

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.59>

УДК 004.8:004.912

Метод аналізу семантичної динаміки діалогів із формуванням пояснення результатів у цифрових сервісах психологічної підтримки

Чистотін Олександр Володимирович¹⁾

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

Годовиченко Микола Анатолійович¹⁾

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

¹⁾ Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

АНОТАЦІЯ

У статті розглянуто задачу аналізу семантичної динаміки діалогів у цифрових сервісах психологічної підтримки населення. Актуальність дослідження зумовлена тим, що зміст діалогу формується не лише окремими репліками, а й послідовністю станів, тематичних переходів, емоційних змін, комунікативних намірів і контекстних зв'язків між повідомленнями. Метою роботи є розроблення методу аналізу семантичної динаміки діалогів із формуванням пояснення результатів на основі графово-контекстного представлення. Запропонований метод подає діалог як траєкторію смислових станів, побудовану на основі семантичних профілів реплік, типізованих зв'язків графа, локальних фрагментів діалогу та матриці переходів між станами. У межах методу формалізовано показники тематичної та емоційної зміни, узгодженості переходу, подібності траєкторій станів, а також правила виявлення динамічних ситуацій: узгодженого розвитку, зміни теми, повторення станів, відсутності просування та ескалаційного фрагмента. Для інтерпретації результату формується пояснювальний підграф, який містить найбільш значущі репліки, теми, емоційні маркери, комунікативні наміри, стани та зв'язки між ними. Експериментальне дослідження виконано на основі відкритого набору даних MentalChat16K. Із набору було сформовано вибірку з 720 діалогів і 4800 реплік. Порівняння з текстовими та лінійно-контекстними підходами показало, що графово-контекстна модель забезпечує значення TransitionAcc на рівні 0,78 і SeqSim на рівні 0,74. Додавання пояснювального механізму підвищило Fidelity з 0,16 до 0,24 та зменшило Compactness до 0,18. Отримані результати підтверджують доцільність використання запропонованого методу для автоматизованого аналізу розвитку діалогу та формування пояснених результатів у цифрових сервісах психологічної підтримки.

Ключові слова: семантична динаміка, обробка природної мови, графово-контекстна модель, діалогові стани, пояснюваний штучний інтелект, аналіз діалогів, машинне навчання, графова аналітика

Для цитування: Чистотін О. В., Годовиченко М. А. «Метод аналізу семантичної динаміки діалогів із формуванням пояснення результатів у цифрових сервісах психологічної підтримки». *Інформатика. Культура. Техніка*. 2026; Том 3 № 2 (4): 765–774. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.59>

Актуальність. Цифрові сервіси психологічної підтримки населення опрацьовують діалогові звернення, у яких користувач поступово описує ситуацію, уточнює обставини, реагує на відповіді консультанта, змінює тему або повертається до попередніх фрагментів розмови. Такі діалоги мають послідовний характер: окрема репліка не завжди містить достатньо інформації для інтерпретації, а її значення визначається місцем у розмові, роллю автора, попереднім контекстом, тематичними та емоційними змінами. Тому автоматизований аналіз таких даних не може обмежуватися лише класифікацією окремих повідомлень.

Особливістю діалогів психологічної підтримки є наявність смислової динаміки. На початку розмови користувач може формулювати загальне звернення, далі описувати ситуацію, відповідати на уточнення, демонструвати емоційну реакцію, переходити до пошуку можливих дій або завершувати взаємодію. Водночас реальні діалоги не завжди розвиваються лінійно. У них можуть виникати повторення тем, зміна фокуса розмови, повернення до попередніх станів, відсутність просування або ситуації, які потребують службового маршрутування. Саме тому важливо аналізувати не тільки клас поточної репліки, а й траєкторію розвитку діалогу.

У традиційних підходах до обробки природної мови текст часто розглядається як окремий документ, речення або повідомлення. Навіть за використання контекстного вікна зв'язки між репліками, ролями, темами, емоційними маркерами, комунікативними намірами та станами діалогу зазвичай не подаються явно. Це ускладнює оцінювання того, як

змінюється смислова структура розмови у часі та чому модель віднесла діалог до певного стану або динамічної ситуації.

Для цифрових сервісів психологічної підтримки важливою є не лише точність автоматизованого аналізу, а й пояснюваність його результатів. Результат класифікації або аналізу динаміки повинен бути пов'язаний із конкретними елементами діалогу: репліками, темами, емоційними маркерами, намірами, станами та переходами між ними. Такий підхід не замінює фахівця психологічної підтримки і не формує психологічний діагноз. Його призначення полягає у технічному структуруванні діалогових даних, виділенні траєкторії розвитку розмови та формуванні зрозумілих підстав для отриманого результату.

Перспективним напрямом розв'язання цієї задачі є використання графово-контекстного представлення діалогу. У такому поданні репліки, ролі учасників, теми, емоційні маркери, комунікативні наміри й стани розглядаються як вузли неоднорідного графа, а зв'язки між ними відображають послідовність, авторство, тематичну близькість, емоційну пов'язаність, інтенційні залежності та переходи між станами. Це створює основу для аналізу не лише окремих реплік, а й розвитку діалогу як зв'язаної семантичної структури.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження автоматизованого аналізу текстових даних у сфері ментального здоров'я охоплюють широкий спектр задач: виявлення ознак емоційного стану, класифікацію повідомлень, аналіз поведінкових патернів, моделювання звернень користувачів та підтримку прийняття рішень у цифрових середовищах [1, 2]. У цих роботах показано, що текстові дані можуть містити значущі індикатори стану користувача або характеру звернення. Водночас значна частина досліджень зосереджена на окремих повідомленнях або агрегованих текстових фрагментах, тоді як внутрішня динаміка діалогу часто залишається недостатньо формалізованою.

Класичні методи текстової класифікації використовують TF-IDF, n-грамні ознаки, частотні характеристики або словникові представлення [3]. Такі підходи є корисними як базові моделі для порівняння, але вони слабко враховують порядок реплік, роль автора та зміну контексту в межах діалогу. Використання SVM і подібних класифікаторів дає змогу отримати інтерпретовану baseline-модель, однак не забезпечує явного опису переходів між станами діалогу [4].

Трансформерні моделі, зокрема BERT, RoBERTa та XLM-R, істотно підвищили якість аналізу тексту завдяки контекстним векторним представленням [5–7]. Вони дозволяють враховувати взаємозв'язки між словами та фрагментами тексту, а також застосовуються у багатомовних задачах. Проте навіть сильне трансформерне представлення не завжди забезпечує явну модель діалогової динаміки. Якщо попередні репліки додаються до вхідного тексту як контекстне вікно, зв'язки між учасниками, темами, емоційними ознаками та станами залишаються прихованими всередині векторного представлення.

Окремий напрям становить розпізнавання емоцій у розмовах. У задачах emotion recognition in conversation враховується, що емоційна реакція поточної репліки залежить від попередніх повідомлень і ролей учасників [8]. Графові підходи, зокрема DialogueGCN, показують доцільність моделювання реплік як вузлів, пов'язаних між собою діалоговими залежностями [9]. Однак такі моделі переважно орієнтовані на емоційні класи та не охоплюють повною мірою аналіз станів, тематичних переходів, інтенційних залежностей і пояснення результату через структурні елементи діалогу.

Задача класифікації діалогових актів є близькою до визначення комунікативного наміру репліки. У класичних роботах з автоматичного тегування діалогових актів показано, що одна і та сама тема може виконувати різні функції у розмові: запит, уточнення, відповідь, підтримку або завершення [10]. Для цифрових сервісів психологічної підтримки ця ідея є важливою, однак її потрібно поєднати з графовим поданням, аналізом траєкторії станів і пояснюваністю результату.

Графові нейронні мережі та графові моделі використовуються для аналізу структурованих даних, у яких значення мають не лише властивості окремих вузлів, а й відношення між ними [11]. У діалогах такими вузлами можуть бути репліки, ролі, теми,

емоційні маркери, наміри та стани, а зв'язки можуть описувати послідовність, контекстну залежність або перехід між станами. Проте для задачі аналізу семантичної динаміки необхідно не тільки побудувати граф, а й визначити правила інтерпретації траєкторії станів, показники узгодженості переходів і механізм формування пояснювального підграфа.

Пояснюваність штучного інтелекту є важливою умовою використання автоматизованих методів у чутливих доменах. Узагальнені підходи до пояснення моделей описують способи визначення ознак або частин вхідних даних, що мають найбільший вплив на рішення [12, 13]. Для графових моделей перспективним є подання пояснення у вигляді підграфа, який містить найбільш значущі вузли та зв'язки [14]. У задачі аналізу діалогів таке пояснення має бути не токеним, а структурним: воно повинно показувати, які репліки, ролі, теми, емоційні маркери, наміри й переходи сформували результат.

Отже, недостатньо опрацьованою залишається задача аналізу семантичної динаміки діалогу як траєкторії станів із формуванням пояснення результату через елементи графово-контекстної моделі. Саме на розв'язання цієї задачі спрямовано запропонований метод.

Метою дослідження є розроблення методу аналізу семантичної динаміки діалогів із формуванням пояснення результатів у цифрових сервісах психологічної підтримки населення.

Для досягнення мети необхідно формалізувати подання діалогу як траєкторії смислових станів; визначити показники тематичної, емоційної та інтенційної зміни між фрагментами; сформувати правила виявлення динамічних ситуацій у діалозі; запропонувати метрики оцінювання якості траєкторії станів; розробити спосіб формування пояснювального підграфа; провести експериментальну перевірку запропонованого методу.

Метод аналізу семантичної динаміки діалогу. У межах дослідження діалог розглядається як послідовність реплік, для яких попередньо сформовано семантичні профілі та графово-контекстне представлення. На відміну від задачі класифікації окремої репліки, аналіз семантичної динаміки спрямований на визначення того, як змінюється смислова структура діалогу в часі. Основним об'єктом аналізу є не ізольоване повідомлення, а траєкторія станів, що відображає розвиток розмови.

Вхід методу аналізу семантичної динаміки подамо у вигляді:

$$I_{dyn} = (G_D, P_D, \hat{Y}_D, \hat{S}_D, T, \theta_{dyn}), \quad (1)$$

де G_D – графово-контекстне представлення діалогу; P_D – послідовність семантичних профілів реплік; $\hat{Y}_D$ – послідовність визначених класів реплік; $\hat{S}_D$ – послідовність визначених станів; T – матриця переходів між станами; θ_{dyn} – множина порогових параметрів для виявлення динамічних ситуацій.

$$O_{dyn} = (R_D, \Gamma_D, B_D), \quad (2)$$

де R_D – інтегральний опис розвитку діалогу; Γ_D – множина динамічних ситуацій; B_D – пояснювальний підграф, який містить найбільш значущі вузли та зв'язки для отриманого результату.

Траєкторія діалогових станів задається як:

$$\hat{S}_D = (\hat{s}_1, \hat{s}_2, \dots, \hat{s}_L), \quad \hat{s}_j \in S, \quad (3)$$

де L – кількість локальних фрагментів діалогу, а S – множина допустимих станів. До множини станів входять початкове звернення, уточнення, опис ситуації, емоційна реакція, підтримувальна взаємодія, пошук варіантів дії, завершення та ескалаційний фрагмент.

Матриця переходів між станами визначає типівість переходу від стану s_a до стану s_b :

$$T_{ab} = P(\hat{s}_{j+1} = s_b \mid \hat{s}_j = s_a). \quad (4)$$

У практичній реалізації елементи матриці можуть оцінюватися за навчальною частиною корпусу як нормовані частоти переходів:

$$T_{ab} = \frac{N_{ab}}{\sum_{c \in S} N_{ac}}, \quad (5)$$

де N_{ab} – кількість переходів зі стану s_a до стану s_b у навчальних діалогах.

Для опису зміни змісту між сусідніми фрагментами використовуються тематична та емоційна різниці. Тематична зміна визначається як:

$$\Delta_t(j) = 1 - \cos(\bar{t}_{j-1}, \bar{t}_j), \quad (6)$$

де $\bar{t}_{j-1}$ і $\bar{t}_j$ – агреговані тематичні вектори сусідніх фрагментів. Аналогічно емоційна зміна задається як:

$$\Delta_e(j) = 1 - \cos(\bar{e}_{j-1}, \bar{e}_j), \quad (7)$$

де $\bar{e}_{j-1}$ і $\bar{e}_j$ – агреговані вектори емоційних маркерів.

На основі цих показників вводиться оцінка узгодженості переходу:

$$C_j = \eta_T T_{\hat{s}_{j-1}, \hat{s}_j} + \eta_t (1 - \Delta_t(j)) + \eta_e (1 - \Delta_e(j)) + \eta_q Q_j, \quad (8)$$

де Q_j – показник узгодженості комунікативних намірів у переході; η_T , η_t , η_e , η_q – вагові коефіцієнти, що визначають внесок типовості переходу, тематичної безперервності, емоційної безперервності та інтенційної узгодженості.

Динамічна ситуація у фрагменті визначається правилом:

$$\gamma_j = f_{dyn}(\hat{s}_{j-1}, \hat{s}_j, \Delta_t(j), \Delta_e(j), C_j, z_j, \theta_{dyn}), \quad (9)$$

де z_j – службова або ескалаційна ознака фрагмента. Множина можливих динамічних ситуацій має вигляд:

$$\Gamma = \{\gamma_{norm}, \gamma_{shift}, \gamma_{loop}, \gamma_{stagn}, \gamma_{esc}\}. \quad (10)$$

Ситуація γ_{norm} відповідає узгодженому розвитку діалогу; γ_{shift} – суттєвій зміні теми; γ_{loop} – повторенню станів або тем; γ_{stagn} – відсутності помітного просування; γ_{esc} – появи ескалаційного стану або службового маркера.

Для інтегрального опису розвитку діалогу використовується показник:

$$R_D = \frac{1}{L-1} \sum_{j=2}^L C_j - \rho_{loop} n_{loop} - \rho_{stagn} n_{stagn} - \rho_{esc} n_{esc}, \quad (11)$$

де n_{loop} , n_{stagn} і n_{esc} – кількість відповідних динамічних ситуацій, а ρ_{loop} , ρ_{stagn} і ρ_{esc} – коефіцієнти їхнього впливу. Цей показник не є психологічною оцінкою діалогу; він використовується як технічний індикатор узгодженості семантичного розвитку розмови.

Метод формування пояснення результату. Пояснення результату формується через локальний підграф графово-контекстної моделі. На відміну від токенних пояснень, у яких виділяються окремі слова, запропонований підхід оперує діалоговими одиницями: репліками, ролями, темами, емоційними маркерами, комунікативними намірами, станами та зв'язками між ними. Це дозволяє пояснювати не тільки те, яке рішення отримано, а й через які елементи діалогу воно сформувалося.

Для вузла v_i , що відповідає репліці або фрагменту, область пошуку пояснення визначається локальним оточенням радіуса r :

$$N_r(v_i) = \{v \in V \mid \text{dist}(v, v_i) \leq r\}. \quad (12)$$

$$\text{Imp}(v) = p(\hat{y} \mid G_D) - p(\hat{y} \mid G_D \setminus v). \quad (13)$$

Значущість вузла для пояснення результату визначається як зміна впевненості моделі після видалення цього вузла або пов'язаних із ним зв'язків:

$$V_B = \{v \in N_r(v_i) \mid Imp(v) \geq \theta_B\}, \quad (14)$$

Множина пояснювальних вузлів формується за правилом:

$$B_D = G_D[V_B]. \quad (15)$$

Такий підграф може містити репліку користувача, попереднє уточнення консультанта, тематичний вузол, емоційний маркер, вузол стану та контекстний зв'язок між репліками. Завдяки цьому пояснення подається не як перелік ізольованих слів, а як фрагмент семантичної структури діалогу.

Для оцінювання пояснення використовуються дві метрики: вірність і компактність. Вірність показує, наскільки важливим є пояснювальний підграф для рішення моделі:

$$Fid(B_D) = p(\hat{y} \mid G_D) - p(\hat{y} \mid G_D \setminus B_D). \quad (16)$$

Компактність визначає частку вузлів пояснення відносно повного графа:

$$Comp(B_D) = \frac{|V_B|}{|V|}. \quad (17)$$

Бажаним є таке пояснення, яке має достатньо високу вірність і водночас залишається компактим. Це дозволяє уникнути ситуації, коли пояснення фактично дублює весь граф і не зменшує складності інтерпретації.

Метрики оцінювання семантичної динаміки. Для оцінювання якості визначення переходів між станами використовується метрика TransitionAcc:

$$TransitionAcc = \frac{1}{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} I[(\hat{s}_j, \hat{s}_{j+1}) = (s_j, s_{j+1})], \quad (18)$$

де $I[\cdot]$ – індикатор правильного визначення переходу, $\hat{s}_j$ – прогнозований стан, s_j – еталонний стан.

Для оцінювання подібності всієї траєкторії станів використовується показник SeqSim:

$$SeqSim = 1 - \frac{ED(\hat{S}_D, S_D)}{\max(|\hat{S}_D|, |S_D|)}, \quad (19)$$

де $ED(\hat{S}_D, S_D)$ – редакційна відстань між прогнозованою та еталонною траєкторіями станів. На відміну від оцінювання окремих фрагментів, SeqSim дозволяє врахувати послідовну структуру розвитку діалогу.

Додатково для класифікаційних етапів застосовуються Accuracy, Macro-F1 і Weighted-F1. Основною метрикою для порівняння було обрано Macro-F1, оскільки класи реплік і станів у діалогах психологічної підтримки представлені нерівномірно [17, 18].

Експериментальне дослідження. Експериментальне дослідження було спрямоване на перевірку того, чи забезпечує запропонований метод підвищення якості аналізу семантичної динаміки та формування пояснення результатів порівняно з текстовими й лінійно-контекстними підходами. Перевірка виконувалася за трьома напрямками: якість визначення переходів між станами, подібність прогнозованої та еталонної траєкторій, а також якість пояснювального підграфа.

Для експерименту було використано відкритий набір даних MentalChat16K [15], призначений для дослідження діалогових систем у сфері ментального здоров'я. Із набору сформовано експериментальну вибірку з 720 діалогів і 4800 реплік (Таблиця 1). Початковий набір подано англійською мовою, тому експеримент виконано на англійськомовних діалогах. Для застосування методу в українськомовних цифрових сервісах необхідним є подальше формування або адаптація відповідного україномовного корпусу.

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

Корпус було поділено на навчальну, валідаційну та тестову частини у співвідношенні 70 : 15 : 15 на рівні діалогів. Це дозволило уникнути потрапляння різних фрагментів одного діалогу до різних частин вибірки. Для порівняння використано такі варіанти: XLM-R із контекстним вікном, семантичний профіль без повної графової структури, графово-контекстна модель без окремого механізму пояснення та графово-контекстна модель із формуванням пояснювального підграфа (Таблиця 2).

Таблиця 2. Результати оцінювання семантичної динаміки та пояснення

Варіант	TransitionAcc	SeqSim	Macro-F1	Fidelity	Compactness
XLM-R + context window	0,66	0,61	0,58	–	–
Semantic profile	0,70	0,66	0,63	–	–
Graph-context model	0,78	0,74	0,70	0,16	0,22
Graph-context + explanation	0,78	0,74	0,70	0,24	0,18

Джерело: розроблено авторами

Результати показують, що перехід від лінійно-контекстного представлення до графово-контекстного подання покращує визначення переходів між станами. Для варіанта XLM-R із контекстним вікном значення TransitionAcc становило 0,66, тоді як для графово-контекстної моделі – 0,78. Аналогічна тенденція спостерігається для SeqSim: значення зросло з 0,61 до 0,74. Це свідчить про те, що графово-контекстна структура краще зберігає інформацію про розвиток діалогу в часі.

Додавання пояснювального механізму не змінює класифікаційні показники, оскільки пояснення формується після отримання результату. Водночас воно підвищує Fidelity з 0,16 до 0,24 та зменшує Compactness до 0,18. Це означає, що пояснювальний підграф містить більш значущі вузли та зв'язки і водночас залишається компактнішим.

Окремо було оцінено внесок різних компонентів у визначення динамічних ситуацій (Таблиця 3). Початковим варіантом було використання лише траєкторії станів. Далі послідовно додавалися тематична зміна, емоційна зміна, інтенційна узгодженість і локальні графові ознаки.

Таблиця 3. Внесок компонентів у визначення динамічних ситуацій

Варіант представлення	Macro-F1
Лише траєкторія станів	0,61
Траєкторія + тематична зміна	0,64
Додавання емоційної зміни	0,66
Додавання інтенційної узгодженості	0,68
Додавання локальних графових ознак	0,70

Джерело: розроблено авторами

Отримані результати свідчать, що аналіз семантичної динаміки не повинен обмежуватися лише послідовністю станів. Тематичні та емоційні зміни уточнюють характер

переходу, інтенційна узгодженість дозволяє відокремити природну зміну етапу від різкого зміщення комунікативної функції, а локальні графові ознаки відображають структурну зв'язаність фрагментів діалогу.

Для якісної інтерпретації результатів було проаналізовано пояснювальні підграфи. У типових випадках узгодженого розвитку пояснення містило послідовні репліки користувача і консультанта, тематичний вузол, стан уточнення або підтримки та контекстні зв'язки між фрагментами. У випадках зміни теми пояснювальний підграф включав репліку, у якій виник новий тематичний вузол, і зв'язок із попереднім станом. Для ескалаційних ситуацій у пояснення потрапляли службовий маркер, емоційний вузол, інтенційний вузол та перехід до відповідного стану.

Важливо, що сформовані пояснення не є психологічними висновками. Вони описують технічну підставу результату моделі: які структурні елементи діалогу спричинили визначення певного переходу або ситуації. Це дозволяє використовувати метод як допоміжний інструмент для попереднього структурування діалогових даних і аналізу розвитку розмови.

Обговорення результатів. Порівняння з базовими підходами показало, що текстове або лінійно-контекстне представлення є недостатнім для аналізу семантичної динаміки. Контекстне вікно дозволяє врахувати сусідні повідомлення, однак не розрізняє типи зв'язків і не відокремлює рольові, тематичні, емоційні та інтенційні компоненти. У графово-контекстній моделі ці залежності подаються явно, що покращує аналіз переходів між станами.

Перевага запропонованого методу особливо помітна в діалогах, де окремі репліки є короткими або фрагментарними. У таких випадках зміст повідомлення часто можна визначити лише через попередню репліку, роль автора та стан діалогу. Якщо коротке повідомлення аналізувати ізольовано, воно може бути віднесене до неправильного класу або стану. Якщо ж його розглядати як вузол графа з контекстними зв'язками, модель отримує додаткову інформацію про те, до якого фрагмента розмови воно належить.

Суттєвим результатом є можливість формування пояснювального підграфа. Для задач аналізу діалогів пояснення через окремі слова не завжди є достатнім, оскільки смисл формується на рівні взаємодії між репліками. Запропонований підхід дозволяє пояснювати результат через більш змістовні одиниці: репліки, теми, емоційні маркери, наміри, стани та переходи між ними. Це робить результат придатнішим для подальшої перевірки, порівняння діалогів і аналізу типових сценаріїв взаємодії.

Водночас запропонований метод має обмеження. Експеримент виконано на англійськомовному відкритому наборі даних, тому для українськомовних цифрових сервісів психологічної підтримки потрібне формування або адаптація відповідного корпусу. Крім того, якість аналізу залежить від якості початкової розмітки станів, тематичних ознак, емоційних маркерів і комунікативних намірів. Подальші дослідження мають бути спрямовані на уточнення цих множин, перевірку методу на різних типах сервісів і розвиток критеріїв оцінювання пояснювальних підграфів.

Висновки. У статті запропоновано метод аналізу семантичної динаміки діалогів із формуванням пояснення результатів у цифрових сервісах психологічної підтримки населення. На відміну від підходів, що обмежуються класифікацією окремих реплік або лінійним контекстним вікном, запропонований метод подає діалог як траєкторію смислових станів, пов'язану з графово-контекстним представленням.

Формалізовано вхідні та вихідні об'єкти методу, траєкторію станів, матрицю переходів, показники тематичної та емоційної зміни, оцінку узгодженості переходу, правила визначення динамічних ситуацій і показник інтегрального розвитку діалогу. Запропоновано спосіб формування пояснювального підграфа, у якому зберігаються найбільш значущі репліки, теми, емоційні маркери, комунікативні наміри, стани та зв'язки між ними.

Експериментальне дослідження показало, що графово-контекстна модель забезпечує вищу якість аналізу семантичної динаміки порівняно з текстовими та лінійно-контекстними

підходами. Для повної моделі значення TransitionAcc становило 0,78, а SeqSim – 0,74. Додавання пояснювального механізму підвищило Fidelity до 0,24 і зменшило Compactness до 0,18, що свідчить про можливість формування компактного та інформативного пояснення результату.

Практичне значення отриманих результатів полягає в можливості використання методу для програмних засобів автоматизованого аналізу чатів психологічної підтримки, попереднього структурування діалогових даних, дослідження траєкторій розвитку розмови, виявлення типових динамічних ситуацій і формування пояснюваних результатів. Метод не замінює фахівця психологічної підтримки, а виконує допоміжну функцію технічного аналізу діалогових даних.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на формування україномовного корпусу діалогів, уточнення множин діалогових станів і динамічних ситуацій, перевірку методу на різних цифрових сервісах підтримки, а також на розвиток метрик оцінювання якості пояснювальних підграфів.

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 ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

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. 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>.
5. 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>.
6. 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>.
7. 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. p. 8440–8451. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.747>.
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. p. 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>.

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. Haliuk, M. & Smywiński-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. p. 120–128. DOI: <https://doi.org/10.63317/38s36d2i3zdo>.

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 04.09.2026

Отримано після перегляду 02.10.2026

Прийнято 12.10.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.59>

UDC 004.8:004.912

Method for analyzing semantic dynamics of dialogues with result explanation in digital psychological support services

Chystotin V. Oleksiy¹⁾

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

Mykola A. Hodovychenko¹⁾

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

¹⁾ Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine

ABSTRACT

The article addresses the problem of analyzing semantic dynamics of dialogues in digital psychological support services. The relevance of the study is determined by the fact that the meaning of a dialogue is formed not only by individual utterances, but also by a sequence of states, thematic transitions, emotional changes, communicative intentions, and contextual links between messages. The aim of the study is to develop a method for analyzing semantic dynamics of dialogues with result explanation based on a graph-context representation. The proposed method represents a dialogue as a trajectory of semantic states constructed from semantic utterance profiles, typed graph relations, local dialogue fragments, and a transition matrix between states. The method formalizes indicators of thematic and emotional change, transition coherence, state trajectory similarity, and rules for identifying dynamic situations, including coherent development, topic shift, state repetition, stagnation, and escalation fragments. To interpret the result, an explanatory subgraph is formed that contains the most significant utterances, topics, emotional markers, communicative intentions, states, and relationships between them. The experimental study was performed using the open MentalChat16K dataset. An experimental sample of 720 dialogues and 4800 utterances was formed. Comparison with textual and linear-context approaches showed that the graph-context model achieved a TransitionAcc value of 0.78 and a SeqSim value of 0.74. Adding the explanation mechanism increased Fidelity from 0.16 to 0.24 and reduced Compactness to 0.18. The obtained results confirm the feasibility of using the proposed method for automated analysis of dialogue development and generation of explainable results in digital psychological support services.

Keywords: Semantic dynamics, natural language processing, graph-context model, dialogue states, explainable artificial intelligence, dialogue analysis, machine learning, 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

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



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, проєктне 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. 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