

УДК: 004.8:159.95

## **ВЫЯВЛЕНИЕ ПСИХОЭМОЦИОНАЛЬНЫХ ПАТТЕРНОВ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА БОЛЬШИХ ДАННЫХ В ЦИФРОВЫХ ПЛАТФОРМАХ ПСИХОЛОГИЧЕСКОЙ ПОДДЕРЖКИ**



**Т.В. Казак**  
Доктор психологических наук, профессор  
Заведующий кафедрой инженерной психологии и эргономики  
kazak@bsuir.by



**А.А. Ковальчук**  
Студент кафедры инженерной психологии и эргономики  
akovalcuk191@gmail.com



**А.Н. Василькова**  
Старший преподаватель кафедры инженерной психологии и эргономики  
a.vasilkova@bsuir.by

### **Т.В. Казак**

Заведующий кафедрой инженерной психологии и эргономики, доктор психологических наук Республики Беларусь, доктор психологических наук Российской Федерации, член-корреспондент Международной академии психологических наук, профессор. Образование: Высшее; Аспирантура, специальность: 19.00.03 - психология труда, инженерная психология, эргономика; Докторантура, специальность: 19.00.03 - психология труда, инженерная психология, эргономика. Область профессиональных интересов / исследований: Психология труда. Инженерная психология. Эргономика. Психология управления. Юридическая психология. Социальная и организационная психология. Клиническая психология.

### **А.Н. Василькова**

Старший преподаватель кафедры инженерной психологии и эргономики. Образование: 2007 - МГВРК по специальности «Программное обеспечение информационных технологий», 2022 - магистратура БГУИР по специальности «Охрана труда и эргономика». Область профессиональных интересов / исследований: языки программирования, искусственный интеллект, технологии виртуальной реальности, большие данные.

### **А.А. Ковальчук**

Студент Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники. Область научных интересов связана с разработкой цифровой платформы психологической поддержки, анализом больших данных, исследованием психоэмоциональных и поведенческих паттернов и применением интеллектуального анализа данных для персонализации цифровых сервисов.

**Аннотация.** В статье представлен метод выявления психоэмоционального поведения пользователя на основе анализа больших данных, которые генерируются цифровыми платформами психологической поддержки.

**Ключевые слова:** большие данные, цифровые платформы, психологическая поддержка, кластеризация, паттерны.

**Введение.** Текущий этап развития цифрового общества отличается стремительным увеличением объемов электронной информации, которая генерируется в ходе рутинной деятельности человека. Применение сети, портативных гаджетов, социальных медиа и специфических программ оставляет массу «электронных отпечатков», являющихся ценным

материалом для научного исследования. В противоположность устоявшимся методикам сбора сведений в психологии (анкетирование, эксперименты в лаборатории, формализованные беседы), цифровые следы дают возможность изучать действия индивида в привычных условиях, в темпе реального времени и на протяжении продолжительных интервалов [1, 2].

Обработка объемов информации совместно с методиками машинного обучения открывает для психологической науки совершенно новые перспективы. Если классические психологические течения зачастую оперируют усредненными метриками и лимитированными группами испытуемых, то анализ огромных массивов сведений позволяет совершить переход к исследованию личных траекторий действий и обнаружению неявных правил, невидимых при обычном статистическом рассмотрении [3]. Это особенно важно для постижения психоэмоциональных состояний, которые по своей сути являются подвижными, зависящими от обстановки и многоаспектными.

Психические недомогания являются одной из ключевых мировых задач здравоохранения. Согласно сведениям Всемирной организации здравоохранения, каждый восьмой житель планеты обречен жить с душевным расстройством, при этом доступ к высококачественной помощи остается лимитированным [3]. Электронные площадки психологического содействия (веб-сервисы, мобильные программы, чат-боты) расцениваются ныне как многообещающее дополнение к привычной структуре предоставления помощи, имеющее потенциал уменьшить трудности доступа (стигматизация, цена, наличие) и обеспечить поддержку в режиме нон-стоп [8].

Заданием данной статьи служит упорядочение и более детальное рассмотрение методологических способов обнаружения психоэмоциональных моделей на базе больших данных, которые производятся электронными площадками психологической поддержки. В труде затрагиваются концептуальные основы электронного фенотипирования, методы обработки информации, потенциал индивидуализации поддержки, а также морально-этические границы использования этих разработок.

#### **Основная часть.**

**Отличие от традиционных подходов.** Центральное различие между анализом больших данных и устоявшимися аналитическими методами заключается не только в объеме обрабатываемой информации, но и в кардинально ином методе работы с данными. В классических психологических поведенческих изысканиях анализ, как правило, фокусируется на заранее заданных гипотезах и ограниченном наборе параметров. Такой подход результативен для проверки определенных допущений, но малопригоден для обнаружения комплексных и многоуровневых связей, особенно при высокой нестабильности личного поведения.

Подходы анализа больших данных, наоборот, спроектированы для работы с масштабными массивами данных, где паттерны не всегда ясны на уровне единичных метрик. Применение алгоритмов кластеризации, анализа временных последовательностей и техник машинного обучения дает возможность обнаружить устойчивые структуры данных без нужды в предварительном определении строгих категорий [4]. В рамках психоэмоциональных изысканий это подразумевает способность находить поведенческие и эмоциональные закономерности, которые обнаруживаются лишь при динамическом рассмотрении и сведении данных, но остаются скрытыми при покомпонентном анализе обособленных показателей.

Можно выделить несколько фундаментальных отличий методологии анализа больших данных от традиционных психометрических подходов. Во-первых, это переход от дискретных измерений к непрерывному мониторингу: традиционные опросники фиксируют состояние «здесь и сейчас» или за ретроспективный период, тогда как цифровые платформы позволяют отслеживать флуктуации состояний в реальном времени. Во-вторых, преодолевается проблема реактивности измерений: заполнение опросника само по себе

является вмешательством, способным изменить оцениваемое состояние, тогда как пассивный сбор данных (активность в приложении, паттерны набора текста) происходит естественно и незаметно для пользователя [10].

Существенно меняется и характер анализируемых переменных. Если в классической психологии исследователь оперирует преимущественно явными, декларируемыми показателями (ответы на вопросы), то анализ больших данных позволяет извлекать латентные, неосознаваемые паттерны поведения. Например, исследования с использованием приложения ViAffect показали, что анализ динамики набора текста на смартфоне (скорость печати, частота использования *backspace*, ритмичность нажатий) позволяет с высокой точностью (до 0.75 корреляции) выявлять эпизоды мании и депрессии у пациентов с биполярным расстройством [10]. Эти микро-поведенческие маркеры недоступны ни для самоотчета, ни для наблюдения, но могут быть зафиксированы и проанализированы цифровыми методами.

Важным преимуществом является также возможность анализа не только средних тенденций, но и вариабельности поведения. Исследования показывают, что повышенная вариабельность настроения, двигательной активности и социальных взаимодействий может быть более ранним предиктором развития психических расстройств, чем абсолютные значения этих показателей. Например, анализ данных GPS-трекинга выявляет не только снижение общей мобильности при депрессии, но и характерные изменения паттернов перемещений, включая снижение «энтропии местоположения» (разнообразия посещаемых мест), что коррелирует с тяжестью симптоматики [7].

**Цифровая среда как источник данных.** Цифровые платформы психологической поддержки создают уникальную пользовательскую среду, в которой данные формируются не в результате единичного измерения, а как побочный продукт регулярного взаимодействия человека с цифровым интерфейсом. Пользователи оставляют цифровые следы посредством выбора методов, частоты запросов, продолжительности сеансов, последовательности действий и реакции на различные формы поддержки. В совокупности эти данные отражают не только текущее состояние, но и динамику поведения во времени, включая периоды активности, избегания, рецидивов и изменения в моделях взаимодействия.

В отличие от лабораторных исследований или разовых опросов, цифровые платформы позволяют наблюдать за поведением пользователей в их естественной среде, без искусственного вмешательства исследователей. Это снижает влияние ситуационных факторов и эффектов социально желательных реакций, характерных для традиционных методов сбора данных. Накопление таких данных в течение длительных периодов времени формирует основу для анализа временных рядов, который может выявить устойчивые психоэмоциональные закономерности, недоступные при статистическом анализе.

Современные цифровые платформы позволяют собирать данные различных типов. Активные данные включают информацию, сознательно предоставляемую пользователем: результаты психометрических тестов, записи в дневниках настроения, когда пользователь в случайные моменты времени отмечает свое текущее состояние. Пассивные данные собираются автоматически без дополнительных усилий со стороны пользователя: акселерометрия (двигательная активность), геолокация (перемещения и социальная активность), паттерны использования устройства (время экранной активности, частота разблокировок), данные голосовых взаимодействий (темп речи, высота тона, паузы), характеристики набора текста [3].

Особую ценность представляют данные, получаемые с носимых устройств. Исследование ABCD (Adolescent Brain Cognitive Development), включавшее анализ данных с FitBit-браслетов у более чем 11 000 подростков, продемонстрировало возможность классификации психических расстройств на основе 258 статических и динамических цифровых фенотипов, включающих показатели вариабельности сердечного ритма, качества

сна, интенсивности физической активности и метаболических эквивалентов [1]. Точность классификации с использованием методов глубокого обучения превзошла результаты, достигаемые при анализе данных функциональной МРТ, что открывает перспективы создания доступных и неинвазивных методов скрининга.

Важно отметить, что ценность цифровых данных определяется не столько их объемом, сколько возможностью интеграции разнородных источников в многомерную картину психологического функционирования. Современные аналитические подходы позволяют объединять данные из социальных сетей, поисковых запросов, сенсоров смартфона и структурированных самоотчетов для построения целостной модели психоэмоционального состояния пользователя [4].

**Понятие психоэмоциональных паттернов.** При анализе информации, генерируемой в сфере цифровой психологической поддержки, особое значение приобретает понимание психоэмоциональных шаблонов. В данном контексте такие шаблоны определяются как устойчивые и повторяющиеся комплексы эмоциональных и поведенческих реакций, которые находят свое отражение в манере, с которой индивид взаимодействует с цифровым пространством. Эти структуры описывают не единичные акты или состояния, а скорее типичные модели поведения, которые сохраняют свою предсказуемость на протяжении времени и остаются в целом неизменными, независимо от колебаний внешних обстоятельств.

Для характеристики подобных моделей всё чаще прибегают к использованию концепции, известной как фенотипы благополучия [1,2]. Термин "цифровой фенотип" был впервые предложен бывшим главой Национального института психического здоровья США, Томасом Инселом, и означает количественную оценку индивидуальных поведенческих схем, базирующуюся на непрерывном сборе данных с личных электронных устройств [9]. В отличие от традиционной клинической типологии, фенотипы не служат основанием для постановки диагноза и не призваны объяснять первопричины психоэмоционального состояния. Они фиксируют внешние проявления: режим активности, степень вовлеченности, ответную реакцию на стрессоры, а также склонность к регулярному либо отрывочному взаимодействию. Такой подход дает возможность рассматривать психоэмоциональное состояние индивида не как статичную категорию, а как изменчивый, многоаспектный процесс, что критически важно при обработке цифровых данных.

Современные изыскания выделяют ряд закрепившихся классов цифровых фенотипов, имеющих клиническую значимость. Сбои в суточных ритмах проявляются через характерные шаблоны ночного использования смартфона, непостоянство времени пробуждения и отхода ко сну, а также прерывистый характер периодов отдыха. Социальное отчуждение выражается в снижении частоты и продолжительности контактов, изменении моделей поведения в социальных сетях (преобладание пассивного просмотра вместо активного участия), и сужении спектра географических локаций. Что касается нарушений когнитивных функций, они могут обнаруживаться в замедлении или изменении точности набора текста, увеличении пауз перед ответом и специфических паттернах навигации в интерфейсе приложений [5].

Ключевой особенностью, присущей цифровым фенотипам, является их транзакционная природа: они отражают не только внутреннее состояние человека, но и характер его взаимодействия с меняющимися условиями окружения. К примеру, анализ эмоциональной дисрегуляции, проводимый посредством данных со смартфонов, дает возможность отслеживать не только субъективные переживания, но и контекст, в котором они возникают, а также используемые человеком механизмы совладания и их результативность, что закладывает основу для разработки индивидуально ориентированных вмешательств [3].

**Методы выявления паттернов.** Определение психоэмоциональных моделей в объемах цифровой информации становится осуществимым при помощи применения

техник кластеризации и комплексного изучения поведенческих признаков. В противовес обычным статистическим подходам, нацеленным на усреднённую картину по всей совокупности данных, кластеризация даёт возможность объединять индивидуумов по степени схожести в их динамике поведения. Более того, в качестве релевантных характеристик могут выступать не только числовые метрики, такие как частота или длительность взаимодействия, но и их временная структура, последовательность совершаемых действий и эволюция активности во времени.

Данная методология обретает особую значимость в сфере изучения психоэмоционального состояния, так как многие существенные паттерны проявляются не в абсолютных значениях единичных показателей, а в их сочетаниях и изменениях. К примеру, двое индивидов могут показывать схожий уровень вовлечённости, однако их манера взаимодействия будет кардинально отличаться: в одном случае – систематическая и устойчивая, в другом – прерывистая и ситуативная. Анализ больших массивов данных даёт возможность выявлять подобные расхождения и рассматривать их как отражение различных психоэмоциональных моделей, которые остаются нераспознанными при стандартном аналитическом обзоре.

В данной области задействуются современные парадигмы машинного обучения, охватывающие несколько групп алгоритмов. Модели обучения с учителем применяются для категоризации состояний на основании предварительно размеченных данных: например, использование алгоритмов градиентного бустинга (XGBoost) для прогнозирования диагноза на базе статических цифровых фенотипов или высокоточные нейронные сети для обработки данных временных рядов физиологической активности [1]. Методы обучения без учителя, включая различные техники кластеризации (k-means, DBSCAN, иерархическая кластеризация), обеспечивают выявление естественных групп пользователей без выдвижения априорных предположений. Методики обработки естественного языка используются для анализа текстовых сообщений, публикаций в социальных медиа и поисковых запросов с целью обнаружения признаков суицидального риска, проявлений депрессии или состояний тревоги [4, 6].

Особый интерес вызывают технологии глубокого обучения при анализе временных последовательностей. Результаты исследования, основанного на данных проекта ABCD, продемонстрировали, что архитектуры сверточных нейросетей с разделением по глубине (Xception) эффективно способны улавливать временные паттерны разной протяженности – как краткосрочные, так и долгосрочные – в многоканальных физиологических данных, что значительно повышает точность определения психических нарушений по сравнению с традиционными подходами [1].

Также значимым направлением является изучение данных, поступающих из социальных платформ и систем поиска. Работа, выполненная в Сингапуре во время пандемии COVID-19, показала, что оценка сентимент-составляющей твитов (особенно выраженности позитивных и негативных эмоций) позволяет прогнозировать количество обращений за психиатрической помощью и возникновение кризисных ситуаций с временным лагом от одного до пяти дней, причём прогностическая надёжность превышает показатели, получаемые на основе анализа официальных эпидемиологических сведений [4].

**Прогностическое моделирование и обнаружение аномалий как метод раннего вмешательства.** Благодаря прогрессу в области машинного обучения мы можем выйти за рамки простой ретроспективной классификации состояний и перейти к проактивному прогнозированию. На цифровых платформах психологической поддержки особое значение приобретают алгоритмы обнаружения аномалий, которые в режиме реального времени обрабатывают как пассивные, так и активные данные пользователя, чтобы выявлять отклонения от его типичного поведения, если такие отклонения имеют статистическую значимость. В отличие от подходов, основанных на предварительной маркировке данных и

обучении на массивных наборах данных, обнаружение аномалий обеспечивает персонализацию анализа для каждого пользователя, применяя его собственные прошлые данные в качестве отправной точки для определения нормы [7].

Исследование, проведенное на международном уровне и включавшее пациентов с депрессией, тревожными расстройствами и шизофренией, показало высокую эффективность данного подхода к мониторингу психического здоровья. С помощью информации о местоположении, данным акселерометра и состоянии экрана, собираемой приложением mindLAMP, ученым удалось предвидеть существенные изменения в симптоматике (увеличение или уменьшение scores по шкале PHQ-9 на 4 и более балла) за неделю до того, как эти изменения были зарегистрированы традиционными клиническими опросниками.

Площадь под ROC-кривой (AUC) для прогнозирования изменений тревоги достигла 0.80, что указывает на высокую прогностическую ценность метода. Это открывает возможности для создания систем «раннего предупреждения», которые могут сигнализировать пользователю или его куратору о приближающемся ухудшении состояния, позволяя своевременно применить профилактические интервенции.

Ключевым преимуществом данного подхода является его транодиагностическая применимость: алгоритмы, обученные на одной группе расстройств, демонстрируют надежность при переносе на другие нозологии. Это подтверждает гипотезу о том, что цифровые фенотипы отражают скорее базовые патофизиологические и поведенческие процессы (например, психомоторную заторможенность или социальное избегание), нежели жесткие категории DSM или МКБ, что делает их идеальным инструментом для мониторинга в гетерогенных популяциях пользователей цифровых платформ [7, 10].

**Анализ темпоральной структуры поведения.** Современная дискуссия в области цифровой психиатрии смещается от простого сбора данных к поиску принципиально новых типов переменных. Как убедительно показано в анализе, вариабельность поведения часто информативнее средних значений. Однако новейшие исследования предлагают пойти дальше и перейти от анализа статической вариабельности (так называемых маркеров «второго порядка», например, среднесуточной энтропии настроения) к анализу динамических маркеров «третьего порядка» [2].

Если статические измерения дают «моментальный снимок» сложности системы (насколько поведение разнообразно в принципе), то динамические маркеры отвечают на вопрос: «Как генерируется и регулируется эта сложность во времени и в зависимости от контекста?». Предлагается использовать методы моделирования информационной динамики, где поведенческий поток (например, последовательность локальных и глобальных перемещений, паттернов набора текста или взаимодействия с приложением) рассматривается как последовательность символов. Анализируя переходы между этими символами с помощью цепей Маркова, можно извлекать такие параметры, как «время перемешивания» (mixing time) – скорость, с которой система переходит от одного устойчивого паттерна к другому, или «время возврата» (recurrence time) в состояние с низкой сложностью.

Применительно к платформам психологической поддержки это означает возможность количественно оценивать ригидность поведенческих паттернов.

Например, для пользователя с депрессией будет характерно не просто снижение активности (первый порядок) или ее малая вариабельность (второй порядок), но и патологически долгое «застывание» в состоянии гипоактивности даже при появлении позитивных внешних стимулов (например, после получения поддерживающего сообщения). Такие маркеры третьего порядка напрямую коррелируют с ключевыми диагностическими критериями – длительностью эпизода и неспособностью адаптироваться к изменяющимся условиям, что делает их мощным инструментом для тонкой диагностики и оценки эффективности интервенций в реальном времени [2, 10].

**Интеграция мультимодальных данных и генетических коррелятов.** Наиболее перспективным направлением развития анализа больших данных в психологической поддержке является интеграция разнородных источников информации для создания целостной модели психологического функционирования. Современные исследования выходят за рамки анализа только лишь данных со смартфонов, объединяя их с показателями с носимых устройств и даже генетической информацией. Проект ABCD (Adolescent Brain Cognitive Development), анализирующий данные более 11 000 подростков, наглядно демонстрирует мощь такого подхода. Используя более 250 статических и динамических признаков, извлеченных из FitBit-браслетов (вариабельность сердечного ритма, качество сна, уровни физической активности), исследователи смогли классифицировать экстернализирующие (СДВГ) и интернализирующие (тревожность) расстройства с точностью, превосходящей анализ данных функциональной МРТ [1].

Более того, использование цифровых фенотипов в качестве количественных признаков (а не бинарных клинических диагнозов) в полногеномном поиске ассоциаций (GWAS) позволило выявить 16 значимых генетических локусов и 37 генов, связанных с психическими расстройствами, включая гены *ELFN1* и *ADORA3*, ранее не обнаруживаемые при традиционном анализе. Это доказывает, что непрерывные, объективные цифровые фенотипы обладают большей статистической мощностью для выявления генетической архитектуры психических заболеваний, чем субъективные категориальные диагнозы.

Для платформ психологической поддержки это открывает перспективы стратификации пользователей не только на основе поведения, но и на основе генетической предрасположенности (при условии соблюдения строжайших этических норм).

Пилотное исследование Mobigene уже продемонстрировало принципиальную осуществимость сбора и связывания данных цифрового фенотипирования со смартфонами с клиническими и генетическими данными у молодых людей с историей депрессии, подтвердив, что участники готовы участвовать в таких исследованиях, а показатели соблюдения протокола не зависят от тяжести текущих симптомов. Интеграция данных с носимых устройств, смартфонов и генетических профилей позволит перейти к действительно прецизионной психологической поддержке, где вмешательства подбираются с учетом уникального биоповеденческого профиля пользователя [1, 3].

**Парадигма точной психологической поддержки.** Традиционная психиатрия и клиническая психология исторически опираются на категориальные системы классификации, такие как DSM или МКБ, где расстройства определяются как набор симптомов, достигших определенного порога.

Однако анализ больших данных, генерируемых цифровыми платформами, ставит под сомнение универсальность такого подхода, демонстрируя, что два человека с одним и тем же диагнозом могут иметь принципиально различные цифровые фенотипы [3]. Это наблюдение лежит в основе перехода к стратифицированной и персонализированной (точной) психологической поддержке (precision psychiatry).

Европейский проект MENTALPRECISION, финансируемый Европейским исследовательским советом, предлагает принципиально новую методологию, направленную на преодоление гетерогенности психических расстройств. Вместо поиска усредненных биомаркеров для нозологических групп, исследователи разрабатывают инструменты анализа следующего поколения, которые позволяют изучать механизмы расстройств на пересечении нейробиологии (нейровизуализация десятков тысяч испытуемых) и количественных поведенческих показателей, получаемых методом цифрового фенотипирования со смартфонов.

Ключевая идея здесь – создание «универсальной платформы для понимания общих и различных механизмов психических расстройств на уровне индивида». Это подразумевает использование генеративных моделей для построения «карт роста мозга» (brain growth

charting), что позволяет моделировать клинические состояния и даже тестировать гипотетические интервенции на синтетических данных, прежде чем применять их на практике.

Для цифровых платформ психологической поддержки этот сдвиг парадигмы означает возможность выхода за рамки простого скрининга симптомов по шкалам (например, PHQ-9 для депрессии). Используя методы машинного обучения, такие как Персонализированный индекс преимущества (Personalized Advantage Index, PAI), платформы потенциально могут отвечать на вопросы не только «что чувствует пользователь?», но и «какое вмешательство будет наиболее эффективно для этого пользователя в его текущем контексте?». PAI, изначально разработанный для предсказания эффекта психотерапии на основе данных рандомизированных клинических испытаний, может быть адаптирован для анализа цифровых следов. Это позволяет стратифицировать пользователей не по диагнозам, а по прогностическим биоповеденческим кластерам, выделяя тех, кому больше подойдут когнитивно-поведенческие техники, практики осознанности или социальная поддержка.

Таким образом, анализ больших данных перестает быть просто инструментом наблюдения и становится основой для принятия клинически значимых решений в режиме реального времени, реализуя принцип «нужного вмешательства в нужное время» (just-in-time adaptive interventions).

**Разработка алгоритмов обратной связи и рекомендательных систем на основе поведенческих данных.** Определение психоэмоциональных моделей и фенотипов благополучия формирует техническую базу для создания интеллектуальных систем поддержки, способных не только отслеживать показатели, но и активно общаться с пользователем. Речь идет о разработке рекомендательных систем, схожих с теми, что задействованы в e-commerce или стриминговых сервисах, но адаптированных для ментального здоровья. Их задача – предоставлять потребителю индивидуализированные и уместные психологические вмешательства, методики саморегуляции либо смены образа жизни.

Инициатива My Atlas, развиваемая в Северо-Восточном университете США, демонстрирует реализацию такого подхода. Приложение трансформирует сведения, уже собираемые гаджетами и носимыми устройствами (геопозиция, пульс, логи звонков и сообщений, активность), в персональные поведенческие советы.

Главное отличие от общих наставлений (вроде «проходить 10 000 шагов») в том, что вычислительные модели My Atlas учатся на личных шаблонах пользователя.

Система обнаруживает количественные связи между объективными метриками (снижение подвижности, сбой суточных ритмов) и личными отчетами (ухудшение душевного состояния). На основе этих взаимосвязей формируются практичные, осуществимые и личностные подсказки. К примеру, если анализ данных показывает, что человек ощущает себя хуже после суток с ограниченным набором локаций и отсутствием контактов, программа может предложить ненадолго выйти на улицу или напомнить о необходимости связаться с приятелем.

С технической точки зрения это требует внедрения методов обнаружения отклонений для фиксации расхождений с нормой и алгоритмов обучения с подкреплением для усовершенствования предложенных тактик. Важно подчеркнуть, что результативность подобных систем прямо зависит от точности и значимости выявленных психоэмоциональных шаблонов.

Если поведенческий кластер трактуется как «уклонение от социума», платформа должна предложить не стандартное напутствие «быть энергичнее», а умеренное, поэтапное воздействие, учитывая теперешний уровень воли и ментальной усталости человека. Это превращает цифровую площадку из простого инструмента сбора информации в деятельного помощника, содействующего выработке гибких поведенческих схем.

**Персонализация.** Анализ больших данных с целью выявления психоэмоциональных паттернов открывает путь к переходу от универсальных подходов в психологической поддержке к её персонализированным формам. В данном контексте персонализация не сводится к простому выбору контента на основе формальных критериев, а предполагает учет устойчивых поведенческих характеристик и динамики эмоционального состояния пользователя. Понимание того, как пользователь взаимодействует с цифровой средой во времени, позволяет гибко корректировать интенсивность, форму и последовательность поддерживающих вмешательств в соответствии с его текущим состоянием и возможностями.

Современные персонализированные системы психологической поддержки могут реализовывать различные стратегии адаптации. Контекстно-зависимые интервенции активируются при обнаружении специфических триггеров: например, при выявлении паттернов ночной активности, указывающих на нарушение сна, система может предложить релаксационные практики или рекомендации по гигиене сна.

Адаптивные стратегии обратной связи предполагают изменение тона, сложности и объема сообщений в зависимости от текущего эмоционального состояния пользователя, определяемого по характеристикам его взаимодействия с интерфейсом. Прогностическое моделирование позволяет выявлять ранние признаки ухудшения состояния и своевременно предлагать профилактические интервенции [10].

Примером такой персонализированной системы является приложение ViAffect, которое анализирует динамику набора текста и предоставляет пользователям визуализацию их активности, помогая осознать связь между паттернами использования смартфона и эмоциональным состоянием. Другой пример – платформа POISE, анализирующая историю поисковых запросов для выявления паттернов, связанных с суицидальными мыслями, и предоставления своевременной поддержки [6].

Важно отметить, что персонализированные вмешательства, основанные на анализе психоэмоциональных паттернов, не являются заменой профессиональной психологической помощи. Их назначение – поддержка, мониторинг и снижение барьеров для обращения к квалифицированным специалистам. В этом смысле анализ больших данных выступает не как инструмент автоматизированной оценки личности, а как средство более точного и глубокого понимания опыта пользователя в цифровой среде.

Перспективным направлением является интеграция данных из различных источников для создания комплексной модели функционирования пользователя. Исследовательский проект Digital Phenotyping of Emotion Dysregulation, финансируемый Немецким научно-исследовательским сообществом, объединяет данные экологической моментной оценки, сенсоров смартфона и носимых устройств для предсказания риска неэффективности терапии у пациентов с тревожными и депрессивными расстройствами, что позволит оптимизировать выбор терапевтических стратегий на ранних этапах лечения [3].

**Ограничения и этика метода.** Несмотря на высокий аналитический потенциал, внедрение анализа больших данных в сфере психоэмоционального благополучия сопряжено с рядом методологических и этических препятствий.

Во-первых, обнаруженные закономерности отображают наблюдаемые формы поведения в цифровом пространстве, но не позволяют дать однозначное толкование лежащих в основе психологических причин этих проявлений. Схожесть в поведении пользователей не всегда влечет за собой идентичность в их субъективном опыте, что требует осмотрительности при формулировке умозаключений и наставлений.

Во-вторых, анализ личных сведений пользователей требует строгих условий в отношении приватности, обезличивания и информационной безопасности. Особую тревогу вызывает потенциальная возможность использования методов цифрового фенотипирования не только в терапевтических целях, но и для скрытого надзора и контроля. Как было отмечено на форуме Федерации европейских нейронаук, раскрытие

возможностей смартфонного фенотипирования возбуждает не только научный энтузиазм, но и закономерное беспокойство касательно потенциального всеобъемлющего надзора за состоянием отдельных граждан и общества в целом [9].

Важным этическим требованием выступает информированное согласие и прозрачность использования данных. Пользователи обязаны ясно понимать, какие сведения собираются, как они обрабатываются и с какой целью могут быть применены. Проект POISE реализует фундаментально важный подход, при котором обработка данных происходит на устройстве пользователя без пересылки информации на внешние сервера, что уменьшает риски утечки личной информации [6].

Дополнительные ограничения относятся к репрезентативности данных. Цифровые площадки могут быть менее доступны для некоторых слоев населения (пожилые люди, лица с низким социально-экономическим статусом, обитатели территорий с ограниченным доступом к интернету), что создает опасность системных перекосов в данных и ограничивает возможность распространения результатов. Изучение КНР Youth Mental Health Hub, включающее свыше 23 миллионов взаимодействий, выявило значительные территориальные различия в доступности цифровых служб психологической помощи, что требует учета при интерпретации данных [2].

Используемые модели не должны становиться инструментом автоматической классификации или скрытой оценки ментального состояния человека. С научной позиции, корректно считать обнаруженные психоэмоциональные закономерности вероятностными и зависящими от контекста, а не абсолютными личностными чертами. Принятие во внимание этих ограничений является неотъемлемым условием для ответственного использования анализа больших данных на цифровых платформах психологической поддержки.

Особого внимания заслуживает проблема алгоритмической неподвзятости. Исследования демонстрируют, что модели машинного обучения, тренированные на данных преимущественно европеоидной популяции, могут показывать существенно меньшую точность при приложении кинематическим группам. К примеру, анализ голосовых индикаторов депрессии требует настройки с учетом языковых и культурных особенностей, чтобы избежать систематических погрешностей [10].

**Заключение.** Проведенный анализ доказывает, что задействование Big Data аналитики в сфере цифровых сервисов психологической помощи открывает беспрецедентные перспективы для исследования психоэмоционального фона пользователей.

В противоположность классическим методикам, которые фокусируются на единичных замерах и заранее утвержденных классификаторах, анализ обширных объемов информации о поведении дает возможность обнаруживать стабильные психоэмоциональные схемы и типы субъективного благополучия, которые отражают динамику взаимодействия индивида с цифровым пространством.

Идентификация подобных паттернов формирует фундамент для более адаптивной и индивидуально настроенной помощи, базирующейся на фактических поведенческих особенностях пользователей, а не на усредненных схемах. Тем не менее, научно обоснованное и этическое применение данной методологии обязывает учитывать пределы такой интерпретации и неукоснительно следовать правилам обработки конфиденциальной информации. Продолжение совершенствования подходов к анализу больших данных в тандеме с ответственным отношением к их эксплуатации способно подтолкнуть создание более точного и чуткого инструментария для цифровой психосоциальной поддержки [3,5].

Приоритетными векторами для дальнейших изысканий выступают создание алгоритмов федеративного обучения, которые позволят производить анализ данных без их консолидации в одном месте, разработка интерпретируемых для врачей и клиентов моделей искусственного интеллекта, а также реализация продольных изысканий для оценки влияния цифровых вмешательств на протяжении длительного времени. Объединение данных из

разнообразных источников – начиная от гаджетов с функцией трекинга и заканчивая электронными медкартами – даст возможность сформировать всеобъемлющее представление о психическом состоянии и откроет новые горизонты в области профилактики, своевременного обнаружения и индивидуализированного лечения ментальных нарушений.

#### **Список литературы**

- [1] Insel T. R. Digital phenotyping: Technology for a new science of behavior. *JAMA*. 2017;318(13):1215–1216. DOI: 10.1001/jama.2017.11295.
- [2] Onnela J.-P., Rauch S. L. Harnessing smartphone-based digital phenotyping to enhance behavioral and mental health. *Neuropsychopharmacology*. 2016;41(7):1691–1696. DOI: 10.1038/npp.2016.7.
- [3] Lazer D., Pentland A., Adamic L., Aral S., Barabási A.-L., Brewer D. et al. Computational social science. *Science*. 2009;323(5915):721–723. DOI: 10.1126/science.1167742.
- [4] Shatte A. B. R., Hutchinson D. M., Teague S. J. Machine learning in mental health: A scoping review of methods and applications. *Psychological Medicine*. 2019;49(9):1426–1448. DOI: 10.1017/S0033291719000151.
- [5] Kitchin R. Big Data, new epistemologies and paradigm shifts. *Big Data & Society*. 2014;1(1):1–12. DOI: 10.1177/2053951714528481.
- [6] Vlisides-Henry R. D., Gao M., Thomas L., Kaliush P. R., Conradt E., Crowell S. E. Digital Phenotyping of Emotion Dysregulation Across Lifespan Transitions to Better Understand Psychopathology Risk. *Frontiers in Psychiatry*. 2021. DOI: 10.3389/fpsyt.2021.689662.
- [7] Torous J., Kiang M. V., Lorme J., Onnela J. P. New dimensions and new tools to realize the potential of RDoC: digital phenotyping via smartphones and connected devices. *Translational Psychiatry*. 2017;7(3):e1053. DOI: 10.1038/tp.2017.25.
- [8] World Health Organization. World mental health report: transforming mental health for all. Geneva: WHO; 2022.
- [9] Дьяконова В. Е. Новости биологии развития: отчет о Форуме Федерации европейских нейронаучных обществ. ИБР РАН; 2018.
- [10] Leow A., et al. BiAffect: A smartphone-based digital phenotyping platform for mood disorders. *IEEE Spectrum*. 2024.

#### **Авторский вклад**

**Казак Тамара Владимировна** – постановка научной проблемы исследования, формирование концепции изучения психоэмоциональных паттернов в цифровых средах, научное руководство исследованием и методологическое сопровождение работы.

**Василькова Анастасия Николаевна** – участие в разработке исследовательского подхода к анализу больших данных, анализ современных технологий обработки данных и методов кластеризации, подготовка материалов для обсуждения перспектив применения цифровых платформ психологической поддержки.

**Ковальчук Андрей Алексеевич** – формирование концепции исследования, анализ и обобщение научных источников, разработка логики исследования, написание и редактирование текста статьи.

## **IDENTIFICATION OF PSYCHOEMOTIONAL PATTERNS BASED ON BIG DATA ANALYSIS IN DIGITAL PSYCHOLOGICAL SUPPORT PLATFORMS**

***T.V. Kazak***

*Doctor of Psychology, Professor  
Head of the Department of  
Engineering Psychology and  
Ergonomics*

***A.A. Kovalchuk***

*Student, Department of  
Engineering Psychology and  
Ergonomics*

***A.N. Vasilkova***

*Senior Lecturer, Department of  
Engineering Psychology and  
Ergonomics*

**Abstract.** The article presents a method for identifying users' psycho-emotional behavior based on the analysis of big data generated by digital psychological support platforms.

**Keywords:** big data, digital platforms, psychological support, clustering, patterns.