

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.20>

УДК 004.8:004.912

## Графово-контекстна модель семантичного представлення діалогів у цифрових сервісах психологічної підтримки населення

Чистотін Олексій Володимирович<sup>1)</sup>

ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-1280-4292>; [cadilluck@stud.op.edu.ua](mailto:cadilluck@stud.op.edu.ua)

Годовиченко Микола Анатолійович<sup>1)</sup>

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5422-3048>; [hodovychenko@op.edu.ua](mailto:hodovychenko@op.edu.ua). Scopus Author ID: 57188700773

<sup>1)</sup> Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

### АНОТАЦІЯ

У статті розглянуто задачу семантичного представлення діалогів у цифрових сервісах психологічної підтримки населення. Актуальність дослідження зумовлена тим, що повідомлення у таких сервісах часто є короткими, неповними та контекстно залежними, а їх зміст визначається не лише текстом, але й роллю автора, попередніми репліками, тематичними ознаками, емоційними маркерами та поточним станом діалогу. Метою роботи є розроблення графово-контекстної моделі семантичного представлення діалогів, яка забезпечує формалізований опис реплік, ролей учасників, тематичних ознак, емоційних маркерів, комунікативних намірів, діалогових станів і зв'язків між ними. Запропонована модель подає діалог не як лінійну послідовність ізольованих повідомлень, а як неоднорідну семантичну структуру. У межах моделі формалізовано вхідну структуру діалогу, семантичний профіль репліки, множини вузлів і зв'язків, типи зв'язків, механізм зважування контекстних залежностей та подання діалогу як траскторії смислових станів. Семантичний профіль репліки поєднує текстове представлення, роль автора, позицію в діалозі, локальний контекст, тематичний та емоційний компоненти, комунікативний намір, рівень невизначеності та службову ознаку. Окремо визначено правила типізації вузлів і зв'язків графа, що дозволяє відокремити послідовні, рольові, тематичні, емоційні, інтенційні, станові та контекстні залежності між елементами діалогу. Запропоноване представлення може використовуватися як вхідний формалізований об'єкт для подальшої класифікації реплік, визначення діалогових станів, аналізу переходів між ними та побудови пояснювальної підструктури результату. Експериментальне дослідження показало, що використання графово-контекстного представлення підвищує якість класифікації реплік і визначення діалогових станів порівняно з текстовими та лінійно-контекстними підходами. Значення Macro-F1 для класифікації реплік і TransitionAcc для визначення переходів між діалоговими станами становили нуль цілих сімдесят вісім сотих. Отримані результати підтверджують доцільність використання графово-контекстної моделі як основи для автоматизованого семантичного аналізу діалогів у цифрових сервісах психологічної підтримки.

**Ключові слова:** семантичний аналіз; обробка природної мови; графові моделі; штучний інтелект; машинне навчання; діалогові системи; класифікація тексту; контекстне моделювання; графова аналітика

**Для цитування:** Чистотін О. В., Годовиченко М. А. «Графово-контекстна модель семантичного представлення діалогів у цифрових сервісах психологічної підтримки населення». *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 1 (3): 236–248. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.20>

**Актуальність.** Цифрові сервіси психологічної підтримки населення дедалі частіше використовуються як канал первинної комунікації між людиною, яка звертається по допомогу, та консультантом або організацією, що забезпечує підтримку. У таких сервісах значна частина взаємодії відбувається у текстовій формі: користувач описує ситуацію, уточнює обставини, реагує на повідомлення консультанта, змінює тему або повертається до попереднього фрагмента розмови. У результаті формується діалоговий текст, який містить не лише окремі повідомлення, а й послідовність смислових переходів, ролі учасників, емоційні маркери, тематичні зміни та комунікативні наміри.

Автоматизований аналіз таких діалогів потрібний не для заміни фахівця психологічної підтримки, а для допоміжної обробки великих масивів текстових звернень. Він може використовуватися для попереднього групування діалогів, виявлення типових сценаріїв комунікації, визначення тематичних і емоційних акцентів, оцінювання розвитку діалогу в часі, формування структурованого подання звернень і підтримки подальшого дослідження діалогових даних. Особливо важливим є те, що результат такого аналізу має бути не лише формально точним, а й пояснюваним: необхідно розуміти, які репліки, теми, ролі або контекстні зв'язки вплинули на отриманий висновок.

Текстові повідомлення у чатах психологічної підтримки мають низку властивостей, які ускладнюють їх автоматизовану обробку. По-перше, репліки часто є короткими,

фрагментарними та залежать від попередніх повідомлень. Окрема репліка може не містити повного змісту, оскільки її інтерпретація визначається попереднім запитанням, відповіддю або уточненням. По-друге, у межах одного діалогу можуть змінюватися тема, емоційний стан, ступінь визначеності ситуації та характер взаємодії між учасниками. По-третє, у таких чатах важливо розрізняти роль автора повідомлення: одна й та сама фраза може мати різне значення залежно від того, чи її написав користувач, чи консультант. По-четверте, діалог може містити репліки, які потребують спеціальної реакції: уточнення, передавання діалогу фахівцю, формування службового повідомлення або завершення обробки.

Більшість традиційних методів обробки природної мови розглядає текст як окремий документ, речення або повідомлення. Навіть у випадку використання контекстного вікна діалог часто залишається лінійною послідовністю повідомлень, у якій недостатньо явно подано зв'язки між репліками, ролями, темами, емоційними маркерами та станами діалогу. Такий підхід може бути прийнятним для задач загальної класифікації тексту, однак він обмежений для аналізу діалогів психологічної підтримки, де зміст поточної репліки формується під впливом попередньої взаємодії.

Перспективним способом подання діалогових даних є графово-контекстний підхід. У такому разі діалог можна розглядати як неоднорідну структуру, у якій вузлами є репліки, ролі учасників, тематичні ознаки, емоційні маркери, комунікативні наміри та стани діалогу, а зв'язки описують послідовність повідомлень, авторство, тематичну близькість, емоційну пов'язаність, належність до певного стану або перехід між станами. Це дає змогу перейти від аналізу окремих повідомлень до аналізу зв'язаної семантичної структури діалогу.

У цій статті розглядається задача побудови графово-контекстної моделі семантичного представлення діалогів у цифрових сервісах психологічної підтримки населення. Основна ідея полягає у формалізації діалогу як структури взаємопов'язаних елементів, що дозволяє враховувати не лише текст реплік, а й контекст їх появи, роль автора, тематичну й емоційну інформацію, комунікативний намір і зв'язки з іншими елементами діалогу.

**Огляд наукових досліджень та публікацій.** Дослідження цифрових сервісів психологічної підтримки та аналізу текстових даних у сфері ментального здоров'я охоплюють декілька взаємопов'язаних напрямів: обробку природної мови, аналіз емоцій і тональності, виявлення комунікативних намірів, моделювання діалогів, використання трансформерних моделей, графове подання даних та пояснюваний штучний інтелект. Кожний із цих напрямів дає окремі інструменти для аналізу діалогових текстів, однак не повністю вирішує задачу цілісного семантичного представлення діалогу як зв'язаної структури.

У роботах, присвячених застосуванню обробки природної мови в задачах ментального здоров'я, показано, що текстові дані можуть містити значущі ознаки емоційного стану, самоопису проблем, поведінкових змін і характеру звернення користувача [1, 2]. Такі дослідження охоплюють аналіз повідомлень у соціальних мережах, форумах, текстових щоденниках, чатах підтримки та інших цифрових середовищах. Їхня спільна особливість полягає в тому, що текст розглядається як джерело ознак для подальшої класифікації, прогнозування або виявлення певних патернів. Водночас значна частина таких підходів зосереджена на окремих текстових фрагментах або агрегованих наборах повідомлень, тоді як внутрішня структура діалогу часто залишається другорядною.

Класичні методи семантичного аналізу тексту ґрунтуються на формуванні ознак за допомогою TF-IDF, n-грам, словникових характеристик, частотних показників або статистичних представлень документа [3]. Ці підходи є зрозумілими, обчислювально простими та придатними для базової класифікації текстових повідомлень. Однак вони мають суттєве обмеження: семантичні зв'язки між репліками, роль учасника, порядок повідомлень і зміна контексту зазвичай не подаються явно. У чатах психологічної підтримки це може призводити до втрати значущої інформації, оскільки коротка відповідь користувача може бути зрозумілою лише з урахуванням попереднього запитання або попереднього етапу діалогу.

Розвиток трансформерних моделей істотно підвищив якість автоматизованого аналізу тексту. Моделі BERT, RoBERTa, XLM-R та їхні похідні забезпечують контекстне векторне представлення текстових одиниць і дають змогу враховувати взаємозв'язки між словами в межах речення або фрагмента тексту [4], [5], [6]. Для багатомовних і україномовних застосувань особливе значення мають моделі, здатні працювати з кількома мовами та переносити знання між мовними ресурсами [6], [7]. Проте навіть сильне текстове представлення не завжди розв'язує задачу моделювання діалогу як структури. Трансформер може враховувати локальний контекст повідомлення, але не обов'язково формує явне подання ролей, станів, тематичних вузлів, емоційних маркерів і зв'язків між ними.

Окремий напрям досліджень пов'язаний з аналізом емоцій у діалогах. У задачах *emotion recognition in conversation* враховується, що емоційний стан учасника може змінюватися протягом розмови, а поточна емоційна реакція залежить від попередніх реплік [8]. Для таких задач запропоновано низку моделей, що враховують послідовність повідомлень, залежності між учасниками та контекст розмови. Зокрема, у графових підходах до розпізнавання емоцій репліки можуть подаватися як вузли, а зв'язки між ними – як відображення міжреплікових залежностей [9]. Це підтверджує доцільність графового подання діалогів, але такі моделі переважно орієнтовані на визначення емоційних класів і не охоплюють повною мірою тематичні, рольові, інтенційні та стано-орієнтовані компоненти діалогу.

Задача визначення комунікативного наміру або діалогового акту також є важливою для аналізу чатів психологічної підтримки. У цьому випадку метою є не тільки встановити, про що йдеться у повідомленні, а й визначити його функцію в розмові: звернення по допомогу, уточнення, опис ситуації, емоційна реакція, підтримувальна відповідь, пропозиція дії, завершення комунікації або необхідність передавання діалогу фахівцю [10]. Методи класифікації діалогових актів дозволяють формалізувати функціональний аспект репліки, однак у багатьох випадках вони працюють із наперед заданими класами і не враховують повної графової структури діалогу. Для цифрових сервісів психологічної підтримки важливо поєднати намір репліки з її темою, роллю автора, емоційним маркером і положенням у діалозі.

Графові моделі та графові нейронні мережі використовуються для аналізу структурованих даних, у яких важливими є не тільки ознаки окремих об'єктів, а й зв'язки між ними [11]. У контексті текстової аналітики графи можуть відображати відношення між словами, реченнями, документами, користувачами, темами або подіями. Для діалогів графове подання є природним, оскільки репліки пов'язані послідовністю, відповідями, ролями учасників, тематичною близькістю та переходами між смисловими станами. Водночас використання графового підходу саме для побудови багатокомпонентного семантичного представлення діалогів психологічної підтримки потребує окремої формалізації: необхідно визначити типи вузлів, типи зв'язків, ваги зв'язків і правила інтерпретації отриманої структури.

Пояснюваність результатів є ще одним важливим аспектом автоматизованого аналізу діалогів. У задачах обробки природної мови пояснюваний штучний інтелект розглядається як спосіб показати, які частини вхідного тексту, ознаки або проміжні представлення вплинули на рішення моделі [12], [13]. Для графових моделей пояснення може подаватися через підграф, тобто через набір вузлів і зв'язків, що мають найбільший внесок у результат [14]. У випадку діалогів психологічної підтримки таке пояснення має бути пов'язане не лише з окремими словами або токенами, а з більш змістовними одиницями: репліками, темами, ролями, емоційними маркерами, комунікативними намірами та станами діалогу.

Аналіз наукових джерел дає підстави виділити декілька обмежень існуючих підходів. По-перше, методи класифікації тексту часто орієнтовані на окреме повідомлення або документ і недостатньо враховують діалогову природу даних. По-друге, трансформерні моделі формують якісні векторні представлення, але не завжди забезпечують явну структуру зв'язків між репліками, ролями, темами й станами. По-третє, моделі аналізу емоцій і діалогових актів зазвичай розв'язують окремі задачі та не формують цілісного семантичного

подання діалогу. По-четверте, графові підходи демонструють перспективність для аналізу розмов, але потребують адаптації до специфіки цифрових сервісів психологічної підтримки, де важливими є рольова, тематична, емоційна, інтенційна та станова складові.

Таким чином, недостатньо опрацьованою залишається задача побудови єдиного графово-контекстного семантичного представлення діалогу, яке одночасно описує репліки, ролі учасників, тематичні ознаки, емоційні маркери, комунікативні наміри, стани діалогу та зв'язки між ними. Розв'язання цієї задачі дасть змогу перейти від аналізу ізольованих повідомлень до аналізу діалогу як зв'язаної семантичної структури, придатної для подальшої класифікації реплік, визначення діалогових станів, аналізу семантичної динаміки та формування пояснюваних результатів.

**Метою дослідження** є розроблення графово-контекстної моделі семантичного представлення діалогів у цифрових сервісах психологічної підтримки населення для врахування змісту реплік, ролей учасників, контекстних зв'язків, тематичних та емоційних ознак під час автоматизованого аналізу діалогових текстів.

**Графово-контекстна модель семантичного представлення діалогу.** В рамках дослідження, діалог цифрового сервісу психологічної підтримки розглядається як об'єкт, у якому зміст окремої репліки формується не тільки її текстом, а й місцем у розмові, роллю автора, попереднім контекстом, тематичними та емоційними ознаками, комунікативним наміром і станом діалогу. Тому запропонована модель не зводиться до звичайного текстового вектора повідомлення. Вона описує діалог як неоднорідну графово-контекстну структуру, у якій репліки, ролі, теми, емоційні маркери, наміри та стани подаються як пов'язані елементи.

Формально вхідний діалог подається як структура:

$$D = (M, A, \text{ord}_D, Q_D), \quad (1)$$

де  $M$  – упорядкована послідовність реплік;  $A$  – множина ролей учасників;  $\text{ord}_D$  – відношення порядку реплік;  $Q_D$  – множина службових правил коректності діалогу. Таке подання дозволяє одразу відокремити змістову частину діалогу від технічних умов його обробки: порядку повідомлень, ролей, службових маркерів та правил коректності.

Послідовність реплік визначається як:

$$M = \langle m_1, m_2, \dots, m_n \rangle. \quad (2)$$

Окрема репліка описується кортежем:

$$m_i = (id_i, b_i, a_i, p_i, \tau_i, z_i), \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (3)$$

де  $id_i$  – технічний ідентифікатор повідомлення;  $b_i$  – початковий текст репліки;  $a_i$  – роль автора;  $p_i$  – позиція репліки в діалозі;  $\tau_i$  – часовий маркер;  $z_i$  – службова ознака. Службова ознака використовується для позначення системних повідомлень, завершення діалогу або ескалаційного маркера. У межах даного дослідження ескалаційний маркер трактується як технічний сигнал для привернення уваги фахівця, а не як психологічний діагноз.

Множина ролей задається у вигляді:

$$A = \{a_u, a_c, a_s\}, \quad (4)$$

де  $a_u$  відповідає користувачу сервісу;  $a_c$  – консультанту або фахівцю підтримки;  $a_s$  – службовому повідомленню системи. Виділення ролей є важливим, оскільки однакова за текстом репліка може мати різне значення залежно від автора. Наприклад, коротке повідомлення користувача після уточнення консультанта може бути відповіддю на запитання, тоді як аналогічний короткий текст від консультанта може виконувати підтримувальну або організаційну функцію.

Для врахування локальної залежності між повідомленнями для репліки  $m_i$  вводиться контекст попередніх реплік:

$$C_i = \langle m_j \mid \max(1, i - k) \leq j < i \rangle, \quad (5)$$

де  $k$  – розмір контекстного вікна. Контекст  $C_i$  містить самі попередні репліки, а не їх числове подання. На наступному етапі з цього контексту формується векторний компонент  $c_i$ , який відображає вплив попередніх повідомлень на поточну репліку.

Базовою одиницею подальшого аналізу є семантичний профіль репліки:

$$P_i = [x_i; r_i; p_i^*; c_i; t_i; e_i; q_i; u_i; z_i]. \quad (6)$$

У цьому профілі  $x_i$  є векторним представленням початкового тексту  $b_i$ ;  $r_i$  – вектором ролі автора;  $p_i^*$  – позиційним представленням репліки;  $c_i$  – контекстним вектором;  $t_i$  – тематичним вектором;  $e_i$  – вектором емоційних маркерів;  $q_i$  – вектором комунікативного наміру;  $u_i$  – оцінкою невизначеності інтерпретації;  $z_i$  – службовою ознакою. Такий профіль забезпечує перехід від аналізу тільки тексту до аналізу тексту разом із його діалоговим оточенням.

Контекстний компонент профілю формується як зважена сума векторних представлень попередніх реплік:

$$c_i = \sum_{m_j \in C_i} \alpha_{ij} x_j. \quad (7)$$

Коефіцієнт  $\alpha_{ij}$  показує, наскільки репліка  $m_j$  важлива для інтерпретації поточного повідомлення. На відміну від простого приєднання попередніх повідомлень до тексту, таке подання дозволяє враховувати попередні репліки нерівномірно: ближчі за змістом, позицією або роллю повідомлення можуть мати більший внесок у контекст.

Вага контекстного зв'язку між двома репліками визначається як комбінація декількох складових:

$$w_{ij} = \lambda_x s_x(i, j) + \lambda_p s_p(i, j) + \lambda_t s_t(i, j) + \lambda_a s_a(i, j) + \lambda_q s_q(i, j). \quad (8)$$

Тут  $s_x(i, j)$  характеризує семантичну близькість реплік,  $s_p(i, j)$  – позиційну близькість у діалозі;  $s_t(i, j)$  – часову близькість;  $s_a(i, j)$  – рольову сумісність авторів;  $s_q(i, j)$  – сумісність комунікативних намірів. Коефіцієнти  $\lambda_x$ ,  $\lambda_p$ ,  $\lambda_t$ ,  $\lambda_a$ ,  $\lambda_q$  задають внесок відповідних складових. Це дозволяє не ототожнювати контекст лише з порядком повідомлень, а розглядати його як змістову, позиційну, часову та рольову залежність.

Після формування профілів реплік діалог перетворюється на графово-контекстну модель:

$$G_D = (V, E, w, \text{type}), \quad (9)$$

де  $V$  – множина вузлів;  $E$  – множина зв'язків;  $w$  – функція ваги зв'язку;  $\text{type}$  – функція типізації вузлів і зв'язків.

Вузли графа поділяються на декілька типів:

$$V = V_m \cup V_a \cup V_t \cup V_e \cup V_q \cup V_s, \quad (10)$$

де  $V_m$  – вузли реплік;  $V_a$  – вузли ролей;  $V_t$  – вузли тематичних ознак;  $V_e$  – вузли емоційних маркерів;  $V_q$  – вузли комунікативних намірів;  $V_s$  – вузли діалогових станів.

Відповідно зв'язки також мають різний зміст:

$$E = E_{seq} \cup E_{role} \cup E_{topic} \cup E_{emo} \cup E_{intent} \cup E_{state} \cup E_{ctx}. \quad (11)$$

Послідовні зв'язки  $E_{seq}$  відображають порядок повідомлень, рольові зв'язки  $E_{role}$  пов'язують репліку з автором, тематичні та емоційні зв'язки описують змістові характеристики, інтенційні зв'язки фіксують функцію репліки в діалозі, станові зв'язки пов'язують репліки або фрагменти з діалоговими станами, а контекстні зв'язки  $E_{ctx}$  показують змістову залежність між репліками.

Кожний вузол репліки містить семантичний профіль відповідного повідомлення:

$$\text{attr}(v_i^m)\{P_i, id_i, b_i, a_i, p_i, \tau_i, z_i\}. \quad (12)$$

Таким чином, вузол репліки не є лише позначенням текстового повідомлення. Він містить або посиляється на комплексний опис репліки, що включає її текст, роль, позицію, контекст, тему, емоційний маркер, комунікативний намір, невизначеність і службову ознаку.

Для аналізу розвитку діалогу вводиться множина діалогових станів:

$$S = \{s_{start}, s_{clar}, s_{desc}, s_{emo}, s_{sup}, s_{act}, s_{end}, s_{esc}\}. \quad (13)$$

До неї входять стани початкового звернення, уточнення, опису ситуації, емоційної реакції, підтримувальної взаємодії, пошуку варіантів дії, завершення та ескалації. Стан може визначатися як для окремої репліки, так і для локального фрагмента діалогу. У другому випадку фрагмент розглядається як носій смислового стану, а не тільки як набір сусідніх повідомлень.

Для фрагмента  $F_j^{(h)}$  стан визначається за його узагальненим представленням:

$$\hat{s}_j = \operatorname{argmax}_{s \in S} p(s | H_j, G_D). \quad (14)$$

Послідовність визначених станів утворює траєкторію розвитку діалогу:

$$S_D = (\hat{s}_1, \hat{s}_2, \dots, \hat{s}_L). \quad (15)$$

Така траєкторія дозволяє аналізувати не тільки те, до якого класу належить окрема репліка, а й те, як змінюється смислова структура діалогу – чи переходить розмова від звернення до уточнення, від опису проблеми до підтримки, від емоційної реакції до пошуку дії або до ескалаційного стану.

Результат семантичного аналізу діалогу подається як набір взаємопов'язаних об'єктів:

$$O_D = (G_D, P_D, \{\hat{y}_i\}, \{\hat{s}_j\}, B_D), \quad (16)$$

де  $G_D$  – графово-контекстне представлення діалогу;  $P_D$  – послідовність профілів реплік;  $\{\hat{y}_i\}$  – визначені класи реплік;  $\{\hat{s}_j\}$  – визначені стани фрагментів;  $B_D$  – пояснювальна підструктура результату. Пояснювальна підструктура потрібна для того, щоб результат аналізу можна було інтерпретувати через конкретні репліки, теми, емоційні маркери, наміри, стани та зв'язки між ними.

Отже, запропонована модель поєднує три рівні подання діалогу. Перший рівень зберігає послідовність повідомлень та їхні базові атрибути. Другий рівень описує кожну репліку через семантичний профіль, у якому поєднуються текстові, рольові, позиційні, контекстні, тематичні, емоційні та інтенційні ознаки. Третій рівень подає діалог як неоднорідний граф із типізованими вузлами та зв'язками. Саме поєднання цих рівнів дозволяє розглядати діалог не як набір ізольованих повідомлень, а як зв'язану семантичну структуру, придатну для класифікації реплік, визначення діалогових станів, аналізу семантичної динаміки та формування пояснюваного результату.

**Експериментальне дослідження** було спрямоване на перевірку того, чи забезпечує графово-контекстна модель підвищення якості семантичного аналізу діалогів порівняно з підходами, що використовують лише текстове або лінійно-контекстне представлення повідомлень. Перевірка виконувалася за чотирма напрямками: класифікація реплік, визначення діалогових станів, аналіз переходів між станами та оцінювання внеску окремих компонентів моделі.

Для експерименту було використано відкритий набір даних MentalChat16K [15], призначений для дослідження діалогових систем у сфері ментального здоров'я. Датасет містить англійські діалоги між клієнтом і консультантом, охоплює 33 тематичні напрями, зокрема тривогу, депресивні стани, міжособистісні стосунки, сімейні конфлікти та інші ситуації психологічної підтримки. Із загального набору даних було сформовано

експериментальну вибірку з 720 діалогів, які були використані для побудови графово-контекстного представлення, класифікації реплік і визначення діалогових станів. Загальну характеристику сформованої експериментальної вибірки наведено в Табл. 1. Перед проведенням експерименту персональні дані були вилучені або замінені технічними маркерами.

*Таблиця 1. Характеристика експериментальної вибірки*

| Показник                           | Значення |
|------------------------------------|----------|
| Кількість діалогів                 | 720      |
| Кількість реплік                   | 4800     |
| Середня кількість реплік у діалозі | 6,7      |
| Кількість ролей учасників          | 3        |
| Кількість класів реплік            | 8        |
| Кількість діалогових станів        | 8        |
| Частка реплік користувача          | 58 %     |
| Частка реплік консультанта         | 39 %     |
| Частка службових повідомлень       | 3 %      |

*Джерело: розроблено авторами*

Оскільки початковий набір даних подано англійською мовою, експериментальне дослідження виконувалося на англомовних діалогах. Для використання моделі в українськомовних цифрових сервісах психологічної підтримки необхідним є подальше формування або адаптація відповідного україномовного корпусу.

Корпус було поділено на навчальну, валідаційну та тестову частини у співвідношенні 70 : 15 : 15. Поділ здійснювався на рівні діалогів, а не окремих реплік, щоб уникнути потрапляння фрагментів одного діалогу до різних частин вибірки.

У дослідженні порівнювалися шість варіантів представлення діалогових даних. Варіант B1 використовував TF-IDF [3] та SVM [16] для класифікації окремої репліки без контексту. Варіант B2 додавав до репліки попередні повідомлення в межах контекстного вікна, але не використовував графову структуру. Варіант B3 використовував трансформерне представлення окремої репліки. Варіант B4 поєднував трансформерне представлення з контекстним вікном. Варіант B5 використовував семантичний профіль  $P_i$ , але без повної побудови графа. Варіант B6 відповідав запропонованій графово-контекстній моделі  $G_D$  із типізованими вузлами, зв'язками та графовими ознаками.

Перший блок експерименту був спрямований на оцінювання якості класифікації окремих реплік діалогу. Для цього кожна репліка відносилася до одного з восьми класів, що відповідають типовим комунікативним функціям у діалозі – початкове звернення, уточнення, опис ситуації, емоційна реакція, підтримувальна відповідь, пошук варіантів дії, завершення або ескалаційний маркер. Якість класифікації оцінювалася за метриками Accurasy, Macro-F1 та Weighted-F1 [17], [18]. Основною метрикою було обрано Macro-F1, оскільки класи реплік у діалогах психологічної підтримки представлені нерівномірно. Результати порівняння базових підходів і запропонованої моделі наведено в Таблиці 2.

*Таблиця 2. Результати класифікації реплік*

| Варіант                    | Accurasy | Macro-F1 | Weighted-F1 |
|----------------------------|----------|----------|-------------|
| B1: TF-IDF + SVM           | 0,64     | 0,56     | 0,62        |
| B2: TF-IDF + context       | 0,67     | 0,59     | 0,65        |
| B3: XLM-R                  | 0,73     | 0,66     | 0,71        |
| B4: XLM-R + context window | 0,77     | 0,70     | 0,75        |
| B5: Semantic profile       | 0,80     | 0,73     | 0,78        |
| B6: Graph-context model    | 0,84     | 0,78     | 0,82        |

*Джерело: розроблено авторами*

Результати показують послідовне зростання якості при переході від ізольованого текстового представлення до контекстного та графово-контекстного аналізу. Додавання контекстного вікна до TF-IDF підвищило Macro-F1 з 0,56 до 0,59, а використання трансформерного представлення дало значення 0,66. Поєднання трансформерного представлення з контекстним вікном забезпечило Macro-F1 на рівні 0,70. Семантичний профіль репліки підвищив цей показник до 0,73, а повна графово-контекстна модель – до 0,78. Це свідчить про те, що контекст доцільно подавати не лише як додатковий текстовий фрагмент, а як систему типізованих зв'язків між репліками, ролями, темами, емоційними маркерами, намірами та станами.

Другий блок експерименту стосувався визначення діалогових станів. На відміну від класифікації окремих реплік, ця задача передбачає аналіз локальних фрагментів діалогу, оскільки стан взаємодії часто формується не однією реплікою, а послідовністю повідомлень користувача й консультанта. Для цього діалоги розбивалися на локальні фрагменти, для кожного з яких формувалося узагальнене представлення  $H_j$ .

Крім Accurasy та Macro-F1, використовувалася метрика TransitionAcc, яка відображає правильність визначення переходів між сусідніми станами діалогу:

$$T_{acc} = \frac{1}{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} I[(\hat{s}_j, \hat{s}_{j+1}) = (s_j, s_{j+1})]. \quad (17)$$

Результати визначення діалогових станів наведено в табл. 3.

**Таблиця 3. Результати визначення діалогових станів**

| Варіант                | Accuracy | Macro-F1 | TransitionAcc |
|------------------------|----------|----------|---------------|
| XLM-R                  | 0,70     | 0,62     | 0,59          |
| XLM-R + context window | 0,75     | 0,68     | 0,66          |
| Semantic profile       | 0,78     | 0,71     | 0,70          |
| Graph-context model    | 0,83     | 0,76     | 0,78          |

*Джерело: розроблено авторами*

Запропонована модель показала найвище значення TransitionAcc – 0,78. Це означає, що графово-контекстне представлення краще зберігає інформацію про розвиток діалогу в часі. На відміну від підходів, які класифікують тільки поточний текст або текст із сусідніми репліками, графова структура дозволяє враховувати тематичні, емоційні, рольові та інтенційні зв'язки, які впливають на перехід між станами.

Третій блок експерименту був спрямований на визначення внеску окремих компонентів запропонованої моделі. Для цього було проведено абляційне дослідження, у межах якого компоненти семантичного профілю та графово-контекстного подання додавалися поступово. Початковим варіантом було лише текстове представлення  $x_i$ . Далі послідовно додавалися рольовий компонент  $r_i$ , позиційне представлення  $p_i^*$ , контекстний вектор  $c_i$ , тематичні та емоційні компоненти  $t_i$  і  $e_i$ , комунікативний намір  $q_i$ , службова ознака  $z_i$  та графові зв'язки  $G_D$ . Результати абляційного дослідження наведено в Таблиці 4.

Абляційне дослідження показало, що якість зростає не за рахунок одного окремого компонента, а завдяки їх узгодженому використанню. Роль автора допомагає розрізняти функцію подібних за текстом повідомлень. Позиційне представлення уточнює місце репліки в діалозі. Контекстний вектор дозволяє інтерпретувати короткі або неповні повідомлення. Тематичні, емоційні та інтенційні ознаки розкривають змістову функцію репліки, а графова структура додає інформацію про зв'язки між елементами діалогу.

Четвертий блок експерименту був присвячений аналізу коротких реплік, довжина яких не перевищувала семи токенів. Такі повідомлення є складними для автоматичного аналізу, оскільки часто не містять достатньо інформації без попереднього контексту. У цій частині експерименту порівнювалися ті самі підходи, але оцінювання виконувалося лише на підмножині коротких реплік. Результати наведено в Таблиці 5.

Таблиця 4. Абляційне дослідження компонентів моделі

| Варіант представлення               | Macro-F1 |
|-------------------------------------|----------|
| Тільки текстове представлення $x_i$ | 0,66     |
| $x_i + r_i$                         | 0,69     |
| $x_i + r_i + p_i^*$                 | 0,70     |
| $x_i + r_i + p_i^* + c_i$           | 0,72     |
| Додавання $t_i$ та $e_i$            | 0,74     |
| Додавання $q_i$                     | 0,75     |
| Додавання $z_i$                     | 0,76     |
| Повна модель $P_i + G_D$            | 0,78     |

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 5. Класифікація коротких реплік

| Варіант                | Macro-F1 |
|------------------------|----------|
| TF-IDF + SVM           | 0,42     |
| XLM-R                  | 0,55     |
| XLM-R + context window | 0,63     |
| Semantic profile       | 0,67     |
| Graph-context model    | 0,71     |

Джерело: розроблено авторами

Найкращий результат для коротких реплік отримано при використанні графово-контекстної моделі. Це підтверджує, що коротке повідомлення доцільно аналізувати через його місце в діалозі, роль автора, попередні репліки, тему, емоційний маркер, комунікативний намір і стан діалогу. Саме для таких реплік перевага графово-контекстного подання проявляється найбільш помітно.

П'ятий блок експерименту був спрямований на перевірку стійкості моделі до неповноти семантичних ознак. У реальних цифрових сервісах частина тематичних, емоційних або інтенційних маркерів може бути визначена неточно або бути відсутньою. Тому було проведено експеримент із частковим вилученням тематичних, емоційних та інтенційних ознак. Частка вилучених ознак становила 10 %, 20 % і 30 %. Результати оцінювання стійкості наведено в Таблиці 6.

Таблиця 6. Стійкість моделі до неповноти семантичних ознак

| Частка вилучених ознак | Macro-F1 |
|------------------------|----------|
| 0 %                    | 0,78     |
| 10 %                   | 0,76     |
| 20 %                   | 0,73     |
| 30 %                   | 0,70     |

Джерело: розроблено авторами

Результати показують поступове зниження якості без різкої деградації. Це означає, що модель не залежить критично від одного типу ознак. Якщо частина тематичних або емоційних маркерів відсутня, інформація частково зберігається через текстове представлення, роль автора, позицію репліки, контекстні зв'язки та графову структуру діалогу.

Додатково було оцінено компактність пояснювальної підструктури  $B_D$ , яка формується на основі вузлів і зв'язків, що найбільше впливають на результат аналізу.

Для цього використовувалася частка вузлів пояснювального підграфа відносно повної кількості вузлів графа:

$$\text{comp}(B_D) = \frac{|V_B|}{|V|}. \quad (18)$$

Середнє значення показника компактності становило 0,18, тобто для пояснення результату в середньому використовувалося близько 18 % вузлів повного графа. Це дозволяє зменшити складність інтерпретації та подавати результат аналізу через обмежену кількість найбільш значущих реплік, тем, емоційних маркерів, намірів і станів.

Загалом результати експериментального дослідження підтвердили доцільність використання графово-контекстної моделі семантичного представлення діалогів. Порівняння з базовими методами показало підвищення якості класифікації реплік і діалогових станів. Абляційне дослідження засвідчило, що приріст якості досягається завдяки узгодженому використанню текстових, рольових, позиційних, контекстних, тематичних, емоційних, інтенційних і графових ознак. Аналіз коротких реплік показав особливу користь моделі для повідомлень, зміст яких сильно залежить від попереднього контексту.

Отже, експериментальна перевірка підтвердила, що подання діалогу як неоднорідної графово-контекстної структури є придатною основою для автоматизованого семантичного аналізу діалогів у цифрових сервісах психологічної підтримки населення.

**Висновки.** У статті запропоновано графово-контекстну модель семантичного представлення діалогів у цифрових сервісах психологічної підтримки населення. На відміну від підходів, у яких діалог подається як окрема репліка або лінійна послідовність повідомлень, запропонована модель описує його як неоднорідну семантичну структуру. У межах цієї структури репліки, ролі учасників, тематичні ознаки, емоційні маркери, комунікативні наміри та діалогові стани подаються як взаємопов'язані елементи.

Формалізовано вхідну структуру діалогу, семантичний профіль репліки, типи вузлів і зв'язків графово-контекстної моделі, а також механізм зважування контекстних зв'язків між репліками. Семантичний профіль репліки поєднує текстове представлення, роль автора, позицію в діалозі, локальний контекст, тематичний та емоційний компоненти, комунікативний намір, рівень невизначеності та службову ознаку. Це дозволяє враховувати не лише зміст повідомлення, а й умови його появи в діалоговій взаємодії.

Експериментальне дослідження показало, що використання графово-контекстного представлення підвищує якість класифікації реплік і визначення діалогових станів порівняно з текстовими та лінійно-контекстними базовими підходами. Для задачі класифікації реплік запропонована модель забезпечила значення Macro-F1 на рівні 0,78, тоді як для варіанта XLM-R із контекстним вікном цей показник становив 0,70. Для визначення діалогових станів значення TransitionAcc досягло 0,78, що підтверджує доцільність урахування зв'язків між репліками, ролями, темами, емоційними маркерами, комунікативними намірами та станами діалогу.

Абляційне дослідження підтвердило, що приріст якості досягається не за рахунок одного окремого компонента, а завдяки поєднанню текстових, рольових, позиційних, контекстних, тематичних, емоційних, інтенційних і графових ознак. Особливо помітною є перевага моделі для коротких реплік, зміст яких складно визначити без попереднього контексту. У цьому випадку графово-контекстне представлення забезпечило вищу якість класифікації завдяки використанню зв'язків репліки з попередніми повідомленнями та іншими семантичними елементами діалогу.

Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що запропонована модель може бути використана як основа для програмних засобів автоматизованого аналізу чатів психологічної підтримки. Вона не замінює фахівця психологічної підтримки, а забезпечує допоміжне структурування діалогових даних, класифікацію реплік, визначення станів діалогу, аналіз семантичної динаміки та формування пояснюваних результатів.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення корпусу діалогів, уточнення множин тематичних, емоційних та інтенційних міток, перевірку моделі на різних типах цифрових сервісів підтримки, а також на розвиток методів формування пояснювального підграфа для інтерпретації результатів семантичного аналізу.

**Конфлікт інтересів:** Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті

**Фінансування:** Дослідження проводилося без фінансової підтримки

**Доступність даних:** Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису

**Використання засобів штучного інтелекту (ШІ):** Автори підтверджують, що не застосовували інструментальні засоби ШІ для написання цієї роботи

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Calvo, R. A., Milne, D. N., Hussain, M. S. & Christensen, H. “Natural language processing in mental health applications using non-clinical texts”. *Natural Language Engineering*. 2017; 23 (5): 649–685. DOI: <https://doi.org/10.1017/S1351324916000383>.
2. 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: <https://doi.org/10.1017/S0033291719000151>.
3. Salton, G. & Buckley, C. “Term-weighting approaches in automatic text retrieval”. *Information Processing & Management*. 1988; 24 (5): 513–523. DOI: [https://doi.org/10.1016/0306-4573\(88\)90021-0](https://doi.org/10.1016/0306-4573(88)90021-0).
4. Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K. & Toutanova, K. “BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding”. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*. 2019. p. 4171–4186. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>.
5. Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L. & Stoyanov, V. “RoBERTa: A robustly optimized BERT pretraining approach”. *arXiv*. 2019. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.11692>.
6. Conneau, A., Khandelwal, K., Goyal, N., Chaudhary, V., Wenzek, G., Guzmán, F., Grave, E., Ott, M., Zettlemoyer, L. & Stoyanov, V. “Unsupervised cross-lingual representation learning at scale”. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2020: 8440–8451. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.747>.
7. Haliuk, M. & Smywinski-Pohl, A. “LiBERTa: Advancing Ukrainian language modeling through pre-training from scratch”. *Proceedings of the Third Ukrainian Natural Language Processing Workshop (UNLP) @ LREC-COLING*. 2024; 2024: 120–128. DOI: <https://doi.org/10.63317/38s36d2i3zdo>.
8. Poria, S., Majumder, N., Mihalcea, R. & Hovy, E. “Emotion recognition in conversation: Research challenges, datasets, and recent advances”. *IEEE Access*. 2019; 7: 100943–100953. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2929050>.
9. Ghosal, D., Majumder, N., Poria, S., Chhaya, N. & Gelbukh, A. “DialogueGCN: A graph convolutional neural network for emotion recognition in conversation”. *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing*. 2019. p. 154–164. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1/D19-1015>.
10. Stolcke, A., Ries, K., Coccaro, N., Shriberg, E., Bates, R., Jurafsky, D., Taylor, P., Martin, R., Van Ess-Dykema, C. & Meteer, M. “Dialogue act modeling for automatic tagging and recognition of conversational speech”. *Computational Linguistics*. 2000; 26 (3): 339–373. DOI: <https://doi.org/10.1162/089120100561737>.
11. Wu, Z., Pan, S., Chen, F., Long, G., Zhang, C. & Yu, P. S. “A comprehensive survey on graph neural networks”. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2021; 32 (1): 4–24. DOI: <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2020.2978386>.
12. Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F. & Pedreschi, D. “A survey of methods for explaining Black Box Models”. *ACM Computing Surveys*. 2018; 51 (5): 93. DOI: <https://doi.org/10.1145/3236009>.

13. Ribeiro, M. T., Singh, S. & Guestrin, C. “Why Should I trust You?": Explaining the predictions of any classifier". *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2016: 1135–1144. DOI: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939778>.

14. Ying, R., Bourgeois, D., You, J., Zitnik, M. & Leskovec, J. “GNNExplainer: Generating Explanations for Graph Neural Networks". *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2019; 32: 9240–9251. – Available from: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2019/hash/d80b7040b773199015de6d3b4293c8ff-Abstract.html>. – [Accessed: 26.05.2026].

15. Xu, J., Wei, T., Hou, B., Orzechowski, P., Yang, S., Jin, R., Paulbeck, R., Wagenaar, J., Demiris, G. & Shen, L. “MentalChat16K: A Benchmark dataset for conversational mental health assistance". *Proceedings of the 31st ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2025; 2: 5367–5378. DOI: <https://doi.org/10.1145/3711896.3737393>.

16. Joachims, T. “Text categorization with Support Vector Machines: Learning with many relevant features". *Machine Learning: ECML-98. Lecture Notes in Computer Science*. 1998; 1398: 137–142. DOI: <https://doi.org/10.1007/BFb0026683>.

17. Sokolova, M. & Lapalme, G. “A systematic analysis of performance measures for classification tasks". *Information Processing & Management*. 2009; 45 (4): 427–437. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002>.

18. Powers, D. M. W. “Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation". *Journal of Machine Learning Technologies*. 2011; 2 (1): 37–63. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.16061>.

Отримано 30.07.2026

Отримано після перегляду 28.08.2026

Прийнято 02.09.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.20>

UDC 004.8:004.912

## Graph-context model for semantic representation of dialogues in digital psychological support services

Oleksiy V. Chystotin<sup>1)</sup>

ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-1280-4292>; [cadilluck@stud.op.edu.ua](mailto:cadilluck@stud.op.edu.ua)

Mykola A. Hodovychenko<sup>1)</sup>

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5422-3048>; [hodovychenko@op.edu.ua](mailto:hodovychenko@op.edu.ua). Scopus Author ID: 57188700773

<sup>1)</sup> Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine

### ABSTRACT

The article addresses the problem of semantic representation of dialogues in digital services for psychological support of the population. The relevance of the study is determined by the fact that messages in such services are often short, incomplete, and context-dependent, while their meaning is defined not only by the text itself, but also by the author's role, previous utterances, thematic features, emotional markers, and the current dialogue state. The aim of the study is to develop a graph-context model for semantic representation of dialogues that provides a formalized description of utterances, participant roles, thematic features, emotional markers, communicative intentions, dialogue states, and the relationships between them. The proposed model represents a dialogue not as a linear sequence of isolated messages, but as a heterogeneous semantic structure. Within the model, the input structure of a dialogue, the semantic profile of an utterance, sets of nodes and edges, edge types, a mechanism for weighting contextual dependencies, and the representation of a dialogue as a trajectory of semantic states are formalized. The semantic profile of an utterance combines a textual representation, the author's role, the utterance position in the dialogue, local context, thematic and emotional components, communicative intention, uncertainty level, and a service feature. The rules for typing graph nodes and edges are separately defined, which makes it possible to distinguish sequential, role-based, thematic, emotional, intentional, state-related, and contextual dependencies between dialogue elements. The proposed representation can be used as an input formalized object for further utterance classification, dialogue state identification, analysis of transitions between states, and construction of an explanatory substructure of the result. The experimental study showed that the use of the graph-context representation improves the quality of utterance classification and dialogue state identification compared with textual and linear-context approaches. The Macro-F1 score for utterance classification and the TransitionAcc score for identifying transitions between dialogue states were both zero point seven

eight. The obtained results confirm the feasibility of using the graph-context model as a basis for automated semantic analysis of dialogues in digital psychological support services.

**Keywords:** Semantic analysis; natural language processing; graph models; artificial intelligence; machine learning; dialogue systems; text classification; context modeling; graph analytics

## ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРІВ



**Чистотін Олексій Володимирович** - аспірант, кафедра Інформаційних систем. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

**Галузь досліджень:** обробка природної мови, семантичний аналіз діалогових даних, графово-контекстне моделювання, машинне навчання для класифікації тексту, контекстно-орієнтований аналіз діалогів, графова аналітика

**Oleksiy V. Chystotin** - postgraduate, Department of Information Systems. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine

ORCID: <https://0009-0003-1280-4292>; [cadilluck@stud.op.edu.ua](mailto:cadilluck@stud.op.edu.ua)

**Research field:** natural language processing, semantic analysis of dialogue data, graph-based contextual modeling, machine learning for text classification, context-aware dialogue analysis, graph analytic



**Годовиченко Микола Анатолійович** - кандидат технічних наук, доцент кафедри Інформаційних систем. Національний університет «Одеська Політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

**Галузь досліджень:** машинне навчання та штучний інтелект, багатоагентні системи, інтелектуальний супровід програмного забезпечення, обробка відео, управління IT-проектами, проектне навчання, розпізнавання образів

**Mykola A. Hodovychenko** - Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor, Information Systems Department. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5422-3048>; [hodovychenko@op.edu.ua](mailto:hodovychenko@op.edu.ua). Scopus Author ID: 57188700773

**Research field:** machine learning and artificial intelligence, multi-agent systems, intelligent software maintenance, video processing, project management in IT, project-based learning, pattern recognition