

## ТЕХНІЧНІ НАУКИ

УДК 004.78, 004.048

DOI: 10.15587/2313-8416.2018.120886

**ПОКРАЩЕННЯ АЛГОРИТМУ «ІТЕМ ТО ІТЕМ» МЕТОДУ КОЛАБОРАТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ ДЛЯ РОЗРОБКИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ КОСИНУСНОЇ МІРИ ШЛЯХОМ ОЦІНКИ РЕЛЕВАНТНОСТІ**

© В. Ю. Кучерук, М. В. Глушко

*Представлено аналіз результатів порівняння рекомендаційних систем на основі коефіцієнту кореляції Танімото у порівнянні із алгоритмом «item to item» колаборативної фільтрації шляхом оцінки релевантності. Сформовані дані для досліджень у вигляді користувачів із унікальними ID. Алгоритм колаборативної фільтрації заснований на косинусній мірі, яка являє подібність предметів як косинус між векторами покупок в матриці користувачів та предметів*

**Ключові слова:** кореляція, косинус, колаборативна, фільтрація, вектор, Танімото, user, ID, URL

**1. Вступ**

Рекомендаційна система – підклас системи фільтрації інформації, яка будує рейтинговий перелік об'єктів (фільми, музика, книги, новини, веб-сайти), яким користувач може надати перевагу. Для цього використовується інформація з профілю користувача. Існують дві основні стратегії створення рекомендаційних систем: фільтрація вмісту і колаборативна фільтрація. При фільтрації вмісту створюються профілі користувачів і об'єктів. Профілі користувачів можуть містити демографічну інформацію або відповіді на певний набір питань [1]. Профілі об'єктів можуть містити назви жанрів, імена акторів, імена виконавців, тощо. Або якусь іншу інформацію в залежності від типу об'єкта. При колаборативній фільтрації використовується інформація про поведінку користувачів у минулому – наприклад, інформація про придбання або оцінки. В цьому разі не має значення, з якими типами об'єктів ведеться робота, але при цьому можна брати до уваги неявні характеристики, які складно було б врахувати при створенні профілю. Основна проблема цього типу рекомендаційних систем – «холодний старт»: відсутність даних про користувачів чи об'єкти, які нещодавно з'явилися у системі [2].

Рекомендаційні системи порівнюють однотипні дані від різних людей і розраховують список рекомендацій для конкретного користувача. Деякі приклади їх комерційного та некомерційного використання наведені в статті про колаборативну фільтрацію. Для розрахунку рекомендацій використовується граф інтересів. Рекомендаційні системи – зручна альтернатива пошуковим алгоритмам, оскільки дозволяють виявити об'єкти, які не можуть бути знайдені останніми. Цікаво, що рекомендаційні системи часто ви-

користують пошукові машини для індексації незвичайних даних [3].

Рекомендаційна система – це програма, яка на основі даних про користувача (User) і предмет (Item) дає рекомендації. Така система включає в себе весь процес – від отримання інформації до її подання користувачеві. Важливий кожен етап. Від інформації, яка збирається залежить, які алгоритми будуть застосовані. Хороші алгоритми дають хороші, корисні рекомендації. Критерії оцінки результату дозволяють вибрати найбільш підходящі алгоритми [4].

Таким чином можна зробити висновок, що продукт як сайт повинен бути максимально корисним для користувача. Цим обґрунтовується актуальність проведення даних досліджень

**2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми**

Переважно всі ІТ-компанії в сфері «e-commerce» використовують колаборативну фільтрацію, перша компанія яка реалізувала такі алгоритми – Amazon. Найпопулярніша в Україні – Rozetka. Проте в сучасному світі часто доводиться стикатися з проблемою рекомендації товарів або послуг користувачам будь-якої інформаційної системи. Не так давно компанія Netflix проводила конкурс з призовим фондом в 1 мільйон доларів, завданням якого стояло поліпшення алгоритму рекомендації фільмів. З цього зрозуміло, що реалізація алгоритмів колаборативної фільтрації складна, проте вона може бути застосована до любого бізнесу [5].

Вже відомо, що колаборативна фільтрація – метод, який використовується деякими рекомендаційними системами. В цілому, колаборативна фільтрація – процес фільтрації інформації або зразків за

допомогою методів за участю співробітництва між декількома агентами, точками зору, джерелами даних і т. д. Застосування колаборативної фільтрації, як правило, пов'язане з дуже великими наборами даних. В нашому випадку колаборативна фільтрація – це один з методів побудови прогнозу в рекомендаційних системах, який використовує відомі переваги (оцінки предметів, дії, поведінку) групи користувачів для прогнозування невідомих переваг іншого користувача. Основне припущення колаборативної фільтрації полягає в наступному: ті, хто однаково оцінювали будь-які предмети в минулому, схильні давати схожі оцінки інших предметів і в майбутньому [6].

Для прогнозування за допомогою алгоритму «*item to item*» потрібно використати предмет, на відмінну алгоритму «*user to user*», який прогнозує на основі вподобань користувачів. Предмет – це змінна, яка позначається як «0» – предмет не виконаний, або як «1» – предмет виконаний. Змінна предмету може являти певну дію, зроблену з товаром на сайті: найпопулярніші застосування предмету це оцінка товару, або його покупка. Тобто, якщо користувач купує товар, то його значення предмету =1. Всі користувачі, які купити товар – об'єднують в когорти (групи людей, схожі між собою за певними ознаками, поведінкою, і вже новому користувачу, який буде відвідувати сторінку певного товару – йому буде запропонований товар, найбільш схожий на той, який він переглядає, на основі вподобань користувачів.

Щоб зрозуміти яку ефективність та користь несе для себе колаборативна фільтрація потрібно з чимось порівняти результати. Якщо одразу реалізувати складний алгоритм колаборативної фільтрації, враховуючи, що до цього на сайті не існувало жодної рекомендаційної системи, розробку не можливо буде порівняти з існуючим рекомендаційним блоком. Тому вирішено спочатку реалізувати рекомендаційну систему на базі простішого алгоритму – коефіцієнту Танімото.

Тому в дослідженні спочатку реалізується рекомендаційний блок, який базується на коефіцієнту кореляції Танімото, який в реалізації є більш простішим, враховуючи що в рамках цього точність в гіпотезі теж менша. Після цього, рекомендаційна система буде працювати на алгоритмі колаборативної фільтрації «*item to item*». І тоді можна буде заміряти результат.

### 3. Мета та задачі дослідження

Метою проведених досліджень є підвищення точності рекомендаційної системи, яка пропонує автомобілі на сайті Automoto.ua, та корисна для користувача, допомагаючи знайти необхідне авто, та скоротивши загальний час пошуку транспорту.

Для досягнення мети були поставлені наступні задачі:

1. Реалізувати рекомендаційну систему на базі коефіцієнту кореляції Танімото.

2. Реалізувати рекомендаційну систему алгоритму «*item to item*» колаборативної фільтрації.

### 4. Матеріали і методи дослідження

Об'єктом досліджень був вибраний «алгоритм колаборативної фільтрації на основі статистик покупок» на сайті Automoto.ua, яка являє собою пошукову систему, спеціалізацією якої є пошук оголошень про продаж автомобілів, мотоциклів, спецтехніки та інших транспортних засобів в Україні. Automoto.ua дає можливість здійснювати пошук пропозицій про продаж авто по всій Україні, надаючи максимально повні та актуальні результати. Сьогодні сайт обробляє інформацію з більш ніж 100 автосайтів України. Щодня в базі знаходиться більше 700 тисяч оголошень, 9–16 тисяч з яких є свіжими надходженнями за поточний день. Маючи необхідний об'єм інформації, реалізували блок на кінцевих сторінках оголошень під назвою «Более выгодно» опираючись спочатку на коефіцієнт Танімото, який описує ступінь схожості двох множин:

$$k = \frac{c}{a + b - c}, \quad (1)$$

де  $k$  – коефіцієнт Танімото (число від 0 до 1), чим він ближче до 1, тим більше схожі множини;  $a$  – кількість елементів в першій множині;  $b$  – кількість елементів у другій множині;  $c$  – кількість спільних елементів в двох множинах.

Множина приймалась за сторінки, які були відвідані користувачами сайту за певний період. Далі вивантажено програмним шляхом інформацію, де кожному користувачу присвоюємо унікальний ID та фіксувалось сторінки, які користувач переглядає (рис. 1). Окрім цього фіксувалась дата та час. Колонка «is visit» відповідає за те, з якої сторінки користувач починає сесію на сайті:

якщо 1 – це сторінка входу на сайт,

якщо 0 – сторінка відвіdana в процесі сесії.

Колонка «user id» відповідає за користувача із присвоєним ID.

Колонка «url» – сторінка сайту, відвіdana користувачем [7].

Вивантаживши статистику тільки за тиждень отримано 776542 рядки даних, яких достатньо для досліджень (рис. 2).

Після реалізації блоку «Более выгодно» на сторінках оголошень переходимо до реалізації колаборативної фільтрації. Інтуїтивно зрозуміло, що для рекомендації користувачеві № 1 будь-якого продукту, вибирати потрібно з продуктів, які подобаються якимось користувачам 2-3-4-н., Які найбільш схожі за своїми оцінками на користувача № 1.

Отримати чисельне вираження цієї «схожості» користувачів можемо за допомогою векторів в N-вимірному просторі продуктів, а порівнювати вектора можемо наступними відомими методами:

- Косинусна міра;
- Коефіцієнт кореляції Пірсона;
- Евклідова відстань;
- Коефіцієнт Танімото;
- Манхеттенський відстань і т. д.

	A	B	C	D	E
1	updated_at	is_visit	user_id	url	
2	2017-08-23 08:22:12	1	47149	https://automoto.ua/interesting/yak_oskarzhiti_shtraf_politsiyi_lazivki_pro_yaki_malo_hto_znae-880.html	
3	2017-08-23 14:12:34	0	47149	https://automoto.ua/interesting/yak_oskarzhiti_shtraf_politsiyi_lazivki_pro_yaki_malo_hto_znae-880.html	
4	2017-08-23 11:31:48	1	51437	https://automoto.ua/auto-review/Nissan/350Z	
5	2017-08-24 00:08:55	1	158493	https://automoto.ua/Sea-Ray-260-Sundancer-2004-Kiev-14177337.html	
6	2017-08-24 00:26:40	0	158493	https://automoto.ua/Sea-Ray-260-Sundancer-2004-Kiev-14177337.html	
7	2017-08-22 10:28:51	1	163895	https://automoto.ua/car/BMW/X5/not-customed	
8	2017-08-27 14:55:55	1	196878	https://automoto.ua/spectehnika/Minitraktor	
9	2017-08-27 14:56:22	0	196878	https://automoto.ua/Bulat-150-2017-Vinnitsa-16615094.html	
10	2017-08-27 14:56:23	0	196878	https://automoto.ua/spectehnika/Minitraktor	
11	2017-08-27 15:07:02	0	196878	https://automoto.ua/uk/spectehnika/Minitraktor	
12	2017-08-24 17:20:29	0	203140	https://automoto.ua/MTZ-622-Belarus-2016-Mankovka-16456388.html	
13	2017-08-24 17:20:47	1	203140	https://automoto.ua/spectehnika/MTZ/622-Belarus	
14	2017-08-24 17:22:21	0	203140	https://automoto.ua/MTZ-622-Belarus-2016-Kiev-16363332.html	
15	2017-08-24 17:22:22	0	203140	https://automoto.ua/car/MTZ/622-Belarus/customed	
16	2017-08-27 08:50:57	1	206567	https://automoto.ua/city/Mariupol	
17	2017-08-27 09:42:58	0	208413	https://automoto.ua/car/Tesla/Model-X	
18	2017-08-25 23:02:27	1	215574	https://automoto.ua/car/Renault/Master/used	
19	2017-08-25 23:03:07	0	215574	https://automoto.ua/Renault-Master-2000-Ternopol-16708169.html	
20	2017-08-25 23:03:14	0	215574	https://automoto.ua/car/Renault/Master/used	
21	2017-08-25 23:04:29	0	215574	https://automoto.ua/Renault-Master-2004-Kremenchug-16693190.html	
22	2017-08-25 23:04:37	0	215574	https://automoto.ua/car/Renault/Master/used	
23	2017-08-23 15:39:49	1	218764	https://automoto.ua/uk/q/Mototsikli-Volinska-424128.html	
24	2017-08-27 12:17:55	1	221810	https://automoto.ua/news/politseyskie-mogut-ostanovit-avtomobil-na-doroge-tolko-v-9-sluchayah-6411.html	
25	2017-08-22 12:48:39	0	231291	https://automoto.ua/uk/moto/IZH/Planeta-4	
26	2017-08-22 12:48:43	0	231291	https://automoto.ua/uk/q/Mototsikli-IZH-Planeta-4-Ternopilska-do-4000-7460366.html	
27	2017-08-22 12:49:37	0	231291	https://automoto.ua/uk/IZH-Planeta-4-1984-Terebovlya-16380055.html	
28	2017-08-22 12:49:41	0	231291	https://automoto.ua/uk/IZH-Planeta-4-1985-Dunaevtsy-16217579.html	
29	2017-08-23 09:56:36	1	233141	https://automoto.ua/car/Europe/Polsha/Mercedes-Benz	
30	2017-08-24 14:34:08	1	243822	https://automoto.ua/car/Europe/Germany	

Рис. 1. Інформація про користувачів із присвоєним унікальним ID

776531	2017-08-29 10:03:47	1	40735392	https://automoto.ua/q/Legkovyie-avtomobili-Deu-Lanos-Nikolaevskaya-God-vyipuska-ot-2006-do-3800-6889289.html
776532	2017-08-29 10:03:50	0	40735394	https://automoto.ua/car/Europe/Polsha/BMW-7-Series-2007-2589297.html
776533	2017-08-29 10:03:54	1	40735397	https://automoto.ua/car/Opel/Omega/used
776534	2017-08-29 10:03:55	1	40735401	https://automoto.ua/interesting/yak_oskarzhiti_shtraf_politsiyi_lazivki_pro_yaki_malo_hto_znae-880.html
776535	2017-08-29 10:04:11	1	40735411	https://automoto.ua/interesting/prava_dlya_es_chi_zobovyazue_asotsiatsiya_minyati_posvidchennya_vodiya-1593.html
776536	2017-08-29 10:04:12	0	40735413	https://automoto.ua/car/Europe/Polsha/BMW
776537	2017-08-29 10:04:19	1	40735419	https://automoto.ua/city/Galich/car
776538	2017-08-29 10:04:31	1	40735428	https://automoto.ua/LuAZ-967-1978-Ivanofrankovsk-7862763.html
776539	2017-08-29 10:04:31	1	40735429	https://automoto.ua/interesting/edu_takoy_300_kmch_vdrug_otkuda_ne_vozmis-1507.html
776540	2017-08-29 10:04:34	1	40735432	https://automoto.ua/uk/spectehnika/John-Deere/Ternopol
776541	2017-08-29 10:04:42	1	40735438	https://automoto.ua/interesting/yak_oskarzhiti_shtraf_politsiyi_lazivki_pro_yaki_malo_hto_znae-880.html
776542				

Рис. 2. Загальна кількість інформації за тиждень

Далеко не завжди у користувачів є можливість виставляти оцінки предметів. Тобто для колаборативної фільтрації можуть бути доступні лише двійкові дані (купував користувач предмет чи ні). Проте даний алгоритм не враховує релевантність (відповідність до пошукового запиту) сторінки для користувача [6]. Алгоритм реагує тільки на оцінку товару або на його покупку [8, 9]. По статистиці в світі – відсоток конверсії на сайтах становить всього 2–3 %. Тобто, рекомендаційна система обробляє тільки 2–3 % даних для видачі інформації.

Тому у дослідженні розроблений алгоритм, який враховує релевантність сторінки для 100 % користувачів, і на основі цього рекомендує переглянути інші автомобілі на сайті. Суть алгоритму полягає в тому, що замість покупки чи оцінки товару, присвоюючи кожному користувачу (User) – ідентифікатор (ID), запускаємо таймер при перегляді URL-сторінки оголошення (карточка товару). Якщо при цьому, користувач перебуває на сторінці більше 15 секунд, то ця сторінка вважається релевантною, якщо менше, то ні ( $t > 15 \text{ сек.} = 1, t < 15 \text{ сек.} = 0$ ).

Спочатку даний алгоритм розраховував подібність предметів як косинус між векторами покупок в матриці користувачів та предметів (2–3 %).

Розглянемо роботу алгоритму на прикладі статистики, де за предмет приймається час перегляду URL-сторінки оголошення в табл. 1.

Таблиця 1

Приклад матриці користувачів та предметів

Користувач	Предмет 1	Предмет 2	Предмет 3
Віктор	1	0	1
Микола	0	1	1
Марія	0	1	0

В цьому випадку косинус між «Предмет 1» і «Предмет 2» розраховується так:

$$\frac{(1, 0, 0) \cdot (0, 1, 1)}{\|(1, 0, 0)\| \cdot \|(0, 1, 1)\|} = 0; \tag{2}$$

між «Предмет 1» і «Предмет 3»:

$$\frac{(1,0,0) \cdot (1,1,0)}{\|(1,0,0)\| \cdot \|(1,1,0)\|} = \frac{1}{\sqrt{2}} \approx 0,71; \quad (3)$$

і між «Предмет 2» і «Предмет 3»:

$$\frac{(0,1,1) \cdot (1,1,0)}{\|(0,1,1)\| \cdot \|(1,1,0)\|} = \frac{1}{2} = 0,5. \quad (4)$$

Таким чином, користувач, що знаходиться на сторінці опису «Предмету 1», отримає «Предмет 3» в якості рекомендації; на сторінці «Предмету 2» – «Предмет 3» і на сторінці «Предмету 3» – «Предмет 1» (і потім «Предмет 2») [10, 11]. В даному алгоритмі використовується один коефіцієнт на кожен пару предметів (косинус), на підставі якого і створюються рекомендації. Тобто для  $n$  предметів буде потрібно розрахувати і зберегти  $n \cdot (n-1)/2$  косинусів [8, 9].

Отже, робота алгоритму буде проходити в декілька етапів, оскільки спочатку потрібно визначити значення «предмету», яке буде дорівнювати перегляд-

нутій сторінці URL оголошення, на якій користувач перебуває не менше 15 секунд, цим самим оцінюючи релевантність сторінки до пошуку користувача [10, 11]. Тільки після визначення таких відбуваються подальші обрахунки із знаходження косинусної міри, при якій береться до уваги 100 % інформації про інтереси користувачів, цим самим покращуючи алгоритм Item to Item методу колаборативної фільтрації для розробки рекомендаційних систем шляхом оцінки релевантності [12].

### 5. Результати досліджень рекомендаційного блоку «Более выгодно» коефіцієнту кореляції Танімото та роботи алгоритму «item to item» колаборативної фільтрації

За допомогою незалежного визнаного сервісу web-аналітики Google Analytics ми порівняли взаємодію (клік) з блоком «Более выгодно» під час роботи рекомендацій на основі Танімото (нижній графік) та на основі колаборативної фільтрації (верхній графік) (рис. 3).

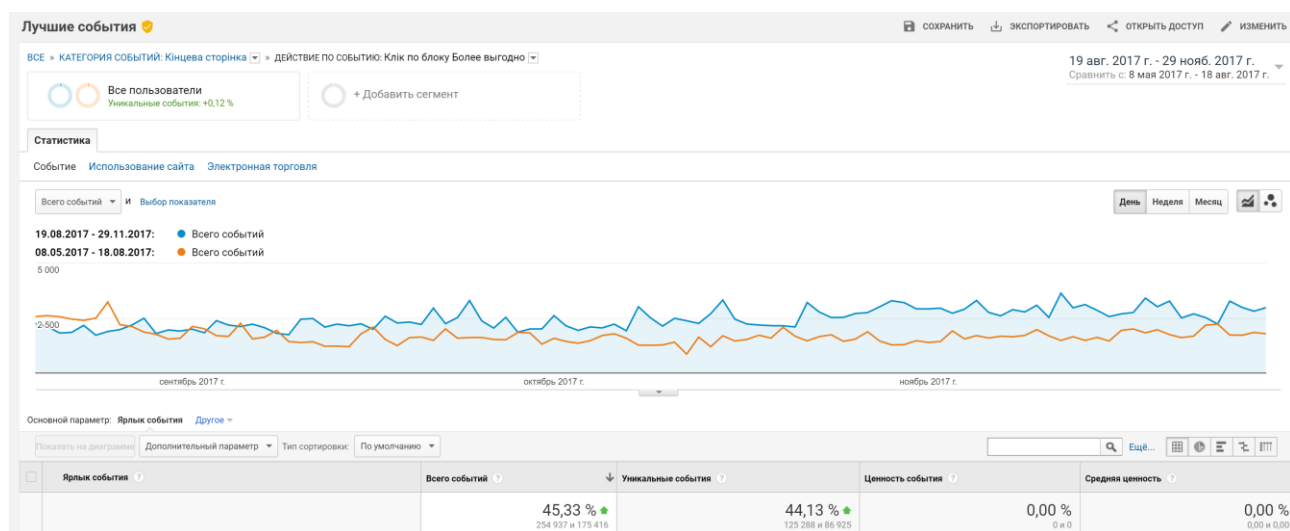


Рис. 3. Результати взаємодії з блоком «Более выгодно»

Порівнявши результати взаємодії по блоку виявили, що алгоритм «item to item» колаборативної фільтрації на 45,33 % ефективніший ніж рекомендації на основі коефіцієнту кореляції Танімото. Оскільки, взаємодія із блоком при роботі колаборативної фільтрації вища на 45,33 %, то це свідчить про її високу точність та користь для користувачів.

### 6. Висновки

1. Реалізовано рекомендаційний блок «Более выгодно» на основі коефіцієнту кореляції Танімото. Реалізація цього блоку дала першу рекоменда-

ційну систему, яка за визначений період принесла 175 416 кліків по блоку на сайті (рис. 3, статистика нижнього графіка), що позитивно вплинуло на поведінкові характеристики сайту та подальші конверсії.

2. Реалізовано рекомендаційний блок «Более выгодно» на основі алгоритму «item to item» колаборативної фільтрації. Реалізація цього блоку дала першу рекомендаційну систему, яка за визначений період принесла 254 937 кліків по блоку на сайті (рис. 3, статистика верхнього графіка), що позитивно вплинуло на поведінкові характеристики сайту та подальші конверсії.

### Література

1. Рекомендаційна система // Wikipedia.org. Дата оновлення: 31 липня 2016. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Рекомендаційна\\_система](https://uk.wikipedia.org/wiki/Рекомендаційна_система)
2. Колаборативная фильтрация // Habrahabr. Дата обновления: 28 августа 2012. URL: <https://habrahabr.ru/post/150399/>
3. Slope One // Wikipedia. Last edited: 30 April 2015. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Slope\\_One](https://en.wikipedia.org/wiki/Slope_One)
4. Su X., Khoshgoftaar T. M. A Survey of Collaborative Filtering Techniques // Advances in Artificial Intelligence. 2009. Vol. 2009. P. 1–19. doi: 10.1155/2009/421425
5. Гомзин А. Г., Коршунов А. В. Системы рекомендаций: обзор современных подходов // Труды ИСП РАН. 2012. С. 402–417. URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/sistemy-rekomendatsiy-obzorsovremennyh-podhodov>

6. Ghazanfar M. A., Prugel-Bennett A. Building Switching Hybrid Recommender System Using Machine Learning Classifiers and Collaborative Filtering // International Journal of Computer Science. 2010. Vol. 37, Issue 3. URL: [http://www.iaeng.org/IJCS/issues\\_v37/issue\\_3/IJCS\\_37\\_3\\_09.pdf](http://www.iaeng.org/IJCS/issues_v37/issue_3/IJCS_37_3_09.pdf)
7. Приклад оголошення. Automoto. 2017. URL: <https://automoto.ua/uk/Mercedes-Benz-GLE-Class-2017-Khmelnyskiy-18044982.html>
8. Linden G., Smith B., York J. Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering // IEEE Internet Computing. 2003. Vol. 7, Issue 1. P. 76–80. doi: 10.1109/mic.2003.1167344
9. Hu Y., Koren Y., Volinsky C. Collaborative filtering for implicit feedback datasets // 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining. Pisa, 2008. P. 263–272. doi: 10.1109/icdm.2008.22
10. Sarwar B. M., Karypis G., Konstan J. A. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms // Proceedings of ACM WWW '01. Hong Kong, 2001. 285–295. doi: 10.1145/371920.372071
11. Karypis G. Evaluation of object-based top-N algorithms // Proceedings of the tenth international conference on Information and knowledge management – CIKM'01. Atlanta, 2001. P. 247–254. doi: 10.1145/502624.502627
12. Кучерук В. Ю., Глушко М. В., Митковський О. Покращення алгоритму item-to-item методу колаборативної фільтрації для розробки рекомендаційних систем шляхом оцінки релевантності // Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах (ВКДТС-2017). Вінниця, 2017. С. 215. URL: <http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2017/VCDTS%202017.pdf>

Дата надходження рукопису 18.12.2017

**Кучерук Володимир Юрійович**, доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри, кафедра метрології та промислової автоматики, Вінницький національний технічний університет, Хмельницьке шосе, 95, м. Вінниця, Україна, 21021  
E-mail: [vladimir.kucheruk@gmail.com](mailto:vladimir.kucheruk@gmail.com)

**Глушко Михайло Васильович**, кафедра метрології та промислової автоматики, Вінницький національний технічний університет, Хмельницьке шосе, 95, м. Вінниця, Україна, 21021,  
E-mail: [mikhailhlushko@gmail.com](mailto:mikhailhlushko@gmail.com)

УДК 778.528.7

DOI: 10.15587/2313-8416.2017.120748

## ИССЛЕДОВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИЗНАКООБРАЗУЮЩИХ ЭЛЕМЕНТОВ ДЕФЕКТА ТИПА "ТРЕЩИНА"

© Е. В. Горда, А. А. Пузько

*В работе приведены результаты исследования элементов дефектов типа "трещина" с точки зрения формирования признаков, характеризующих их зоны смежности. Такой подход позволяет учесть не только собственно трещину, но и порожденные дефекты в области ее локализации. Полученные результаты могут быть использованы при построении систем мониторинга, распознавания и идентификации дефектов для оценки состояния объектов строительства, а так же для систем наблюдения процесса образования трещин*

**Ключевые слова:** трещина, признак, изображение, элемент, наблюдаемость, область, корень, овраг, мониторинг, идентификация

### 1. Введение

Мониторинг и распознавание дефектов типа "трещина (ДТТ) методами неразрушающего контроля, особенно в оптическом диапазоне Web-камер позволяет с одной стороны, – определять наличие дефектов типа "трещина", а с другой, – иметь широкое применение и в задачах измерения параметров ДТТ. Исходя из этого, можно отметить, что определение признакообразующих возможностей элементов ДТТ в целях построения систем мониторинга, является актуальной задачей.

### 2. Анализ литературных данных

Необходимость своевременного выявления дефектов объектов строительства обусловлена обеспечением безопасности их эксплуатации. Сложность

задачи мониторинга поверхностей сооружений часто связана с доступностью важных конструкций и узлов сооружений, что делает методы оптического контроля на основе обработки цифровых изображений все более популярными [1].

Отдельные аспекты задачи выявления ДТТ рассматриваются в работах, связанных с исследованиями механики трещинообразования [2] и распространения их в сплошных средах [3]. Задача обработки цифровых изображений является частью теории распознавания образов основные методы и модели, которой изложены в ряде монографий. В работе [4] рассматривается применение вероятностных методов и оценка рисков в задачах идентификации объектов. Монография [5] посвящена фундаментальным основам теории распознавания, включая различные мето-