

## МЕТОД ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКИХ ЗАДАЧ В СОЦИАЛЬНЫХ ГРУППАХ НА ОСНОВЕ УПРАВЛЯЕМОГО РЕКУРРЕНТНОГО БЛОКА

Т. Н. Конурбаева<sup>а</sup>, А. В. Гавриленко<sup>б</sup>

Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация

<sup>а</sup> ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-8593-4764>, ✉ [konurbaeva.tanya@mail.ru](mailto:konurbaeva.tanya@mail.ru)

<sup>б</sup> ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1837-5698>, [gavrilenko.anna.v@gmail.com](mailto:gavrilenko.anna.v@gmail.com)

*Аннотация:* в статье представлен метод прогнозирования задач в неформальных группах (семьи, друзья, круги по интересам и т. д.) для систем совместного планирования, основанный на управляемом рекуррентном блоке. Управляемый рекуррентный блок выбран как более эффективный и устойчивый к переобучению вид нейронных сетей по сравнению с рекуррентными нейронными сетями и сетями долгой краткосрочной памяти для коротких последовательностей данных. Разработан алгоритм прогнозирования, который учитывает как индивидуальные поведенческие паттерны участников, так и коллективную динамику группы, что позволяет выявлять не только персонализированные, но и совместные задачи. Для оценки качества модели используется метрика F1-меры. Такой выбор обусловлен спецификой задачи: она сводится к бинарной классификации («задача возникла» или «задача не возникла») при выраженной несбалансированности классов: подавляющее большинство временных интервалов не содержат новых задач и положительные примеры встречаются крайне редко. F1-мера, являясь гармоническим средним между точностью и полнотой, обеспечивает сбалансированную оценку, одинаково учитывая как ложноположительные, так и ложноотрицательные предсказания, т.к. эти типы ошибок имеют практическое значение: пропустить реальную задачу так же нежелательно, как и сгенерировать ложное предсказание.

*Ключевые слова:* алгоритм прогнозирования, нейронные сети, точность предсказания, метрика оценки, социальные группы.

*Для цитирования:* Конурбаева Т. Н., Гавриленко А. В. Метод прогнозирования пользовательских задач в социальных группах на основе управляемого рекуррентного блока. *Успехи кибернетики*. 2026;7(1):51–56.

*Поступила в редакцию:* 28.01.2026.

*В окончательном варианте:* 22.03.2026.

## PREDICTING TASKS IN SOCIAL GROUPS USING A GATED RECURRENT UNIT

T. N. Konurbaeva<sup>а</sup>, A. V. Gavrilenko<sup>б</sup>

Surgut State University, Surgut, Russian Federation

<sup>а</sup> ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-8593-4764>, ✉ [konurbaeva.tanya@mail.ru](mailto:konurbaeva.tanya@mail.ru)

<sup>б</sup> ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1837-5698>, [gavrilenko.anna.v@gmail.com](mailto:gavrilenko.anna.v@gmail.com)

*Abstract:* we studied task prediction for informal groups (families, friends, interest groups, etc.) in collaborative planning systems. We developed a method based on a gated recurrent unit (GRU), chosen as a more efficient and robust neural network for short sequences than standard recurrent neural networks or long short-term memory networks. We implemented a prediction algorithm that considers both individual behavioral patterns and the collective dynamics of the group, enabling the identification of personalized and collaborative tasks. We evaluated the model using the F1-score, which is appropriate for this problem because it reduces to a binary classification (task / no task) with a strong class imbalance: most time intervals contain no new tasks, and positive examples are rare. The F1-score, as the harmonic mean of precision and recall, provides a balanced assessment by accounting equally for false positives and false negatives, since missing a real task is as undesirable as generating a false prediction.

*Keywords:* predicting algorithm, neural networks, prediction accuracy, evaluation metric, social groups.

*Cite this article:* Konurbaeva T. N., Gavrilenko A. V. Predicting Tasks in Social Groups Using a Gated Recurrent Unit. *Russian Journal of Cybernetics*. 2026;7(1):51–56.

*Original article submitted:* 28.01.2026.

*Revision submitted:* 22.03.2026.

## Введение

При стремительном развитии различных цифровых платформ для совместного планирования (например, Trello, Notion, Slack, Microsoft Teams) возникает потребность в интеллектуальных инструментах, которые способны предсказать дальнейшие важные задачи для участников социальных групп и подсказать, на какие задачи следует обратить внимание в ближайшее время. Социальные группы (например, коллективы по интересам, семьи, дружеские круги и т. д.) часто сталкиваются с проблемами перегруза некоторых участников, отсутствия четкого распределения задач, пропуска дедлайнов и отсутствия коммуникации между всеми участниками. Для оперативного и эффективного выполнения задач в современных реалиях нужны инструменты, которые помогут скоординировать действия участников группы, а также способные дать персонализированные рекомендации по дальнейшим задачам, исходя из ранее созданного списка.

## Метод прогнозирования задач в неформальных группах

Задачу предвосхищения потребностей участников социальных групп отлично решает прогнозирование будущих пользовательских задач. Задача в контексте совместной деятельности — это не статичное требование, а динамичное событие, разворачивающееся во времени и требующее учета различных факторов: будет ли задача создана в ближайшее время, тип задачи (например, уход за собой, бытовые дела, развлечения, общение), временные параметры, а также контекст (связь с другими задачами, участие конкретных участников, зависимость от внешних событий).

Чтобы спрогнозировать следующий шаг пользователя, может быть недостаточно традиционных методов, например, правило-ориентированных систем, статистических моделей (ARIMA, экспоненциальное сглаживание) или даже простых рекомендательных алгоритмов, которые не так эффективно могут обработать многомерные, динамичные и сильно разреженные последовательности [1]. В то же время современные методы глубокого обучения, особенно рекуррентные архитектуры, демонстрируют высокий потенциал в моделировании временных зависимостей в поведении пользователей.

В данной работе наиболее удачным методом для прогнозирования задач на основе исторических пользовательских данных будет рекуррентный управляемый блок (GRU), что обусловлено спецификой задачи совместного планирования.

Рисунок 1 наглядно показывает структуру GRU.

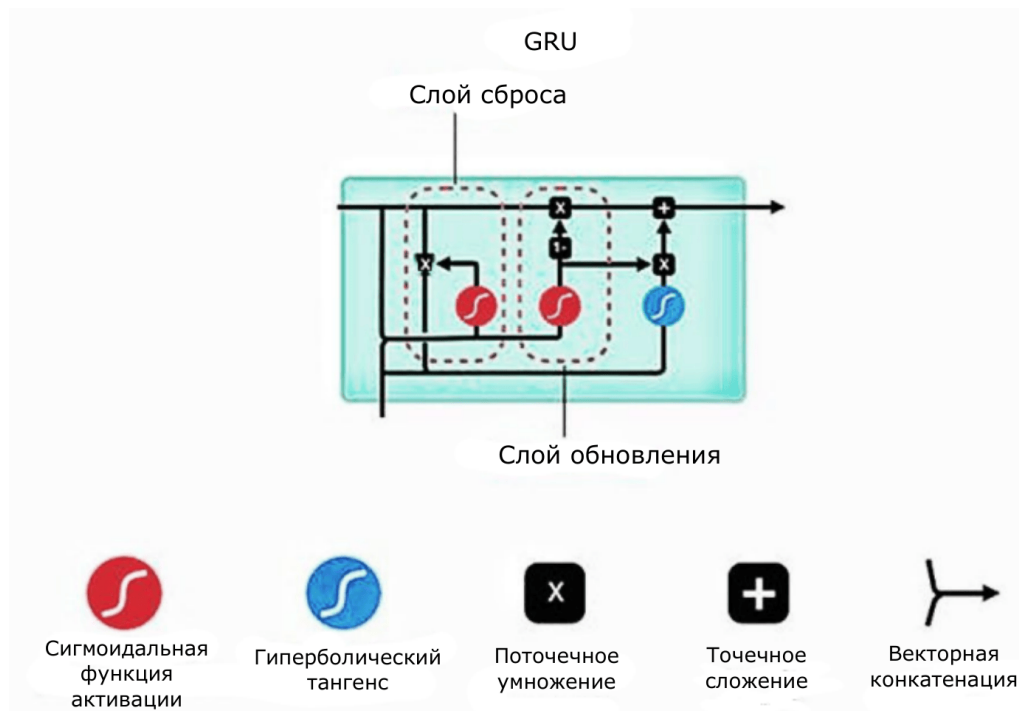


Рис. 1. Структура управляемого рекуррентного блока

Управляемые рекуррентные блоки (GRU) решают проблемы затухания градиента и пробелов в контексте во время долгого промежутка времени, с чем не справляются традиционные рекуррентные

нейронные сети (RNN) [2, 3, 4]. При планировании особенно важно запоминание контекста предыдущих задач, чтобы правильно подсказывать участникам группы дальнейшие действия. Долгая краткосрочная память (LSTM) тоже способна решать проблемы затухания градиента, однако в сравнении с GRU имеет большее количество параметров, требует большего объема обучающих выборок и вычислительных ресурсов [5, 6]. К примеру, GRU отлично подходят для формирования пользовательских списков задач на неделю или несколько дней, которые имеют временные зависимости средней длины.

Для совместного планирования LSTM является избыточной, т. к. отсутствуют сложные временные зависимости, также GRU показывает зачастую точность при анализе коротких или шумных временных рядов, которая сравнима или превосходит LSTM и традиционные статистические подходы (например, ARIMA и методы сглаживания). Поэтому GRU-нейросети считаются оптимальным решением для прогнозирования предстоящих пользовательских задач и мероприятий.

### Алгоритм прогнозирования пользовательских задач

Разработана и проиллюстрирована схема (рисунок 2), которая показывает этапы прогнозирования будущих задач пользователей с помощью GRU.



**Рис. 2.** Блок-схема алгоритма прогнозирования, учитывающего предыдущие пользовательские задачи

Работа алгоритма осуществляется по следующим этапам:

1. Анализ и подготовка пользовательской истории задач.

Данные по созданным задачам пользователей собираются в системе, очищаются от ошибок, нормализуются, чтобы в дальнейшем модель могла с максимальной точностью выдать рекомендации, актуальные для конкретных групп пользователей. Поэтому на этом этапе устраняются как грамматические ошибки, так и логические несоответствия, унифицируются все даты, пропущенные поля для

сохранения целостности данных заполняются или удаляются, а данные по категориям меняются на код в виде чисел.

## 2. Формирование обучающих подмножеств.

Данные, которые были собраны на предыдущем этапе, подразделяются на три подмножества (обучающая, валидационная и тестовая выборки).

## 3. Обучение рекуррентной нейросети на основе GRU.

Для обучения модели нейросети с использованием обучающей выборки и настройки гиперпараметров для выявления переобучения модели используется валидационная выборка.

## 4. Формирование персонализированных рекомендаций.

Система выдает прогноз будущих задач для пользователя, который строится на основе его выполненного и текущего списка задач и который поможет спланировать, скоординировать дальнейшие действия.

## 5. Обратная связь от пользователя.

Ознакомившись с рекомендациями по дальнейшим задачам, пользователь может принять их, отклонить или по необходимости редактировать, эти действия будут внесены в базу данных.

## 6. Совершенствование модели.

Данные о задачах (о выполненных и новых внесенных пользователем) используются для оценки точности прогноза, что позволяет модели совершенствоваться и адаптироваться под изменения в поведении пользователей (увеличение/уменьшение динамики выполнения задач, изменение приоритетов и предпочтений), а также способствует выдаче актуальных рекомендаций для пользователей.

Рассмотрим пример применения предложенного алгоритма прогнозирования. В качестве входных данных используется историческая информация о задачах пользователя, включающая как завершенные, так и текущие обязательства. Например, есть список следующих пользовательских задач:

1. Название: стрижка; описание: посещение парикмахера на ул. Ленина, 26; статус: завершено; время выполнения: 1 час; приоритет: высокий; ответственные: пользователь1; дедлайн: 1 февраля 2025 г.

2. Название: уборка; описание: генеральная уборка квартиры; статус: завершено; время выполнения: 2 часа; приоритет: средний; ответственные: пользователь2; дедлайн: 3 февраля 2025 г.

3. Название: эндокринолог; описание: плановый осмотр у врача в клинике «Labroom» на ул. Энгельса, 11; статус: завершено; время выполнения: 3 часа; приоритет: высокий; ответственные: пользователь1; дедлайн: 2 февраля 2025 г.

4. Название: подарки; описание: выбор и покупка подарков к Новому году; статус: не начато; время выполнения: 21 день; приоритет: высокий; ответственные: пользователь2; дедлайн: 31 декабря 2025 г.

Затем происходит обработка:

## 1. Очистка и унификация данных.

## 2. Формирование обучающих подмножеств.

## 3. Обучение рекуррентной нейросети на основе GRU.

## 4. Формирование персонализированных рекомендаций.

После этого будет показан список задач, которые могут потребоваться:

1. Название: сдача анализов; описание: сдать анализы в клинике после визита к эндокринологу; статус: рекомендовано; время выполнения: 2 часа; приоритет: высокий; ответственные: пользователь1; дедлайн: 5 февраля 2025 г.

2. Название: организация хранения вещей; описание: систематизация сезонных вещей после генеральной уборки; статус: рекомендовано; время выполнения: 5 часов; приоритет: средний; ответственные: пользователь2; дедлайн: 7 февраля 2025 г.

3. Название: подбор витаминного комплекса; описание: исследование и покупка добавок по рекомендации врача или на основе текущего состояния здоровья; статус: рекомендовано; время выполнения: 2 часа; приоритет: средний; ответственные: пользователь1; дедлайн: 6 февраля 2025 г.

4. Название: составление списка гостей на Новый год; описание: планирование круга приглашенных, обсуждение формата праздника; статус: рекомендовано; время выполнения: 2 дня; приоритет: средний; ответственные: пользователь2; дедлайн: 15 ноября 2025 г.

Просмотрев рекомендации, пользователи могут согласиться с ними, отказаться от их выполне-

ния или внести свои коррективы, что отобразится в базе данных.

После этого модель дообучается и обновляется с учетом новых данных.

Алгоритм помогает пользователям экономить время при планировании, подсказывая те задачи, которые могут понадобиться в будущем, учитывая предыдущий контекст задач. За счет того, что модель получает обратную связь от пользователей и дообучается на новых данных, прогнозы будут оставаться актуальными для пользователей.

### Метрика для оценки точности алгоритма прогнозирования пользовательских задач

Чтобы оценить качество алгоритма прогнозирования, применяется метрика F1-мера (F1-Score), которая будет учитывать как точность предсказаний задач, так и их полноту [7], что позволяет понять, насколько хорошо алгоритм предсказывает важные задачи. Важно, чтобы для помощи пользователям учитывались как частые задачи, которые пользователи выполняют почти ежедневно, так и редкие задачи, которые актуальны только в определенный промежуток времени.

Полнота и точность в стандартном виде имеют взаимосвязь, представленную на рисунке 3.

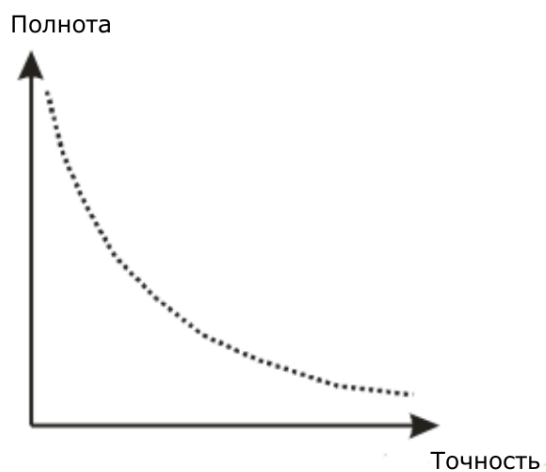


Рис. 3. Зависимость полноты и точности [8]

Для расчета точности (Precision) используется формула 1:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (1)$$

где TP — результат предсказания, где модель верно предсказала задачу; FP — результат предсказания, где модель предсказала задачу, которая не несет актуальности для пользователя.

Полнота (Recall) рассчитывается по формуле 2:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (2)$$

где TP — результат предсказания, где модель верно предсказала задачу; FN — результат предсказания, где модель пропустила задачу, которая для пользователя важна.

Для расчета F1-меры используется формула 3:

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3)$$

где Precision — точность результата прогноза будущей задачи для пользователя; Recall — полнота результата прогноза пользовательской задачи.

Пропуск задачи при прогнозировании может стать критичной ошибкой, т.к. у пользователя не происходит экономии времени при планировании, также дополнительная нагрузка может возникнуть из-за рекомендации совершенно бесполезных задач. Такую ошибку могут допустить регрессии (средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратичная ошибка (MSE)), поэтому выбирать их основной мерой будет не самым оптимальным вариантом.

Важно учитывать баланс между точностью и полнотой предсказаний, поскольку пропуск важных задач приводит к потере времени при планировании, поэтому оценивать работу алгоритма нужно максимально точно, для чего F1-мера и становится самым подходящим вариантом для применения.

### Заключение

Таким образом, GRU-сети имеют преимущество перед RNN, LSTM и классическими моделями (ARIMA, экспоненциальное сглаживание), т. к. они устойчивы к переобучению и эффективны для коротких последовательностей, что делает их максимально подходящими для прогнозирования будущих пользовательских задач, также эти сети способны учитывать привычки и динамику выполнения задач участников в социальных группах. Наиболее оптимальным вариантом метрики оценки алгоритма является F1-мера, учитывающая сильную несбалансированность данных.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Платонова А. И., Попов, В. С. Сравнение точности моделей прогнозирования временных рядов: ARIMA, Prophet, LSTM и GRU. *Современные инновации, системы и технологии*. 2025;5(2):3061–3070. DOI: 10.47813/2782-2818-2025-5-2-3061-3070.
2. Гафаров Ф. М. *Нейронные сети в PyTorch*. Казань: Казанский федеральный университет; 2024. 106 с.
3. Созыкин А. В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей. *Вестник ЮУрГУ*. 2017;6(3):28–59. DOI: 10.14529/cmse170303.
4. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. *Глубокое обучение*. М.: ДМК Пресс; 2018. 652 с.
5. Hochreiter J. *Untersuchungen zu dynamischen neuronalen Netzen*. München: Technische Universität München; 1991. 74 с.
6. Конурбаева Т. Н., Гавриленко А. В. Метод и алгоритм прогнозирования дальнейших задач и мероприятий пользователей на основе исторических данных в системе совместного планирования. *Фундаментальные, поисковые, прикладные исследования и инновационные проекты: сборник трудов Национальной научно-практической конференции*. Москва, 2025:597–600.
7. Конурбаева Т. Н. Метрика оценки точности предсказаний для алгоритма прогнозирования пользовательских задач в социальных группах. *Наука сегодня: актуальные исследования: сборник статей II Всероссийской научно-практической конференции*. Петрозаводск, 2025:319–323.
8. Кугаевских А. В., Муромцев Д. И., Кирсанова О. В. *Классические методы машинного обучения*. СПб: Университет ИТМО; 2022. 53 с.