

DOI: 10.18372/2310-5461.56.17130

УДК 621.39 (045)

Р. С. Одарченко, д-р техн. наук, професор
Національний авіаційний університет
orcid.org/0000-0002-7130-1375
e-mail: odarchenko.r.s@ukr.net;

М. С. Іванова,
ТОВ «Лайфселл»
e-mail: marinaivanova0899@gmail.com
orcid.org/0000-0002-4821-5161

М. С. Рябенко, PhD-докторант
ДержНДІ технологій кібербезпеки
та захисту інформації
orcid.org/0000-0003-3497-8050
e-mail: rmaxsept@gmail.com;

М. Аль-Мудхафар Акіл Абдулхуссейн, PhD-докторант
Національний авіаційний університет
orcid.org/0000-0001-5306-4081
e-mail: almudhaffar2004@gmail.com

МЕТОД АНАЛІЗУ ВЗАЄМОЗАЛЕЖНОСТЕЙ ПАРАМЕТРІВ QoE ТА QoS НА ОСНОВІ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Вступ

З розвитком телекомунікаційних технологій та мобільних мереж потреби та поведінка клієнтів змінилися. Мобільний зв'язок означає набагато більше, ніж простий голосовий зв'язок; тепер є мобільний Інтернет із веб-серфінгом, відеодзвінками, потоковим медіа та мікробло-гами. Традиційні KPI (Key Performance Indicator) більше не підходять для вимірювання якості мобільних послуг. Мета оптимізації мережі поступово перемістилася від підвищення продуктивності мережі до покращення QoE (Quality of Experience). Таким чином, оцінка та оптимізація QoE є трендом для оптимізації майбутніх телекомунікаційних мереж.

QoE – це якість мережі та послуг, які клієнт насправді відчуває. Ця метрика охоплює не лише технічну продуктивність мережі, а також особливості поведінки клієнтів, імідж бренду провайдера, якість послуг і ціни.

У випадку співіснуючих стандартів зв'язку оцінка та оптимізація мережі часто незалежні, що унеможливорює точну оцінку досвіду клієнтів. Таким чином, життєво важливо розробити всебічні та наукові засоби оцінки та оптимізації QoE.

Розрізняють якість обслуговування (QoS) та якість моніторингу досвіду (QoE). Якість обслуговування (QoS) визначається як «сукупність характеристик телекомунікаційної послуги, яка впливає на її здатність задовольняти заявлені та

непрямі потреби користувача» [1]. Якість моніторингу досвіду (QoE) – це «ступінь задоволення або роздратування користувача від користування програмою чи послугою» [2]. QoE – це багатовимірна концепція, яка вимагає врахування великої кількості факторів [3] для різних застосувань: вимірювання, керування та QoE-контроль з точки зору як кінцевого користувача, так і провайдера. Деякі чинники мають технічний характер, але є також умови середовища, які впливають на сприйняття.

Основні методи моніторингу акцентуються на вимірюванні параметрів рівня якості мережі, пов'язані з QoS, такі як втрата пакетів, зміна затримки в потоці пакетів між двома системами та пропускна здатність. Ключові показники ефективності (KPI), такі як затримка, втрата пакетів і пропускна здатність та відповідні порогові значення для цих KPI зазвичай визначають оператори мережі та послуг. Ці KPI постійно контролюються з метою відслідковування поточного рівня якості надання певної послуги.

Засоби моніторингу повинні не тільки враховувати фактори QoS, але також включати фактори QoE, щоб отримати кращу продуктивність (у сенсі кореляції з людськими думками). Крім того, інструменти моніторингу часто розробляються лише для однієї конкретної служби, що ускладнює розробку «універсального» інструменту моніторингу QoE.

Наразі використовується декілька підходів для пошуку зв'язків між індикаторами QoS і оцінки якості людиною, що отримуються в результаті суб'єктивних тестів користувачів. До них належать регресія, статистичний аналіз, машинне навчання або краудсорсинг [4]. В останніх підходах фокус інструментів моніторингу змістився, адже в ході досліджень стало зрозуміло, що контекстний фактор краще враховує концепції QoE і призводить до більш точних прогнозів оцінювання якості користувачем. Фактори можуть, наприклад, включати місцезнаходження користувача, його попередній досвід і очікування, типи пристроїв тощо.

Міжнародний союз електрозв'язку (ITU) визначає QoE як загальну прийнятність програми чи послуги, суб'єктивно оцінену кінцевим користувачем. QoE можна розглядати як розширення традиційного QoS у тому сенсі, що QoE надає інформацію про надану послугу від точки зору кінцевого користувача.

У той час як QoS стоїть між мережею та додатком, QoE зосереджено на абоненті. Зокрема, QoE зосереджується на людині як користувачеві, який взаємодіє з програмою, і людині як клієнтові, який має справу з постачальником послуг.

Метою QoE є врахування кожного із факторів, який впливає на сприйняту користувачем якість системи чи послуги. Моніторинг включає системний, людський і контекстуальний фактори [3].

Аналіз досліджень і публікацій

Дослідники, а також мережеві провайдери все більше зацікавлені в розумінні того, як досвід користувача мережі (QoE) змінюється по відношенню до різних параметрів якості обслуговування (QoS) [3], при цьому проводиться багато досліджень та спроб визначити загальний зв'язок між якістю досвіду (QoE) і QoS [4, 5, 6]. В роботі [4] представлено короткий огляд деяких існуючих моделей кореляції, які були використані для оцінки кореляційних залежностей між якістю обслуговування (QoS) з якістю досвіду (QoE) для мультимедійних послуг. У відкритих літературних джерелах можна зустріти різні моделі у різних функціональних формах [5, 6]. Так, в [5], наприклад, проведено аналіз різноманітних моделей для їх потенційного використання для встановлення кореляційних зв'язків між параметрами мережі 5G у реально працюючих комерційних мережах. Зустрічаються випадки, коли ця різноманітність запропонованих моделей потенційно призводить до того, що одна складність має абсолютно різні рішення одночасно [7, 8]. Тоді питання полягає в тому, яка модель є тією, що може краще пояснити цей зв'язок [9].

Таким чином, в результаті аналізу літературних джерел було встановлено, що ще не розроблено ефективного інструменту для наскрізного визначення QoE в залежності від параметрів QoS. Таому, виникла необхідність удосконалення вже існуючих моделей за допомогою алгоритмів машинного навчання, які на даний момент є одними із найперспективніших та найуніверсальніших засобів.

Постановка задач дослідження

Враховуючи очікуване збільшення обсягу даних у телекомунікаційних мережах, постачальникам послуг потрібні досконаліші інструменти з новим рівнем розуміння. Застарілі рішення для керування продуктивністю мережі та послуг більше неефективні. Підхід до управління QoS/QoE з впровадженням 5G створить значні проблеми, які необхідно вирішити, щоб керувати та забезпечити обіцяний досвід та якість покриття 5G, який можна підсумувати наступним чином [5]:

1. Відсутність наскрізної видимості: традиційні інструменти керування та протоколи призначені для моніторингу окремих мережевих компонентів і аналізу їх пропускну здатності (трафіку) і використання. Але ці застарілі інструменти не надають повного індексу для вимірювання того, що дійсно важливо: якості досвіду (QoE), тобто «наскільки добре послуга працює для кінцевого користувача». Для керування якістю досвіду (QoE) необхідна видимість і послідовний наскрізний рівень моніторингу.

2. Хоча гарантія Best Effort QoE була загальноприйнятим стандартом для інтернет-додатків і послуг, вона вже недостатня для сучасних цифрових послуг, що розвиваються. Клієнти більше не сприймають послуги рівня «добре», а не «відмінно». Розуміння рівня QoE для різних випадків використання має вирішальне значення, і це може вплинути на сприйняття клієнтами якості мережі та призвести до відтоку [5].

3. Розуміння зв'язку між QoS і QoE. Постачальникам послуг усе ще зручніше контролювати KPI та QoS, ніж QoE, що є залишком традиційного моніторингу продуктивності телефонії. Проблема полягає в тому, що досвід кінцевого користувача значною мірою керується QoE, а не QoS. Таким чином, вкрай важливо розпізнати пов'язані вимоги QoS мережі для кожного випадку використання, а потім визначити відповідну методологію управління продуктивністю для ефективного моніторингу та тестування мережі, а також створити конкретну модель QoE. Для вирішення поставлених задач пропонуємо розробити метод аналізу взаємозалежностей парамет-

рів QoE та QoS на основі алгоритмів машинного навчання.

Таким чином, мета даної роботи, яка стала частиною виконання кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня «Магістр» в Національному авіаційному університеті в 2022 році, полягає у розробці методу підвищенні якості обслуговування абонентів телекомунікаційними провайдерами за рахунок використання алгоритмів машинного навчання. Для досягнення поставленої мети необхідне вирішення наступних наукових задач:

1. Проаналізувати якість та механізми оцінки QoE абонентів.
2. Удосконалити модель оцінки користувацького досвіду телекомунікаційної мережі.
3. Розробка методу аналізу взаємозалежностей параметрів QoE та QoS на основі алгоритмів машинного навчання.
4. Експериментальне дослідження розробленого методу.

Визначення QoE для абонентів телекомунікаційних мереж

Сьогодні люди є вимірювачами якості, і їхні очікування, сприйняття та потреби щодо конкретного продукту, послуги чи програми мають велику цінність [6]. У той час, коли ITU-T визначив QoE як «загальну прийнятність програми або послуги, як суб'єктивно сприйнятої кінцевим користувачем» [7], ETSI визначає QoE як «міру продуктивності користувача, обґрунтовану як об'єктивними, так і суб'єктивними психологічними показниками використання послуги або продукту ІКТ» [8] і розширює QoE за межі суб'єктивних, включаючи об'єктивні психологічні показники.

Різні підходи, такі як [9–13], дають визначення QoE, які тісно пов'язані з технологічно-центричною логікою, не враховуючи суб'єктивний характер людського досвіду та не враховуючи ширшого визначення QoE [14]. Як наслідок можна припустити, що оптимізація параметрів пов'язаних із QoS, автоматично призведе до збільшення загального QoE, що пришвидшить впровадження продуктів і послуг на стороні споживача. Однак QoS є лише частиною загального обсягу QoE. Вищий QoS у багатьох випадках, ймовірно, призведе до вищого QoE, але виконання всіх вимог QoS, пов'язаних із трафіком, не обов'язково гарантує високий показник QoE користувача. Крім того, передбачається, що продукти та послуги, які відповідають вимогам і очікуванням користувачів, проте мають нижчий показник QoE, ймовірно, будуть більш успіш-

ними, ніж продукти та послуги, які мають вищий рівень якості обслуговування, але не відповідають високим вимогам користувачів [15].

Моделі взаємозалежностей QoE та QoS

Мережеві провайдери все більше зацікавлені в розумінні того, як досвід користувача мережі (QoE) змінюється по відношенню до різних параметрів якості обслуговування (QoS), при цьому проводиться багато досліджень та спроб визначити загальний зв'язок між якістю досвіду (QoE) і QoS. В науковій літературі можна зустріти різні моделі у різних функціональних формах. Зустрічаються випадки, коли ця різноманітність запропонованих функцій потенційно призводить до того, що одна складність має абсолютно різні рішення одночасно. Тоді питання полягає в тому, яка модель є тією, що може краще пояснити цей зв'язок. Тому надалі наведено та проаналізовано існуючі моделі взаємозалежностей між QoE та QoS.

Степеновий закон Стівенса

Американський психофізик Стенлі Сміт Стівенс представив простий, але потужний закон, який пояснює, як змінюється людське сприйняття збільшення від сили фізичного подразника [16]. Цей закон можна сформулювати такою формулою:

$$P(S) = K * S^b, \quad (1)$$

де P представляє людське сприйняття як функцію інтенсивності стимулу S ; K є константою і залежить від умов середовища вимірювання; експонента b , яка є важливою частиною формули, може вказувати на тип стимулу і, по суті, відіграє роль ідентифікатора стимулу і в той же час визначає кривизну ступеневої функції. Якщо ми розглядаємо QoE як людське сприйняття, а QoS – як стимул, що впливає на це сприйняття, тоді (1) може показати зв'язок потужності між QoE та QoS.

Закон Вебера-Фехнера

Ернст Генріх Вебер був німецьким психологом, який проводив дослідження людського сприйняття на основі різних фізичних стимулів. Результати його дослідження були опубліковані та відомі як закон Вебера, який стверджує, що лише помітні відмінності між стимулами пов'язані з їх величиною [17]. Формулу закону можна виразити так:

$$\Delta R = K * R,$$

де R демонструє величину стимулу, ΔR – це помітні відмінності, а K є константою, яку можна визначити по відношенню до експериментального середовища.

Густав Теодор Фехнер був іншим німецьким психологом, який пізніше працював над законом Вебера. Він запропонував нове докладне тлумачення закону Вебера і виразив його як диференціальне рівняння між силою фізичного стимулу та величиною людського сприйняття [18]. Цей зв'язок можна описати так:

$$dP = K \frac{dS}{S}, \quad (2)$$

де dP — зміна сприйняття, dS — зміна величини стимулу, S — поріг стимулу, нижче якого люди не можуть сприймати нічого від змін величини стимулу, а K — константа, яку можна визначити експериментально. Якщо ми проінтегруємо обидві частини (2), то отримаємо:

$$P = k * \ln S + C.$$

Знову ж таки, QoE можна розглядати як сприйняття, а QoS — як стимул. Таким чином, у нас буде логарифмічне рівняння, яке пояснює загальний зв'язок між QoE та QoS .

Гіпотеза IQX

Гіпотеза IQX базується на експоненціальній залежності між параметрами QoS та QoE та [19] стверджує, що QoE є функцією n різних факторів, одним із яких є параметри QoS . Іншими словами, гіпотеза IQX пов'язує зміни QoE щодо QoS із поточним рівнем QoE . Таким чином, фокус на QoE як функції параметрів QoS , маючи на увазі, що такі параметри QoS , як втрата або затримка пакетів, можуть впливати на загальне сприйняття користувачем якості обслуговування. Це можна представити таким чином:

$$QoE = f(QoS).$$

Автори [19] також погоджуються, що QoE коливається відповідно до поточного рівня. Припу-

скаючи це, тоді QoE змінюється по відношенню до змін QoS , які розглядаються у формі диференціального рівняння в частинних похідних як:

$$\frac{\delta QoE}{\delta QoS} = -\beta(QoE - \gamma). \quad (3)$$

Розв'язування (3) створює взаємозв'язок між QoE та QoS у формі експоненціального рівняння, як:

$$QoE = \alpha e^{-\beta QoS} + \gamma, \quad (4)$$

де α , β , γ — це три невід'ємні параметри, які можуть змінюватися в різних експериментах. Проте, використовуючи відповідні статистичні методи, їх можна оцінити з відповідним рівнем достовірності для кожного експерименту.

Порівняльний аналіз моделей, орієнтованих на сприйняття та стимул

Рівняння, отримані внаслідок досліджень у сфері психофізики, мають погляд, орієнтований на стимули щодо змін у сприйнятті людини, вони постулюють, що сприйняття змінюється відносно змін стимулів. Якщо це припущення поширюється на співвідношення QoE/QoS , можна стверджувати, що QoE може змінюватися зі змінною параметрів QoS . З іншого боку, гіпотеза IQX припускає, що зміна QoE , пов'язана з QoS , є поточною функцією рівня QoE . Фактично зв'язок QoE/QoS розглядається з точки зору сприйняття. Розглянуто порівняння існуючих степеневих, логарифмічних і експоненціальних співвідношень між QoE і QoS , а таблиця 1 містить зведення рівнянь.

Таблиця 1

Відношення, орієнтовані на сприйняття та стимули

	Назва	На що орієнтовано	Відношення	Форма
Психофізичний аналіз	Степеневий закон Стівенса	Орієнтовано на стимул	$QoE = K * QoS^b$	Степенева
	Закон Вебера-Фехнера		$QoE = K * \ln(QoS)$	Логарифмічна
Гіпотеза	IQX	Орієнтовано на сприйняття	$QoE = \alpha e^{-\beta QoS} + \gamma$	Експоненціальна

Проте, як показав аналіз, дані вище розглянуті моделі не підходять до сучасних реалій, і не розроблено ефективного інструменту для наскрізного визначення QoE в залежності від параметрів QoS . Тому виникає необхідність в удосконаленні вже існуючих моделей за допомогою алгоритмів

машинного навчання, чому і приділена решта статті.

Удосконалення підходу до встановлення взаємозв'язків між параметрами QoE та QoS

Успішне керування продуктивністю мережі та якістю послуг, що надаються вимагає комплексного перегляду QoS мережі та QoE рівня додатків/сервісів. Найкращим показником продуктивності буде взаємодія з кінцевим користувачем, що потребує детального керування та вимірювання на прикладному рівні. Точні вимірювання KPI базової мережі в поєднанні з показниками якості обслуговування дозволять провайдерам телекомунікаційних послуг забезпечувати наскрізну якість обслуговування для користувачів. На рис. 1 піраміда QoS/QoE ілюструє взаємозв'язок високого рівня між класичними мережевими KPI, які використуються для отримання значень показника QoS, KQI, вимірними для кожної програми, і кінцевим результатом QoE, який сприймає користувач.

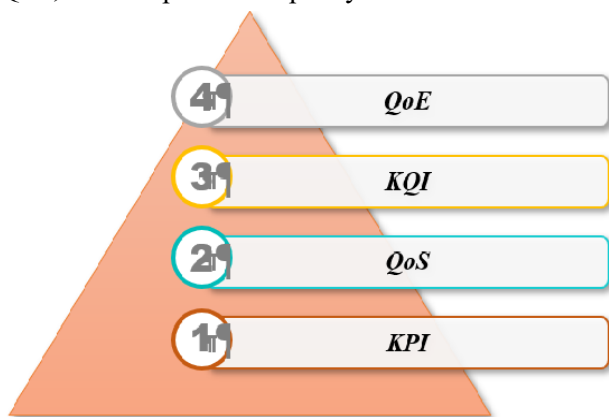


Рис. 1. Піраміда QoE/QoS

Постійний і збалансований розвиток галузі зв'язку нерозривно пов'язаний зі збільшенням

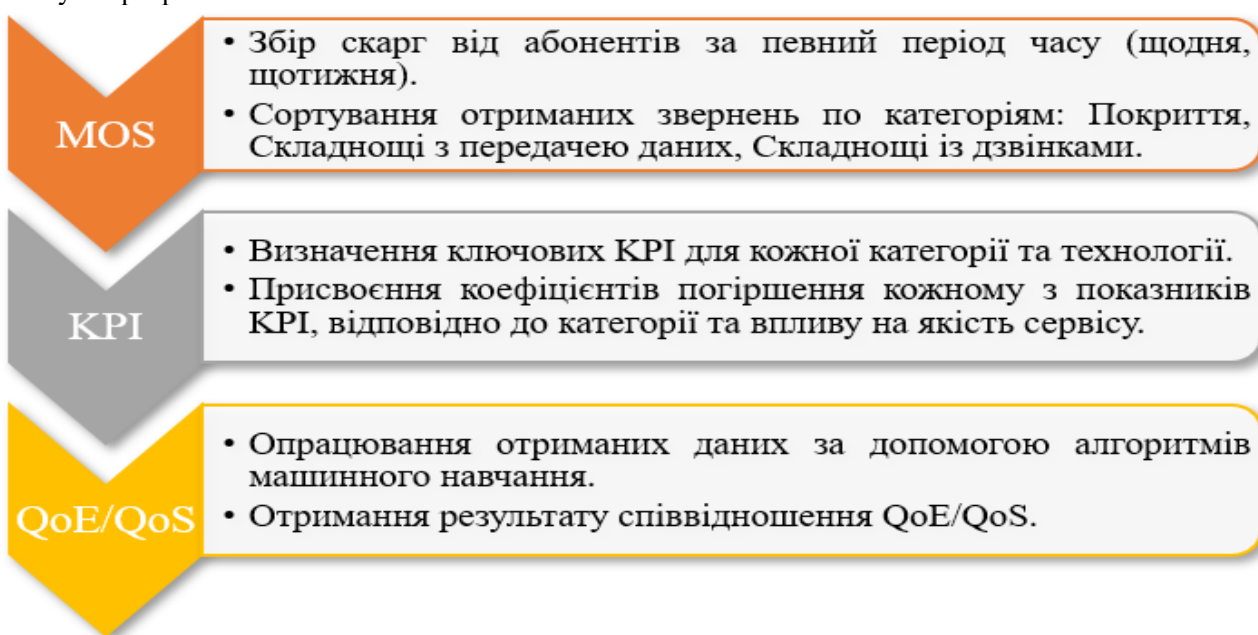


Рис. 2. Процес регулярного моніторингу QoE/QoS мобільним оператором

кількості абонентів і послуг, що надаються. Для ринку телекомунікаційних послуг така тенденція є особливо важливою – з одного боку, існує величезний інтерес абонентів до отримання нової послуги, а з іншого – висока конкуренція, що стимулює провайдерів постійно виводити на ринок зв'язку якісь принципово нові пропозиції.

Рівень розвитку сучасного ринку послуг стільникового зв'язку, зміна якості пристроїв і методів надання послуг, збільшення обсягу та рівня багатовимірності інформації, що циркулює в мережах стільникового зв'язку, спричинили появу проблеми модернізації системи оцінювання якості послуг, що багато в чому визначає швидкість реалізації переваг. В інтересах збереження конкурентоспроможності постачальники послуг спрямовують основні зусилля на підвищення якості та збільшення терміну обслуговування абонентської мережі шляхом впровадження спеціальних програм лояльності, ефективної системи покращення існуючих та впровадження нових додаткових послуг. Підтримка необхідного рівня задоволеності споживачів якісними послугами має комплексний характер і передбачає систему організаційно-технічних і соціально-економічних заходів. Виходячи з вищевикладеного, провайдери повинні прийняти модель обслуговування, орієнтовану на абонента, для підвищення якості роботи послуг передачі даних і голосу та залучення більшої кількості абонентів до нових послуг, створюючи одночасну перевагу тим самим. Очікується, що наведена нижче методологія (рис. 2.) буде корисна для операторів мобільного зв'язку в питанні зменшення кількості скарг клієнтів, покращення QoE та підвищення лояльності абонентів, особливо абонентів з високою абонплатою.

Розглянемо детальніше процес регулярного моніторингу QoE/QoS мобільним оператором, представлений на рис. 2.

1. Визначення MOS:

1.1. Зробити вибірку скарг абонентів за певний період часу (місяць, тиждень, день тощо).

Необхідна інформація: населений пункт та точна адреса (за можливості координати); технологія; на що скарга: покриття, передача даних, складнощі із дзвінками; на що впливає складність: доступ до інтернет-мережі (завантаження сайтів, соціальні мережі, месенджери, потокове відео), дзвінки, час неуспішної транзакції; з якого часу спостерігаються складнощі; чи знаходиться абонент в національному роумінгу; контекст у якому спостерігається складність; термінал, яким абонент користувався під час неуспішної транзакції, оцінка якості отриманих послуг за 5-ти бальною шкалою. Оцінка отриманих послуг необхідна, якщо у компанії раніше користувалися традиційними методами визначення якості наданих послуг, а саме орієнтувалися лише на KPI і в такому випадку необхідно сформувати еталонні набори даних з якими у майбутньому можна порівняти прогнози сформовані методом аналізу, що базується на алгоритмі машинного навчання.

1.2. Виконати сортування за регіоном та категорією.

1.3. Виключити випадки, коли абонент знаходився не за адресою, коли термінал або SIM-карта не підтримують технологію, на яку складалась скарга, для звернень, що пов'язані із складнощами з передачею даних звернення, коли час неуспішної транзакції співпадає з часом телефонної розмови (крім випадків, коли активовано

VoLTE/VoWi-Fi), а також для скарг на передачу даних та дзвінки, коли активної сесії або дзвінка відповідно в системах моніторингу мобільного оператора не зафіксовано.

2. Визначення KPI та QoS:

2.1. Для вибраних скарг визначити множину базових станцій та секторів, що покривають локацію абонента в тій технології на яку складається скарга.

2.2. По даним систем моніторингу необхідно проаналізувати завчасно виокремлені показники продуктивності мережі для скарг на покриття та показники якості сервісу для скарг на передачу даних та дзвінки відповідно до технології (2G/3G/4.5G).

2.3. Застосувати вагові коефіцієнти до кожного з вимірних KPI, при цьому сума коефіцієнтів повинна дорівнювати 1.

3. Визначення QoE/QoS:

3.1. До отриманого набору даних застосувати алгоритм машинного навчання.

Описаний підхід ґрунтується на суб'єктивних дослідженнях, оскільки стратегії вибірки та відбір параметрів допомагають врахувати моделі, які підлягають перевірці, що є доцільним індивідуально для кожного телекомунікаційного провайдера проаналізувати, як багатofакторна модель QoE та обчислення QoE/QoS з використання алгоритмів машинного навчання підходять для сформованих сценаріїв обслуговування. На основі проведеного аналізу було встановлено, що для вирішення поставленої в дослідженні задачі підходить метод випадкового лісу (рис. 3). Відповідно було розроблено алгоритм роботи методу (рис. 4).

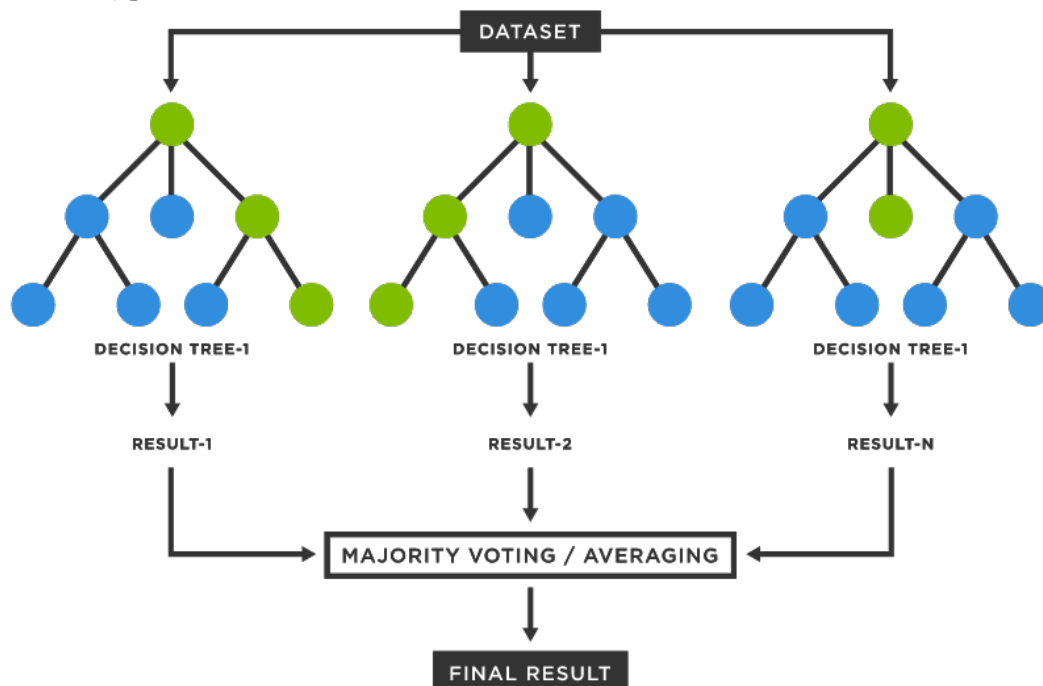


Рис. 3. Метод випадкового лісу

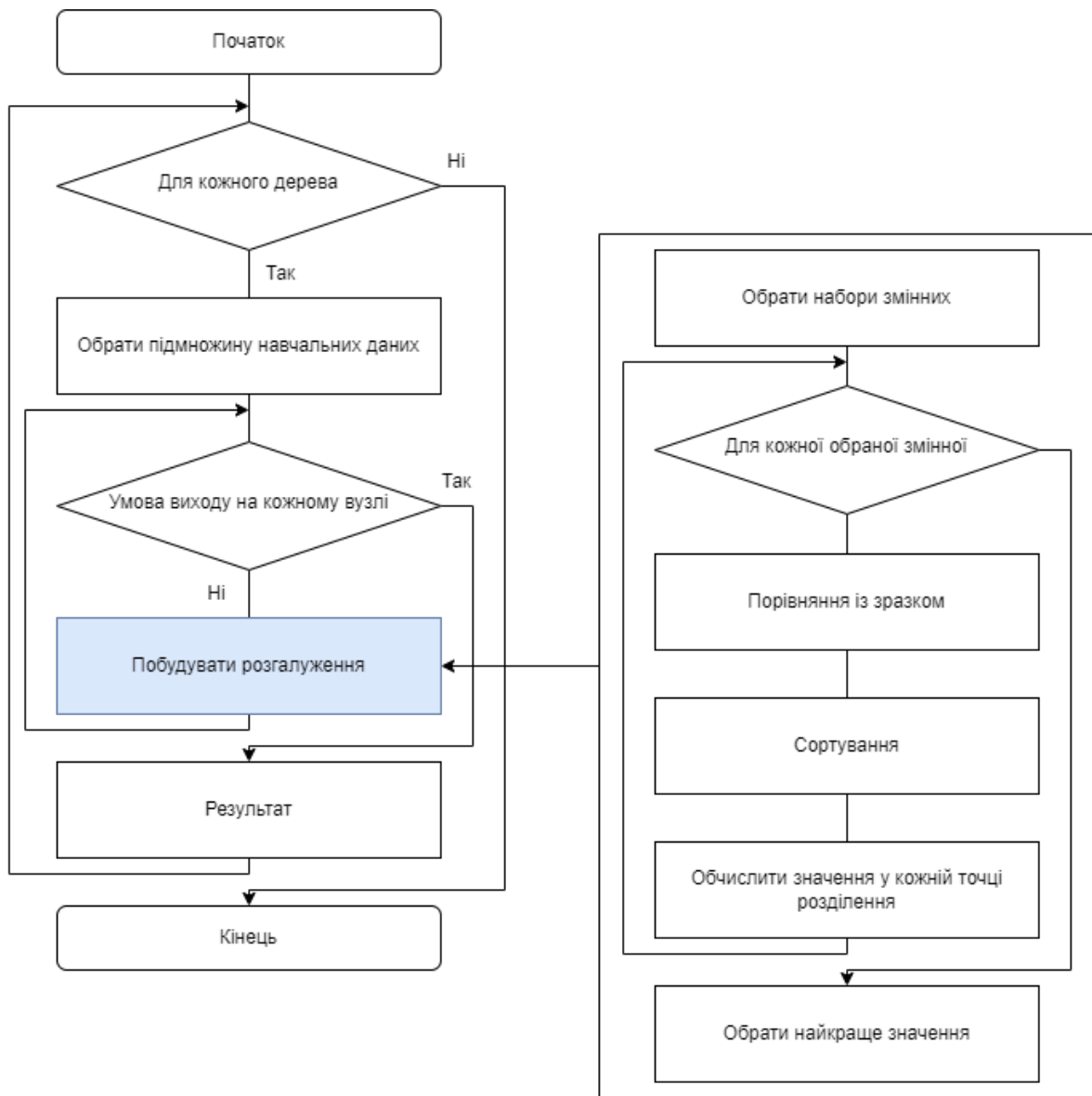


Рис. 4. Реалізація методу аналізу взаємозалежностей параметрів QoE та QoS на основі алгоритмів машинного навчання

Важливим етапом роботи методу є правильний підбір наборів даних. Необхідний для аналізу набір даних має вигляд таблиці з полями:

1. Номер скарги.
2. День.
3. Місяць.
4. Рік.
5. Тип скарги (Покриття, Складнощі з передачею даних, Складнощі із дзвінками).
6. Технологія (2G/3G/4.5G).
7. Визначені KPI.
8. Вагові коефіцієнти для KPI.
9. Оцінка отриманих послуг абонентом.

Аналіз відбувається окремо для кожної технології та окремо для кожного типу скарг. На третьому етапі запропонованого методу відбувається множення показників на відповідні коефіцієнти та видалення непотрібних полів таблиці.

Таким чином, модель машинного навчання повинна проаналізувати таблицю із такими полями:

1. Номер скарги.
2. День.
3. Місяць.
4. Рік.
5. Показники KPI помножені на вагові коефіцієнти.
6. Оцінка отриманих послуг абонентом.

Останнє поле застосовується на етапі навчання та тестування системи. При подальшому аналізі та прогнозуванні QoE враховуватиметься лише коефіцієнт контексту.

Експериментальні дослідження розробленого методу

У даному розділі розглядається алгоритм машинного навчання Random Forest для наскрізного визначення та прогнозування оцінки QoE. Експериментальні дослідження проводяться на

основі категорії абонентських звернень – складнощі з передачею даних у технології 4.5G. Алгоритм написано на мові програмування Python з використанням бібліотеки Matplotlib.

Для аналізу використовуються історичні дані за три роки. В якості показників QoS обрано три параметри:

- Cell Availability – доступність соти тієї базової станції, до якої підключався абонент на момент складнощів,
- E-RAB Drop Rate – метою каналу радіодоступу (RAB) є забезпечення сегмента з'єд-

нання за допомогою мережі радіодоступу WCDMA (WCDMA RAN) для підтримки служби каналу UMTS.

- LTE Accessibility – доступність сервісів LTE.

1. На вхід програми було надано таблицю (рис. 5), що містить поля: ID скарги, дату звернення, регіон, KPI (Cell Availability, E-RAB Drop Rate, LTE Accessibility), що помножені на вагові коефіцієнти та бал, яким абонент оцінює отримані послуги.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	ID	Day	Month	Year	Region	K_Cell_Avalailability	K_ERAB_Drop_Rate	K_LTE_Accessibility	QoE
2	419	9	1	2022	KYIV	3.5	0.109396	3.5	1
3	418	9	1	2022	KYIV	15	0.019996	15	3
4	366	8	1	2022	KYIV	5.25	0.050622	5.25	1
5	365	8	1	2022	KYIV	24	0.036122	24	5
6	364	8	1	2022	KYIV	14.5	0.0099	14.5	3
7	363	8	1	2022	KYIV	19.75	0.003176	19.75	4
8	362	8	1	2022	KYIV	10.25	0.056362	10.25	2
9	313	7	1	2022	KYIV	4.75	0.11408	4.75	1
10	312	7	1	2022	KYIV	20.75	0.111158	20.75	4
11	311	7	1	2022	KYIV	18	0.107638	18	4
12	272	6	1	2022	KYIV	20.5	0.017044	20.5	4
13	271	6	1	2022	KYIV	0	0.0186	0	1
14	223	5	1	2022	KHARKIV	2	0.088838	2	1
15	222	5	1	2022	KHARKIV	17.75	0.007366	17.75	4
16	221	5	1	2022	KHARKIV	3	0.08425	3	1
17	220	5	1	2022	KHARKIV	24	0.006282	24	5
18	219	5	1	2022	KHARKIV	12.75	0.083514	12.75	3

Рис. 5. Інформація, що надана на вхід програми

2. Наступним кроком відбувається моделювання розподілу оцінок в залежності від значення Cell Availability для обслуговуючої базової станції. (рис. 6).

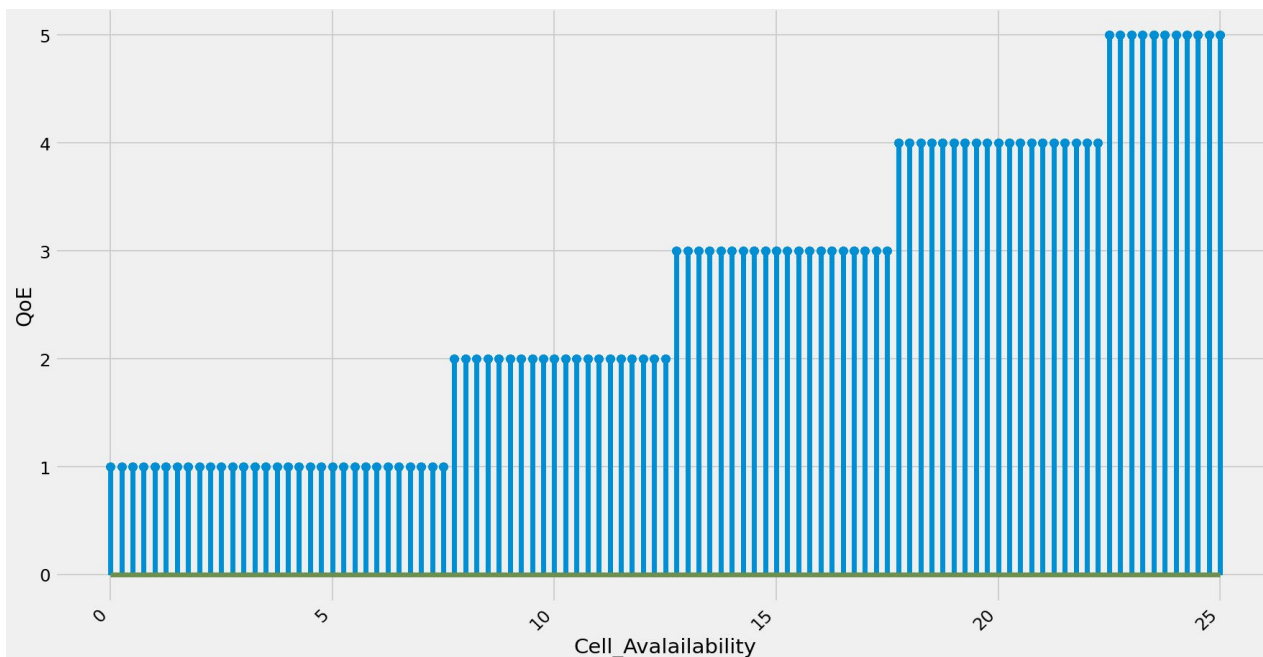


Рис. 6. Розподіл оцінок відповідно до рівня Cell Availability

З графіку видно, що чим вищий показника KPI, тим краще надані послуги сприймаються кінцевими користувачами. Натомість у співвідношенні QoE/E-RAB однозначних залежностей прослідкувати не вдається (рис. 7).

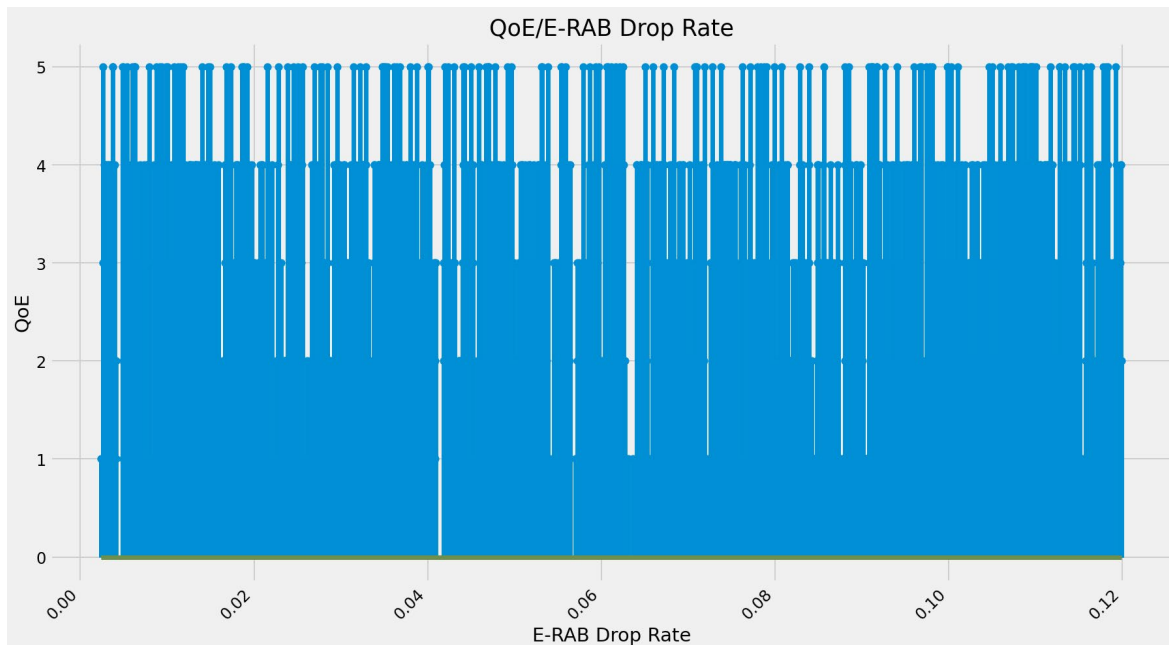


Рис. 7. Моделювання співвідношення QoE/E-RAB

3. Тренування моделі на історичних даних. Результати виконання представлені на рис.8.

```
Тренувальні набори: (749, 14)
Тренувальні мітки: (749,)
Тестові набори: (250, 14)
Тестові мітки: (250,)
```

Рис. 8. Результат тренування на історичних моделях

4. Встановлення нової базової лінії. Новою базовою лінією будуть прогнози моделі, навчені на даних за 1 рік, але перевірені на розширеному наборі для тестування. Тестування з таким набором тестів дозволяє оцінити ефект від використання додаткових навчальних даних. Результати виконання представлені на рис. 9.

```
Метрики для тренувальних наборів Random Forest
Похибка: 0.0
Точність: 100.0 %.
```

Рис. 9. Метрики для тренувальних наборів

5. Тренування на розширених наборах даних. На даному кроці алгоритм використовує таку саму кількість дерев рішень, але навчається на більш довгому наборі. Результати виконання представлені на рис. 10.

```
Тренувальні набори: (1125, 14)
Тренувальні мітки: (1125,)
Тестові набори: (375, 14)
Тестові мітки: (375,)
```

Рис. 10. Результат тренування на розширених наборах даних

6. Визначення показників для розширених наборів даних та функцій. Результати виконання представлені на рис. 11.

```
Метрики для тренувальних наборів Random Forest для розширених даних
Похибка: 1.0 degrees.
Покращення: 14.29 %.
Точність: 90.0 %.
```

Рис. 11. Метрики для тренувальних наборів

7. Зменшення кількості параметрів. Деякі показники непотрібні для прогнозування показника QoE. З метою зменшення їх кількості виконаємо перевірку важливості (рис. 12–14).

```
Variable: QoE_Predict Importance: 0.35
Variable: K_Cell_Avalailability Importance: 0.33
Variable: K_LTE_Accessibility Importance: 0.32
Variable: ID Importance: 0.0
Variable: Day Importance: 0.0
Variable: Month Importance: 0.0
Variable: Year Importance: 0.0
Variable: K_ERAB_Drop_Rate Importance: 0.0
Variable: QoE_Average Importance: 0.0
Variable: Region_DNIPRO Importance: 0.0
Variable: Region_KHARKIV Importance: 0.0
Variable: Region_KYIV Importance: 0.0
Variable: Region_LVIV Importance: 0.0
Variable: Region_ODESA Importance: 0.0
```

Рис. 12. Важливість кожної змінної

8. Зменшимо кількість параметрів, що використовуються моделлю, до тих, що повинні відповідати 95 % важливості. І в навчальних і в тестових наборах повинна використовуватись однакова кількість параметрів (рис. 15, 16).

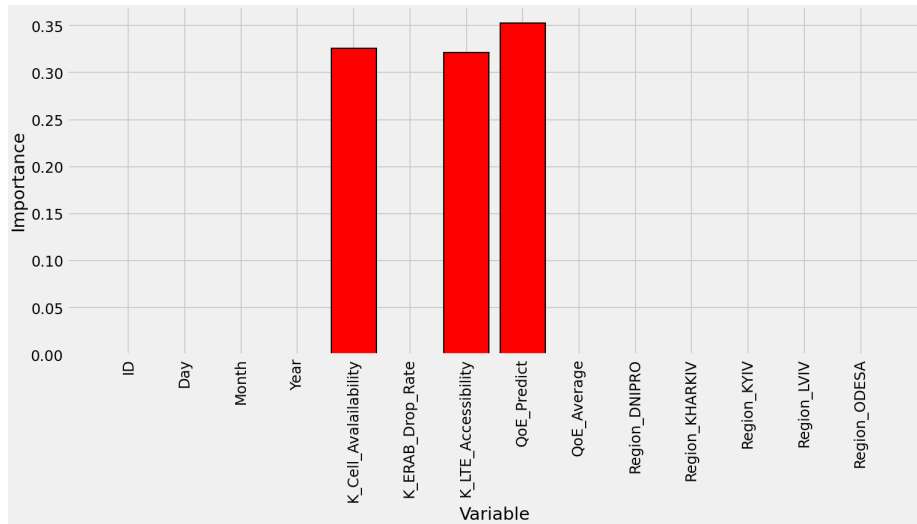


Рис. 13. Графік важливості кожної змінної

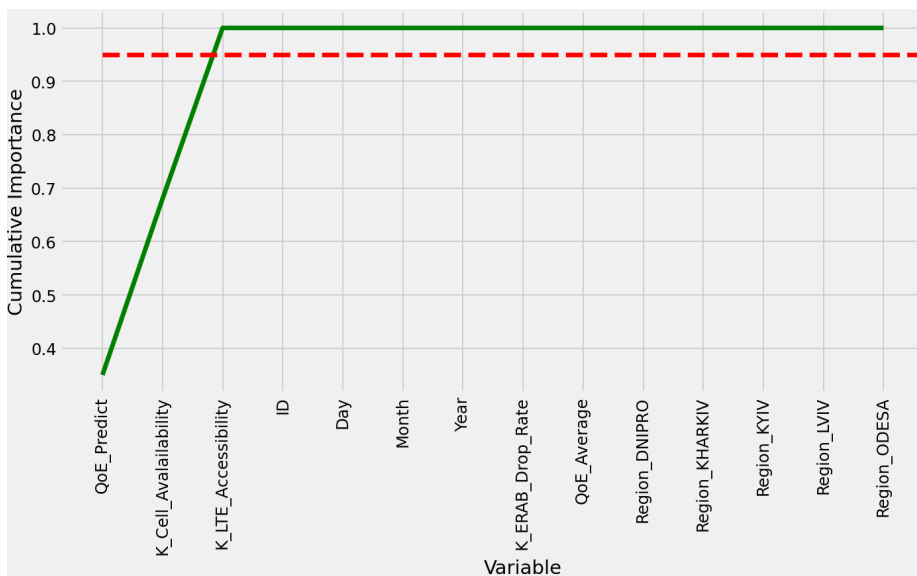


Рис. 14. Сукупна важливість

Кількість параметрів для 95% важливості: 3

Рис. 15. Результат виконання коду

Важливі показники для тренувальних наборів: (1125, 3)
Важливі показники для тестових наборів: (375, 3)

Рис. 16. Важливі показники для наборів

9. Оцінка важливих параметрів.

Кількість параметрів для 95% важливості: 3
Похибка: 0.0
Точність: 100.0 %.

Рис. 17. Результати оцінювання

Використання лише трьох найважливіших параметрів не призводить до зменшення точності прогнозування. Для деяких моделей зменшення кількості параметрів може підвищити продуктивність. Однак в інших ситуаціях продуктивність знизиться, але час виконання також зменшиться.

Розрахунок компромісу. Як видно з рис. 18 у даному випадку зменшення кількості параметрів не впливає на точність прогнозування, проте покращує продуктивність роботи моделі.

Час виконання для тренувальних та тестових наборів: 1.66 секунд,
Скорочення часу на: 1.15 секунд,
Відносне зниження точності: 0.0 %,
Відносне зменшення часу роботи: 30.595 %.

Рис. 18. Результати розрахунку компромісу

Висновки

У наш час переважна більшість провайдерів телекомунікаційних послуг різного роду (у тому числі, і оператори стільникового зв'язку) зацікавлені в тому, щоб усі клієнти були більшою мірою задоволені послугами, що одержуються. При цьому користувачі конкретного сервісу продовжуватимуть вибирати тільки того провайдера, який задовольняє очікування щодо якості обслу-

говування. У зв'язку з цим, щоб виправдати очікування клієнтів, провайдерам необхідно постійно вимірювати поточний рівень якості послуг для абонентів.

Останнім часом стало очевидним, що для того, щоб постачальники телекомунікаційних послуг могли надавати послуги найкращої якості, необхідно враховувати не лише якість мережі QoS, а й обов'язково QoE. При цьому було показано, що опитування абонентів у зв'язку з розширенням мережі та збільшенням кількості послуг, що надаються, вже не є продуктивним процесом, тому виникає необхідність забезпечення послідовного наскрізного моніторингу якості користувальницького досвіду. З цих міркувань, у роботі запропоновано використувувати модель машинного навчання під назвою «Випадковий ліс» для аналізу даних, і навіть покроково описані етапи аналізу з урахуванням історичних даних.

У результаті дослідження вдалося протестувати метод прогнозування QoE залежно від параметрів QoS. Виявилось, що розроблені методи дозволяють зменшити набір даних, запропонований у другому розділі, без шкоди для точності та продуктивності обчислень, що виконуються моделлю машинного навчання. Однак інші параметри передбачаються зі 100 % точністю, що є відмінним результатом.

Таким чином, запропонований метод з використанням алгоритмів машинного навчання може бути використаний телекомунікаційними провайдерами та операторами мобільного зв'язку у своїй роботі для забезпечення наскрізного моніторингу рівня задоволеності користувачів послугами, які надає провайдер.

ЛІТЕРАТУРА

- [1] Definitions of terms related to quality of service. ITU-T E.800, 2008. 30 с.
- [2] Le Callet P., Möller S., Perkins A. Qualinet White Paper on Definitions of Quality of Experience. COST IC1003 Qualinet, 2003. 24 с.
- [3] Reiter U., Brunnström K., De Moor K., Larabi M.-C., Pereira M., Pinheiro A., You J., Zgank A. Factors influencing Quality of Experience. Springer, 2014.
- [4] Alreshoodi M., Woods J. Survey on QoE\QoS correlation models for multimedia services. *International Journal of Distributed and Parallel Systems (IJDPSS)*. 2013. № 3. С. 53–72.
- [5] Katranaras E., Odarchenko R., Osman H., Patsouras I., et al. D7.4 Final integrated 5G-TOURS ecosystem and technical validation results. 5G-TOURS - ICT-19-2019. P. 21–26.
- [6] Laghari K., Connelly K. Toward total quality of experience: a QoE model in a communication ecosystem. *IEEE Communication Magazine*, 2012. Т. 50, № 4. P. 58–65.
- [7] ITU-T Recommendation P.10/G.100. Vocabulary for performance and quality of service. Amendment 2: New definitions for inclusion in Recommendation ITU-T P.10/G.100, 2008.
- [8] ETSI Technical Report. Human Factors (HF); Quality of Experience (QoE) requirements for real-time communication services, 2010.
- [9] Van Ewijk A., De Vriendt J., Finizola L. Quality of Service for IMS on Fixed Networks. Business Models and Drivers for Next-Generation IMS Services. CIIA: International Engineering Consortium, 2007.
- [10] O'Neill T. M. Quality of Experience and Quality of Service for IP video conferencing. Polycom, 2002.
- [11] Siller M. and Woods J. C. QoS arbitration for improving the QoE in multimedia transmission. Proceedings of the International Conference on Visual Information Engineering, 2003. P. 238–241.
- [12] Empirix. Assuring QoE on Next Generation Networks. Whitepaper, 2001. URL:<http://www.whitepapers.org/docs/show/113>. (access date 25.11.2022)
- [13] Soldani D. Means and methods for collecting and analyzing QoE measurements in wireless networks. Proceedings of International Symposium on a World of Wireless, *Mobile and Multimedia Networks*, 2006. P. 531–535.
- [14] De Moor K., Ketykó I., Joseph W. Proposed framework for evaluating quality of experience in a mobile, testbed-oriented living lab setting. *Mobile Networks and Applications*, 2010. V. 14, № 3. P. 378–391.
- [15] Baraković S., Baraković J., Bajrić H. QoE dimensions and QoE measurement of NGN services. Белград, Сербія: Proceedings of the 18th Telecommunications Forum (TELFOR '10).
- [16] Stevens S. S. Psychophysics: Introduction to its perceptual, neural, and social prospects. NewYork: John Wiley & Sons, 1975.
- [17] Guilford, J. P. A generalized psychophysical law. *Psychological Review*, 1932. V.39, № 1, P. 73–85.
- [18] Fechner G. T., Boring E. G., Howes D. H., Adler H. E. Elements of psychophysics, 1966. V. 1.
- [19] Fiedler M., Hossfeld T., Phuoc T.-G. A generic quantitative relationship between quality of experience and quality of service. *Network, IEEE*, 2010. V. 24, № 2. P. 36–41.

**Одарченко Р. С., Іванова М. С., Рябенко М. С., Аль-Мудхафар Акіл Абдулхуссейн М.
МЕТОД АНАЛІЗУ ВЗАЄМОЗАЛЕЖНОСТЕЙ ПАРАМЕТРІВ QOE ТА QOS НА ОСНОВІ АЛ-
ГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

Використання сучасних технологічних рішень для побудови радіо мереж різного призначення є Сьогодні більшість постачальників телекомунікаційних послуг зацікавлені в тому, щоб клієнти були задоволені послугами, які їм надаються. Очевидно, що користувачі певної послуги будуть і надалі обирати одного і того ж провайдера, якщо їх очікування якості послуг виправдалися. Тому, щоб задовольняти очікування клієнтів, провайдерам необхідно постійно вимірювати поточний рівень якості послуг, які вони надають. Для надання послуг найкращої якості телекомунікаційними провайдерами компаніям необхідно враховувати не лише показники якості мережі та QoS, але й QoE. Опитування абонентів з огляду на розширення мережі та збільшення кількості послуг, що надаються вже не є продуктивним процесом, таким чином є необхідність забезпечити послідовний наскрізний моніторинг якості досвіду користувачів. Виходячи з цих міркувань у даній роботі було запропоновано для аналізу даних використовувати модель машинного навчання, що має назву «Випадковий ліс», а також покроково описано етапи аналізу, що базуються на історичних даних. В ході дослідження вдалося протестувати метод прогнозування QoE в залежності від параметрів QoS. Виявилось, що можна скоротити набір даних, що пропонувався у другому розділі без впливу на точність та продуктивність розрахунків, що виконує модель машинного навчання. Разом з тим, прогнозування відносно тих параметрів, що залишились відбувається із точністю 100%, що є відмінним результатом. Таким чином, запропонований метод з використанням алгоритмів машинного навчання може використовувати у своїй роботі телекомунікаційні провайдери та мобільні оператори для забезпечення наскрізного моніторингу рівня задоволеності користувачів від наданих постачальником послуг.

Ключові слова: стільникова мережа; архітектура мережі, процедури, QoE, QoS, моніторинг.

**Odarchenko R., Ivanova M., Riabenko M., Al-Mudhafar Akil Abdulhussein M.
METHOD FOR ANALYSIS OF INTERACTION OF QOE AND QOS PARAMETERS
ON THE BASIS OF MACHINE MANAGEMENT ALGORITHMS**

Today, most telecommunication service providers are interested in making sure that customers are satisfied with the services they receive. It is obvious that users of a certain service will continue to choose the same provider if their expectations of service quality have been met. Therefore, in order to meet customer expectations, providers need to constantly measure the current level of quality of the services they provide. In order to provide the best quality services by telecommunications providers, companies need to consider not only network quality and QoS, but also QoE. Surveying subscribers in view of the expansion of the network and the increase in the number of services provided is no longer a productive process, thus there is a need to ensure consistent end-to-end monitoring of the quality of the user experience. Based on these considerations, this paper proposed to use a machine learning model called "Random Forest" for data analysis, and also step-by-step described the stages of analysis based on historical data. In the course of the study, it was possible to test the QoE prediction method depending on the QoS parameters. It turned out that it is possible to reduce the data set proposed in the second section without affecting the accuracy and performance of the calculations performed by the machine learning model. However, the remaining parameters are predicted with 100% accuracy, which is an excellent result. Thus, the proposed method using machine learning algorithms can be used in its work by telecommunication providers and mobile operators to ensure end-to-end monitoring of the level of user satisfaction with the services provided by the provider.

Keywords: cellular network; network architecture, procedures, QoE, QoS, monitoring.

Стаття надійшла до редакції 19.11.2022 р.

Прийнято до друку 26.12.2022 р.