnet» (различные аспекты работы с которыми изложены в [18, 19]), так и платные системы проведения математических и статистических расчетов, такие как Matlab [15], Statistica [12] и др.

**Предлагаемый алгоритм использования аппарата НС при исследовании резервов роста качества услуг.** Таким образом, в настоящее время нет существенных препятствий на пути применения НС, поэтому предлагается следующий алгоритм их использования для целей исследования влияния параметров сервисного обслуживания на степень удовлетворенности клиентов:

1. Разбить массив данных (содержащий 5–10-балльные оценки клиентов по отдельным параметрам сервиса и общему уровню качества) на две части: контрольную (от 10 до 15 %) и рабочую (от 90 до 85 %).

2. Для целей исключения переобучения НС разбить рабочую выборку на две части: обучающую и тестовую. При этом в зависимости от размера массива данных величину тестовой выборки целесообразно делать равной количеству наблюдений в контрольной выборке, либо не меньше половины от него.

3. Обучить и отобрать на основе эффективности результатов прогнозирования на данных обучающей тестовой выборки 5–10 перспективных вариантов архитектуры НС.

4. Сравнить эффективность полученных сетей на контрольной выборке и отобрать из них наиболее эффективную по следующим критериям прогностической эффективности: низкий уровень среднего модуля относительной ошибки прогнозирования и высокий процент верных прогнозов в разрезе категорий (соответствующие формулы расчета и их практическое применение представлено в [4, 5, 7, 20]). При близких показателях эффективности целесообразно отдать предпочтение сети с более простой архитектурой. При неудовлетворительных параметрах эффективности НС использовать механизмы ПЛР [7], либо непараметрический метод «сравнения проблем» [6].

5. При получении необходимого аналитику уровня прогностической эффективности НС сохранить параметры ее архитектуры для последующего прогнозного моделирования.

6. Создать новый массив данных факторных переменных на основе изменения оценок по параметрам сервиса в исходных маркетинговых данных и получить прогнозные значения общего уровня воспринимаемого клиентами качества на базе моделирования на основе применения НС, обученной на массиве исходных данных. Подходы к формированию массива

модельных данных, шагу изменений факторных величин и границам шкал для моделирования и оценки изменений (общего уровня удовлетворенности клиентов в результате роста или снижения различных составляющих процесса обслуживания) полностью аналогичны представленным в [7].

7. Провести сопоставление полученных в ходе прогностического моделирования оценок измененного уровня общей удовлетворенности клиента с его начальным значением. Механизмы формирования НС при этом дают возможность определения важных эффектов взаимодействия параметров сервиса на основе непосредственного сравнения величин общей удовлетворенности при изолированном и синергетическом воздействии одних и тех же факторов. В качестве удобных аналитических инструментов предлагается использовать:

- ряды отдельных факторов и их сочетаний, упорядоченные по величине разницы в значениях модельного (для выбранного шага изменений, например, +1 балл) уровня общей удовлетворенности клиентов по сравнению с исходным уровнем;

- построение графиков «кумулят прогноза влияния факторов на воспринимаемое качество».

**Апробация предлагаемого алгоритма использования НС при исследовании резервов роста качества услуг.** Для оценки перспектив использования аппарата НС была проведена двухэтапная апробация его работы на массивах маркетинговых данных, касающихся различных аспектов обслуживания пассажиров на вокзалах и в поездах, в сравнении с использованием линейных аддитивных моделей с применением корреляционно-регрессионного анализа методом наименьших квадратов (далее — МНК) и алгоритмов ПЛР.

На первом («аналитически-обобщающем») этапе использовались данные проведенного в мае-июне 2015 г. опроса (470 анкет) о качестве обслуживания при покупке билетов в кассах дальнего следования на Ярославском, Казанском и Ленинградском вокзалах, где пассажирам предлагалось оценить по 5-балльной шкале общий уровень качества обслуживания в кассе, а также 8 соответствующих ему параметров: чистота прикассовой зоны; время ожидания в очереди; доступность необходимой информации в кассовом зале; работа билетного кассира; внешний вид кассира (форменная одежда, опрятный вид); оперативность обслуживания; предоставление необходимой информации; вежливость и доброжелательность кассира.

Работа строилась следующим образом. Сначала было выделено 2 набора переменных:

- Основной (4 переменные): чистота прикассовой зоны; время ожидания в очереди; доступность необходимой информации в кассовом зале; работа билетного кассира.

- Расширенный (7 переменных с учетом детализации оценки работы кассира): чистота прикассовой зоны; время ожидания в очереди; доступность необходимой информации в кассовом зале; внешний вид кассира; оперативность обслуживания; предоставление необходимой информации; вежливость и доброжелательность кассира.

На основе использования генератора псевдослучайных чисел «Вихрь Мерсенна» (англ. Mersenne twister), алгоритм которого изложен в [21], отдельно для основного и расширенного набора было проведено разделение массива маркетинговых данных на 2 части в пропорции 7/3. Первая «исходная» подвыборка (70% наблюдений) использовалась для настройки модели прогнозирования (МНК, ПЛР, НС) согласно установленным процедурам, а вторая «проверочная» (30% наблюдений) применялась только для сравнения результатов работы используемых прогностических методов. В процессе анализа для каждого метода было проведено по 5 испытаний, в каждом из которых массив маркетинговых данных заново распределялся на подвыборки, после чего каждый раз происходила оптимизация моделей (МНК, ПЛР, НС) на исходной подвыборке и сопоставление их эффективности на проверочной согласно критериям (формулы даны в [4, 5, 7]):

- минимума среднего модуля относительной ошибки в процентах, часто называемого «средняя абсолютная ошибка прогноза», далее — MAPE (Mean Absolute Percentage Error);

- максимума доли верно классифицированных оценок результирующей переменной (далее — ПВК) в разрезе каждого из делений ее шкалы и в целом для всех наблюдений в проверочной подвыборке.

Для проведения обобщенного сравнения эффективности работы алгоритмов полученные по каждой из 5 выборок значения MAPE и ПВК усреднялись. На расширенном наборе переменных, кроме того, было проведено сравнение эффективности работы двух принципиально разных типов архитектуры НС: МСП и РБФ.

Полученные результаты (табл. 1) показывают, что в условиях малого количества оцениваемых факторов сервиса (для основного набора из 4 объясняющих переменных) использование ПЛР является более предпочтительным по критериям ПВК и MAPE. В то же время в расширенном наборе переменных (при росте количества оцениваемых факторов до 7) прогностическая эффективность НС на базе МСП начинает лидировать по эффективности ПВК и MAPE (без учета деления по категориям шкалы результирующей переменной), хотя ПЛР по-прежнему продолжает превосходить МСП при прогнозировании нижних категорий, крайне важных в дальнейшем поиске резервов роста качества. Что касается низкой эффективности

Таблица 1

Показатели эффективности работы прогностических моделей (МНК, ПЛР и НС) при оценке процедуры покупки билета в кассах дальнего следования (обобщенные результаты расчета на массиве 5 проверочных подвыборок)

Table 1

Indicators of the effectiveness of the work of forecasting models (MНК, PLR and NS) in evaluating the procedure for buying tickets at long-distance ticket offices (generalized results of calculation on an array of 5 test subsamples)

Набор переменных	Модель	ПВК, % (в разрезе делений шкалы результирующей переменной)					MAPE, % (все деления в целом)	
		1	2	3	4	5	ПВК, %	MAPE**, %
Основной	МНК	—*	50,0 %	27,3 %	88,4 %	78,4 %	79,6 %	6,27 % (9,24 %)
	НС: МСП	—	0,0 %	19,3 %	92,6 %	86,7 %	82,0 %	5,99 %
	ПЛР	—	66,7 %	47,3 %	90,9 %	91,0 %	86,2 %	4,16 %
Расширенный	МНК	—	40,0 %	22,4 %	90,2 %	62,9 %	77,4 %	5,63 % (8,75 %)
	НС: РФБ	—	0,0 %	0,0 %	96,9 %	68,9 %	80,2 %	6,21 %
	НС: МСП	—	0,0 %	66,7 %	96,6 %	98,4 %	92,9 %	2,64 %
	ПЛР	—	40,0 %	75,0 %	92,9 %	97,6 %	91,5 %	2,74 %

\* Ни в одной из 5 проверочных подвыборок не встретилось значение общей оценки процедуры покупки билета, равное 1 баллу.

\*\* Для МНК в скобках представлено значение MAPE без учета округления прогнозов.

Таблица 2

Результаты тестов проверки нормального закона распределения для регрессионных остатков МНК моделей оценки процедуры покупки билета в кассах дальнего следования (для каждой из 5 исходных подвыборок)

Table 2

The results of the normal distribution law check test for the regression residuals of the MNKs models for the evaluation of the ticket purchase procedure at the long-distance ticket offices (for each of the 5 original subsamples)

№ исп.	Вид теста*			
	Шапиро — Уилка	Андерсона — Дарлинга	Колмогорова — Смирнова с поправкой Лиллиефорса	Хорхе — Бера
1	$u = 0,9868$ $p = 0,0041$	$a = 1,646$ $p = 0,0003$	$z = 0,081$ $p < 0,0001$	$h = 6,9776$ $p = 0,0305$
2	$u = 0,9869$ $p = 0,0046$	$a = 1,9355$ $p < 0,0001$	$z = 0,0761$ $p < 0,0001$	$h = 2,1133$ $p = 0,3476$
3	$u = 0,9885$ $p < 0,0001$	$a = 1,7539$ $p < 0,0001$	$z = 0,0889$ $p < 0,0001$	$h = 0,6724$ $p = 0,0124$
4	$u = 0,9789$ $p < 0,0001$	$a = 2,836$ $p < 0,0001$	$z = 0,1156$ $p < 0,0001$	$h = 8,6242$ $p = 0,0134$
5	$u = 0,9889$ $p = 0,0134$	$a = 1,5716$ $p = 0,0005$	$z = 0,0722$ $p = 0,0003$	$h = 2,0812$ $p = 0,3532$

\*Представлены значения полученных расчетных статистик и соответствующие им значения вероятностей ( $p$ ). Значение  $p$  ниже 0,01 свидетельствует о значимом (с вероятностью выше 99%) отклонении от закона нормального распределения.

МНК, то это во многом результат возникновения проблем со спецификацией модели из-за того, что характер исходных данных не позволил использовать стандартный инструментальный оптимальным образом. Ни в одном из 5 проведенных испытаний (табл. 2) регрессионные остатки МНК не прошли проверку на нормальность (формулы критериев изложены в [20, 22]). Учитывая более низкую, чем у ПЛР и МСП эф-

фективность (см. табл.1), проведение других тестов на оптимальность использования МНК (гомоскедастичность, детерминированность регрессоров и т. д.) не потребовалось.

На втором («прикладном») этапе апробации были использованы данные опроса об оценке услуги предоставления prepaid набора питания в фирменных поездах для 1 квартала 2014 г. (836 анкет), в

Таблица 3

Показатели эффективности работы прогностических моделей ПЛР и МСП при оценке услуги предоставления пассажирам предоплаченного набора питания в фирменных поездах в 1 квартале 2014 г.

Table 3

Indicators of the effectiveness of the forecasting models of PLR and MSPs in assessing the provision of pre-paid meal offers for passengers in branded trains in first quarter of 2014

Тип выборки	Модель	ПВК, % (в разрезе делений шкалы результирующей переменной)					По всем делениям шкалы результирующей переменной	
		1*	2	3	4	5	ПВК, %	MAPE, %
Контрольная	МСП**	—	100,0%	71,4%	88,2%	96,6%	90,4%	2,91%
	ПЛР	—	50,0%	64,3%	88,2%	93,1%	87,2%	3,73%
	ПЛР-2ф***	—	0,0%	57,1%	88,2%	94,8%	86,4%	4,51%

\* В полученной контрольной выборке данная категория не представлена.

\*\* Параметры полученной на основе применения метода сопряженных градиентов оптимальной (по критерию функции ошибок на основе использования кросс-энтропии) архитектуры МСП: 41 входной нейрон, 7 скрытых нейронов с функцией активации «гиперболический тангенс», 5 выходных нейронов с функцией активации «софт-макс».

\*\*\* Модель ПЛР с учетом всех 2-факторных взаимодействий, для которых хотя бы по одному баллу шкалы была выявлена статистическая значимость по тесту Вальда.

рамках которого пассажирам предлагалось оценить по 5-балльной шкале общий уровень услуги предоплаченного питания, а также 8 характеризующих ее параметров: наличие полной информации о предоставляемых рационах питания; удобство времени приема рационов питания; ассортимент блюд; ассортимент напитков; вкус предложенных блюд; величина/размер порций; оперативность обслуживания; соотношение «качество питания — стоимость услуги».

Работа была организована следующим образом. На основе использования генератора псевдослучайных чисел «Вихрь Мерсенна» массив данных был случайным образом разделен на 3 выборки (70% — обучающая, 15% — тестовая, 15% — контрольная). После чего производилось формирование моделей

МСП и ПЛР на данных обучающей и тестовой выборок, а окончательный вывод о сравнительной эффективности осуществлялся на основе сопоставления показателей MAPE и ПВК для прогнозов полученных моделей применительно к контрольной выборке. При этом рассматривалось 2 варианта модели ПЛР:

- с учетом изолирования влияния факторов;
- с учетом как изолированного влияния факторов, так и 2-факторных взаимодействий в случае их значимости, выявленной по тесту Вальда (формулы и прикладные аспекты использования представлены в [7, 20]), в т. ч. в случае частичной значимости, когда тест Вальда был значим не для всех уровней шкалы изучаемых совместно факторов.

Полученные на втором этапе апробации практические результаты работы ПЛР и МСП (табл. 3) полностью соответствуют теоретическим положениям, представленным в начале статьи, и свидетельствуют о высокой прогностической эффективности МСП. При этом можно сделать заключение, что включение в модель ПЛР факторных синергий, частично значимых по тесту Вальда, может приводить не к улучшению, а к ухудшению качества модели в результате переобучения, что выражается в снижении ПВК на контрольной выборке. Поэтому рекомендуется включать в ПЛР частично значимые по тесту Вальда синергии факторов только в случае отсутствия ухудшения прогностической эффективности на контрольной выборке.

**Вывод.** Полученные в ходе двухэтапной апробации на массиве маркетинговых данных об обслуживании клиентов на вокзалах и в поездах результаты сравнительной оценки моделей МНК, ПЛР и НС (МСП и РБФ) свидетельствуют об эффективности использования МСП в условиях одновременного изучения больш



Универсальный комплексный механизм изучения влияния параметров транспортного сервиса на уровень удовлетворенности клиентов для целей управления качеством обслуживания  
 Universal comprehensive mechanism for studying the impact of transport service parameters on the level of customer satisfaction for the purposes of quality management

шого количества факторов с учетом их возможной синергии, что позволяет рассматривать представленный механизм получения аналитики для решения вопросов управления качеством на базе аппарата нейронных сетей как органичное дополнение и развитие комплекса применяемых в настоящее время исследовательских методов. Таким образом, рекомендуется применение следующей модификации универсального комплексного механизма изучения влияния различных параметров сервиса на уровень удовлетворенности клиентов для целей управления качеством обслуживания (см. рисунок).

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Стратегия управления качеством в холдинге «РЖД». Стратегия ОАО «РЖД» от 16.03.2016 № 224. Екатеринбург: УралЮрИздат, 2017. 112 с.
2. Мирошниченко О. Ф., Милевская В. А., Пастухов С. С. Информационные технологии в маркетинговых исследованиях пассажирских железнодорожных перевозок // Экономика железных дорог. 2007. № 8. С. 71–80.
3. Мирошниченко О. Ф., Милевская В. А., Пастухов С. С. Комплексная система маркетинговых исследований рынка пассажирских перевозок дальнего следования // Экономика железных дорог. 2008. № 3. С. 41–58.
4. Пастухов С. С. Разработка методов исследования качества транспортного обслуживания населения в сфере железнодорожных пассажирских перевозок дальнего следования: дис. ... канд. экон. наук: 08.00.05. М., 2011. 204 с.
5. Пастухов С. С. Определение приоритетов пассажиров при оценке качества и выявление наиболее эффективных направлений улучшения качества транспортной услуги и сопутствующего ей сервиса в фирменных поездах (методология и результаты) // Вестник ВНИИЖТ. 2008. № 1. С. 23–27.
6. Пастухов С. С. Определение приоритетных направлений улучшения качества транспортного обслуживания пассажиров в условиях неизвестности реального закона распределения изучаемых данных // Вестник ВНИИЖТ. 2009. № 2. С. 22–25.
7. Пастухов С. С. Изучение влияния параметров транспортного сервиса на уровень удовлетворенности пассажиров на основе моделирования методами порядковой логистической регрессии // Вестник ВНИИЖТ. 2016. Т. 75. № 2. С. 108–115.
8. Елизарьев Ю. В., Сенцова К. А. Оценка предпочтений потребителей транспортных услуг населению на рынке пассажирских перевозок // Экономика железных дорог. 2000. № 11. С. 28–32.

9. Сенцова К. А. Применение многофакторных моделей к изучению отношений потребителей транспортных услуг // Экономика железных дорог. 2000. № 10. С. 67–69.
10. Пастухов С. С. Определение основных путей повышения эффективности работы вагонов-ресторанов на основе маркетингового анализа // Вестник ВНИИЖТ. 2008. № 2. С. 42–47.
11. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. 2-е изд. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
12. Нейронные сети. Statistica Neural Networks: методология и технологии современного анализа данных / под ред. В. П. Боровикова. М.: Горячая линия — Телеком, 2008. 392 с.
13. Swingler K. Applying Neural Networks. A Practical Guide. London: Academic Press, 1996. 303 p.
14. Terrence L. F. Feedforward Neural Network. Methodology. New York: Springer, 1999. 340 p.
15. Hagan M. T., Demuth H. B., Beale M. H., De Jesús O. Neural Network Design. New York, 2014. 1012 p.
16. Nocedal J., Wright S. Numerical Optimization. 2<sup>nd</sup> edition. New York: Springer, 2006. 634 p.
17. Press W., Teukolsky S., Vetterling W., Flannery B. Numerical Recipes: The Art of Scientific Computing. 3<sup>rd</sup> ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2007. 1235 p.
18. Torgo L. Data Mining with R: Learning with Case Studies. 2<sup>nd</sup> ed. London: Taylor & Francis; Chapman and Hall, 2017. 426 p.
19. Lewis N. D. 92 Applied Predictive Modeling Techniques in R: With step by step instructions on how to build them FAST! North Charleston: CreateSpace Independent Publishing Platform, 2015. 598 p.
20. William H. Greene Econometric analysis. 7<sup>th</sup> ed. Upper Saddle River (NJ): Prentice Hall, 2012. 1232 p.
21. Matsumoto M., Nishimura T. Mersenne twister: A 623-dimensionally equidistributed uniform pseudorandom number generator // ACM Transactions on Modeling and Computer Simulations. 1998. No. 8 (1). P. 3–30.
22. Кобзарь А. И. Прикладная математическая статистика: для инженеров и научных работников. М.: Физматлит, 2006. 816 с.

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

**ПАСТУХОВ Сергей Сергеевич**, канд. экон. наук, ведущий научный сотрудник лаборатории «Экономика и маркетинг пассажирских перевозок», АО «ВНИИЖТ»

**СТЕЛЬМАШЕНКО Константин Владимирович**, инженер лаборатории «Экономика и маркетинг пассажирских перевозок», АО «ВНИИЖТ»

Статья поступила в редакцию 18.07.2017 г., принята к публикации 21.09.2017 г.

## Investigation of the impact of service parameters on the degree of passenger satisfaction based on the application of the apparatus of neural networks

S.S. PASTUKHOV, K.V. STEL'MASHENKO

Joint Stock Company "Railway Research Institute" (JSC "VNIIZhT"), Moscow, 129626, Russia

**Abstract.** Based on the analysis of the advantages and disadvantages of various methodological approaches to the search for ways to increase the quality of service existing in the marketing practice of the passenger complex, the need for further development of such robust nonparametric mechanisms for constructing predictive va-

luation models has been identified and justified. These models could be used to guide management to implement several areas of service improvement at the same time, and also to make efficient decisions in the context of possible synergies between the multiple aspects of the service being investigated in their impact on customer satisfaction.

Methodical and practical approaches are proposed to identify and compare the effect of service parameters on the level of passenger satisfaction on the basis of modeling using the apparatus of neural networks for conditions where the application of least squares correlation and regression analysis and mechanisms of order logistic regression are prognostically inefficient or excessively time consuming for analytical work.

The approbation results of the apparatus of neural networks on sets of marketing data concerning various aspects of passenger service at stations and in trains are presented, as well as an estimation of the efficiency of using neural networks in comparison with the algorithms of ordinal logistic and linear regression.

As a result, in order to obtain the maximum of objective information necessary for developing solutions in the field of quality management of transport services of the passenger complex, it is proposed to use a new modification of the universal complex mechanism for studying the influence of various service parameters on the level of customer satisfaction, including a set of regression algorithms, the apparatus of neural networks and nonparametric statistics toolkit.

**Keywords:** passenger complex; transport service; quality of service; questionnaire survey; economic and statistical models; neural networks

**DOI:** <http://dx.doi.org/10.21780/2223-9731-2017-76-5-273-280>

## REFERENCES

1. *Quality management strategy in the holding "RZD"*. The strategy of Russian Railways of March 16, 2016, no. 224. Ekaterinburg, UralYurIzdat Publ., 2017, 112 p. (in Russ.).
2. Miroshnichenko O. F., Milevskaya V. A., Pastukhov S. S. *Informatsionnye tekhnologii v marketingovykh issledovaniyakh passazhirsikh zheleznodorozhnykh perezovok* [Information technologies in marketing researches of passenger railway transportations]. *Ekonomika zheleznikh dorog*, 2007, no. 8, pp. 71–80.
3. Miroshnichenko O. F., Milevskaya V. A., Pastukhov S. S. *Kompleksnaya sistema marketingovykh issledovaniy rynka passazhirsikh perezovok dal'nego sledovaniya* [Complex system of market research of long-distance passenger transportation market]. *Ekonomika zheleznikh dorog*, 2008, no. 3, pp. 41–58.
4. Pastukhov S. S. *Razrabotka metodov issledovaniya kachestva transportnogo obsluzhivaniya naseleniya v sfere zheleznodorozhnykh passazhirsikh perezovok dal'nego sledovaniya*. Kand. ekon. nauk diss. [Development of methods for studying the quality of public transport services in the field of long distance railway passenger transport. Cand. ekon. sci. diss.]. Moscow, 2011, 204 p.
5. Pastukhov S. S. *Opredelenie prioritetov passazhirov pri otsenke kachestva i vyyavlenie naibolee effektivnykh napravleniy uluchsheniya kachestva transportnoy uslugi i soputstvuyushchego ey servisa v firmennykh poezdakh (metodologiya i rezul'taty)* [Determination of the priorities of passengers in assessing the quality and identifying the most effective ways to improve the quality of the transport service and the accompanying service in brand trains (methodology and results)]. *Vestnik VNIIZhT* [Vestnik of the Railway Research Institute], 2008, no. 1, pp. 23–27.
6. Pastukhov S. S. *Opredelenie prioritetnykh napravleniy uluchsheniya kachestva transportnogo obsluzhivaniya passazhirov v usloviyakh neizvestnosti real'nogo zakona raspredeleniya izuchayemykh dannykh* [Determination of priority directions for improving the quality of passenger transport services in conditions of unknown real distribution of the data under study]. *Vestnik VNIIZhT* [Vestnik of the Railway Research Institute], 2009, no. 2, pp. 22–25.
7. Pastukhov S. S. *Izuchenie vliyaniya parametrov transportnogo servisa na uroven' udovletvorennosti passazhirov na osnove*

*modelirovaniya metodami poryadkovoy logisticheskoy regressii* [Study of the influence of the parameters of the transport service on the level of passenger satisfaction on the basis of modeling by the methods of order logistic regression]. *Vestnik VNIIZhT* [Vestnik of the Railway Research Institute], 2016, Vol. 75, no. 2, pp. 108–115.

8. Elizar'ev Yu. V., Sentsova K. A. *Otsenka predpochteniy potrebiteley transportnykh uslug naseleniyu na rynke passazhirsikh perezovok* [Estimation of consumers preferences of transport services to the population in the market of passenger transportations]. *Ekonomika zheleznikh dorog*, 2000, no. 11, pp. 28–32.

9. Sentsova K. A. *Primenenie mnogofaktornykh modeley k izucheniyu otnosheniy potrebiteley transportnykh uslug* [The use of multifactor models to study the relationship of consumers of transport services]. *Ekonomika zheleznikh dorog*, 2000, no. 10, pp. 67–69.

10. Pastukhov S. S. *Opredelenie osnovnykh putey povysheniya effektivnosti raboty vagonov-restoranov na osnove marketingovogo analiza* [Determining the main ways to improve the efficiency of restaurant cars based on marketing analysis]. *Vestnik VNIIZhT* [Vestnik of the Railway Research Institute], 2008, no. 2, pp. 42–47.

11. Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2<sup>nd</sup> edition. Moscow, Williams Publ., 2006, 1104 p.

12. Borovikov V. P. *Neyronnye seti. STATISTICA Neural Networks: Metodologiya i tekhnologii sovremennogo analiza dannykh* [Neural networks. STATISTICA Neural Networks: Methodology and Technologies for Modern Data Analysis]. Moscow, Goryachaya liniya – Telekom Publ., 2008, 392 p.

13. Swingler K. *Applying Neural Networks: A Practical Guide*. London, Academic Press, 1996, 303 p.

14. Terrence L. F. *Feedforward Neural Network Methodology*. New York, Springer, 1999, 340 p.

15. Hagan M. T., Demuth H. B., Beale M. H., De Jesús O. *Neural Network Design*. New York, Martin T. Hagan and Howard B. Demuth, 2014, 1012 p.

16. Nocedal J., Wright S. *Numerical Optimization*. 2<sup>nd</sup> ed. New York, Springer, 2006, 634 p.

17. Press W., Teukolsky S., Vetterling W., Flannery B. *Numerical Recipes: The Art of Scientific Computing*. 3<sup>rd</sup> ed. Cambridge, Cambridge University Press, 2007, 1235 p.

18. Torgo L. *Data Mining with R: Learning with Case Studies*. 2<sup>nd</sup> ed. Taylor & Francis; Chapman and Hall / CRC, 2017, 426 p.

19. Lewis N. D. *92 Applied Predictive Modeling Techniques in R: With step by step instructions on how to build them FAST!* Create Space Independent Publishing Platform, 2015, 598 p.

20. William H. Greene. *Econometric analysis*. 7<sup>th</sup> ed. Upper Saddle River (NJ), Prentice Hall, 2012, 1232 p.

21. Matsumoto M., Nishimura T. Mersenne twister: A 623-dimensionally equidistributed uniform pseudorandom number generator. *ACM Trans on Modeling and Computer Simulations*, 1998, no. 8 (1), pp. 3–30.

22. Kobzar' A. I. *Prikladnaya matematicheskaya statistika. Dlya inzhenerov i nauchnykh rabotnikov* [Applied mathematical statistics. For engineers and scientists]. Moscow, FIZMATLIT Publ., 2006, 816 p.

## ABOUT THE AUTHORS

### Sergey S. PASTUKHOV,

Cand. Sci. (Econ.), Leading Researcher of the Laboratory "Economics and marketing of passenger service", JSC "VNIIZhT"

### Konstantin V. STEL'MASHENKO,

Engineer of the the Laboratory "Economics and marketing of passenger service", JSC "VNIIZhT"

Received 18.07.2017

Accepted 21.09.2017

■ E-mail: [pastuhovsergey@bk.ru](mailto:pastuhovsergey@bk.ru) (S. S. Pastukhov)