

Научная статья

Original article

УДК: 004.8+658.8

doi: 10.55186/2413046X_2025_10_7_186

**МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ
ПОТРЕБИТЕЛЬСКОГО ВЫБОРА: СИНТЕЗ ЭКСПЕРТНЫХ ОЦЕНОК
И НЕЙРОСЕТЕВОГО АНАЛИЗА**

**MACHINE LEARNING METHODS FOR MODELING CONSUMER
CHOICE: A SYNTHESIS OF EXPERT JUDGMENTS AND NEURAL
NETWORK ANALYSIS**



Забоев Михаил Валерьевич, кандидат экономических наук, доцент кафедры информационных систем в экономике, ФГБОУ ВО Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург, E-mail: m.zaboev@spbu.ru

Цагарелин Алексей Павлович, кафедра «Бизнес-информатика», ФГАОУ ВО Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана, Москва, E-mail: alexesren@gmail.com

Антимонов Никита Максимович, кафедра «Экономика и организация производства», ФГАОУ ВО Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана, Москва, E-mail: antimonov2001@mail.ru

Куценков Кирилл Андреевич, кафедра «Бизнес-информатика», ФГАОУ ВО Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана, Москва, E-mail: kutsenkovkirill@mail.ru

Zaboev Mikhail Valeryevich, PhD in Economics, Associate Professor of the Department of Information Systems in Economics, St. Petersburg State University, Saint-Petersburg, E-mail: m.zaboev@spbu.ru

Tsagarelin Aleksey Pavlovich, Department of Business Informatics, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, E-mail: alexesren@gmail.com

Antimonov Nikita Maksimovich, Department of Economics and Organization of Production, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, E-mail: antimonov2001@mail.ru

Kutsenkov Kirill Andreevich, Department of Business Informatics, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, E-mail: kutsenkovkirill@mail.ru

Аннотация. В статье рассматриваются современные методы машинного обучения, применяемые для моделирования потребительского выбора, включая искусственные нейронные сети и методы синтеза экспертных оценок. Особое внимание уделяется возможности комбинирования нейросетевых моделей с традиционными подходами анализа принятия решений для повышения точности прогнозов. Приведён обзор существующих архитектур, реализующих обработку пользовательских предпочтений, а также рассмотрены кейсы использования гибридных методов в электронной коммерции. Обоснована эффективность интеграции экспертных знаний в структуру машинного обучения.

Abstract. The article explores modern machine learning methods used for modeling consumer choice, including artificial neural networks and approaches to synthesizing expert judgments. Particular attention is paid to the combination of neural models with classical decision analysis approaches to improve prediction accuracy. The paper provides an overview of neural network architectures applied to consumer preference modeling and discusses hybrid method cases in e-commerce. The effectiveness of integrating expert knowledge into machine learning structures is substantiated.

Ключевые слова: машинное обучение, потребительский выбор, экспертные оценки, нейронные сети, интеллектуальный анализ данных

Keywords: machine learning, consumer choice, expert judgments, neural networks, data mining

Моделирование потребительского выбора традиционно базируется на концепции максимизации полезности, где потребитель стремится выбрать альтернативу с наибольшей субъективной полезностью [1]. В рамках этой парадигмы широко применяются эконометрические модели дискретного выбора, например, модель условного логита Д. Макфаддена [1]. Согласно таким моделям, совокупная полезность U_{ij} альтернативы j для потребителя i представляется суммой детерминированной компоненты V_{ij} (отражающей наблюдаемые факторы) и случайной ошибки ε_{ij} [1]. Таким образом, $U_{ij} = V_{ij} + \varepsilon_{ij}$, а вероятность выбора альтернативы определяется относительной величиной полезности по сравнению с другими опциями. Подобные модели опираются на экспертно заданные предположения о функциональной форме полезности и распределении ошибок, что обеспечивает интерпретируемость, но может ограничивать точность при сложных зависимостях в данных.

В последние годы наблюдается растущий интерес к использованию методов машинного обучения (МО) в задачах анализа предпочтений потребителей [2]. В отличие от традиционных эконометрических подходов, алгоритмы МО способны выявлять скрытые нелинейные паттерны в данных без явного задания формы зависимости. Уже к середине 2000-х годов начали появляться работы, сравнивающие эффективность нейросетевых моделей с классическими логит- или пробит-моделями выбора. Так, в исследовании Гана и соавт. показано превосходство нейронной сети над логистической регрессией при прогнозировании выбора потребителей между электронными и традиционными банковскими услугами [2]. Нейросетевые модели продемонстрировали более высокую точность классификации, что указало на их перспективность в данной области.

Одновременно с этим, специалисты отмечают важность сочетания экспертных знаний с возможностями современных алгоритмов МО. Синтез эконометрических моделей и методов искусственного интеллекта

рассматривается как перспективное направление для повышения качества прогнозов и объяснительной силы моделей [3]. Зарубежные и отечественные исследования предлагают гибридные подходы, где экспертные оценки используются совместно с нейросетевым анализом для более полной характеристики потребительского поведения [3]. Например, описан подход внедрения нейронной сети в структуру классической модели дискретного выбора для оценки «вкусовых» параметров, что позволяет комбинировать интерпретируемость эконометрической модели с адаптивностью нейросети [4]. Также предпринимаются попытки интегрировать экспертные системы и нейронные сети при решении прикладных задач в маркетинге и менеджменте [5]. Подобный синтез методов способен учесть как формализованные знания экспертов о предметной области, так и выявить скрытые зависимости на основании эмпирических данных.

Цель данной работы – провести обзор методов машинного обучения, применяемых для моделирования выбора потребителей, с акцентом на интеграции экспертных оценок и нейросетевых подходов. В работе рассматриваются основные классические и современные методы, их возможности и ограничения при анализе потребительского выбора. Особое внимание уделено примерам сочетания экспертных и нейросетевых методов, а также обсуждается соответствие подобных гибридных моделей требованиям экономической интерпретации и точности.

Под экспертными методами подразумеваются подходы, опирающиеся на знания и суждения специалистов для оценки значимости факторов и прогнозирования решения потребителей. К таким методам относятся, в частности, метод экспертных оценок (опрос и агрегирование мнений экспертов), метод парных сравнений, иерархический анализ предпочтений (метод Аналитического Иерархического Процесса Т. Саати) и др. В контексте задач потребительского выбора экспертные подходы позволяют формализовать качественную информацию – например, при недостатке

статистических данных или для учета нематериальных критериев, известных профессионалам рынка. Результаты экспертных процедур часто служат исходными данными для построения моделей: задаются весовые коэффициенты критериев, рейтинги альтернатив, ограничения на поведение модели.

Применение экспертных методов особенно востребовано при многокритериальном выборе, когда решение потребителя зависит от совокупности факторов (цена, качество, бренд, сервис и т.п.). Например, для задачи выбора поставщика услуг может быть разработана шкала надежности поставщика на основе экспертно выбранных критериев (время выполнения, число отказов, репутация и т.д.), и каждому критерию присваивается вес на основании мнений экспертов [5]. В работе Хаировой и соавт. представлен такой подход: эксперты оценивают значимость показателей качества сервиса, после чего эти оценки используются для расчета интегрального показателя надежности поставщика [5]. Подобная интеграция экспертных знаний помогает учесть сложные, нечётко формализуемые аспекты, влияющие на решение потребителя, и подготовить данные для дальнейшего анализа.

Ограничением чисто экспертных методов является субъективность оценок и потенциальная непоследовательность суждений разных экспертов. Кроме того, сложно учесть нелинейные эффекты взаимодействия факторов, полагаясь только на экспертные веса. В связи с этим возникает необходимость комбинировать экспертные подходы со статистическими и машинными методами, способными выявлять структуры в данных. Современная практика показывает, что экспертные оценки эффективно дополняют алгоритмы машинного обучения, задавая им информированное начальное состояние или ограничения, что повышает достоверность и интерпретируемость получаемых моделей.

Методы машинного обучения представляют собой обширный класс алгоритмов, способных обучаться на данных и делать прогнозы или выводы

без явного программирования модели поведения. В задачах моделирования потребительского выбора наиболее распространены следующие подходы МО:

– Деревья решений и ансамбли. Деревья решений применяются для сегментации пространства признаков на основе правил, понятных для интерпретации. Для повышения точности часто используют ансамблевые методы: бэггинг, случайный лес (Random Forest) и бустинг. Эти методы позволили улучшить качество прогнозирования предпочтений за счет учета нелинейностей и сложных взаимодействий факторов. Например, случайные леса успешно использовались для предсказания оттока клиентов и выбора продуктов, выявляя важнейшие характеристики потребителей по значимости признаков. Ансамбли деревьев способны конкурировать с нейросетями по точности на умеренных объемах данных, сохраняя при этом достаточно высокую интерпретируемость результатов (важность признаков, структура дерева решений).

– Методы классификации и регрессии. Помимо деревьев, для предсказания решений потребителей применяются метод опорных векторов (SVM), k-ближайших соседей, наивные байесовские классификаторы и др. В задачах с большим числом признаков и сложной структурой данных зачастую наиболее эффективны именно нелинейные алгоритмы (например, SVM с ядром). Они могут превосходить по точности классические логит-модели, особенно если предпочтения потребителей формируются под влиянием сложно взаимодействующих факторов. Однако интерпретация таких моделей затруднена, что ограничивает их использование при необходимости объяснять причины того или иного выбора. Для смягчения этой проблемы исследователи разрабатывают методы объяснимого машинного обучения (например, LIME, SHAP), позволяющие оценить вклад отдельных признаков в прогноз для конкретного наблюдения.

– Нейронные сети. Особое место среди методов МО занимают искусственные нейронные сети (ИНС), способные аппроксимировать практически любую сложную зависимость. Нейросетевой анализ потребительского поведения получил развитие благодаря возможности обучать многослойные нейронные сети на больших массивах данных о транзакциях, демографии, взаимодействиях с рекламой и пр. Классическая многослойная персептрон-сеть (MLP) может выступать в роли нелинейного классификатора, прогнозирующего вероятность выбора альтернативы на основе множества входных параметров (атрибутов товара и потребителя). Важное свойство MLP – ее способность включать в себя в качестве частного случая логистическую регрессию: если убрать скрытые слои и оставить один выходной нейрон с сигмоидной функцией активации, модель сводится к обычному логиту [6]. Таким образом, нейросеть может рассматриваться как обобщение традиционной модели выбора, что открывает возможности для сравнения их эффективности.

Современные достижения глубокого обучения значительно расширили потенциал нейросетевых моделей. Глубокие нейронные сети с несколькими скрытыми слоями способны автоматически выделять характерные особенности данных, минуя ручное конструирование признаков [6]. В области анализа предпочтений появились работы, применяющие рекуррентные нейросети для учета последовательности покупок во времени, сверточные сети – для анализа визуальной информации (например, изображений товаров), и автоэнкодеры – для выявления скрытых факторов, влияющих на вкусы потребителей. Лекун и соавт. в обзоре отмечают, что глубокие нейросети добились прорывных результатов в распознавании сложных паттернов, превзойдя предыдущие алгоритмы во многих задачах [6]. Это обусловлено способностью глубокого обучения эффективно использовать большие данные и находить высокоуровневые абстракции.

При моделировании потребительского поведения нейросети продемонстрировали высокую точность прогнозов. Так, в работе Greene и коллег сравнивалась точность предсказания лояльности покупателей при помощи многослойной нейронной сети и логистической регрессии [7]. Результаты показали, что нейросеть существенно лучше объясняет вариацию в поведении потребителей и более точно предсказывает повторные покупки, чем традиционная модель [7]. Более того, включение в нейросетевую модель дополнительных поведенческих переменных (таких как показатели поощрительного и информационного подкрепления в модели потребительского поведения) позволило улучшить объясняющую способность модели [7]. В другом исследовании продемонстрировано, что ансамбль нейронных сетей, объединенных методом стекинга (stacked generalization), позволяет выявить относительную значимость ситуативных и демографических факторов в процессе выбора [8]. Мингьян Ху и К. Цоукалас применили несколько нейросетевых моделей в сочетании с ансамблевым подходом для объяснения выбора потребителей, показав, что комбинация моделей повышает точность и помогает разобрать вклад различных типов факторов [8]. Эти примеры подтверждают высокую эффективность нейросетевого анализа в задачах прогнозирования предпочтений и подчёркивают его преимущество перед линейными методами в условиях сложных нелинейных зависимостей.

Тем не менее, за высокую предсказательную точность приходится платить снижением интерпретируемости нейросетевых моделей. «Черный ящик» нейронной сети затрудняет непосредственное экономическое толкование параметров, что критично в прикладных исследованиях потребительского поведения. Поэтому актуальным направлением является разработка гибридных методов, сочетающих нейросетевые алгоритмы с прозрачностью экспертных и эконометрических моделей.

Комплексное использование экспертных знаний и нейросетевых методов позволяет создать гибридные модели, сочетающие достоинства обоих подходов. С одной стороны, экспертные оценки внедряют в модель априорные знания о предметной области, обеспечивая интерпретируемость и соответствие экономической логике. С другой – нейросеть предоставляет мощный инструмент для обучения на данных, повышая точность прогнозов и обнаруживая новые зависимости, не учтенные явными правилами.

Один из подходов к интеграции – включение нейронной сети внутрь эконометрической модели выбора. В недавнем исследовании Han и соавт. предложили нейро-встроенную модель дискретного выбора, где отдельный модуль на базе нейросети (названный TasteNet) учится выводить индивидуальные предпочтения (taste parameters) на основе характеристик потребителя [4]. Эти параметры затем используются в стандартной многономиальной логит-модели (MNL), заданной с привлечением экспертных знаний о значимых переменных и ограничениях (например, требование отрицательного влияния цены на полезность) [4]. Таким образом, происходит синтез нейросети и эконометрической структуры: нейронная сеть гибко моделирует нелинейные эффекты и гетерогенность вкусов, а логит-модель на верхнем уровне гарантирует интерпретируемость результатов (оценки предельной полезности, эластичности спроса и т.д.). Han и коллеги продемонстрировали на реальных данных, что их гибридная модель (TasteNet-MNL) превосходит по точности традиционные MNL и смешанные логит-модели, при этом сохраняя корректность поведенческих интерпретаций (значения value-of-time, индивидуальных эластичностей и пр.) [4]. Подобные результаты подтверждают, что нейросеть может обогащать классические модели выбора, не разрушая теоретическую основу последних.

Другим направлением является комбинирование нейросетей с моделями на основе байесовского вывода или симуляций, что позволяет включать экспертно заданные априорные распределения параметров. Например,

Харольд Хрушка предложил расширение многономиальной пробит-модели, где детерминированная часть полезности аппроксимируется многослойной нейронной сетью [9]. Оценивание такой модели осуществляется методами МСМС, а в качестве априорных ограничений вводятся экономические условия, например, отрицательное влияние цены на вероятность выбора [9]. В эмпирическом исследовании выбора брендов данная гибридная модель с нейросетевым компонентом показала значительно лучшую точность по сравнению с традиционным пробитом и обнаружила нетривиальные нелинейные эффекты цены на предпочтения покупателей [9]. При этом соблюдение экономических ограничений позволяет интерпретировать результаты в привычных терминах (эластичности, предельные эффекты), что ценно для прикладного анализа.

Синергия экспертных систем и нейронных сетей проявляется и в прикладных задачах маркетинга. Так, Qian и Xu разработали систему поддержки принятия решений для управления взаимоотношениями с клиентами (CRM), где на первом этапе экспертная система собирает и обрабатывает знания о клиентах, а затем обученная нейронная сеть использует эти знания и накопленные данные для прогнозирования удовлетворенности клиентов [10]. В рамках этой системы нейросеть выполняет роль интеллектуального модуля, повышающего точность и адаптивность выводов, тогда как экспертный компонент задает структуру правил и объясняет полученные рекомендации. Результаты показали, что подобный экспертно-нейросетевой подход позволил существенно улучшить уровень удовлетворенности клиентов за счет более точного и обоснованного учета их требований [10].

Отечественные исследователи также активно используют комбинацию экспертных и нейросетевых методов в экономических приложениях. В уже упомянутой работе Хаировой и соавт. сначала с помощью экспертного метода формируется база знаний о надежности поставщиков (веса и оценки

по критериям), а затем на этих данных обучается нейронная сеть для моделирования процесса выбора лучшего поставщика услуг [5]. Такой двухэтапный подход позволил выявить оптимальную архитектуру нейросети для задачи отбора партнера и продемонстрировать возможность автоматизации процесса принятия решений на основе экспертизы [5]. Фактически, нейронная сеть в данном случае выполняет роль цифрового эксперта, обобщающего мнения группы специалистов и способного применять их к новым ситуациям с учётом статистических зависимостей между критериями.

Приведенные примеры свидетельствуют, что синтез экспертных знаний и нейросетевого обучения приносит ощутимые выгоды. Гибридные модели обычно превосходят по точности как чисто экспертные, так и чисто статистические подходы, поскольку комбинируют детерминистическую структуру и стохастическую гибкость. Кроме того, они повышают доверие к результатам моделирования: экспертная составляющая придает прогнозам осмысленность с точки зрения предметной области, а нейросетевая – обеспечивает адаптивность к данным и способность выявлять новые тренды. Немаловажно и то, что такие модели могут поддерживать объяснимость: например, через анализ чувствительности выхода нейросети к входным экспертным параметрам можно оценить вклад каждого фактора в формирование предпочтения.

В то же время, реализация интегрированных моделей требует решения ряда методологических задач. Необходимо обеспечить согласованность масштабов экспертных оценок и данных для обучения сети, выбрать оптимальную архитектуру нейронной сети, способную учесть априорную информацию, и предотвратить «затмение» экспертных знаний чрезмерно сложной моделью. Перспективными направлениями развития являются нейро-фаззи системы, где экспертные правила задаются в виде нечетких правил и настраиваются нейросетью, а также методы обучения с

подкреплением, позволяющие включать предпочтения экспертов через функцию вознаграждения.

Развитие методов машинного обучения открывает новые возможности для моделирования потребительского выбора. Современные алгоритмы – от деревьев решений до глубоких нейронных сетей – способны существенно повысить точность прогнозирования и качество анализа предпочтений по сравнению с традиционными подходами. Нейросетевые модели, в частности, показали умение улавливать сложные нелинейные зависимости в поведении потребителей и зачастую превосходят классические логит- и пробит-модели по предсказательной силе [2] [7]. Однако ключевым вызовом остается обеспечение интерпретируемости и теоретической обоснованности результатов, без чего невозможна полноценная практическая реализация выводов модели в маркетинговой и экономической стратегии.

Синтез экспертных оценок и нейросетевого анализа представляется перспективным путём решения данного противоречия. Интеграция экспертных знаний в процесс машинного обучения позволяет строить гибридные модели, сочетающие лучшее из двух миров: объяснимость и доверие к модели – от экспертного подхода, и высокую точность с адаптивностью – от алгоритмов ИИ. Опыт исследований демонстрирует успешные примеры подобных решений – от настройки весов в нейросети на основе мнения экспертов [5] до встраивания нейронных модулей в эконометрические модели выбора [4]. Гибридные модели не только улучшают качество прогнозов, но и сохраняют экономический смысл, важный для прикладного использования результатов.

Для дальнейшего развития данного направления необходимы исследования, направленные на стандартизацию и методологическое обеспечение процессов синтеза. Важно выработать рекомендации по выбору архитектур нейросетей, способных учитывать априорные ограничения, разработать понятные метрики для оценки вклада экспертных знаний в

итоговую модель, а также изучить устойчивость подобных моделей на разных рынках и в различных сценариях поведения потребителей. Машинное обучение в комбинации с экспертным анализом уже сейчас формирует новую парадигму моделирования потребительского выбора, позволяя глубже понять мотивы и механизмы принятия решений. Последующие исследования и практические апробации таких подходов будут способствовать созданию более точных, надежных и интерпретируемых инструментов для прогнозирования поведения клиентов и поддержки бизнес-решений.

Список источников

1. McFadden D. Conditional logit analysis of qualitative choice behavior // В кн.: Zarembka P. (ред.) *Frontiers in Econometrics*. New York: Academic Press, 1974. С. 105–142.
2. Gan C., Limsombunchai V., Clemes M., Weng A. Consumer Choice Prediction: Artificial Neural Networks versus Logistic Models // *Journal of Social Sciences*. 2005. Т. 1, № 4. С. 211–219.
3. Колмаков И.Б., Доможаков М.В. Синтез эконометрических и нейросетевых моделей прогноза показателей сферы исследований и инноваций в Российской Федерации // *Управленческие науки*. 2016. № 2(19). С. 27–37.
4. Han Y., Pereira F.C., Ben-Akiva M., Zengras C. A neural-embedded discrete choice model: Learning taste representation with strengthened interpretability // *Transportation Research Part B: Methodological*. 2022. Т. 163. С. 166–186.
5. Хаирова С.М., Хаиров Б.Г., Шимохин А.В. Методика работы с поставщиками на основе моделирования работы нейронной сети при решении вопросов выбора поставщиков услуг // *Фундаментальные исследования*. 2020. № 7. С. 129–137.
6. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // *Nature*. 2015. Т. 521, № 7553. С. 436–444.

7. Greene M.N., Morgan P.H., Foxall G.R. Neural Networks and Consumer Behavior: Neural Models, Logistic Regression, and the Behavioral Perspective Model // *The Behavior Analyst*. 2017. T. 40, № 2. C. 393–418.
8. Hu M.Y., Tsoukalas C. Explaining consumer choice through neural networks: The stacked generalization approach // *European Journal of Operational Research*. 2003. T. 146, № 3. C. 650–660.
9. Hruschka H. Using a heterogeneous multinomial probit model with a neural net extension to model brand choice // *Journal of Forecasting*. 2007. T. 26, № 2. C. 113–127.
10. Qian F., Xu L. Improving customer satisfaction by the expert system using artificial neural networks // *WSEAS Transactions on Business and Economics*. 2007. T. 4, № 10. C. 147–151.

References

1. McFadden D. Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. In: Zarembka P. (Ed.) *Frontiers in Econometrics*. New York: Academic Press, 1974, pp. 105–142.
2. Gan C., Limsombunchai V., Clemes M., Weng A. Consumer Choice Prediction: Artificial Neural Networks versus Logistic Models // *Journal of Social Sciences*. 2005. Vol. 1, No 4. Pp. 211–219.
3. Kolmakov I.B., Domozhakov M.V. Synthesis of econometric and neural network models for forecasting research and innovation indicators in the Russian Federation // *Management Science*. 2016. No 2(19). Pp. 27–37.
4. Han Y., Pereira F.C., Ben-Akiva M., Zengras C. A neural-embedded discrete choice model: Learning taste representation with strengthened interpretability // *Transportation Research Part B: Methodological*. 2022. Vol. 163. Pp. 166–186.
5. Khairova S.M., Khairov B.G., Shimokhin A.V. Supplier selection methodology based on neural network modeling // *Fundamental Research*. 2020. No 7. Pp. 129–137.

6. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // Nature. 2015. Vol. 521, No 7553. Pp. 436–444.
7. Greene M.N., Morgan P.H., Foxall G.R. Neural Networks and Consumer Behavior: Neural Models, Logistic Regression, and the Behavioral Perspective Model // The Behavior Analyst. 2017. Vol. 40, No 2. Pp. 393–418.
8. Hu M.Y., Tsoukalas C. Explaining consumer choice through neural networks: The stacked generalization approach // European Journal of Operational Research. 2003. Vol. 146, No 3. Pp. 650–660.
9. Hruschka H. Using a heterogeneous multinomial probit model with a neural net extension to model brand choice // Journal of Forecasting. 2007. Vol. 26, No 2. Pp. 113–127.
10. Qian F., Xu L. Improving customer satisfaction by the expert system using artificial neural networks // WSEAS Transactions on Business and Economics. 2007. Vol. 4, No 10. Pp. 147–151.

© Забоев М.В., Цагарелин А.П., Антимонов Н.М., Куценков К.А., 2025.

Московский экономический журнал. 2025. № 7.