

МЕТОДЫ АНАЛИЗА ДАННЫХ И ОПТИМИЗАЦИИ РЕКЛАМНЫХ СТРАТЕГИЙ В СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЯХ

Борисюк Ф.А., аспирант

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Батура М.П. – д.т.н., профессор

Аннотация. Социальные сети стали важнейшим инструментом маркетинга, позволяя анализировать поведение пользователей и адаптировать рекламные стратегии. В работе рассматриваются методы анализа данных, включая обработку естественного языка (NLP), машинное обучение, графовые и оптимизационные модели. Описаны алгоритмы классификации, кластеризации и глубоких нейронных сетей, применяемые для предсказания интересов аудитории. Особое внимание уделено многокритериальной оптимизации, влияющей на бюджетирование и эффективность рекламных кампаний. Работа подчеркивает важность аналитики данных в персонализации рекламы, прогнозировании поведения пользователей и повышении рентабельности маркетинговых вложений.

Ключевые слова. Социальные сети, маркетинг, машинное обучение, анализ данных, таргетированная реклама, NLP, нейронные сети, оптимизационные модели, рекламные стратегии, кластеризация, классификация, прогнозирование, персонализация, ROI, Big Data, LSTM, инфлюенсеры, анализ тональности, многокритериальная оптимизация, пользовательские предпочтения, рекламные кампании, цифровая реклама, аудитория, AI, CTR, CPA, CPC, CPM.

Социальные сети стали феноменом 21 века, за короткий срок они стали неотъемлемой частью жизни людей, по данным исследований, глобальное количество активных пользователей платформ превышает 4.9 млрд человек, при этом каждая из сетей обладает уникальными демографическими характеристиками. Например, аудитория Вконтакте (ВК, по данным за 2023 год, ежемесячная аудитория соцсети составила 76 млн пользователей, что на 13 % больше, чем в 2022 году.) преимущественно сосредоточена в возрастной группе 18–34 года, тогда как Одноклассники (ОК).

сохраняет популярность среди лиц старше 45 лет [1]. Важно отметить, что растёт не только популярность социальных сетей, но и время, которое люди проводят в социальных сетях, для многих пользователей уже вошло в привычку неоднократное ежедневное проявление той или иной активности, будь то общение с друзьями, просмотр ленты новостей, публикация разнообразного контента и т.д. [2], это подтверждается средним временем, которое пользователи проводят в социальных сетях [3].

Такое беспрецедентное распространение социальных сетей создало новый глобальный рынок рекламы. Отличительными особенностями этого рынка являются огромное количество информации, собираемой о пользователях, что, в свою очередь, дает возможность точного таргетирования проводимых рекламных компаний на определенные сегменты аудитории за счет предоставляемой платформой информации и появление новых рекламных стратегий, которые ориентированы на тесную взаимосвязь с пользователями посредством социальных сетей, к таким стратегиям можно отнести: событийный маркетинг [4] и маркетинг влияния [5], они уже зарекомендовали себя как эффективные и часто используемые стратегии, их появление тесно связано с феноменом социальных сетей. Рекламные стратегии всё чаще строятся на социальных сетях, на них тратятся миллиардные бюджеты [6], в связи с растущим влиянием социальных сетей на пользователей и всё большем использованием их как инструменты продвижения, ключевой задачей становится не просто таргетирование рекламы, но и предсказание поведения пользователей и их реакции на проводимые рекламные кампании.

Получение столь подробной и точной аналитики требует крайне глубокий и эффективный анализ всего огромного количества собираемых пользовательских данных. Принимая во внимание, настолько велик объем данных, изучение и поиск оптимального решения анализа данных социальных сетей является актуальной и важной темой. Поэтому для более глубокого понимания задачи рассмотрим типы данных, собираемые социальными сетями для дальнейшего анализа. Первым является непосредственная активность пользователей, что они публикуют, это могут быть фотографии, тексты, видео, лайки, репосты и комментарии. Эти данные используются в основном для определения настроений пользователей (sentiment analysis) [7]. Ко второму типу относятся метаданные, к ним относится информация о том, кто публикует контент, где находится пользователь, с кем он связан, насколько он активен, на основе этих данных анализируются паттерны активности пользователей, которые могут указывать на их предпочтения и будущие действия, также анализировать их геоданные. К третьему типу относят поведенческие данные, а именно, привычки пользователей привычки, частоту использования платформы, взаимодействие с контентом и другими пользователями. Эти данные используются для создания профилей пользователей, которые затем могут быть использованы для таргетированной рекламы и персонализации контента [8]. Сбор такого огромного количества информации приводит к обсуждениям среди экспертов, насчет правомерности сбора всех этих данных и

приватности пользователей, основной темой исследований является изучение возможностей влияния на людей посредством социальных сетей [9].

Для анализа полученной информации есть множество методов анализа данных, выбор конкретного зависит от типа анализируемых данных и желаемого результата, далее в статье будут рассмотрены методы анализа данных и принцип их работы внутри рекламных кампаний.

Машинное обучение активно применяется для прогнозирования поведения пользователей в социальных сетях с использованием различных методов, таких как классификация, кластеризация и глубокие нейронные сети. Классификация используется для предсказания вероятности конкретного поведения пользователя, например, для определения того, будет ли пользователь взаимодействовать с рекламным контентом (кликнув на объявление или совершив покупку). Это осуществляется с помощью алгоритмов, таких как метод опорных векторов (SVM), деревья решений и логистическая регрессия, которые анализируют исторические данные о действиях пользователя, включая клики, лайки и комментарии, и на основе этих данных строят модель, предсказывающую его будущие предпочтения. Важной особенностью моделирования клиентского поведения является способность машинного интеллекта практически полностью декомпонировать все как очевидные, так (что наиболее важно) все неочевидные корреляции – у серьезных разработок поток анализа может составлять несколько сотен параметров, что в принципе не может быть доступно даже группе аналитиков [10]. Прогнозируемое поведение основывается на анализе поведенческих паттернов и темпоральных данных, что позволяет рекламодателям таргетировать пользователей с высокой вероятностью отклика.

Кластеризация – это метод неконтролируемого обучения, направленный на сегментацию пользователей на группы с схожими интересами или поведением. При этом алгоритмы кластеризации, такие как k-means или DBSCAN, позволяют разделить пользователей на однородные сегменты, исходя из их активности в сети (например, частота лайков, тип контента, с которым взаимодействуют пользователи, или их демографические данные). Это предоставляет рекламодателям возможность настраивать таргетированные рекламные кампании, ориентированные на специфические интересы каждой группы. Недостатками большинства традиционных алгоритмов кластеризации являются высокая вычислительная сложность и то, что они плохо масштабируются с размером очень больших наборов данных, поэтому в последние несколько лет разработка усовершенствованных алгоритмов кластеризации получила много внимания. Существуют различные методы кластеризации, которые можно использовать для обработки очень больших наборов данных. Эти методы можно разделить на методы разбиения, иерархические, основанные на сетке, основанные на плотности, основанные на модели и основанные на ограничениях [11].

Глубокие нейронные сети играют важную роль в анализе больших и сложных данных, таких как текстовые данные, изображения и видео, с целью выявления скрытых закономерностей и более глубокого понимания поведения пользователей. Архитектуры, такие как сверточные нейронные сети (CNN) для анализа изображений и рекуррентные нейронные сети (RNN) или трансформеры для обработки текстовых данных, могут анализировать контент, загруженный пользователями, в том числе, фотографии, видеоматериалы и текстовые посты. Эти нейронные сети способны выделять семантические особенности контента, такие как объекты на изображениях, эмоции в текстах, а также прагматические паттерны в поведении пользователей. Есть множество реализаций глубоких нейронных сетей, одним из наиболее перспективных является LSTM-модели с байесовской оптимизацией (BO-LSTM), этот метод достиг 99% точности, что на 9,62% выше по сравнению с альтернативными подходами, такими как Random Forests, RNN Based Click Stream Model и Gradient Tree Boosting Method [12].

Машинное обучение, включая методы классификации, кластеризации и глубоких нейронных сетей, предоставляет мощные инструменты для анализа поведения пользователей в социальных сетях, что позволяет не только улучшить сегментацию аудитории и прогнозировать ее интересы, но и создавать высокоэффективные и персонализированные рекламные стратегии. Среди ключевых преимуществ таких методов можно выделить высокую точность предсказаний, возможность обработки больших объемов данных, автоматизацию процессов анализа, адаптивность к изменениям пользовательских предпочтений и способность выявлять сложные взаимосвязи, недоступные для традиционных аналитических методов. Однако, несмотря на очевидные плюсы, существуют и недостатки, среди которых можно выделить сложность интерпретации моделей, необходимость больших объемов обучающих данных, высокие вычислительные затраты и вероятность появления алгоритмических ошибок, таких как переобучение или предвзятость модели.

Распространенным подходом для анализа также является метод NLP (Natural Language Processing), обработка естественного языка представляет собой междисциплинарную область исследований, объединяющую лингвистику и машинное обучение, и направленную на разработку алгоритмов и моделей, способных анализировать, интерпретировать и генерировать человеческий язык в его естественной форме. Основной принцип работы NLP базируется на трансформации неструктурированных текстовых данных в структурированные представления, пригодные для машинной обработки, через последовательность лингвистических и статистических преобразований. В результате

получаются рекомендации по оптимизации маркетинговых стратегий. К преимуществам такого подхода можно отнести автоматизацию анализа больших объемов текстовых данных, анализ тональности для мониторинга репутации и прогнозирования трендов, глубокий семантический анализ благодаря трансформаторным архитектурам (BERT). А к недостаткам – зависимость от качества данных, многозначность языка, высокие ресурсозатраты и необходимость постоянно обучать модели для актуальности и возможность работы только с текстовыми данными. Однако, при всех этих минусах, согласно исследованиям, при совмещении естественной обработки языка совместно с такими алгоритмами, как алгоритм светлячков (Firefly Algorithm) позволяет добиться высоких результатов, а именно система достигла таких показателей производительности, как точность (98,4%), прецизионность (97,5%), полнота (97,7%) и оценка F1 (96,2%), превзойдя существующие методы [13]. Что наглядно демонстрирует, преимущества композиционного подхода при реализации NLP и его полезность как инструмента анализа за счет высокой точности прогнозирования интересов и предпочтений пользователей.

Графовые модели играют ключевую роль в анализе социальных сетей, предоставляя эффективные инструменты для изучения структуры и динамики взаимодействий между пользователями. В контексте социальных сетей каждый пользователь представляет собой узел, а связи между пользователями – рёбра графа [14].

Этот подход позволяет исследовать не только локальные связи, но и глобальную структуру социальной сети, выявляя паттерны взаимодействий и определяя роль отдельных элементов в распространении информации и формировании общественного мнения.

Одним из важнейших аспектов графового анализа является поиск центральных узлов (или центральность узлов). Центральные узлы сети характеризуются высокой степенью связности, что указывает на их важность в контексте распространения информации. В теории графов используются различные метрики для оценки центральности, такие как степень центральности (degree centrality), которая измеряет количество прямых связей у узла, и центральность по близости (closeness centrality), оценивающая, насколько быстро узел может достичь других узлов сети [15]. Эти метрики позволяют выделить пользователей, которые играют ключевую роль в распространении контента, что делает их важными объектами для таргетированной рекламы. Рекламные кампании, нацеленные на центральные узлы, могут значительно повысить эффективность за счет охвата большого числа пользователей через высоко связанных участников сети.

В графовых моделях активно используется метод выявления сообществ (community detection), который позволяет анализировать структуру сети с целью обнаружения групп пользователей, взаимодействующих между собой интенсивнее, чем с остальной сетью. Сообщества в социальных сетях могут быть интерпретированы как плотные подгруппы пользователей, имеющих схожие интересы, взгляды или поведение. Алгоритмы, такие как метод кластеризации на основе модульности (например, алгоритм Лувена), позволяют эффективно выделять такие сообщества, минимизируя количество связей между группами. Анализ сообществ предоставляет ценную информацию для построения персонализированных рекламных стратегий, ориентированных на узкие целевые аудитории с общими интересами. Это позволяет рекламодателям повышать релевантность контента и увеличивать вовлеченность пользователей [16].

Выявление ключевых инфлюенсеров (influencer identification) представляет собой ещё одну важную задачу в рамках графового анализа. Инфлюенсеры – это пользователи, обладающие значительным влиянием на поведение других участников сети. Выделение таких пользователей осуществляется с помощью метрик, таких как бета-центральность (betweenness centrality), которая измеряет количество кратчайших путей, проходящих через узел, и влияние через пул авторитетов (authority influence). Инфлюенсеры играют критическую роль в распространении информации и могут значительно повлиять на мнение пользователей. Использование инфлюенсеров в рекламных кампаниях позволяет повысить доверие к бренду и усилить эффект от рекламных сообщений, так как рекомендации от таких пользователей воспринимаются как более естественные [17].

Таким образом, графовые модели позволяют глубоко исследовать структуру и динамику социальных сетей, выявлять ключевые узлы, сообщества и инфлюенсеров, что открывает возможности для более эффективного таргетирования рекламных стратегий. Эти методы обеспечивают более высокую степень персонализации и точности в доставке рекламных материалов, что в свою очередь повышает общую эффективность рекламных кампаний.

Оптимизационные модели играют ключевую роль в рекламе, позволяя эффективно распределять ресурсы и разрабатывать стратегии для достижения максимального эффекта при минимальных затратах. В цифровом маркетинге и рекламе в социальных сетях оптимизация способствует повышению рентабельности инвестиций (ROI) и достижению маркетинговых целей.

Линейное программирование является одним из наиболее распространенных методов оптимизации [18]. Оно решает задачи, где отношения между переменными представлены линейными уравнениями или неравенствами. В контексте рекламных кампаний линейное программирование

помогает определить оптимальное распределение бюджета между различными каналами или форматами рекламы, стремясь к максимальной эффективности при минимальных затратах.

Целевая функция в таких задачах может включать метрики, как показатель конверсии, стоимость за клик (CPC), стоимость за тысячу показов (CPM), стоимость за действие (CPA) и другие показатели, которые соответствуют целям рекламной кампании. Например, задача может заключаться в минимизации стоимости за клик при условии, что суммарный бюджет не превышает установленного лимита. Ключевыми ограничениями будут являться доступные ресурсы, такие как общий рекламный бюджет, ограничения по количеству показов или времени размещения рекламы.

Для более сложных задач используется нелинейное программирование, которое позволяет учитывать более сложные зависимости, например, когда эффективность рекламы зависит не только от бюджета, но и от многих других факторов (время суток, сезонность, поведение целевой аудитории и т.д.). Нелинейные модели могут включать такие параметры, как динамическая стоимость клика или повышение вовлеченности при увеличении бюджета. Кроме того, часто используется метод многокритериальной оптимизации, когда необходимо учитывать не один, а несколько факторов, таких как максимизация охвата, вовлеченности и минимизация затрат. Такая оптимизация является важным инструментом в процессе принятия решений в маркетинге и управлении рекламными кампаниями. Она особенно актуальна для маркетинговых решений, где необходимо учитывать экономические, социальные, культурные и законодательные факторы, а также влияние технологических изменений на бизнес. Однако одним из недостатков многокритериальной оптимизации является сложность интерпретации результатов, поскольку не всегда возможно применять методы теории игр для оценки экономических, инженерных и управленческих решений [19]. Это означает, что маркетологи и аналитики должны учитывать неопределенность данных и возможные риски при принятии решений. В целом, многокритериальная оптимизация в маркетинге позволяет учитывать множество факторов при принятии решений, обеспечивая более точное прогнозирование эффективности стратегий. Однако сложность анализа и необходимость выбора корректных методов нормализации данных остаются основными проблемами при ее применении.

Важной составляющей оптимизационных моделей является моделирование эффектов перекрытия (cannibalization effects), когда реклама на разных платформах может конкурировать за одну и ту же аудиторию. Это требует разработки более сложных моделей, которые учитывают взаимное влияние каналов рекламы и позволяют точно распределять бюджет между ними. Модели могут учитывать как прямой, так и косвенный эффект рекламы на разных платформах, что особенно важно для многоканальных рекламных кампаний [20]. Оптимизационные модели в рекламе используют математические и статистические методы для того, чтобы эффективно распределять бюджет, выбирать оптимальные рекламные стратегии и каналы, учитывать множество факторов, влияющих на эффективность кампании, и на основе этих данных прогнозировать наилучшие результаты. Применение таких моделей позволяет повысить эффективность рекламных вложений, снизить риски и обеспечить максимальную отдачу от рекламных усилий.

Социальные сети, как мощный инструмент цифровой эпохи, требуют применения разнообразных аналитических методов, каждый из которых решает уникальные задачи и дополняет другие подходы. NLP специализируется на интерпретации текстового контента, раскрывая эмоциональные тренды и скрытые предпочтения через анализ семантики. Его ключевое преимущество – способность работать с неструктурированными данными, однако он уступает методам машинного обучения в прогнозировании поведенческих паттернов. Машинное обучение, в свою очередь, фокусируется на классификации и кластеризации, выявляя сложные взаимосвязи в действиях пользователей. Например, алгоритмы классификации (логистическая регрессия, SVM) предсказывают индивидуальные реакции на рекламу, а кластеризация (k-means) группирует аудиторию по общим признакам. Однако эти методы менее эффективны в анализе сетевых структур, где доминируют графовые модели. Последние выявляют ключевых инфлюенсеров через метрики центральности и обнаруживают сообщества, что критически важно для вирусного распространения контента. В отличие от них, оптимизационные модели (линейное программирование) решают задачи распределения ресурсов, но не учитывают семантику или социальные связи, что ограничивает их применение без интеграции с другими методами. Преимущество глубоких нейронных сетей – в обработке мультимодальных данных (текст, изображения, видео) и выявлении скрытых закономерностей, что недоступно для традиционных статистических подходов. Однако их «чёрный ящик» усложняет интерпретацию, тогда как графовые методы прозрачны в анализе связей, но требуют больших вычислительных ресурсов для масштабирования. Таким образом, комбинация методов – например, NLP для анализа текстов и графовых моделей для выявления инфлюенсеров – позволяет преодолеть ограничения отдельных подходов и создать комплексные решения.

Синтез методов анализа данных, от семантического до структурного, станет основой для следующего поколения рекламных технологий, где точность прогнозирования и адаптивность к изменениям в социальных сетях будут определять конкурентоспособность маркетинговых стратегий.

Список использованных источников:

1. Голубков, А. А. *Стратегия развития маркетинга малого и среднего бизнеса в соцсетях в современных условиях* / А. А. Голубков // *Прогрессивная экономика*. – 2025. – №2 – С. 156-180.

2. Телевной, А. Д. Гибридный метод кластеризации данных при анализе социальных сетей / А. Д. Телевной, С. Е. Иванов // Вестник Евразийской науки. — 2019. — Т. 11., №2.
3. DataReportal [Electronic resource] : Digital 2024 April Global Statshot Report. — Mode of access: <https://datareportal.com/reports/digital-2024-april-global-statshot>. — Date of access: 08.04.2025.
4. Начарова, Л. И. Событийный маркетинг как эффективный инструмент рекламной кампании социальной сети «ВКонтакте» / Л. И. Начарова // *Litera*. — 2024. — №2. — С. 230-236.
5. Карпыкбаева, А. Б. МАРКЕТИНГ ВЛИЯНИЯ (INFLUENCER-МАРКЕТИНГ) КАК СТРАТЕГИЯ БРЕНДА / А. Б. Карпыкбаева // ВЭПС. — 2019. — №4. — С. 17-19.
6. Mordor Intelligence Market Research Company [Электронный ресурс] : Анализ размера и доли рынка социальных сетей - тенденции роста и прогнозы (2024 - 2029 гг.) — Режим доступа : <https://www.mordorintelligence.com/ru/industry-reports/global-social-networking-market>. — Дата доступа: 08.04.2025.
7. Giachanou A. Like It or Not: A Survey of Twitter Sentiment Analysis Methods / A. Giachanou, F. Crestani // *ACM Comput. Surv.* — 2017. — №49, Article 28. — P. 1-41.
8. IEEE Xplore [Electronic resource] : Mining Social Media Data for Understanding Students' Learning Experiences. — Mode of access: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6697807>. — Date of access: 09.04.2025.
9. Sage Journals [Electronic resource] : Known or knowing publics? Social media data mining and the question of public agency. — Mode of access: <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/2053951715611145>. — Date of access: 10.04.2025
10. КиберЛенинка [Электронный ресурс] : Применение методов машинного обучения в маркетинговых инструментах. — Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/primeneniye-metodov-mashinnogo-obucheniya-v-marketingovykh-instrumentakh>. — Дата доступа: 09.04.2025.
11. IEEE Xplore [Electronic resource] : DBSCAN: Past, present and future. — Mode of access: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6814687>. — Date of access: 09.04.2025.
12. Natural Sciences Publishing (NSP) [Electronic resource] : Deep Learning-Based Mathematical Modelling For Predictive Analysis in Media Consumer Behaviour. — Mode of access: <https://www.naturalspublishing.com/files/published/1wm5l2729xxni6.pdf>. — Date of access: 10.04.2025.
13. The Science and Information (SAI) [Electronic resource] : Optimizing Social Media Marketing Strategies Through Sentiment Analysis and Firefly Algorithm Techniques. — Mode of access: <https://thesai.org/Publications/ViewPaper?Volume=16&Issue=2&Code=IJACSA&SerialNo=112>. — Date of access: 10.04.2025.
14. КиберЛенинка [Электронный ресурс] : Модели и методы анализа компьютерных социальных сетей. — Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/modeli-i-metody-analiza-kompyuternykh-sotsialnykh-setey>. — Дата доступа: 10.04.2025.
15. КиберЛенинка [Электронный ресурс] : Центральность распада в социальных графах и адаптированный алгоритм Флажол-Мартена для ее расчета. — Режим доступа : <https://cyberleninka.ru/article/n/tsentralnost-raspada-v-sotsialnyh-grafah-i-adaptirovannyy-algoritm-flazhole-martena-dlya-ee-rascheta>. — Дата доступа: 10.04.2025.
16. Журнал «Научный аспект» [Электронный ресурс] : Применение графовых моделей в анализе социальных сетей. — Режим доступа : <https://na-journal.ru/5-2024-informacionnye-tehnologii/11452-primeneniye-grafovykh-modelej-v-analize-socialnyh-setej>. — Дата доступа: 10.04.2025.
17. КиберЛенинка [Электронный ресурс] : Теоретико-игровая центральность вершин в графах на основе вектора Шепли. — Режим доступа : <https://cyberleninka.ru/article/n/teoretiko-igrovaya-tsentralnost-vershin-v-grafah-na-osnove-vektora-shepli>. — Дата доступа: 10.04.2025.
18. Хабр [Электронный ресурс] : Решаем прямую задачу линейного программирования симплексным методом, с использованием симплексной таблицы. — Режим доступа : <https://habr.com/ru/sandbox/208420/>. — Дата доступа: 11.04.2025.
19. Engineering Economics [Electronic resource] : Multi-criteria Optimization System for Decision Making in Construction Design and Management. — Mode of access: <https://www.inzeko.ktu.lt/index.php/EE/article/view/11571>. — Date of access: 11.04.2025.
20. The Public Knowledge Project [Electronic resource] : Promotion optimization in competitive environments by considering the cannibalization effect. — Mode of access: <https://journals.sfu.ca/ijietap/index.php/ijie/article/view/8297>. — Date of access: 11.04.2025.

METHODS OF DATA ANALYSIS AND OPTIMIZATION OF ADVERTISING STRATEGIES IN SOCIAL NETWORKS

Borysyuk F.A., Postgraduate Student

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Batura M.P. – Doctor of Technical Sciences, Professor

Annotation. Social networks have become a crucial marketing tool, enabling the analysis of user behavior and the adaptation of advertising strategies. This study explores data analysis methods, including natural language processing (NLP), machine learning, graph-based approaches, and optimization models. It describes classification and clustering algorithms, as well as deep neural networks used for predicting audience interests. Special attention is given to multi-criteria optimization, which impacts budgeting and the effectiveness of advertising campaigns. The paper highlights the importance of data analytics in ad personalization, user behavior prediction, and improving the return on marketing investment.

Keywords. Social networks, marketing, machine learning, data analysis, targeted advertising, NLP, neural networks, optimization models, advertising strategies, clustering, classification, prediction, personalization, ROI, Big Data, LSTM, influencers, sentiment analysis, multi-criteria optimization, user preferences, advertising campaigns, digital advertising, audience, AI, CTR, CPA, CPC, CPM.