

ційних автоматизованих системах, робота яких основана на використанні знань експертів. Способи представлення та обробки нечислових даних, що описані в роботі, дають можливість розширити базу правил інтелектуальних автоматизованих систем за рахунок використання квантифікаторів, є простими в обчисленні і на відміну від існуючих методів є простим в програмній реалізації.

Література

1. Gong, J. Representing and measuring experts knowledge based on knowledge network [Text] / J. Gong, L. Liu // *Studies in Science of Science*. — 2010. — № 28(10). — P. 1521–1530.
2. Корнеев, В. В. Базы данных. Интеллектуальная обработка информации [Текст] / В. В. Корнеев, А. Ф. Гареев, С. В. Васютин, В. В. Райх. — М.: Нолидж, 2000. — 352 с.
3. Maxwell, S. E. Designing experiments and analyzing data: A model comparison perspective [Text] / S. E. Maxwell, H. D. Delaney. — Ed. 2. — Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 2004. — 1104 p.
4. Рябушкин, Т. В. Статистические методы анализа экспертных оценок [Текст]: сб. науч. ст. / под ред. Т. В. Рябушкина, Г. И. Бакланова, А. Г. Волкова и др. // *Ученые записки по статистике*. — М.: Наука, 1997. — Т. 29. — 385 с.
5. Литвак, Б. Г. Экспертная информация: Методы получения и анали за [Текст] / Б. Г. Литвак. — М.: Радио и связь, 1982. — 184 с.
6. Орлов, А. И. Прикладная статистика [Текст]: учебник / А. И. Орлов. — М.: Экзамен, 2004. — 656 с.
7. Linstone, H. A. The Delphi Method: Techniques and Applications [Text] / J. E. J., H. A. Linstone, M. Turoff // *Technometrics*. — 1976. — Vol. 18, № 3. — P. 363–364. doi:10.2307/1268751
8. Dalkey, N. C. The Delphi method: An experimental study of group opinion [Electronic resource] / N. C. Dalkey. — Santa-Monica, Calif: RAND corporation, 1969. — 80 p. — Available at: \www/URL: http://www.rand.org/content/dam/rand/pubs/research_memoranda/2005/RM5888.pdf
9. Scheibe, M. Experiments in Delphi methodology [Text] / M. Scheibe, M. Skutsh, J. Schofer // In: *The Delphi method. Techniques and applications*. — London: Addison — Wesley Publ., 1975. — P. 257–281.

10. Снитюк, В. Е. Модели методы определения компетентности экспертов на базе аксиомы несмещенности [Текст] / В. Е. Снитюк, Рифат Мохаммед Али // *Вісник ЧПІ*. — Черкаси, 2000. — № 4. — С. 121–126.
11. Gharajedaghi, J. Toward systemic education of systems scientists [Text] / J. Gharajedaghi, R. L. Ackoff // *Systems Research*. — 1985. — Vol. 2, № 1. — P. 21–27. doi:10.1002/sres.3850020105
12. Мелихов, А. Н. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой [Текст] / А. Н. Мелихов, Л. С. Берштейн, С. Я. Коровин. — М.: Наука. Гл. ред. Физ.-мат. Лит., 1990. — 272 с.
13. Штовба, С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB [Текст] / С. Д. Штовба. — М.: Горячая линия — Телеком, 2007. — 288 с.
14. Павлов, А. Н. Методы обработки экспертной информации [Текст]: учебно-метод. пособие / А. Н. Павлов, Б. В. Соколов; ГУА. — СПб., 2005. — 42 с.

МЕТОД ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЭКСПЕРТНОЙ ИНФОРМАЦИИ СРЕДСТВАМИ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ И ПОЛУЧЕНИЕ ГРУППОВОЙ ОЦЕНКИ МНЕНИЙ ЭКСПЕРТОВ

В работе рассматривается решение важной практической задачи обработки лингвистической экспертной информации, получения групповой оценки мнений экспертов с учетом их квалификации. Показана и обоснована возможность применения для решения поставленных задач методов теории нечетких множеств. Проведена численная апробация предложенных в работе методов.

Ключевые слова: экспертная информация, квалификация экспертов, групповая экспертная оценка, нечеткая логика.

Куц Антон Миколайович, аспірант, кафедра інформаційних систем та технологій, Академія митної служби України, Дніпропетровськ, Україна, e-mail: academy@amsu.dp.ua

Куц Антон Николаевич, аспирант, кафедра информационных систем и технологий, Академия таможенной службы Украины, Днепропетровск, Украина.

Kuts Anton, Ukrainian Academy of Customs Service, Dnipropetrovsk, Ukraine, e-mail: academy@amsu.dp.ua

УДК: 004.032.26

DOI: 10.15587/2312-8372.2015.40779

Шмалюк І. Ю.,
Бушин І. М.

ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ АЛГОРИТМУ BSP ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ

У статті розглядається алгоритм кластеризації BSP (business system planning). Запропонований алгоритм, відрізняється від традиційних алгоритмів кластеризації, об'єкти соціальної мережі можна об'єднувати в окремі кластери на основі їх зв'язків і визначати відношення між кластерами. Продемонстровано роботу алгоритму на конкретному прикладі та представлено його блок-схему.

Ключові слова: кластеризація, соціальна мережа, алгоритм BSP, кластериний аналіз.

1. Вступ

Соціальна мережа (Social Network) — популярний вид інтернет-спільноти, що відображає соціальну структуру зв'язків між людьми, основою яких можуть бути торгівля, гроші, ідеї, знання, кар'єра, стосунки тощо. Часто ця структура є відображенням зв'язків, які існують у реальному житті [1].

Порівняно з іншими формами віртуальних спільнот соціальні мережі набули популярності лише останнім часом. Сьогодні їх є вже доволі багато.

Основна ідея соціальних мереж дуже проста. Під соціальною мережею розуміється безліч акторів (точок, вершин, агентів), які можуть вступати у взаємодію один з одним. З формальної точки зору такі мережі зручно представляти у вигляді графів

і застосовувати для їх аналізу розвинені математичні моделі.

Аналіз соціальних мереж, який також можна застосувати до аналізу структури та властивостей особистих відносин, веб-посилання на сторінки, і поширення повідомлень, є областю досліджень в соціології. Останнім часом аналіз соціальної мережі привертає все більшу увагу в науковому співтоваристві інтелектуального аналізу даних.

На даний момент існує досить багато різних алгоритмів кластеризації, але більшість з них групують об'єкти тільки в залежності від значення їх атрибутів. Натомість кластеризація соціальних мереж вимагає групування об'єктів і від значення зв'язків між ними. Тому актуальним буде запропонований BSP алгоритм кластеризації.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

В основі аналізу соціальних мереж лежить математична теорія графів (вона представлена в роботах таких авторів, як Ердос, Харари і Раппапорт), а також емпіричні дослідження в галузі соціальної психології та антропології (Хайдер і Морено). У ХХ десятилітті були опубліковані перші фундаментальні дослідження соціальних мереж (Fischer, 1982 [2]; Wellman, 1979 [3]). Були розроблені алгоритми кластерного моделювання (White et al., 1976), були розроблені базові метрики для аналізу соціальних мереж (Freeman, 1979) [4], засновані журнали «Social Networks» і «Connections», а також організовано міжнародне академічне співтовариство INSNA (The International Network of Social Network Analysts) [5]. У наступні десятиліття кількість досліджень, які посилалися або безпосередньо використовували аналіз соціальних мереж, багаторазово зросло. Дункан Уоттс (Duncan J. Watts) і Стівен Строгац (Steven H. Strogatz) розвинули теорію соціальних мереж і першими запропонували поняття коефіцієнта кластеризації, тобто ступеня близькості між неоднорідними групами (коли людина розширює мережу своїх зв'язків за рахунок осіб, яких вона не знає особисто, але знають її знайомі) [6].

Кластеризація мережі — розбиття соціальної мережі на непересічні підмножини — кластери, так, щоб кожен кластер складався з схожих об'єктів, а об'єкти різних кластерів істотно відрізнялися. Знаходження кластерів дозволяє виявити ті чи інші структури, приховані в соціальній мережі [7].

Виділення кластерів можна робити за різними атрибутами агентів мережі, наприклад по статі. В кластери можна об'єднувати еквівалентні агенти мережі. Якщо в мережі передаються інформаційні повідомлення, то в один кластер можуть потрапити агенти, що передають інформацію, у другий — ті, хто її отримує, а в третій — ті агенти, які її отримують, і передають повідомлення [8].

Прикладом приватного алгоритму кластеризації є алгоритм Гірвана-Ньюмана, заснований на параметрі проміжності вершин, — знаходить вершини, що лежать між спільнотами і видаляє їх, отримуючи незв'язані спільноти. Алгоритм дає досить гарні результати, але дуже ресурсоемкий з точки зору обчислень [9].

У даній статті розглядається програмна реалізація кластеризації соціальної мережі за допомогою алгорит-

му BSP. Алгоритм групує об'єкти не тільки в залежності від значення їх атрибутів, але і в залежності від зв'язків між цими об'єктами.

3. Об'єкт, мета та задачі дослідження

Об'єктом дослідження є алгоритм BSP, за допомогою якого можна кластеризувати дані в соціальній мережі.

Проведені дослідження ставили за мету визначити ефективність відповідного алгоритму кластеризації.

Для досягнення поставленої мети вирішувалися наступні задачі:

- розглянути та порівняти методи аналізу соціальних мереж. Запропонувати алгоритм, за допомогою якого можна поділити соціальну мережу на різні кластери відповідно до об'єктів в соціальній мережі і зв'язків між ними, а також можливість визначення взаємозв'язків між кластерами;
- розглянути алгоритм BSP для кластеризації соціальних мереж на конкретному прикладі, побудувати блок-схему алгоритму та визначити його основні недоліки та переваги.

4. Алгоритм BSP для кластеризації соціальних мереж

4.1. Програмна реалізація BSP для кластеризації соціальних мереж. Алгоритм кластеризації business system planning (BSP) запропонований компанією IBM. Цей алгоритм використовує об'єкти (бізнес-процеси) і зв'язки між об'єктами (класи даних) для проведення кластерного аналізу. Соціальні мережі також включають в себе об'єкти і зв'язки між цими об'єктами. Тому алгоритм BSP може бути використаний і при аналізі соціальних мереж. Кластеризація в аналізі соціальних мереж відрізняється від традиційної кластеризації. Вона вимагає угруповання об'єктів не тільки залежно від значення їх атрибутів, але також і в залежності від зв'язків між цими об'єктами [10].

Соціальну мережу можна представити у вигляді орієнтованого графа, який складається з об'єктів і зв'язків між ними. Програмно представити граф можна за допомогою матриці суміжності. Матриця суміжності графа S зі скінченною кількістю вершин n (пронумерованих числами від 1 до n) — це квадратна матриця A розміру n , в якій значення елементу a_{ij} рівне числу ребер з i -ї вершини графа в j -у вершину. Оскільки в випадку, який розглядає автор даної роботи, граф буде простий і орієнтований. Матриця суміжності простого графа (що не містить петель і кратних ребер) є бінарною матрицею і містить нулі на головній діагоналі. Матриця суміжності орієнтованого графа не симетрична.

Нехай O_i — об'єкт в соціальній мережі ($i = 1, \dots, m$), E_j — напрямлений зв'язок між двома об'єктами, напрямлене ребро графа ($j = 1, \dots, n$). Існують 2 типи відносин досяжності між об'єктами: довжиною в один крок і довжиною в кілька кроків. Два об'єкти O_i і O_j перебувають у відношенні досяжності довжиною в один крок, якщо існує направлений зв'язок від O_i до O_j , що проходить через одне і тільки одне спрямоване ребро.

Після визначення об'єктів та спрямованих ребер, визначимо досяжний зв'язок між двома об'єктами. Для графа об'єктів соціальної мережі і зв'язків між ними необхідно визначити дві матриці L_c і L_p . Нехай L_c —

матриця $m \times n$, яка визначає вершини і дуги, які з них виходять. Якщо з об'єкта O_i виходить дуга E_j , то значення елемента $L_c(i, j) = 1$. Відповідно, якщо з об'єкта O_i не виходить дуга E_j , то значення елемента $L_c(i, j) = 0$. Нехай L_p – матриця $m \times n$, яка визначає вершини і дуги, які входять в них. Якщо в об'єкт O_i входить дуга E_j , то значення елемента $L_p(i, j) = 1$. Відповідно, якщо в об'єкт O_i не входить дуга E_j , то значення елемента $L_p(i, j) = 0$.

Матриця досяжності довжиною в один крок розраховується за формулою:

$$G = L_c \cdot L_p^T = (g_{i,j} = \bigvee_{k=1}^n (L_c(i, k) \wedge L_p^T(k, j)), \\ i=1, \dots, m, j=1, \dots, m), \quad (1)$$

де \wedge – булевий добуток, \bigvee – булева сума.

В отриманій матриці значення елемента $G(i, j) = 1$ позначає, що об'єкти O_i і O_j знаходяться в відношенні досяжності довжиною в один крок. Значення елемента матриці $G(i, j) = 0$ позначає, що об'єкти O_i не перебувають у відношенні досяжності довжиною в один крок O_j .

Розрахунок матриці $m - 1$ – крокової досяжності розраховується за формулою:

$$G^{m-1} = G^{m-2} \cdot G = \\ = (g^{m-1}_{i,j} = \bigvee_{k=1}^n (L_c(i, k) \wedge L_p^T(k, j)), i=1, \dots, m, j=1, \dots, m). \quad (2)$$

Розрахунок узагальненої матриці досяжності проводиться за такою формулою:

$$R = I \vee G \vee G^2 \dots \vee G^{m-1}, \quad (3)$$

де I – одинична матриця.

Відношення досяжності не є симетричним. Значення елемента матриці $R(i, j) = 1$ означає, що існує відношення досяжності від об'єкта O_i до об'єкта O_j , але це не означає, що також існує відношення досяжності від об'єкта O_j до об'єкта O_i .

Після цих визначень, можна використовувати BSP алгоритм кластеризації для аналізу соціальної мережі. Тому потрібно розрахувати матрицю взаємодосяжності об'єктів, ґрунтуючись на розрахунок матриці R . Розрахунок матриці взаємодосяжності проводиться за такою формулою:

$$Q = R \wedge R^T. \quad (4)$$

У розрахованій матриці значення елемента $Q(i, j) = 1$ означає, що існує відношення взаємодосяжності між об'єктом O_i і об'єктом O_j . Якщо у соціальній мережі два об'єкти перебувають в відношенні взаємодосяжності, вони належать до одного і того ж класу. Тому процес кластеризації користувачів соціальної мережі ґрунтується на процесі аналізу розрахованої матриці взаємодосяжності об'єктів Q . Спочатку виділяємо сильно зв'язані підграфи та визначаємо матрицю сильної зв'язності цих підграфів. Матриця є матрицею сильної зв'язності, якщо всі елементи в ній рівні 1.

Після кластеризації соціальної мережі, визначаємо відношення між кластерами. Це можна зробити за допомогою отриманих кластерів і матриці однокрокової досяжності G . Якщо існує відношення досяжності в один крок між двома об'єктами із різних кластерів, то існує направлений зв'язок між відповідними кластерами. Через G автор статті може визначити всі відношення між кластерами.

Розглянемо блок-схему алгоритму BSP для кластеризації соціальних мереж (рис. 1).

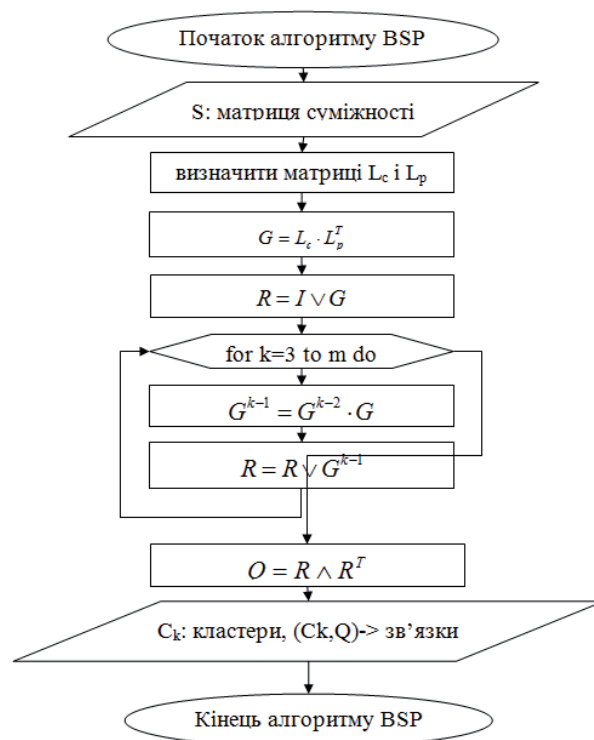


Рис. 1. Блок-схема алгоритму BSP для кластеризації соціальних мереж

4.2. Реалізація алгоритму BSP на прикладі фрагменту соціальної мережі. Представимо соціальну мережу у вигляді орієнтованого графа, який складається з об'єктів і зв'язків між ними. На рис. 2 зображено приклад фрагменту соціальної мережі. Колом зображено об'єкти мережі, наприклад це може бути користувач. Стрілками зображено ребра графа, які позначають напрямлені зв'язки між об'єктами.

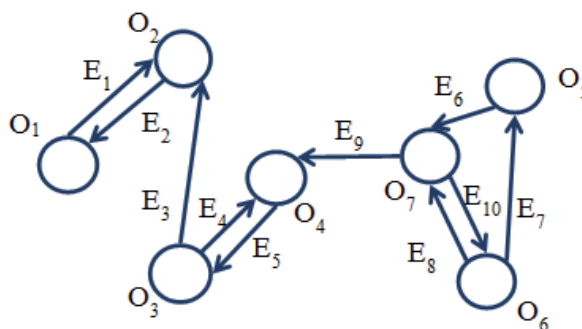


Рис. 2. Приклад фрагменту соціальної мережі

$$Q = R \wedge R^T = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \wedge$$

$$\wedge \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

Після застосування алгоритму утворилися кластери C_1 , C_2 , C_3 .

На рис. 3 зображено результати алгоритму розглянутого прикладу, кластери і зв'язки між ними.

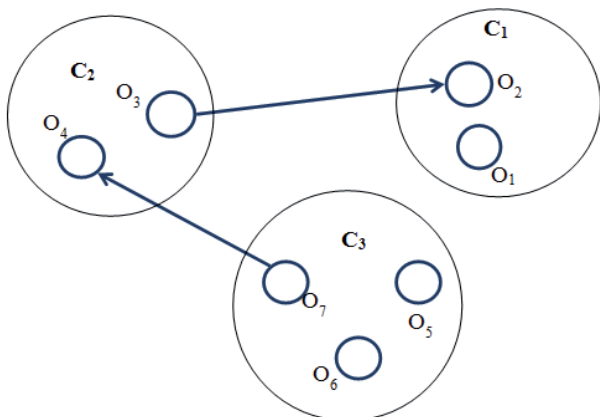


Рис. 3. Кластери та зв'язки між ними

Кластер C_1 відповідно містить два елементи, а саме O_1 і O_2 , кластер C_2 містить також два елементи — O_3 і O_4 , а кластер C_3 містить три елементи — O_5 , O_6 , O_7 . Зв'язки між кластерами відображаються у вигляді напрямлених зв'язків між вузлами O_3 і O_2 , а також між вузлами O_7 і O_4 .

5. Висновки

Аналіз соціальних мереж є новою галуззю досліджень в інтелектуальному аналізі даних. Кластеризація при аналізі соціальної мережі відрізняється від традиційної кластеризації. Це вимагає групування предметів на кластери залежно від їх зв'язків, а також їх атрибутів. У той час як група традиційних алгоритмів кластеризують об'єкти тільки на основі подібності об'єктів, тому вони не можуть бути застосовані до аналізу соціальної мережі. Так на прикладі продемонстрували кластеризацію соціальної мережі на основі BSP алгоритму кластеризації. У результаті отримали три кластери та зв'язували відношення між ними.

Запропонований алгоритм, на відміну від традиційних алгоритмів кластеризації, дозволяє об'єднувати об'єкти в соціальній мережі в різні кластери на основі їхніх зв'язків і визначати відношення між кластерами динамічно, що не вимагає великої кількості пам'яті. Матриця порядку n вимагає для свого зберігання n^2 байт оперативної пам'яті, а час обчислень пропорційний n^3 .

Недоліком розглянутого алгоритму є те, що він використовує матриці для зберігання зв'язків і існуючих відношень досяжності. При аналізі реально існуючих соціальних мережах ці матриці будуть мати велику розмірність, що ускладнює її завантаження в пам'ять і обробку. Тому краще зберігати дані, як структури даних, а не матриці. Крім того алгоритм працює з об'єктами однакової ваги, проте в реальному світі ребра можуть мати різну вагу, що треба вдосконалити.

Література

1. Березко, О. Л. WWW як соціальна мережа [Текст] / О. Л. Березко, А. М. Пелецишин // Proc. of the Second Intern. Conf. on Computer Science and Engineering (CSE'2007). — Lviv, 2007. — P. 29–30.
2. Fischer, C. To dwell among friends [Text] / C. Fischer. — Chicago: University of Chicago Press, 1982. — 459 p.
3. Wellman, B. The Community Question: The Intimate Networks of East Yorkers [Text] / B. Wellman // American Journal of Sociology. — 1979. — Vol. 84, № 5. — P. 1201–1231. doi:10.1086/226906
4. Freeman, L. C. Centrality in social networks conceptual clarification [Text] / L. C. Freeman // Social Networks. — 1978. — Vol. 1, № 3. — P. 215–239. doi:10.1016/0378-8733(78)90021-7
5. International Network for Social Network Analysis [Electronic resource]. — Available at: \www/URL: http://www.insna.org/. — 13.03.2015.
6. Watts, D. J. Networks, Dynamics, and the Small-World Phenomenon [Text] / D. J. Watts // American Journal of Sociology. — 1999. — Vol. 105, № 2. — P. 493–527. doi:10.1086/210318
7. Nair, P. S. Data Mining Through Fuzzy Social Network Analysis [Electronic resource] / P. S. Nair, S. T. Sarasamma // NAFIPS 2007 — 2007 Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society. — Institute of Electrical & Electronics Engineers (IEEE), 2007. — Available at: \www/URL: http://doi.org/10.1109/nafigs.2007.383846
8. Мандель, И. Д. Кластерный анализ [Текст] / И. Д. Мандель. — М.: Финансы и статистика, 1988. — 176 с.
9. Сивоголовко, Е. В. Методы обобщающей кластеризации при анализе социальных сетей [Текст] / Е. В. Сивоголовко // Программные продукты и системы. — 2011. — № 4. — С. 98–101.
10. Бойко, Е. А. Кластеризация социальных сетей с помощью алгоритма кластеризации BSP [Текст] / Е. А. Бойко // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. — 2012. — № 3/11(57). — С. 34–36. — Режим доступа: \www/URL: http://journals.uran.ua/ejet/article/view/4199

ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМА BSP ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦИИ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

В статье рассматривается алгоритм кластеризации BSP (business system planning). Предложенный алгоритм, отличается от традиционных алгоритмов кластеризации, объекты социальной сети можно объединять в отдельные кластеры на основе их связей и определять отношение между кластерами. Продемонстрировано работу алгоритма на конкретном примере и представлено его блок-схему.

Ключевые слова: кластеризация, социальная сеть, алгоритм BSP, кластерный анализ.

Шмалюк Інна Юрївна, кафедра інтелектуальних систем прийняття рішень, Черкаський національний університет ім. Богдана Хмельницького, Україна, e-mail: inna_shmalyuk@mail.ua.

Бушин Игорь Николаевич, кандидат фізико-математичних наук, доцент, кафедра інтелектуальних систем прийняття рішень, Черкаський національний університет ім. Богдана Хмельницького, Україна, e-mail: shvaika@yandex.ua.

Шмалюк Інна Юрьевна, кафедра інтелектуальних систем прийняття рішень, Черкаський національний університет ім. Богдана Хмельницького, Україна.

Бушин Игорь Николаевич, кандидат физико-математических наук, доцент, кафедра интеллектуальных систем принятия решений, Черкасский национальный университет им. Богдана Хмельницкого, Украина.

Shmalyuk Inna, Cherkasy National University named after Bogdan Khmelnytsky, Ukraine, e-mail: inna_shmalyuk@mail.ua.

Bushin Igor, Cherkasy National University named after Bogdan Khmelnytsky, Ukraine, e-mail: shvaika@yandex.ua

УДК 519.23:004.932

DOI: 10.15587/2312-8372.2015.40820

**Безкровный М. М.,
Дашкова А. Н.,
Соковикова Н. С.,
Саваневич В. Е.,
Брюховецкий А. Б.**

МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ССD-ИЗМЕРЕНИЙ ПОЛОЖЕНИЙ И БЛЕСКА ОБЪЕКТОВ СОЛНЕЧНОЙ СИСТЕМЫ

Предложена совокупность методов оценки статистических свойств ССD-измерений Солнечной системы. В качестве источников данных используются обработанные серии ССD-кадров астероидных обзоров, а так же Интернет-сервисы. Разработанные методы позволяют проводить анализ, включая оперативный, расширенного множества показателей точности измерения и качества обнаружения астероидов на расширенном множестве анализируемых подвыборок измерений и кадров.

Ключевые слова: ССD-измерения, MPC, Minor Planet Checker, NASA HORIZONS, оценка показателей точности.

1. Введение

Изучение астероидов и комет представляет большой интерес с разных точек зрения, в том числе из-за проблемы астероидно-кометной опасности. Число астероидов, размером не меньше километра на близких к Земле орбитах, по данным сайта «NEO Program» [1], составляет 866 (март 2015 года). Считается, что уже обнаружено около 90 % астероидов размерами более одного километра. При этом выдвигаются достаточно высокие требования к точности таких астрономических наблюдений. Исследование статистических характеристик ССD-измерений объектов (астероиды и кометы) Солнечной системы может быть весьма эффективным для повышения точности наблюдений обсерваторий и модернизации используемого ими программного обеспечения (ПО). Большинство систем сбора статистики возвращает анализ отклонений с накоплением за год или месяц. Это снижает оперативность исследования результатов проведенных модернизаций, как оборудования, так и программного обеспечения.

Актуальным является разработка методов с расширенным множеством формируемых и анализируемых статистических характеристик. А также создание научно-исследовательского программного инструмента, который будет включать разработанные методы, и позволять проводить оперативный, детальный анализ показателей точности измерения и качества обнаружения астероидов на расширенном множестве анализируемых подвыборок измерений и кадров.

2. Анализ литературных данных

Для анализа статистических характеристик измерений (оценок положения и блеска небесных объектов) мировым научным сообществом апробированы и чаще всего используются такие научно-исследовательские программные инструменты как ЭПОС [2–5], AstDyS [6–8], Fitsblink [9], а так же статистика Центра малых планет (MPC) [10, 11] отклонений малых планет по каждой обсерватории.

Центр малых планет (Minor Planet Center (MPC), Гарвардский Университет, Смитсоновская астрофизическая обсерватория) предоставляет статистические характеристики отклонений измерений нумерованных [11] и нумерованных [10] астероидов и комет отдельно по каждому году наблюдений каждой обсерватории. Сервис статистических характеристик отклонений измерений MPC предоставляет следующие данные: количество измерений за один год, распределение измерений по диапазонам значений отклонений, средние значение отклонений и оценки среднеквадратического отклонения оценок положения (прямое восхождение и склонение) объектов во второй экваториальной системе координат (СК) [12, 13].

ЭПОС (Эфемеридная Программа для Объектов Солнечной системы) [2, 14] является программным инструментом для астрометрических исследований объектов Солнечной системы. ЭПОС позволяет сравнить измеренные координаты объектов с каталожными, на момент привязки измерения. Прогнозирование положения