

УДК 004.032.26:159.9

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.48.1.020](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.48.1.020)

Выявление признаков депрессии на основе пользовательских данных из социальных сетей с помощью нейронных сетей

Т.Д. Солохов[✉], А.А. Кочкаров

*Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва,
Российская Федерация*

Резюме. В статье рассматривается проблема выявления признаков депрессии на основе пользовательских данных из социальных сетей с применением методов машинного обучения и сетевого анализа. Исследование включает разработку модели выявления пользователей с признаками депрессии, которая основана на текстовом анализе их публикаций в социальных сетях, а также метаданных профилей в социальной сети. В качестве алгоритмов в исследовании были использованы нейронные сети, что позволило достичь высокой точности классификации. Графовый анализ, проведенный для анализа влияния пользователей с признаками депрессии, демонстрирует, что такие пользователи имеют низкую степень центральности и не образуют плотных кластеров, что свидетельствует об их социальной изоляции. Гипотеза о распространении депрессии через социальные связи не подтвердилась, что указывает на минимальное влияние депрессивных пользователей на окружающих. Результаты исследования могут быть полезны в целях разработки систем раннего выявления депрессии. Особое внимание уделено ограничениям работы – использованию данных только одной социальной сети и сложности обработки текстовых данных. В статье предложены перспективы дальнейших исследований, направленные на расширение методов анализа распространения депрессивного поведения в социальных сетях.

Ключевые слова: прогнозирование, депрессия, психическое расстройство, классификация, социальная сеть, машинное обучение, нейронная сеть, сетевой анализ.

Для цитирования: Солохов Т.Д., Кочкаров А.А. Выявление признаков депрессии на основе пользовательских данных из социальных сетей с помощью нейронных сетей. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2025;13(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1810> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.48.1.020

Detection of depression features with user data from social network using neural network

T.D. Solokhov[✉], A.A. Kochkarov

*Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the
Russian Federation*

Abstract. The article studies the problem of identifying signs of depression based on user data from social networks using machine learning methods and network analysis. The study includes the development of a model for detecting users with signs of depression, which relies on text analysis of their social network posts and profile metadata. Neural networks were used as algorithms in the study, showing high classification accuracy. Network analysis was implemented to examine the influence of users with signs of depression and it shows that such users have low centrality and do not form dense clusters, indicating their social isolation. The hypothesis of depression spreading through social connections was not confirmed, suggesting minimal impact of depressive users on others. The research results can be utilized to develop systems for early detection of depression. Special attention is given to the study's limitations, including the use of data from a single social network and the complexity of

processing textual data. The article proposes directions for further research aimed at expanding methods for analyzing the spread of depressive behavior in social networks.

Keywords: forecasting, depression, psychological disorder, classification, social network, machine learning, neural network, network analysis.

For citation: Solokhov T.D., Kochkarov A.A. Detection of depression features with user data from social network using neural network. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(1). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1810> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.48.1.020

Актуальность выявления признаков депрессии

Депрессия – одно из наиболее распространенных психических расстройств, которое оказывает значительное влияние на здоровье и качество жизни сотен миллионов людей по всему миру. Согласно статистике Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), депрессия диагностирована у более, чем 300 миллионов человек, что делает это заболевание ведущей причиной инвалидности и основным по распространенности заболеванием. Несмотря на существенный прогресс в области диагностики и лечения депрессии и сопутствующих заболеваний, сохраняется значительное количество нерешенных проблем, связанных с ранним выявлением недуга, пониманием и определением факторов, способствующих его распространению.

На фоне бурного развития социальных сетей, все больше внимания исследователей привлекают возможности использования социальных сетей для анализа и изучения психического здоровья индивида и групп людей. Социальные сети занимают важную роль и стали важными площадками для выражения эмоций и переживаний, а также проявления межличностного взаимодействия. Исследования демонстрируют, что психическое состояние, в том числе депрессия, может проявляться через определенные паттерны поведения и общения пользователя в средствах массовой коммуникации [1–2]. Помимо этого, ряд ученых придерживается гипотезы, что в рамках социальных сетей депрессия имеет свойство быть «заразной», то есть склонность к этому заболеванию может передаваться от одного пользователя к другому через сетевую систему социальных связей.

Данная теория социальной «заразности» депрессии имеет основание на представлении о том, что психологические состояния и определенные паттерны поведения могут распространяться внутри социальных групп. Например, в ряде научных публикаций демонстрируется, что «счастье» и «хорошее настроение» распространяется через социальные сети [3], что вместе с тем открывает возможности для распространения и депрессивных состояний, а это, в свою очередь, открывает широкие возможности для исследования распространения депрессивных состояний. Вместе с тем даже при растущем интересе к теме социальной заразности психических расстройств и настроения, остается неясным, как именно депрессия передается в рамках социальных сетей и совокупность (или изолированное влияние) каких факторов может поспособствовать этому процессу.

В рамках данного исследования предлагается комплексный подход, который направлен на анализ и изучение депрессии и депрессивного поведения в контексте социальных сетей. Так, основными задачами исследования являются разработка модели машинного обучения для прогнозирования депрессии на основе пользовательских данных социальных сетей – публикаций, содержания публикаций, метаданных; также важной задачей исследования является анализ структур социальных сетей с целью проверки гипотезы о формировании «депрессивных» кластеров, то есть о социальном распространении психического заболевания в рамках сетевых сообществ.

Для достижения поставленных целей использовались современные методы анализа данных и сетевой аналитики. Из алгоритмов машинного обучения использовались логистическая регрессия и нейронные сети, а также на основе инструментов исследования графов. Анализ выполнялся на данных, которые собраны из социальных сетей, произведен расчет метрик сетевого анализа, таких как центральность узлов и кластерный коэффициент.

Результаты исследования позволят не только прогнозировать депрессию с высокой точностью, но также позволят сделать выводы о «сетевой заразности» депрессии в рамках социальных сетей. Эти данные могут быть полезны для разработки профилактических программ и улучшения качества превентивной психиатрической помощи. Более того, предлагаемый подход может быть адаптирован для изучения других психических состояний и социальных феноменов.

Таким образом, настоящее исследование вносит вклад в понимание взаимосвязи между психическим здоровьем и социальными связями, открывая новые перспективы для профилактики и ранней диагностики депрессии.

Методы сбора данных и выявления признаков депрессии

Выявление депрессии на основе данных социальных сетей акцентирует внимание на выявлении поведенческих и коммуникативных паттернов пользователей, ассоциированных с этим психическим состоянием. Одним из основных подходов является анализ публикаций, которые пользователи размещают на своих страницах. Исследования показывают, что определенные лексические маркеры, такие как слова, отражающие негативные эмоции или переживания, могут свидетельствовать о наличии депрессии у автора публикации.

Ранние исследования, проведенные в 2018 году, предлагали анализировать паттерны ввода текста на устройствах, чтобы выделить индикаторы депрессии. Эти работы выявили, что цифровые следы образа жизни, такие как взаимодействия и активности в социальных сетях, предоставляют ценную информацию для оценки психологического состояния пользователей. При этом большинство зарубежных исследований фокусируется на данных из социальных сетей, таких как X (признана экстремистской организацией и запрещена на территории РФ), благодаря широкодоступным API, которые значительно упрощают процесс сбора данных.

В отличие от зарубежных сетей, таких как X, социальная сеть ВКонтакте (VK) чаще используется в странах СНГ, предоставляя более широкий функционал: от публикации текстов до обмена мультимедийным контентом. Это различие существенно ограничивает применимость некоторых зарубежных исследований в условиях анализа данных из VK. Однако, даже в рамках локальных сетей, аналитики успешно классифицируют тексты как позитивные или негативные, достигая точности в прогнозировании тональности до 92,5 %.

Современные подходы к прогнозированию депрессии основываются на многоуровневых методах анализа, например, нейронные сети типа LSTM обучались на параметрах, разделенных на две группы: пользовательские (User-level features) и связанные с публикациями (Post-level features) [4–5]. В первую группу вошли метрики, такие как частота публикаций, количество взаимодействий с чужими сообщениями, а также наличие персональной информации в профиле. Вторая группа характеризовалась текстовыми признаками постов, включая их эмоциональную окраску и семантическое содержание. В итоге модель продемонстрировала точность 89,5 % (accuracy) в задаче бинарной классификации при условии сбалансированных классов.

Методы прогнозирования депрессии продолжают совершенствоваться, включая мультимодальные модели (MDML), метод опорных векторов, сверточные нейронные сети и байесовские классификаторы [6]. В данном исследовании в качестве базовой модели выбрана логистическая регрессия, поскольку она обеспечивает высокую точность и гибкость, особенно в задачах бинарной классификации.

Для реализации алгоритма сбора данных использовался VK API, который предоставляет доступ к страницам пользователей через токен авторизации. Сложность заключалась в невозможности массового сбора данных – алгоритм обходил ограничения через сбор информации о «друзьях» первого и второго уровней. В результате удалось собрать данные 49,6 тысячи пользователей с общим объемом около 584 тысяч публикаций. Однако временная сложность алгоритма привела к длительности выполнения более 10 часов, что является ограничением методологии.

На этапе предобработки текстовые данные пользователей обрабатывались методом TF-IDF для создания текстовых векторов. Дополнительно были учтены признаки, такие как место жительства и информация о себе, указанная в профиле. Эти данные сформировали основу для последующего анализа и прогнозирования депрессии.

После этапов сбора и предобработки данных для модели были выбраны следующие вводные показатели, количественного и качественного характера. Количественные параметры, например, включают количество подписчиков пользователя, количество опубликованных постов, количество символов. Из качественных параметров выбраны текстовые, такие как указанный род занятий, интересы, предпочтения и иные признаки.

Для пометки пользователей как депрессивных применялся текстовый поиск по публикациям на наличие словосочетания «депресс» [7–8]. При этом любые упоминания, связанные с этим термином, удалялись на этапе предобработки данных, чтобы предотвратить возможное переобучение модели.

Следуя выводам из предыдущих исследований, считается, что факт упоминания депрессии на личной странице пользователя с высокой вероятностью свидетельствует о депрессивном настроении. Поэтому каждый пользователь, использовавший такие слова в своих публикациях, был отмечен как депрессивный. Устранение текстовых упоминаний депрессии из данных обеспечило чистоту обучающей выборки и корректность работы модели, минимизировав влияние прямых совпадений на предсказания.

В рамках исследования была разработана архитектура нейронной сети для решения задачи бинарной классификации – была построена глубокая полносвязная модель, способная эффективно работать с числовыми признаками, полученными на этапе векторизации текстов с помощью TF-IDF и предобработки данных. Для учета дисбаланса классов применялись техники балансировки выборки и настройки весов классов.

Архитектура модели состоит из нескольких полносвязных слоев (Dense layers) с активацией ReLU. Первый слой имеет 256 нейронов и принимает на вход данные размерностью, равной количеству признаков после векторизации. Для стабилизации обучения и ускорения сходимости после каждого слоя применяется BatchNormalization, что позволяет нормализовать данные и улучшить обучение. Дополнительно используется слой Dropout с вероятностью 0,5, который помогает предотвратить переобучение, отключая случайные нейроны во время обучения.

Второй и третий слои сети имеют 128 и 64 нейронов соответственно. Они также включают BatchNormalization и Dropout, что сохраняет консистентность архитектуры. Выходной слой представлен единичным нейроном с сигмоидной функцией активации, и слой возвращает вероятность принадлежности пользователя к одному из двух классов

(имеющих или не имеющих признаков депрессии). Выбор функции активации обусловлен задачей бинарной классификации, где требуется получить значение вероятности в диапазоне от 0 до 1.

На этапе компиляции модели использовался оптимизатор Adam с начальными параметрами скорости обучения ($\text{learning rate} = 0,001$). Функцией потерь выбрана `binary_crossentropy`, которая хорошо подходит для бинарных задач. В качестве метрик производительности использовались Precision и Recall, что позволяет учитывать баланс между точностью и полнотой предсказаний для обоих классов. Особое внимание было уделено дисбалансу классов, который возникал в исходных данных. Для его компенсации применялся метод SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique), который создает синтетические примеры для меньшинств, увеличивая их представительность в обучающей выборке. Дополнительно использовались веса классов (`class weights`), чтобы модель уделяла равное внимание обоим классам, несмотря на их разную частоту в данных.

Обучение модели проводилось в течение 50 эпох с размером батча 256. Для предотвращения переобучения применялся механизм `EarlyStopping`, который останавливал процесс обучения, если значение функции потерь на валидационной выборке переставало улучшаться на протяжении 5 последовательных эпох.

Далее на всей выборке пользователей проставлялся признак, имеет ли пользователь признаки депрессии или нет на основе отсечки вероятности наличия депрессии, полученной на выходном слое нейронной сети. В качестве «отсечки» выбран параметр в 0,7, поскольку он позволяет оптимально сбалансировать precision и recall и минимизировать ошибку второго рода. Зависимость точки отсечки от метрики F1 продемонстрирована на Рисунке 1. Минимизация ошибки второго рода крайне необходима для того, чтобы не проигнорировать признаки депрессии пользователя, то есть большее внимание уделяется выявлению признаков депрессии у пользователя.

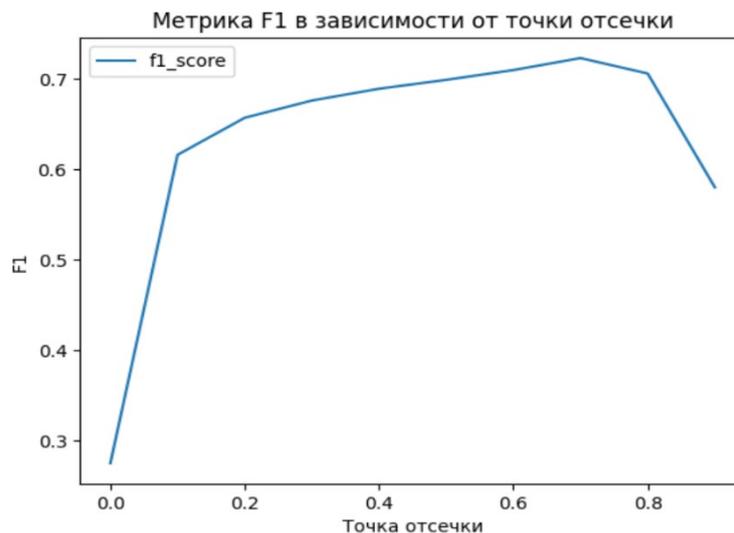


Рисунок 1 – Выбор точки отсечки при бинарной классификации в зависимости от F1
 Figure 1 – Selecting a cutoff point for binary classification depending on F1

Для анализа социальной сети в рамках исследования использовались две основные метрики: средняя степень центральности и средний коэффициент кластеризации. Средняя степень центральности позволяет оценить степень вовлеченности пользователей в социальные связи и определить узлы, через которые депрессивные состояния могут распространяться наиболее активно. Средний

коэффициент кластеризации отражает вероятность того, что два соседа одного узла также связаны между собой, характеризуя плотность локальных связей и склонность пользователей формировать сообщества. Высокие значения этой метрики указывают на наличие тесно связанных групп, где депрессия может распространяться внутри кластеров с большей вероятностью. Использование этих метрик в рамках сетевого анализа предоставляет возможность изучения закономерности сетевой структуры и их связи с распространением депрессивных состояний.

Результаты выявления признаков депрессии у пользователей и сетевого анализа

После обучения модели и проведения валидации был выполнен финальный тест на отложенной выборке для оценки качества классификации. Основной задачей на данном этапе было измерение способности модели корректно идентифицировать пользователей с депрессивными состояниями, избегая как ложноположительных, так и ложноотрицательных результатов. Для анализа использовались метрики precision, recall, которые обеспечивают комплексное представление о точности, полноте и балансе спрогнозированных параметров наличия депрессии у пользователей, а результаты представлены на Рисунке 2.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.96	0.91	0.93	1115
1	0.62	0.82	0.71	211
accuracy			0.89	1326
macro avg	0.79	0.86	0.82	1326
weighted avg	0.91	0.89	0.90	1326

Рисунок 2 – Результаты обучения модели классификации пользователей
Figure 2 – Results of training the user classification model

Модель показала высокую точность в классификации пользователей, не относящихся к депрессивным (класс 0). Значение precision составило 0,96, что свидетельствует о минимальном количестве ложноположительных классификаций. Recall на уровне 0,91 указывает на то, что подавляющее большинство недепрессивных пользователей были правильно классифицированы, хотя около 9 % всё же ошибочно отнесены к классу депрессивных.

Для депрессивных пользователей (класс 1) результаты оказались менее точными. Precision на уровне 0,62 говорит о том, что модель допустила больше ложноположительных классификаций, относя недепрессивных пользователей к классу депрессивных. Однако recall, равный 0,82, демонстрирует, что модель эффективно распознавала депрессивных пользователей, корректно классифицируя 82 % случаев. Общая точность модели (accuracy) составила 0,89, что свидетельствует о высоком уровне общей производительности. Средние значения метрик (macro avg) показывают сбалансированность подхода к обоим классам: precision = 0,79, recall = 0,86 и F1-score = 0,82. Результаты подтверждают, что модель способна эффективно решать задачу классификации с акцентом на точное распознавание пользователей с признаками депрессии.

Для визуализации результатов классификации пользователей была построена матрица ошибок (Рисунок 3), которая позволяет наглядно оценить точность модели при распознавании депрессивных и недепрессивных пользователей.

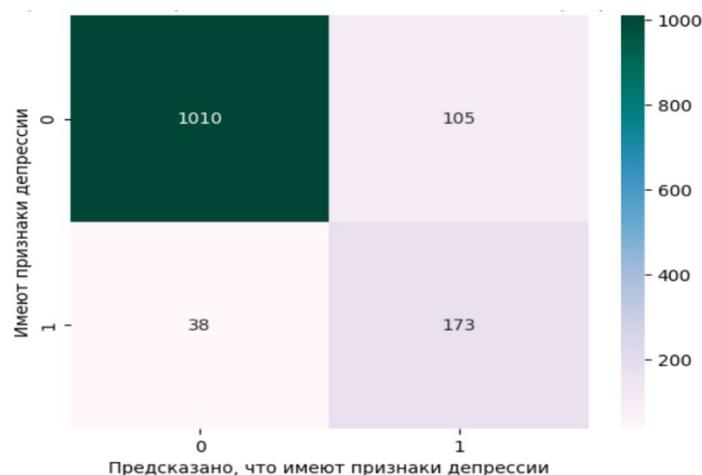


Рисунок 3 – Матрица классификации пользователей
Figure 3 – User classification matrix

На графике видно, что модель правильно классифицировала 1010 пользователей как недепрессивных. Также 173 пользователя, действительно имеющих признаки депрессии, были корректно отнесены к классу депрессивных.

По матрице ошибок можно сделать вывод, что модель корректно классифицировала 173 пользователя, действительно имеющих признаки депрессии, как депрессивных. Это соответствует высокой способности модели идентифицировать случаи депрессии и минимизировать риск их пропуска (минимизировать риск ошибки второго рода). Количество предсказаний, где депрессивные пользователи были ошибочно классифицированы как недепрессивные, составляет 38, что подтверждает высокую эффективность модели в предотвращении пропуска депрессивных состояний и минимизации ошибки второго рода.

Таким образом, матрица ошибок демонстрирует, что модель хорошо справляется с задачей выявления депрессивных состояний, обеспечивая баланс между точностью и полнотой предсказаний. Преобладание истинных положительных классификаций подтверждает пригодность модели для практического применения в задачах раннего выявления депрессии.

В рамках графового анализа были рассчитаны ключевые метрики для пользователей, классифицированных как депрессивные. Эти метрики позволили оценить их положение в сети и понять, склонны ли они образовывать сообщества, что могло бы свидетельствовать о «заразности» депрессии через социальные связи.

Перед анализом особенностей социальной вовлеченности пользователей, отмеченных как депрессивные, и тех, кто не имеет таких признаков, важно понять, как они взаимодействуют внутри социальной сети. Одним из ключевых показателей, позволяющих оценить уровень социальной активности и роль пользователя в сети, является степень центральности. Эта метрика отражает количество прямых связей каждого узла с другими узлами.

Сравнение распределения степени центральности для обеих групп позволяет определить закономерности их поведения и оценить уровень их интеграции в социальное окружение. Распределение степени центральности приведено на Рисунке 4.



Рисунок 4 – Распределение степени центральности графа в зависимости от наличия признаков депрессии
Figure 4 – Distribution of the degree of centrality of the graph depending on the presence of signs of depression

График распределения степени центральности среди пользователей с признаками депрессии и без них демонстрирует следующие закономерности: у большинства депрессивных пользователей степень центральности находится на крайне низком уровне, что наводит на вывод о том, что такие пользователи имеют минимальное количество социальных связей и находятся на периферии сети; низкая вовлеченность в социальные взаимодействия может быть отражением их социальной изоляции, что часто связывают с депрессивными состояниями.

Среди недепрессивных пользователей степень центральности также находится на низких значениях, однако диапазон распределения более однороден и можно сделать вывод, что такие пользователи, хотя и не являются центральными фигурами в сети, обладают относительно стабильным числом связей. Их поведение выглядит более предсказуемым и характерным для общего фона сети.

Примечательно наличие выбросов – пользователей с заметно высокой степенью центральности. Эти выбросы встречаются среди обеих групп, но среди депрессивных пользователей они более выражены. Это может свидетельствовать о случаях, когда пользователи с признаками депрессии сохраняют свою социальную активность.

Граф сети с выделением депрессивных пользователей красным цветом представлен на Рисунке 5.

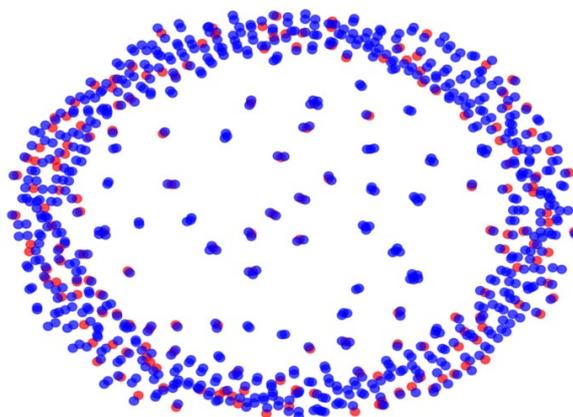


Рисунок 5 – Граф сети с выделением депрессивных пользователей
Figure 5 – Network graph highlighting depressed users

Средний коэффициент кластеризации для депрессивных пользователей оказался равным 0. Это означает, что пользователи с депрессивными состояниями не образуют плотных локальных сообществ, где их друзья также связаны между собой [9]. Такое поведение указывает на отсутствие тесных группировок среди этой категории пользователей. Подобная разобщенность может быть связана с социальной изоляцией, характерной для людей с депрессивными состояниями или низким уровнем вовлеченности в социальные взаимодействия.

Средняя степень центральности депрессивных пользователей составила 0.001. Это крайне низкий показатель, свидетельствующий о том, что в среднем каждый депрессивный пользователь имеет минимальное количество прямых связей. Такое положение может указывать на маргинализацию этих пользователей в социальной сети, где они не занимают центральные роли и не участвуют активно во взаимодействиях с другими. Это также снижает вероятность их влияния на распространение депрессии в более широком масштабе.

Результаты анализа показывают, что депрессивные пользователи занимают периферийные позиции в социальной сети. Они изолированы, имеют малое количество связей и не формируют плотных кластеров. Совокупность результатов исследования дает возможность отвергнуть гипотезу о социальной заразности депрессии и сделать вывод, что депрессия, вероятно, не распространяется через социальные связи в рамках данной сети. Отсутствие «заразности» может быть связано с ограниченным социальным влиянием депрессивных пользователей и их низкой центральностью. Однако дальнейшие исследования могут быть полезны для анализа других факторов, таких как влияние узлов с высокой центральностью, которые могут взаимодействовать с депрессивными пользователями.

Обсуждение результатов анализа

Результаты анализа подтвердили гипотезу о том, что пользователи с признаками депрессии обладают низким уровнем социальной вовлеченности. Это отразилось в их крайне низкой степени центральности, что означает минимальное количество связей с другими пользователями, что можно интерпретировать как социальную изоляцию, характерную для людей с депрессивными состояниями. Кроме того, отсутствие плотных кластеров среди депрессивных пользователей дополнительно подтверждает их разобщенность в социальной сети, что снижает вероятность влияния на близкое окружение.

Высокие показатели precision и recall для депрессивных пользователей демонстрируют эффективность модели в выявлении пользователей с депрессивными состояниями, что особенно важно в контексте задач, где ключевая цель — минимизировать вероятность пропуска таких пользователей, а значит, предложенный подход позволяет с высокой степенью точности идентифицировать пользователей, нуждающихся в потенциальной поддержке.

Полученные результаты также ставят под сомнение гипотезу о распространении признаков депрессии через социальные связи. Низкий уровень социальной активности и отсутствие тесных взаимодействий пользователей с признаками депрессии показывают, что их влияние на окружающих крайне ограничено. Это может свидетельствовать о том, что депрессия, по крайней мере в рамках изученной выборки, распространяется не через социальные взаимодействия, а через другие механизмы, которые требуют дальнейшего изучения.

Результаты исследования, указывающие на низкую степень центральности и социальную изоляцию пользователей с признаками депрессии, согласуются с выводами,

работы Т. Элмера и К. Штадтфельда [10]. В их исследовании отмечается, что депрессивные симптомы связаны с уменьшением времени, проводимого в социальных взаимодействиях, и с предпочтением общения в небольших группах или парах, что усиливает социальную изоляцию.

Одним из ограничений исследования является использование данных только одной социальной сети (VK). Вероятно, пользователи других социальных сетей могут продемонстрировать иные паттерны поведения и взаимодействия.

Вторым существенным ограничением является неполнота данных, связанная с настройками конфиденциальности пользователей. Только у 60 % изученных пользователей был открыт список друзей, что ограничивает точность анализа сетевой структуры. Такая неполнота данных может влиять на измерение сетевых метрик, и потенциально исказить выводы о социальной вовлеченности пользователей.

Также в числе ограничений использование текстовых данных для определения депрессивных пользователей. Текстовая информация может не учитывать широкий контекст, например, сарказм или иронию. Это может приводить как к ложноположительным, так и к ложноотрицательным результатам при классификации депрессивных состояний.

Приведенные выше ограничения подчеркивают необходимость дальнейших исследований, включая анализ других социальных сетей, разработку более сложных моделей, способных учитывать более широкий спектр факторов.

Заключение

На основе поставленной цели исследования в виде выявления признаков депрессии у пользователей и анализа распространения ее в рамках социальных сетей были использованы методы машинного обучения и графового анализа.

Разработанная модель нейронной сети продемонстрировала высокие метрики классификации, особенно для депрессивных пользователей, а значит подход с использованием TF-IDF и нейронных сетей является эффективным для задач такого рода. При этом результаты графового анализа позволили сделать вывод, что пользователи с признаками депрессии имеют низкую степень центральности и не образуют плотных кластеров в социальной сети, что позволяет сделать вывод о социальной изоляции депрессивных пользователей, которая ограничивает их взаимодействие с окружающими. Одновременно гипотеза о «заразности» депрессии через социальные связи не нашла подтверждения, что указывает на минимальное влияние депрессивных пользователей на их окружение.

Практическая значимость результатов заключается в возможности их применения для разработки инструментов раннего выявления депрессии и мониторинга состояния пользователей. Автоматизированные системы мониторинга, построенные на основе предложенных подходов, могут помочь в идентификации пользователей, находящихся в группе риска, и предоставлении им своевременной поддержки. Кроме того, полученные данные могут быть полезны для создания целевых программ профилактики депрессии, направленных на социальную реинтеграцию и усиление взаимодействий пользователей.

Исследование также внесло вклад в виде объединения методов машинного обучения и графовой теории для анализа психического здоровья. Результаты подтверждают взаимосвязь между социальной изоляцией и депрессией, что может быть использовано в будущих исследованиях для изучения других психологических состояний. Тем не менее, стоит учитывать ограничения работы, такие как использование данных только одной русскоязычной социальной сети, частично закрытая информация о друзьях и применение бинарного признака для определения депрессии.

Перспективы дальнейших исследований включают анализ данных из других социальных сетей, использование мультимодальных данных (в виде текстов, изображений и видео) и изучение различных уровней депрессии (переход от бинарного признака при классификации). Кроме того, важным направлением может стать анализ высокоцентральных пользователей и их роли в поддержании или предотвращении депрессивных состояний у их окружения.

Исследование демонстрирует, что социальные сети могут быть полезным инструментом для анализа психического здоровья. Полученные результаты открывают возможности для дальнейшего изучения влияния социальных факторов на депрессивные состояния и разработки эффективных подходов к их выявлению и профилактике.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Moreno M.A., Jelenchick L.A., Egan K.G., Cox E., Young H., Gannon K.E., Becker T. Feeling bad on Facebook: depression disclosures by college students on a social networking site. *Depression and Anxiety*. 2011;28(6):447–455. <https://doi.org/10.1002/da.20805>
2. Rosenquist J.N., Fowler J.H., Christakis N.A. Social network determinants of depression. *Molecular Psychiatry*. 2011;16(3):273–281. <https://doi.org/10.1038/mp.2010.13>
3. Fowler J.H., Christakis N.A. Dynamic spread of happiness in a large social network: longitudinal analysis over 20 years in the Framingham Heart Study. *BMJ*. 2008;337. <https://doi.org/10.1136/bmj.a2338>
4. De Choudhury M., Counts S., Horvitz E. Predicting postpartum changes in emotion and behavior via social media. In: *CHI '13: Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 27 April – 2 May 2013, Paris, France*. New York: Association for Computing Machinery; 2013. pp. 3267–3276. <https://doi.org/10.1145/2470654.2466447>
5. Farruque N., Goebel R., Sivapalan S., Zaïane O.R. Depression symptoms modelling from social media text: an LLM driven semi-supervised learning approach. *Language Resources and Evaluation*. 2024;58:1013–1041. <https://doi.org/10.1007/s10579-024-09720-4>
6. Ambilwade R.P., Chitnis S. A Comprehensive Review of Depression Detection on Social Media. *Empirical Economics Letters*. 2024;23(2):69–81. <https://doi.org/10.5281/zenodo.13369773>
7. Bao E., Pérez A., Parapar J. Explainable depression symptom detection in social media. *Health Information Science and Systems*. 2024;12(1). <https://doi.org/10.1007/s13755-024-00303-9>
8. Tambling R.R., D’Aniello-Heyda C., Hynes K.C. Manifestations of Depression on Social Media: a Content Analysis of Twitter Posts. *Journal of Technology in Behavioral Science*. 2023;9:252–261. <https://doi.org/10.1007/s41347-023-00327-0>
9. Azem L., Alwani R.A., Lucas A., Alsaadi B., Njihia G., Bibi B., Alzubaidi M., Househ M. Social Media Use and Depression in Adolescents: A Scoping Review. *Behavioral Sciences*. 2023;13(6). <https://doi.org/10.3390/bs13060475>
10. Elmer T., Stadtfeld Ch. Depressive symptoms are associated with social isolation in face-to-face interaction networks. *Scientific Reports*. 2020;10. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-58297-9>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Солохов Тимур Дамирович, магистр, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация. **Timur D. Solokhov**, master, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation.

e-mail: TDSolokhov@fa.ru

ORCID: [0009-0001-6073-3754](https://orcid.org/0009-0001-6073-3754)

Кочкаров Азрет Ахматович, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры искусственного интеллекта, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация. **Azret A. Kochkarov**, Doctor of Engineering Sciences, Docent, Professor of the Artificial Intelligence Department, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation.

e-mail: AAKochkarov@fa.ru

ORCID: [0000-0002-3232-5331](https://orcid.org/0000-0002-3232-5331)

Статья поступила в редакцию 29.01.2025; одобрена после рецензирования 07.02.2025; принята к публикации 11.02.2025.

The article was submitted 29.01.2025; approved after reviewing 07.02.2025; accepted for publication 11.02.2025.