

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ СТАТИСТИЧЕСКОЙ ФИЗИКИ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ ВОЛН В МОЛОДЕЖНОЙ ЦИФРОВОЙ СРЕДЕ

*Душабаева А.А., студентка группы ФН4-61Б
Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана*

*Научный руководитель: Ламинина О.Г., кандидат философских наук,
доцент кафедры «Информационная аналитика и политические технологии»*

Аннотация: В статье рассматривается возможность применения аппарата статистической физики и теории фазовых переходов для моделирования распространения информационных волн в молодёжной цифровой среде. Обоснована аналогия между процессом распространения мемов, новостей и иных информационных единиц и динамикой моделей Изинга и контактного распространения. Предложена модификация модели SIR с учётом эффектов социального доказательства и когнитивного диссонанса, характерных для молодёжной аудитории.

Ключевые слова: информационные волны, статистическая физика, модель Изинга, молодёжная цифровая среда.

Современная молодёжная цифровая среда представляет собой сложную динамическую систему, в которой информация распространяется со скоростью, сравнимой с физическими процессами переноса. Эффективное управление социальными процессами требует не только качественного, но и количественного описания динамики информационных потоков [1]. При этом молодёжная аудитория демонстрирует особую восприимчивость к информационным волнам, что связано с высокой сетевостью коммуникации, низким порогом критического восприятия и повышенной эмоциональной реактивностью [5]. Феномен «виральности», когда информационное сообщение за короткое время охватывает значительную долю аудитории, до сих пор не получил удовлетворительного количественного объяснения в рамках классических социологических моделей. Цель настоящей работы – предложить формализм статистической физики для описания распространения информационных волн в молодёжной цифровой среде и показать, что ключевые эффекты (виральность, затухание, резонанс) могут быть интерпретированы через понятия фазовых переходов и критических явлений.

В основе предлагаемого подхода лежит сопоставление элементов цифровой среды частицам статистической системы. Пользователь или аккаунт в социальной сети уподобляется частице, его состояние «вовлечён – не вовлечён» кодируется переменной типа спина, а сила социаль-

ной связи между пользователями интерпретируется как энергия взаимодействия. Уровень информационного шума и критичность мышления аудитории выступают аналогом температуры, а целенаправленная информационная кампания – внешнего поля. Данная аналогия не является произвольной: она опирается на тот факт, что социальные сети обладают структурой, близкой к безмасштабным графам, для которых в статистической физике разработаны эффективные методы анализа. Ключевым преимуществом такого подхода является возможность использования хорошо разработанного математического аппарата: методов Монте-Карло, теории среднего поля и ренормгруппы для анализа социальных процессов [8].

Простейшая модель распространения информации в однородной молодёжной среде может быть представлена гамильтонианом типа Изинга. Этот гамильтониан учитывает, как попарное взаимодействие между пользователями (тенденцию подражать мнению друзей), так и воздействие внешнего информационного поля (целенаправленную кампанию):

$$H = -J \sum_{\langle i,j \rangle} s_i s_j - h \sum_i s_i,$$

где $s_i = \pm 1$ – состояние пользователя i (вовлечён/не вовлечён), J – параметр социального влияния (сила взаимодействия между пользователями), h – внешнее информационное воздействие. Суммирование $\langle i, j \rangle$ ведётся по ближайшим соседям в социальном графе, то есть по пользователям, непосредственно связанным в социальной сети. Положительное значение J означает, что пользователи стремятся к согласованному состоянию (конформизм), тогда как отрицательное J описывало бы антиконформизм, что для большинства социальных сетей является нетипичным.

Вероятность перехода пользователя из одного состояния в другое описывается динамикой Глаубера, которая является стандартным способом моделирования неравновесных процессов в статистической физике:

$$P(s_i \rightarrow -s_i) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{\Delta E}{T_{\text{inf}}}\right)},$$

где T_{inf} – аналог температуры, характеризующий уровень критичности аудитории. Чем выше T_{inf} , тем менее устойчиво мнение отдельного пользователя, и тем более хаотичными являются флуктуации в системе. Для молодёжной среды этот параметр обычно выше, чем для старших возрастных групп, что объясняет повышенную флуктуационность и быструю смену трендов, наблюдаемые в молодёжных сегментах TikTok, VK и Telegram [8].

В рамках предложенной модели переход от локального распространения информации, когда вовлечена лишь небольшая группа пользователей, к глобальному охвату, когда информация становится «вирусной», интерпретируется как фазовый переход второго рода. Критическое значение параметра социального влияния J_c определяется структурой социального графа. Для графа с распределением степеней

$$P(k) \sim k^{-\gamma},$$

то есть для безмасштабной сети, характерной для социальных медиа, порог распространения может быть существенно ниже, чем для случайного графа Эрдёша – Реньи [8]. Это объясняет, почему в реальных социальных сетях даже слабый информационный сигнал способен привести к лавинообразному распространению.

Параметр порядка – намагниченность

$$m = \langle s_i \rangle,$$

которая представляет собой среднюю долю вовлечённых пользователей, – вблизи критической точки ведёт себя согласно степенному закону:

$$m \sim (J - J_c)^\beta,$$

где β – критический индекс. Универсальность этого закона означает, что вне зависимости от конкретной природы информационного сообщения, его распространение вблизи порога виральности подчиняется одним и тем же количественным закономерностям. Для безмасштабных сетей β может принимать значения, отличные от классических универсальных классов (например, от значений для двумерной модели Изинга), что требует эмпирической калибровки на данных конкретных платформ. Это открывает возможность для прогнозирования: зная структуру социального графа и измерив текущий уровень вовлечённости, можно предсказать, перейдёт ли информационная волна в виральную стадию.

Классическая модель SIR (Susceptible – Infected – Recovered), широко применяемая в эпидемиологии, дополняется двумя феноменами, характерными для молодёжной цифровой среды. Первый феномен – это эффект социального доказательства: вероятность вовлечения нового пользователя растёт с числом уже вовлечённых друзей. Второй феномен – эффект когнитивного диссонанса: после затухания информационной волны часть пользователей переходит не в нейтральное состояние, из которого они могут быть повторно вовлечены, а в особое «иммунное» состояние с повышенным порогом восприятия аналогичной информации.

Динамика в этом случае задаётся системой дифференциальных уравнений:

$$\frac{ds}{dt} = -\beta si + \gamma i,$$

$$\frac{di}{dt} = \beta si - \alpha i - \delta i,$$

$$\frac{dr}{dt} = \alpha i,$$

$$\frac{db}{dt} = \delta i.$$

Здесь s , i , r , m – доли восприимчивых (susceptible), вовлечённых (infected), восстановившихся (recovered) и «иммунизированных» (immune) пользователей соответственно. Параметр β – коэффициент восприимчивости, зависящий от температуры T_{inf} (чем выше температура, тем выше β). Параметр α – скорость потери интереса к информации, а δ – скорость формирования долговременного иммунитета. Численное моделирование показывает, что при определённых соотношениях параметров, а именно когда

$$\beta \frac{s}{\alpha + \delta} > 1,$$

в системе возникают автоволновые режимы. Это означает, что информационные кампании могут приобретать периодический характер: волна затухает, затем через некоторое время возникает новая волна на той же или близкой теме. Такой эффект хорошо известен в практике информационного противоборства, когда после опровержения одной фэйковой новости через некоторое время появляется её новая версия.

Предложенные модели имеют ряд ограничений, которые следует учитывать при их практическом применении. Во-первых, модель Изинга предполагает, что все пользователи одинаковы (однородная среда), тогда как реальная молодёжная аудитория стратифицирована по возрасту, интересам, уровню цифровой грамотности. Во-вторых, динамика Глаубера описывает переходы между состояниями как марковский процесс без памяти, тогда как в реальности пользователи помнят о своём предыдущем вовлечении. В-третьих, параметры J , T_{inf} , β , α , δ не являются фиксированными, а могут меняться со временем в зависимости от внешних факторов (политическая обстановка, новостная повестка). Тем не менее, даже в таком упрощённом виде предложенный подход имеет важное практическое значение для информационной аналитики. Он позволяет количественно оценивать порог виральности информационного сообщения в зависимости от структуры социального графа и характеристик аудитории, прогнозировать долговременную динамику распространения информации (затухание, резонанс, множественные волны), а также оптимизировать стратегии информационно-аналитического сопровождения государственной молодёжной политики [4]. Методы ста-

тистической физики предоставляют для этого необходимый математический аппарат, позволяющий перейти от постфактумного описания к прогнозному моделированию.

Полученные результаты свидетельствуют о применимости методов статистической физики и теории фазовых переходов для описания распространения информационных волн в молодёжной цифровой среде. Модель Изинга интерпретирует виральность как фазовый переход второго рода, объясняя пороговый характер распространения: слабый сигнал может остаться незамеченным, но при превышении критической величины социального влияния происходит лавинообразный охват аудитории. Модифицированная модель SIR с дополнительными состояниями учитывает эффекты социального доказательства и когнитивного диссонанса. Дальнейшие исследования должны быть направлены на эмпирическую калибровку моделей по данным российских социальных сетей и мессенджеров (VK, Telegram, MAX), а также на учёт неоднородности аудитории. Решение этих задач позволит создать систему прогнозного моделирования информационных процессов в молодёжной среде, что имеет значение для информационной безопасности и государственной молодёжной политики.

Литература:

1. Ахмедов М.А. Методы анализа данных в информационно-аналитическом сопровождении управленческой деятельности // Аналитические технологии в социальной сфере: теория и практика. Вып. 19. – М.: Изд-во НИЦ «Национальная безопасность», 2025. – С. 3–8.
2. Бочарников И.В. Информационно-аналитическое сопровождение специальных и полицейских операций. – Москва, 2025.
3. Информационная аналитика и информационно-аналитические технологии в контексте социального управления / Под ред. В.Н. Ремарчука, И.В. Бочарникова. – Москва, 2025.
4. Ламинина О.Г. Процессы информатизации российского общества: проблемы и перспективы // Этносоциум и межнациональная культура. – 2015. – № 11 (89). – С. 54–58.
5. Ремарчук В.Н. Информационно-аналитическая деятельность: проблемы и перспективы. В сборнике: Информационная аналитика и информационно-аналитические технологии в контексте социального управления. – Москва, 2023. – С. 16–25.
6. Ходырева С.М. Влияние генеративных нейросетей на распространение дезинформации // Аналитические технологии в социальной сфере: теория и практика. Вып. 19. – М.: Изд-во НИЦ «Национальная безопасность», 2025. – С. 133–137.
7. Шалдунова Т.Н. Духовно-нравственные традиции культуры России. В сборнике: Научный поиск в современном мире: традиции и инновации. Материалы XII Международной научно-практической конференции преподавателей высших учебных заведений. – 2020. – С. 57–60.
8. Castellano C., Fortunato S., Loreto V. Statistical physics of social dynamics // Reviews of Modern Physics. – 2009. – Vol. 81, No. 2. – P. 591–646.