ABSTRACT

DOI 10.36074/grail-of-science.29.05.2026.126

ТЕМПОРАЛЬНІ ГРАФОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ СТРАХОВИХ ВИПЛАТ

Луценко Олександр Володимирович
аспірант кафедри інформаційних систем та мереж
Національний університет «Львівська політехніка», Україна

Науковий керівник: Щербак Сергій Сергійович
кандидат технічних наук, доцент, старший науковий співробітник
доцент кафедри інформаційних систем та мереж
Національний університет «Львівська політехніка», Україна

Постановка проблеми. Прогнозування страхових виплат є складною задачею, оскільки розмір виплати залежить від послідовності подій, поведінки страхувальників, взаємодій із провайдерами та давності попередніх вимог. Табличні моделі й статичні графові нейронні моделі (ГНМ) фіксують атрибути або структуру зв'язків, але не відображають точний порядок подій, тому страхові дані доцільно подавати як темпоральний граф.

Аналіз досліджень та публікацій. Оцінка темпоральних графів підтверджує потребу в окремих наборах даних і метриках для оцінювання моделей на динамічних графах [1]. Систематизація сучасних ГНМ для темпоральних графів показує, що їхня перевага полягає в поєднанні структурних зв'язків із часовою динамікою [2]. Огляд динамічних графових нейронних мереж акцентує, що архітектури по-різному моделюють зміну вузлів, ребер і параметрів моделі, тому їхня ефективність залежить від задачі [3].

Мета роботи. Метою роботи є обґрунтування підходу до прогнозування страхових виплат на основі TGNN, який враховує динамічні взаємодії між страхувальниками, вимогами, провайдерами та активами. Для цього необхідно подати страховий портфель як темпоральний граф і порівняти архітектури Temporal GraphSAGE, TGAT, TGN та EvolveGCN.

Виклад основного матеріалу. Страховий портфель подано як темпоральний граф: вузлами є страхувальники, страхові вимоги, сервісні провайдери та активи, а ребрами - взаємодії між ними з часовими мітками. Ознаки вузлів описують характеристики об'єктів, а ознаки ребер фіксують тип події, фінансові параметри, зміну очікуваної виплати та час від попередньої взаємодії.

Експерименти виконано на синтетичному графі за п'ятирічний період моделювання: приблизно 180 000 вузлів, 1,2 млн подій із часовими мітками, 350 000 вузлів страхових вимог і 500 000 взаємодій між страхувальниками та

All rights reserved | Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License

провайдерами. Для прогнозування виплати порівняно статичну GraphSAGE, Temporal GraphSAGE, TGAT, TGN та EvolveGCN за RMSE, MAE, R^2 і часом навчання.

Таблиця 1

Результати порівняння моделей для прогнозування страхових виплат

Модель	RMSE ↓	MAE ↓	R^2 ↑	Час, с
Static GraphSAGE	0.2800	0.2500	-0.0250	14.40
Temporal GraphSAGE	0.2811	0.2458	-0.0020	14.44
TGAT	0.0551	0.0469	0.9615	362.43
TGN	0.3368	0.2805	-0.2955	6.94
EvolveGCN	0.3416	0.2856	-0.3206	8.96

[авторська розробка]

Результати свідчать, що TGAT є найточнішою архітектурою: RMSE = 0.0551, MAE = 0.0469 та R^2 = 0.9615. Порівняно зі статичною GraphSAGE, похибка зменшилася приблизно на 80 %, що підтверджує значення неперервного часового кодування та attention-механізму. Temporal GraphSAGE майже не покращила базовий рівень через втрату порядку подій у snapshot-інтервалах, а TGN і EvolveGCN були менш придатними для цієї регресійної задачі. Для практичної реалізації доцільно використовувати Neptune Streams, SageMaker, MLflow і PyTorch Geometric Temporal.

Висновки та пропозиції. Запропоновано підхід до прогнозування страхових виплат на основі темпоральних графових нейронних мереж, який відрізняється від існуючих табличних і статичних графових підходів урахуванням часової послідовності взаємодій між страхувальниками, вимогами, провайдерами та активами, що дозволяє точніше моделювати зміну ризику та зменшити похибку прогнозу. Розроблено метод формування й аналізу темпорального страхового графа з порівнянням Temporal GraphSAGE, TGAT, TGN та EvolveGCN, що забезпечує вибір архітектури відповідно до характеру страхових подій, на відміну від існуючих підходів, які розглядають модель навчання окремо від динамічного подання даних. Подальші дослідження доцільно спрямувати на перевірку методу на реальних страхових даних, оптимізацію TGAT і додавання механізмів пояснюваності.

Список використаних джерел:

[1] Huang, S., Poursafaei, F., Danovitch, J., Fey, M., Hu, W., Rossi, E., Leskovec, J., Bronstein, M., Rabusseau, G., & Rabbany, R. (2023). Temporal graph benchmark for machine learning on temporal graphs. Advances in Neural Information Processing Systems, 36. https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.01026

[2] Longa, A., Lachi, V., Santin, G., Bianchini, M., Lepri, B., Liò, P., Scarselli, F., & Passerini, A. (2023). Graph neural networks for temporal graphs: State of the art, open challenges, and opportunities. Transactions on Machine Learning Research. https://openreview.net/forum?id=pHCdMat0gI

[3] Zheng, Y., Yi, L., & Wei, Z. (2025). A survey of dynamic graph neural networks. Frontiers of Computer Science, 19(6), 196323. https://doi.org/10.1007/s11704-024-3853-2

 Авторські права захищені | Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License

TEMPORAL GRAPH NEURAL NETWORKS FOR INSURANCE CLAIM PAYOUT PREDICTION

Oleksandr Volodymyrovych Lutsenko
PhD student of the Department of Information Systems and Networks
Lviv Polytechnic National University, Ukraine
Scientific supervisor: Serhii Serhiiovych Shcherbak
Ph.D. in Technical Sciences, Associate Professor, Senior Researcher
Associate Professor of the Department of Information Systems and Networks
Lviv Polytechnic National University, Ukraine

Дата публікації: 29.05.2026

Дата першого надходження статті до видання: 01.05.2026
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 17.05.2026

All rights reserved | Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License