

МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ РІВНЯ СПРИЙНЯТТЯ ЯКОСТІ ОБСЛУГОВУВАННЯ В ІНФОРМАЦІЙНО- ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Пропонується в рамках функціонально-вартісного аналізу синтез вирішальних правил для прогнозування рівня сприйняття якості обслуговування клієнтів інформаційно-телекомунікаційної системи. Розглядається застосування узагальненого критерію І.В. Кузьміна, інформаційна складова якого обчислюється в процесі інформаційно-екстремального навчання, а вартісна складова – в процесі підрахунку затрат на формування вхідного математичного опису системи та втрат внаслідок помилок прогнозування.

Вступ

З розвитком інформаційно-телекомунікаційних систем потреби клієнтів і їх поведінка змінилися. Центр уваги зміщується від підвищення продуктивності мережі до покращення сприйняття якості обслуговування (Quality of Experience, QoE). Забезпечення заданого рівня QoE для послуг і додатків стає фундаментальною задачею при реалізації наскрізного керування ресурсами [1,2]. На рівень QoE впливають технологічні, соціальні та економічні фактори. При цьому технологічні фактори пов'язані з якістю обробки зростаючих обсягів трафіка, а соціальні характеризують вид контенту (аудіо, відео, інше), область застосування (освіта, мистецтво, медицина), спосіб надання послуг (streaming, broadcast, файл), напрямок потоків (однонаправлені, двонаправлені, мультинаправлені), місце знаходження (в транспорті, вдома, на вулиці) та пристрій доступу (смартфон, ноутбук, планшет). Економічні фактори пов'язані з бажанням постачальників збільшити свій прибуток, зберегти існуючих та залучити нових клієнтів шляхом розвитку позитивного чи негативного досвіду користувачів відносно тих чи інших послуг через рекламу, програми лояльності та інші методи впливу.

В працях [3,4] показано, що зв'язок QoE з традиційними ключовими метриками продуктивності (Key Performance Indicators) інформаційно-телекомунікаційних систем має нелінійний, нестаціонарний та часто неоднозначний характер. Як було показано в працях [5,6], перспективним підходом для оцінювання QoE є застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. При цьому врахування контекстних факторів через доступні метадані та результати опитувань клієнтів дозволяє побудувати більш точні моделі прогнозування QoE [7] і реалізувати цінову диференціацію надання послуг. В роботі [8] пропонується перехід від угод про рівень послуг (Service Level Agreements, SLA) до угод про рівень очікуваної якості послуг (Experience Level Agreements, ELA). При цьому перешкодою до широкого впровадження угод ELA є відсутність єдиного погляду на питання формування вхідного математичного опису систем оцінювання QoE для різноманітних інформаційно-телекомунікаційних сервісів та недослідженість проблеми оптимізації пов'язаних з цим витрат і відповідно прибутку. Основна причина такого стану обумовлена невирішеними проблемами науково-методологічного характеру, пов'язаними з незавершеністю формування основ функціонально-вартісного аналізу.

Одним з перспективних шляхів вирішення проблеми інформаційного синтезу систем керування слабоформалізованими процесами в рамках функціонального підходу є застосування ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання [9]. Для врахування вартісної складової в [9] запропоновано використовувати узагальнений критерій І. В. Кузьміна.

У даній статті в рамках функціонально-вартісного аналізу розглядається задача синтезу інформаційно-екстремального класифікатора рівнів QoE, здатного адаптуватися до умов і потреб ринку інформаційно-телекомунікаційних послуг.

1. Постановка задачі

Нехай дано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^0 \mid m = \overline{1, M}\}$, які описують якість сприйняття сервісу інформаційно-телекомунікаційної системи. Як реалізації кожного класу розпізнавання розглядаються впорядковані вектори ознак, до складу яких входять метрики продуктивності та дані контекстних факторів впливу на QoE. Відомі матриця $\{C_{m,k} \mid m = \overline{1, M}; k = \overline{1, M}\}$, що містить втрати внаслідок помилкового розпізнавання реалізації класу X_m^0 , як реалізації класу X_k^0 та ціна W одного опитування щодо рівня якості сервісу. Відомий структурований вектор параметрів функціонування класифікатора:

$$g = \langle n_m, \Sigma, \delta_i, d_m \rangle, \quad (1)$$

де n_m – кількість векторів-реалізацій у вибірці m -го класу для потреб навчання та перенавчання; Σ – словник ознак розпізнавання; δ_i – параметр, що визначає для i -ї ознаки ширину поля контрольних допусків; d_m – кодовий радіус контейнера класу X_m^0 , що відновлюється в радіальному базисі бінарного простору ознак Ω_B .

При цьому задано такі обмеження: $n_m \geq n_{\min}$, де n_{\min} – мінімальний репрезентативний обсяг вибірки для навчання (перенавчання); $d_m < d(x_m \oplus x_c)$, де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань між двійковим еталонним (усередненим) вектором класу X_m^0 та двійковим еталонним (усередненим) вектором сусіднього класу X_c^0 ; $\delta_i \in [0; \delta_{\max}]$, де δ_{\max} – граничне значення параметра поля контрольних допусків.

Необхідно в процесі навчання системи сформуванати навчальну матрицю типу “об’єктивність” $\{y_{m,i}^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; j = \overline{1, n_m}; i = \overline{1, N}\}$, де N – потужність повного словника ознак розпізнавання, та визначити оптимальні значення координат вектора параметрів функціонування (1), що забезпечують максимальне значення узагальненого критерію функціональної ефективності (КФЕ):

$$J = \frac{\bar{E}}{E_{\max}} \cdot \frac{C_{\min}}{C_{\text{training}} + C_{\text{error}}}, \quad (2)$$

де \bar{E} – усереднене за алфавітом класів $\{X_m^0\}$ значення інформаційного критерію ефективності машинного навчання класифікатора рівнів QoE; E_{\max} – максимальне граничне значення інформаційного критерію; C_{\min} – мінімальне граничне значення витрат оператора/провайдера, пов’язаних з експлуатацією системи оцінювання рівня QoE; C_{training} – значення затрат на експлуатацію системи, що включає, наприклад, витрати на опитування респондентів і отримання контекстних ознак, вартість системних ресурсів, задіяних при навчанні (перенавчанні) та екзамені; C_{error} – втрати оператора/провайдера інформаційно-телекомунікаційної системи, пов’язані зі штрафами та неоптимальним керуванням ІТ-інфраструктурою внаслідок помилкового оцінювання рівня QoE.

Необхідно в режимі екзамену, тобто в робочому режимі системи оцінювання якості інформаційно-телекомунікаційних сервісів, прийняти рішення про належність вектора-реалізації до одного з класів алфавіту $\{X_m^0\}$, сформованого на етапі навчання, з метою прогнозування рівня QoE.

2. Алгоритм самонавчання функціонування здатного навчатися класифікатора

Кодування навчальної матриці в рамках ІЕІ-технології здійснюється з урахуванням ймовірнісних характеристик як кількісних, так і категоріальних ознак в базовому класі

$X_B^0 \in \{X_m^0\}$ за правилами:

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{L,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{H,i}; \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}$$

$$x_{m,C^*i-r}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y_{m,i}^{(j)} = v_r \text{ та } A_{L,i} \leq f_{m,i,r}^{(j)} \leq A_{H,i}; \\ 0, & \text{інакше} \end{cases} \quad r = \overline{1, C},$$

де $y_{m,i}^{(j)}$ – числове значення i -ї ознаки в j -й реалізації m -го класу розпізнавання; $A_{L,i}$, $A_{H,i}$ – нижній та верхній пороги системи контрольних допусків; C – кількість номінальних значень, що може приймати i -та категоріальна ознака; v_r – r -е значення категоріальної ознаки; $f_{m,i,r}^{(j)}$ – відносна частота появи r -го значення в i -й категоріальній ознаці.

Процедура двійкового кодування i -ї ознаки потребує обчислення верхньої $A_{H,i}$ та нижньої $A_{L,i}$ меж поля контрольних допусків, що здійснюється за правилами :

$$A_{B,i} = \bar{y}_{B,i} + \delta_i; \quad A_{H,i} = \bar{y}_{B,i} - \delta_i,$$

де δ_i – заданий параметр поля контрольних допусків для i -ї ознаки розпізнавання; $\bar{y}_{B,i}$ – середнє вибіркове значення ознаки / частоти появи категоріальної ознаки в базовому класі $X_B^0 \in \{X_m^0\}$.

Ітераційна процедура оптимізації впорядкованого вектора параметрів поля контрольних допусків $\langle \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_i, \dots, \delta_{N-1}, \delta_N \rangle$ на значення ознак та вектора ймовірностей $\langle p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_{N-1}, p_N \rangle$ включення ознак до робочого словника Σ^* полягає в максимізації узагальненого критерію (2)

$$\Sigma^* = \arg \max_{\Sigma \in \Omega} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{\{k\}} J_k \} \}, \quad (3)$$

де G_δ – область допустимих значень поля контрольних допусків; $\{k\}$ – множина кроків оптимізації геометричних параметрів розбиття.

Як критерій ефективності машинного навчання класифікатора розглядається модифікація інформаційної міри Кульбака [7]:

$$E_m = \left[1 - 2[p_1 \alpha_m^{(k)} + p_2 \beta_m^{(k)}] \right] * \log_2 \left[\frac{1 - [p_1 \alpha_m^{(k)} + p_2 \beta_m^{(k)}]}{p_1 \alpha_m^{(k)} + p_2 \beta_m^{(k)}} \right], \quad (4)$$

тут α_m – помилка другого роду при розпізнаванні реалізацій класу X_m^0 ; β_m – помилка другого роду; p_1, p_2 – оцінка безумовної ймовірності появи реалізацій класу X_m^0 та найближчого до нього сусіднього класу X_c^0 відповідно.

Робоча (допустима) область визначення функції інформаційного критерію обмежена нерівностями $D_{1,m} = 1 - \alpha_m \geq 0,5$, $D_{2,m} = 1 - \beta_m \geq 0,5$.

При обчисленні витрат, пов'язаних з використанням системи оцінювання рівнів QoE, в даному дослідженні запропоновано обмежитися затратами на формування вхідного математичного опису та втратами внаслідок неточної оцінки рівня QoE:

$$C = C_{\text{training}} + C_{\text{error}} = W * \sum_{m=1}^M n_m + \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^M C_{m,k} * n_{m,k},$$

де $n_{m,k}$ – кількість реалізацій класу X_m^0 , що потрапляють до контейнера класу X_k^0 .

При оцінці втрат враховується, що за відсутності машинного навчання рішення приймається на основі контролю виконання умов контрактів на обслуговування (SLA), а після формування вирішальних правил штрафи за порушення умов SLA знімаються тільки при порушенні умов ELA, тобто при відсутності адекватної реакції на зниження QoE.

Оскільки в задачах багатопараметричної оптимізації окрім точності обчислень набуває важливого значення підвищення оперативності, то для оптимізації в рамках ІЕІ-технології параметрів функціонування класифікатора було обрано роевий алгоритм пошуку косяка риб (Fish School Search, FSS), який на відміну від інших алгоритмів еволюційного програмування, оснований на імітації механізмів природи, відрізняється простотою реалізації, інтерпретабельністю та високою швидкістю збіжності [9].

В алгоритмі FSS кожна риба зберігає одне з рішень задачі. При цьому косяк риб є агрегацією агентів рою, які рухаються приблизно з однією й тією ж швидкістю і орієнтацією, підтримуючи приблизно однакову відстань між собою. Індивідуальний успіх кожної риби в пошуці рішення характеризується її вагою, що відіграє роль пам'яті. Кожна ітерація пошуку виконує дві групи операторів – годування та плавання.

Оператор годування формалізує успішність дослідження агентами тих чи інших областей "акваріуму" і полягає в обчисленні ваги z -го агента, яка пропорційна нормалізованій різниці значень фітнес-функції на наступній та поточній ітераціях:

$$w_z[k+1] = w_z[k] + \frac{J(P_z[k+1]) - J(P_z[k])}{\max(J(P_z[k+1]), J(P_z[k]))}, \quad z = \overline{1, Z},$$

де $P_z[k+1]$, $P_z[k]$ – позиція z -го агента в багатовимірному просторі рішень на k -й та $(k+1)$ -й ітерації алгоритму FSS.

Максимально можливе значення ваги агента w_z у алгоритмі FSS обмежується значенням $w_{\max} > 0$. При цьому під час ініціалізації популяції всім агентам присвоюється вага, що рівна $w_{\max} \cdot 0,5$.

В алгоритмі FSS розрізняють три види плавання – індивідуальне, інстинктивно-колективне та колективно-вольове. Ці види плавання здійснюються послідовно один за одним в окремі інтервали часу $(t, \tau], (\tau, \theta], (\theta, t')$, $t < \tau < \theta < t'$, $t' = t + 1$.

Під час індивідуального плавання агентів відбувається їх переміщення, що має рівномірний випадковий характер. При цьому за одну ітерацію алгоритму FSS крок індивідуального плавання виконується фіксовану кількість разів. Компоненти кроку переміщення v_z^{ind} рівномірно розподілені в заданому інтервалі v_{\max}^{ind} :

$$v_z^{\text{ind}} = U(0;1)v_{\max}^{\text{ind}}, \quad z = \overline{1, Z},$$

де $U(0;1)$ – випадкове число із заданого діапазону $(0;1)$.

В процесі інстинктивно-колективного плавання на кожного з агентів чинять вплив всі інші агенти популяції і цей вплив пропорційний індивідуальним успіхам агентів. При цьому позиції агентів обчислюються за формулою

$$P_z^\theta = P_z^\tau + \frac{\sum_j v_j^{\text{ind}} (\tau)(J(P_j^\tau) - J(P_j^t))}{\sum_j (J(P_j^\tau) - J(P_j^t))}, \quad z = \overline{1, Z}. \quad (5)$$

Коллективно-вольове плавання полягає у зміщенні всіх агентів у напрямку поточного центру тяжіння популяції за умови збільшення сумарної ваги косяка риб в результаті індивідуального та інстинктивно-колективного плавання. Якщо сумарна вага зменшилась, то зміщення відбувається в протилежному напрямку.

Коллективно-вольове плавання виконується за правилами

$$P'_z = P_z^\theta \pm v^{vol} (P_z^\theta - P_c^\theta), z = \overline{1, Z}, \quad (6)$$

де P_c^θ – координати центра тяжіння косяка риб, що визначаються за формулою

$$P_c^\theta = \frac{\sum_z w_z^\theta P_z^\theta}{\sum_z w_z^\theta}.$$

У формулі (6) знак плюс використовується за умов $\sum_z w_z^\theta > \sum_z w_z^{\theta-1}$, а знак мінус – в протилежному випадку. При цьому розмір кроку переміщення агентів v^{vol} є випадковою величиною

$$v^{vol} = v_{max}^{vol} U(0;1),$$

де v_{max}^{vol} – закодоване значення максимально допустимої довжини кроку переміщення при колективно-вольовому плаванні.

Оптимізація затрат на машинне навчання здійснюється в процесі максимізації узагальненого критерію (2). При цьому умовою зупину є зменшення критерію (2) на значення, що перевищує заданий поріг Δ . Розглянемо основні кроки алгоритму оптимізації затрат на навчання.

1. Обчислення мінімальних витрат на обслуговування системи оцінювання QoE.
2. Формування навчальних вибірок мінімального обсягу з максимальним словником ознак для заданого алфавіту класів.
3. Ініціалізація лічильник кроків збільшення затрат на машинне навчання: $k := 0$.
4. Додаткові опитування респондентів.
5. Запуск алгоритму інформаційно-екстремального навчання (3).
6. $k := k + 1$.
7. Якщо $J[k] > J_{max}[k-1]$, то $J_{max}[k] := J[k]$, інакше – $J_{max}[k] := J_{max}[k-1]$.
8. Якщо $J_{max}[k] - J[k] > \Delta$, де Δ – заданий поріг, то перехід до кроку 9, інакше – до кроку 4.
9. ЗУПИН.

У режимі екзамену рішення про належність вектора-реалізації $x^{(j)}$ до одного з класів алфавіту $\{X_m^0\}$ приймається шляхом обчислення геометричної функції належності

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x^{(j)})}{d_m},$$

де $d(x_m^* \oplus x^{(j)})$ – кодова відстань від центра k -го контейнера класу X_m^0 до вектора $x^{(j)}$.

Таким чином, алгоритм машинного навчання в рамках функціонально-вартісного аналізу полягає у реалізації ітераційної процедури максимізації узагальненого критерію ефективності системи (2) з метою формування оптимальних в інформаційному та варісному сенсі вхідного математичного опису та відповідних вирішальних правил.

3. Результати фізичного моделювання

За даними моніторингу процесу обслуговування мобільних клієнтів сервіс-провайдера мультимедійного контенту було сформовано вибірки спостережень для трьох класів сприйняття якості обслуговування QoE [5,6]. Клас X_1^0 характеризував неприйнятний (незадовільний) рівень якості, а X_2^0 та X_3^0 – прийнятний та відмінний рівні якості обслуговування відповідно. Обсяг вибірки кожного класу становив $n_{\max} = 400$, а потужність повного словника ознак – $N = 25$. До словника ознак включено ключові та інтегральні показники продуктивності компонентів ІТ-інфраструктури, задіяних у наданні сервісу, та контекстні ознаки, що характеризують тип, популярність та ціну мультимедійного контенту, місце розташування користувача, тип пристрою перегляду, тип мережевого з'єднання, час доби та день тижня.

На рис.1 показано графік оптимізації затрат на машинне навчання класифікатора рівнів QoE за узагальненим критерієм (2). При цьому графік зміни вартісної складової $K_C = C_{\min} / (C_{\text{training}} + C_{\text{error}})$ узагальненого критерію (2) помічено номером 1, а графік зміни інформаційної складової ефективності класифікатора $K_I = \bar{E} / E_{\max}$ має номер 2. Навчання починається при обсязі вибірок $n_{\min} = 100$. З метою отримання оптимальних в інформаційному та вартісному сенсі вирішальних правил навчальні вибірки доповнюються новими класифікованими векторами, що збільшує затрати, але може підвищити інформаційну складову ефективності класифікатора.

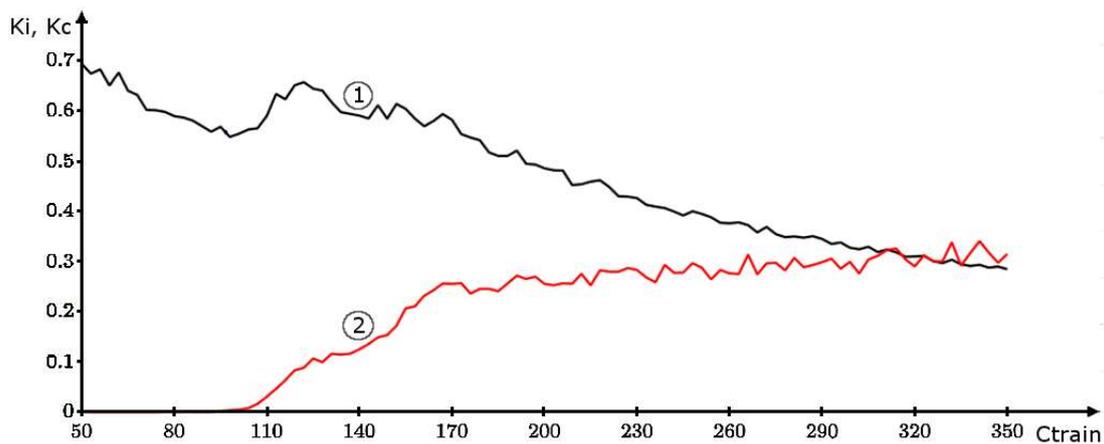


Рис.1. Залежність інформаційної та вартісної складової узагальненого критерію від затрат на машинне навчання: 1 – вартісна складова; 2 – інформаційна складова

Аналіз рис.1 показує, що підвищення затрат на машинне навчання дозволяє дещо підвищити достовірність вирішальних правил і відповідно зменшити втрати внаслідок невиправданого очікування клієнтів щодо якості сервісу чи простою невикористаних ресурсів. При цьому починаючи з деякого рівня затрат, вони стають невиправданими, оскільки істотно не підвищують достовірність вирішальних правил. На рис.2 показано графік зміни узагальненого критерію (2) від затрат на машинне навчання.

Графік, наведений на рис.2, побудований на повному наборі даних з метою ілюстрації закономірності, яка полягає в поступовому наростанні значення критерію та наступному його спаданні. В практичних (не лабораторних) умовах процес розширення навчаної матриці припиниться раніше. Момент зупину визначається заданим порогом Δ , що визначає максимальне зменшення критерію (2) порівняно з глобальним максимумом.

Аналіз рис.2 показує, що починаючи з відмітки $C_{\text{train}} = 165$ значення критерію (2) має тенденцію до спадання і в одному з локальних мінімумів буде прийнято рішення про зупин процедури навчання і перехід в робочий режим оцінювання рівня QoE.

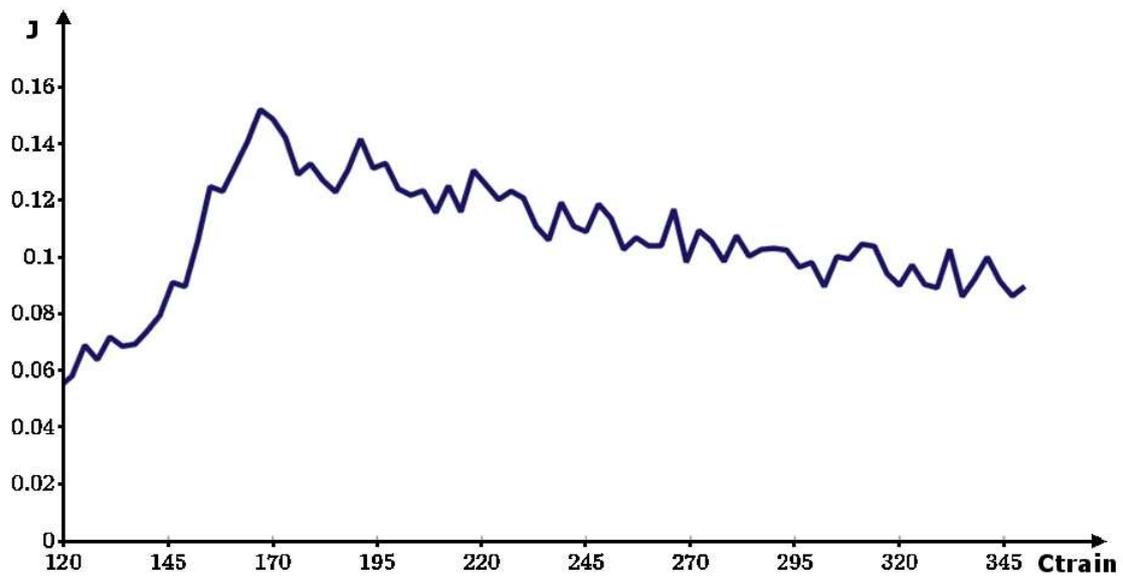


Рис. 2. Графік залежності узагальненого критерію (2) від затрат на навчання класифікатора

На рис. 3 показано графік зміни максимумів усередненого за алфавітом класів інформаційного критерію K_I в процесі роевої оптимізації косяком риб багатовимірного вектора параметрів, що включає в себе ймовірності входження ознак розпізнавання до робочого словника та значення параметра поля контрольних допусків для кожної ознаки розпізнавання, при оптимальному обсязі навчальної матриці.

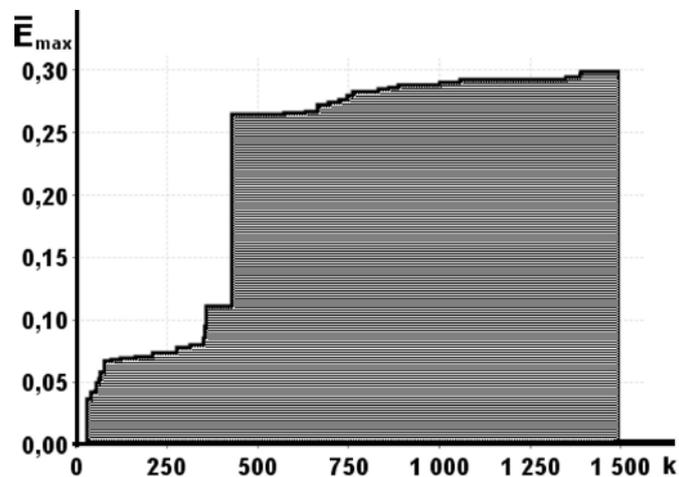


Рис. 3. Залежність КФЕ від кількості переміщень агентів роевого пошуку

Аналіз рис.3 показує, що в результаті 1500 ітерацій алгоритму пошуку було знайдено оптимальні в інформаційному сенсі словник ознак та параметри полів контрольних допусків на значення ознак розпізнавання. При цьому максимальна величина усередненого нормованого інформаційного критерію не досягає граничного значення. На рис.4 показано результати оптимізації геометричних параметрів розбиття на класи еквівалентності.

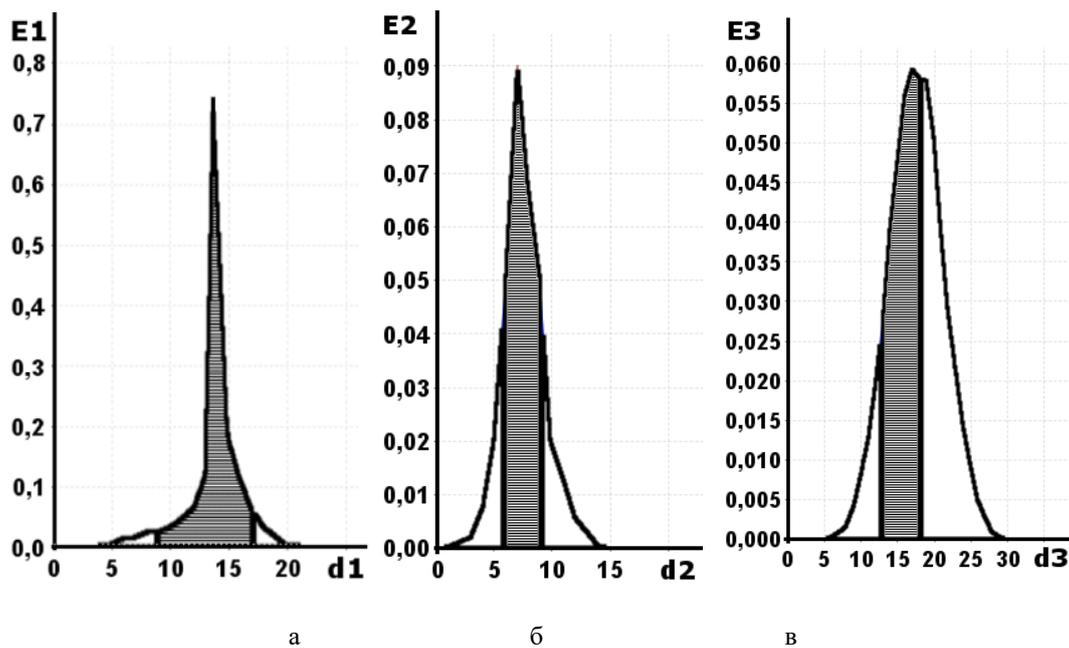


Рис. 4. Графіки залежності інформаційного критерію від радіуса контейнера класу: а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ; в – клас X_3^0

Аналіз рис. 4 показує, що оптимальні значення радіусів гіперсферичних контейнерів класів X_1^0 , X_2^0 та X_3^0 відповідно рівні: $d_1^* = 14$, $d_2^* = 7$ та $d_3^* = 17$ (в кодових одиницях). При цьому значення інформаційного критерію для класів X_1^0 , X_2^0 та X_3^0 становлять $E_1^* = 0,9$, $E_2^* = 0,06$ та $E_3^* = 0,075$, що відповідає таким відповідним значенням ймовірності правильного розпізнавання $P_{\text{true},1} = 0,99$, $P_{\text{true},2} = 0,8$, $P_{\text{true},3} = 0,75$.

Таким чином, отримані в процесі оптимізації параметрів функціонування (1) вирішальні правила для прогнозування рівня QoE є оптимальними в інформаційному та вартісному сенсі.

Висновки

В рамках функціонально-вартісного аналізу здійснено синтез інформаційно-екстремального класифікатора рівнів QoE, що враховує як інтегральні показники продуктивності компонентів ІТ-інфраструктури, так і контекстні ознаки. При цьому не вдалося отримати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила, що пов'язано із суб'єктивною природою даних опитування та недостатньою інформативністю словника ознак. Тому дослідження буде продовжено в напрямку розширення словника інформативними ознаками.

Список літератури: 1. Skorin-Kapov L. A Multi-Dimensional View of QoE: the ARCU Model / L. Skorin-Kapov, M. Varela // Proceedings of the 35th International Convention MIPRO. 2012. Optija, Croatia : IEEE Press. P. 662 – 666. 2. Balachandran A. Developing a Predictive Model of Quality of Experience for Internet Video / A. Balachandran, V. Sekar, A. Akella, S. Seshan, I. Stoica, H. Zhang // Proceedings of the ACM SIGCOMM conference. 2013. Vol. 43, I. 4. New York, NY, USA : IEEE Press. P. 339-350. 3. Mateo P. A Context-aware Model for the Analysis of User Interaction and QoE in Mobile Environments / P. Mateo, D. S. Ruiz, G. M. Perez // International Journal of Human-Computer Interaction. 2014. Vol. 30, I. 12. Norwood, N.J, USA : Ablex Pub. P. 946-964. 4. Al-Shammari S. Defining a Metric for Measuring QoE of SaaS Cloud Computing / S. Al-Shammari, A. Al-Yasiri // Proceedings of the PGNET 2014 Conference. Liverpool, United Kingdom : IEEE Press. 2014. P. 251-256. 5. Bouten N. QoE Optimization Through In-Network Quality Adaptation for HTTP Adaptive Streaming / N. Bouten, J. Famaey, S. Latre, R. Huysegems, B. D. Vleeschouwer, W. Van Leekwijck, F. D. Turck // Proceedings of the 8th International Conference on Network and Service

Management. 2012. Las Vegas, USA : IEEE Press, Research Publishing Services. P. 336-342. **6. Battilotti S.** Approaches for Future Internet architecture design and Quality of Experience (QoE) Control / S. Battilotti, F. D. Priscoli, C. G. Giorgi, A. Pietrabissa, S. Monaco, M. Panfili, S. Canale, V. Surac // WSEAS transaction on Communications. 2015. Vol. 14. Wisconsin, USA : World Scientific and Engineering Academy and Society. P. 62-73. **7. Rojas-Mendizabala V. A.** Toward Total Quality of Experience: A QoE Model in a Communication Ecosystem / V. A. Rojas-Mendizabala, A. Serrano-Santoyo, R. Conte-Galvana, A. Gomez-Gonzalez // Conference on ENTERprise Information Systems. 2013. Vol. 50, I. 4. USA, NJ: IEEE Press. P. 58-65. **8. Varela M.** From Service Level Agreements (SLA) to Experience Level Agreements (ELA): The challenges of selling QoE to the user / M. Varela, P. Zwickl, M. Xie, H. Schulzrinne, P. Reichl // Communication Workshop (ICCW), 2015 IEEE International Conference on 8-12 June 2015. 2015. London, UK : IEEE Press. P. 1741-1746. **9. Moskalenko V.V.** Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma-camera / A.S. Dovbysh, V.V. Moskalenko, A.S. Rizhova, O.V. Dyomin // Journal of Nano- and Electronic Physics. Sumy, Ukraine : Sumy State University. 2015. Vol.7, No 4. P. 04036-1–04036-7.

Надійшла до редколегії 01.08.2015

Москаленко В'ячеслав Васильович, старший викладач кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету. Наукові інтереси: інтелектуальні системи керування слабо-формалізованими процесами, машинне навчання. Адреса: Україна, 40035, Суми, вул. Сироватська, 66, кв. 84, м.т. +380664291318, e-mail: systemscoders@gmail.com.

Пімоненко Сергій Володимирович, директор телекомунікаційної компанії PSTS, аспірант кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету. Наукові інтереси: інформаційно-телекомунікаційні системи, машинне навчання. Адреса: Україна, 40035, Суми, вул. 40 Років Жовтня, 43а/92, м.т. +380990777791, e-mail: pstsnet@gmail.com.