

УДК 519.87

Івохін Є.В., д.ф.-м.н, доцент,
Апанасенко Д.В., студент

Про застосування методів кластеризації нечітких даних спеціального вигляду

В статті розглянуто та розв'язано задачі групування станів нечіткої системи, що описуються сукупністю складених нечітких множин. Запропоновано та проаналізовано декілька методів кластеризації.

Ключові слова: кластеризація, невизначеність, нечітка множина, методи групування даних.

Київський національний університет імені
Тараса Шевченка
e-mail: ivohin@univ.kiev.ua, diminio7@gmail.com

Ivokhin E.V., MD, associate professor,
Apanasenko D.V., student

On use of clusterization methods for fuzzy data of special form

In this article the problem of grouping the states of fuzzy system, which formalized by complex fuzzy sets, are discussed and solved. A few methods of clusterization are proposed and analyzed.

Key words: clusterization, uncertainty, fuzzy set, methods of data grouping.

Taras Shevchenko National University of Kyiv

Статтю представив доктор технічних наук, проф. Волошин А.Ф.

Традиційна задача групування даних у відносно однорідні групи, що виникає в самих різних сферах науки, економіки, соціуму та ін., включає в себе проблему виділення кластерів та задачу знаходження еталонних вузлів. В реалізації методів кластеризації важливу роль грають показники належності даних до групи, способи обчислення відстаней між елементами, вагові коефіцієнти, що залежать від конкретної предметної області та спостережень в рамках цієї області. Методи мають різну обчислювальну складність та різний ступінь ефективності при вирішенні конкретних прикладних задач.

Для проведення процесу кластеризації існує багато підходів, більшість з яких є евристичними методами, що базуються на певних алгоритмах дій дослідника і не вимагають складних статистичних розрахунків. Однак, їх використання у випадку обробки інформації нечіткого характеру суттєво ускладнюється або взагалі стає неможливим через специфічне представлення нечіткості. Розглянемо методику кластеризації неточно заданої інформації, для формалізації якої використовуються сукупності складених нечітких множин.

Означення 1 [1]. Нечіткою множиною \tilde{A} в універсальному просторі X називається сукупність пар виду $\{(x, \mu_{\tilde{A}}(x))\}$, де $x \in X$, а $\mu_{\tilde{A}}(x) : X \rightarrow [0,1]$ - функція належності нечіткої множини \tilde{A} .

Величину функції належності $\mu_{\tilde{A}}(x)$ для довільного елемента $x \in X$ називають ступенем належності x нечіткій множині \tilde{A} . Інтерпретацією ступеня належності $\mu_{\tilde{A}}(x)$ є суб'єктивна міра того, наскільки елемент $x \in X$ відповідає поняттю, зміст якого формалізується нечіткою множиною \tilde{A} .

При цьому, звичайна множина $L_0 = \{x \in X : \mu_{\tilde{A}}(x) > 0\}$ називається носієм нечіткої множини \tilde{A} , а множини $L(\alpha) = \{x \in X : \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha\}$ - множинами рівня $\alpha \in (0,1]$ нечіткої множини \tilde{A} .

Традиційно в якості універсального простору розглядається довільний скінченновимірний простір $X \subseteq R^N$, $x = (x_1, \dots, x_N) \in R^N$. У випадку $X \subseteq R^1$ нечітка множина \tilde{A} містить сукупність пар, що складаються з двох скалярних значень $x \in R^1$ та $\mu_{\tilde{A}}(x)$.

Нехай задано сукупність нечітких множин $\tilde{A}_1, \dots, \tilde{A}_m$, що визначені у відповідних універсальних просторах X_1, \dots, X_m . Для простоти будемо вважати, що $X_i \subseteq R^1$, $i = \overline{1, m}$.

Розглянемо універсальний простір X у вигляді декартового добутку $X = \prod_{i=1}^m X_i$.

Сформуємо множину

$$\tilde{A}^m = \{(x^1, \mu_{\tilde{A}_1}(x^1)), (x^2, \mu_{\tilde{A}_2}(x^2)), \dots, (x^m, \mu_{\tilde{A}_m}(x^m))\}$$

де $x^i \in X_i, i = \overline{1, m}$. Очевидно, що множина \tilde{A}^m належить декартовому добутку нечітких множин $\tilde{A}_1, \dots, \tilde{A}_m: \tilde{A}^m \in \tilde{A}_1 \times \dots \times \tilde{A}_m$.

Означення 2. Нечітку множину \tilde{A}^m назвемо складеною нечіткою множиною в універсальному просторі $\times_{i=1}^m X_i$.

Означення 3. Звичайну множину

$$L^m(\alpha) = \{x^1 \in X_1, x^2 \in X_2, \dots, x^m \in X_m : \mu_{\tilde{A}_1}(x^1) \geq \alpha,$$

$\mu_{\tilde{A}_2}(x^2) \geq \alpha, \dots, \mu_{\tilde{A}_m}(x^m) \geq \alpha\}$ назвемо множиною рівня $\alpha \in (0,1]$ складеної нечіткої множини \tilde{A}^m .

Сукупність всіх складених нечітких множин \tilde{A}^m в просторі $X = \times_{i=1}^m X_i$ позначимо $K(\tilde{A}^m)$.

Розробка конструктивного алгоритму проведення кластеризації нечітких даних, представлених сукупністю складених нечітких множин з $K(\tilde{A}^m)$, включає в себе формалізацію способів пошуку кластерного центру множини та реалізацію процедури групування нечітких даних в межах заданої кількості кластерів.

У літературі, присвяченій проблемам кластеризації [2,3,4], найчастіше розглядаються три алгоритми: C-means, пікового групування та різницевого групування. Ці методи представляють собою кардинально різні підходи до вирішення проблеми кластеризації. Як правило, перший з них потребує від дослідника точного знання кількості кластерів, на базі чого будується алгоритм. Другий метод вимагає багато часу для виконання, бо має багато нетривіальних умов для перевірки щодо належності елемента до кластеру та побудови самого кластеру. Третій – найбільш оптимальний, але для його застосування необхідне детальне знання специфічних залежностей в системі для встановлення значень важливих параметрів, без яких метод не дає бажаного результату.

Задачу кластеризації нечітких даних, представлених сукупністю складених нечітких множин з $K(\tilde{A}^m)$, за допомогою алгоритму нечіткого групування C-means було розглянуто в роботі [5]. Використовуючи попередню загальну характеристику методів, проведемо аналіз конструктивності інших методів.

Для цього визначимо деякі поняття. Нехай є дві довільні складені нечіткі множини

$$\tilde{U}^m = \{(x^1, \mu_{\tilde{A}_1}^U(x^1)), (x^2, \mu_{\tilde{A}_2}^U(x^2)), \dots, (x^m, \mu_{\tilde{A}_m}^U(x^m))\}$$

та

$$\tilde{V}^m = \{(x^1, \mu_{\tilde{A}_1}^V(x^1)), (x^2, \mu_{\tilde{A}_2}^V(x^2)), \dots, (x^m, \mu_{\tilde{A}_m}^V(x^m))\}.$$

Обчислимо величину $\gamma = \min_{Z \in \{U, V\}, i=1, m} \mu_{\tilde{A}_i}^Z(x^i)$, яка

є мінімальним значенням серед величин мір належності окремих елементів обох множин \tilde{U}^m, \tilde{V}^m . Це значення дозволяє побудувати дві множини рівня γ у вигляді звичайних множин

$$L_{\tilde{U}}^m(\gamma), L_{\tilde{V}}^m(\gamma),$$

що представляють собою точки універсального простору $X = \times_{i=1}^m X_i$, між якими

може бути обчислена евклідова відстань $d = \|L_{\tilde{U}}^m(\gamma) - L_{\tilde{V}}^m(\gamma)\|$.

Означення 4. Нечітка скалярна величина

$$\tilde{D}(\tilde{A}^m) = \{(d, \gamma) : d = \|L_{\tilde{A}}^m(\gamma)\|,$$

$\gamma = \min_{i=1, m} \mu_{\tilde{A}_i}(x^i) \in (0,1]\}$, де $\|\cdot\|$ - евклідова

норма простору R^m , визначає метрику простору складених нечітких множин $K(\tilde{A}^m)$.

Таким чином, кожна складена нечітка множина \tilde{A}^m вимірюється за допомогою нечіткої величини $\tilde{D}(\tilde{A}^m)$, а для знаходження нечіткої відстані $\rho(\tilde{U}^m, \tilde{V}^m)$ між довільними складеними нечіткими множинами \tilde{U}^m, \tilde{V}^m можна використати вираз

$$\rho(\tilde{U}^m, \tilde{V}^m) = \{(d, \gamma) : d = \|L_{\tilde{U}}^m(\gamma) - L_{\tilde{V}}^m(\gamma)\|,$$

$$\gamma = \min_{Z \in \{U, V\}, i=1, m} \mu_{\tilde{A}_i}^Z(x^i)\},$$

де $L_{\tilde{U}}^m(\gamma), L_{\tilde{V}}^m(\gamma)$ - множини рівня $\gamma \in (0,1]$

складених нечітких множин \tilde{U}^m, \tilde{V}^m відповідно.

Порівняння відстаней між довільними парами складених нечітких множин будемо проводити за допомогою нечіткого відношення переваги.

Нехай $\tilde{\rho}_1 = \rho(\tilde{U}_1^m, \tilde{V}_1^m), \tilde{\rho}_2 = \rho(\tilde{U}_2^m, \tilde{V}_2^m)$ - нечіткі відстані між складеними нечіткими множинами $\tilde{U}_1^m, \tilde{V}_1^m$ та $\tilde{U}_2^m, \tilde{V}_2^m$ відповідно. Визначимо ту нечітку відстань з двох заданих, яка є меншою у розумінні нечіткого відношення переваги “<”. Для визначення «найменшої» відстані, як правило, користуються технікою обробки нечітких відношень переваги, введеною Орловським [6]. В рамках даного підходу вважається, що нечітке відношення переваги

$g(a,b)$ для довільних нечітких елементів $a, b \in R_+^m$ за умов $\mu_g(a,b) > 0$ визначає співвідношення у вигляді $a < b$ із ступенем $g(a,b) = \mu_g(a,b)$. За його допомогою можна порівняти відстані $\tilde{\rho}_1 = \rho(\tilde{U}_1^m, \tilde{V}_1^m)$ та $\tilde{\rho}_2 = \rho(\tilde{U}_2^m, \tilde{V}_2^m)$: вираз $g(\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2)$ визначає ступінь того, наскільки $\tilde{\rho}_1$ «менше», ніж $\tilde{\rho}_2$. Це надає можливість визначити «найближчий» до заданої складеної нечіткої множини \tilde{Z}^0 елемент \tilde{Z}^* , де \tilde{Z}^* - складена нечітка множина з невідомованих наборів $x^i \in X_i$, $i = \overline{1, m}$, для функцій належності яких справедливо $\mu_{\tilde{Z}^*}^{Z^*}(x_i) = \min_{x \in X_i} (1 - \mu_T(x_i, x)) = 1 - \max_{x \in X_i} \mu_T(x_i, x)$, $i = \overline{1, m}$,

де через T позначено нечітке відношення строгої переваги, що відповідає $g(a,b)$

$$\mu_T(a,b) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } \mu_g(a,b) < \mu_g(b,a) \\ \mu_g(a,b) - \mu_g(b,a), & \text{в іншому випадку} \end{cases},$$

$$a, b \in X_i, i = \overline{1, m}.$$

На основі введеного поняття відстані між складеними нечіткими множинами та способу їх порівняння можна сформулювати алгоритми нечіткого групування даних, поданих у вигляді сукупності складених нечітких множин $\{\tilde{A}^{m(j)}, j = \overline{1, p}\}$ з $K(\tilde{A}^m)$. Будемо вважати, що цю сукупність можна згрупувати в k кластерів.

На початку процесу задаємо величину $\gamma \in (0, 1]$, яка буде визначати рівень нечіткості даних, що розглядаються. Припустимо, що складені нечіткі множини $\tilde{A}^{m(j)}$, $j = \overline{1, q}$, $q \leq p$, мають непорожні множини рівня $L^m(\gamma)$. Будемо розглядати їх як звичайні вектора $S(\tilde{A}^{m(j)}) = \{x^{1(j)}, x^{2(j)}, \dots, x^{m(j)}\}$, $j = \overline{1, q}$.

Алгоритм пікового групування. У алгоритмі пікового групування, який був запропонований Р. Єгером та Д. Фільовим [7], розглянуто міру щільності розміщення векторів $S(\tilde{A}^{m(j)})$, $j = \overline{1, q}$, на базі чого генеруються так звані пікові функції. При застосуванні p вхідних векторів створюється сітка, що рівномірно накриває простір векторів $S(\tilde{A}^{m(j)})$, $j = \overline{1, q}$.

Вузли цієї сітки розглядаються як потенційні нечіткі центри

$\tilde{C}^{m(i)} = \{(x^{1(i)}, \mu_{\tilde{Z}_1}(x^{1(i)})), (x^{2(i)}, \mu_{\tilde{Z}_2}(x^{2(i)})), \dots, (x^{m(i)}, \mu_{\tilde{Z}_m}(x^{m(i)}))\}$
 $i = \overline{1, k}$, i для кожного з них розраховується пікова функція $M(\tilde{C}^{m(i)})$, $i = \overline{1, k}$,

$$M(S(\tilde{C}^{m(i)})) = \sum_{j=1}^p \exp\left(-\frac{\|S(\tilde{C}^{m(i)}), S(\tilde{A}^{m(j)})\|^{2b}}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

де $\|S(\tilde{C}^{m(i)}), S(\tilde{A}^{m(j)})\|$, $i = \overline{1, k}$, $j = \overline{1, p}$ - це евклідові відстані між парами векторів, що визначають центри $\tilde{C}^{m(i)}$, $i = \overline{1, k}$ та складені нечіткі множини $\tilde{A}^{m(j)}$, $j = \overline{1, p}$, відповідно, коефіцієнт σ - це константа, що індивідуально підбирається для кожної конкретної задачі, а b - показник ступеню узагальненої функції Гауса, яка застосовується в нечіткій сітці.

Величина функції $M(S(\tilde{C}^{m(i)}))$, $i = \overline{1, k}$, розглядається як оцінка висоти пікової функції. Вона пропорційна кількості векторів $S(\tilde{A}^{m(j)})$, $j = \overline{1, q}$, що знаходяться в околі потенційного центра $S(\tilde{C}^{m(i)})$, $i = \overline{1, k}$. Мале значення $M(S(\tilde{C}^{m(i)}))$, $i = \overline{1, k}$, свідчить про те, що центр $S(\tilde{C}^{m(i)})$, $i = \overline{1, k}$, розташований в області, в якій зосереджено невелику кількість векторів $S(\tilde{A}^{m(j)})$, $j = \overline{1, q}$. Слід звернути увагу на те, що коефіцієнт σ має незначний вплив на кінцеві пропорції між $M(S(\tilde{C}^{m(i)}))$, $i = \overline{1, k}$, для різних значень $S(\tilde{C}^{m(i)})$, $i = \overline{1, k}$, тому підбір його величини не є критичним.

Після обрахунку значень $M(S(\tilde{C}^{m(i)}))$, $i = \overline{1, k}$ для усіх потенціальних центрів відбираються перші k_1 точки, що мають найбільше значення $M(S(\tilde{C}_1^{m(i)}))$, $i = \overline{1, k_1}$. Для вибору наступних центрів необхідно перш за все виключити k_1 центрів та вузли, що розташовані в безпосередній близькості від них. Це можна зробити шляхом перевизначення пікової функції за рахунок відсікання від неї функції Гауса з центрами в точках $S(\tilde{C}_1^{m(i)})$, $i = \overline{1, k_1}$. Якщо цю

знов визначену функцію позначити як $M_{new}(S(\tilde{C}^{m(i)}))$, $i = \overline{1, k}$, то

$$M_{new}(S(\tilde{C}^{m(i)})) = M(S(\tilde{C}^{m(i)})) - M(S(\tilde{C}_1^{m(i)})) \exp\left(-\frac{\|S(\tilde{C}^{m(i)}), S(\tilde{A}^{m(j)})\|^{2b}}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

Необхідно звернути увагу на те, що функція $M_{new}(\tilde{C}^{m(i)})$, $i = \overline{1, k}$ набуває нульового значення в точках $S(\tilde{C}_1^{m(i)})$, $i = \overline{1, k_1}$. Звідси зрозуміло, що послідовне відсікання центрів (з максимальним значенням пікової функції) дозволяє виявляти та усувати чергові центри.

Процес знаходження наступних центрів $S(\tilde{C}_2^{m(i)})$, $i = k_1 + 1, k_2$, $S(\tilde{C}_3^{m(i)})$, $i = k_2 + 1, k_3$, ... , здійснюється послідовно на модифікованих значеннях функції $M_{new}(S(\tilde{C}^{m(i)}))$, $i = \overline{1, k}$, що отримуються при видаленні близького оточення центру, виявленого на попередньому етапі. Він завершується в момент локалізації усіх центрів, що використовуються в моделі нечіткої сітки. Метод пікового групування ефективний, якщо розмірність вектора $S(\tilde{A}^{m(j)})$, $j = \overline{1, q}$ не занадто велика. В протилежному випадку (при великій кількості компонент $S(\tilde{A}^{m(j)})$, $j = \overline{1, q}$) число потенціальних центрів наростає лавиноподібно, і процес розрахунку чергових пікових функцій стає занадто довгим, а процедура малоефективною.

Алгоритм різницевого групування даних [7] – це модифікація алгоритму пікового групування, в якій навчальні вектори $S(\tilde{A}^{m(j)})$, $j = \overline{1, q}$, розглядаються в якості потенціальних центрів $S(\tilde{C}^{m(i)})$, $i = \overline{1, k}$. Пікова функція $D(S(\tilde{A}^{m(j)}))$, $j = \overline{1, q}$, в цьому алгоритмі задається у вигляді

$$D(S(\tilde{A}^{m(i)})) = \sum_{j=1}^p \exp\left(-\frac{\|S(\tilde{A}^{m(i)}), S(\tilde{A}^{m(j)})\|^{2b}}{\left(\frac{r_a}{2}\right)^2}\right), \quad (4)$$

$i = \overline{1, q}$.

Значення коефіцієнта r_a визначає сферу сусідства. На значення $D(S(\tilde{A}^{m(j)}))$, $j = \overline{1, q}$, істотно впливають лише ті вектори $S(\tilde{A}^{m(j)})$,

$j = \overline{1, q}$, що розташовані в межах цієї сфери.

При великій щільності точок в околі $S(\tilde{A}^{m(j)})$, $j = \overline{1, q}$, (потенційного центра) значення функції $D(S(\tilde{A}^{m(j)}))$, $j = \overline{1, q}$, велике. Навпаки, її мале значення свідчить про те, що в околі $S(\tilde{A}^{m(j)})$, $j = \overline{1, q}$, незначна кількість даних. Така точка вважається «невдалим» кандидатом в центри. Після розрахунку значень пікової функції для кожної точки $S(\tilde{A}^{m(j)})$, $j = \overline{1, q}$ відбирається вектор $S(\tilde{A}^m)$, для якого міра щільності $D(S(\tilde{A}^m))$ виявилась найбільшою. Саме ця точка стає першим відібраним центром $S(\tilde{C}_1^m)$. Вибір наступного центра можливий після виключення попереднього центру і всіх точок, що лежать в його околі. Так само, як і в методі пікового групування, пікова функція перевизначається у вигляді

$$D_{new}(S(\tilde{A}^{m(i)})) = D(S(\tilde{A}^{m(i)})) - D(S(\tilde{C}_1^m)) \exp\left(-\frac{\|S(\tilde{A}^{m(i)}), S(\tilde{C}_1^m)\|^{2b}}{\left(\frac{r_b}{2}\right)^2}\right), \quad (5)$$

$i = \overline{1, q}$.

При новому визначенні функції D коефіцієнт r_b визначає нове значення константи, що задає сферу сусідства чергового центра. Зазвичай дотримується умова $r_b \geq r_a$. Пікова функція $D_{new}(S(\tilde{A}^{m(j)}))$, $j = \overline{1, q}$ приймає нульове значення при $S(\tilde{A}^{m(j)}) = S(\tilde{C}_1^m)$, $j = \overline{1, q}$, і близька до нуля в найближчому околі цієї точки.

Після модифікацій значень пікової функції знаходиться наступна точка $S(\tilde{A}^m)$, для якої величина $D_{new}(S(\tilde{A}^m))$ максимальна. Ця точка стає наступним центром $S(\tilde{C}_2^m)$. Процес пошуку чергового центра поновлюється після видалення компонентів, відповідних вже отриманим точкам.

Зрозуміло, що кожен метод має свої власні особливості та уточнення в залежності від умов застосування та його структурно-концептуальної реалізації. Головним чинником, звичайно, виступає показник конструктивності метода, що на практиці суттєво залежить від умов конкретної задачі. Наведемо аналіз результатів практичного використання методів кластеризації

для заданої нечіткої сітки з двомірними векторами складених нечітких даних.

Якщо у методі *C-means* необхідно було обирати початкові коефіцієнти [5], що показують ступінь належності кластеру для кожного двомірного критерію, виключно випадково, то в алгоритмі *пікового групування* головну роль грає покриття площини рівномірною сіткою з розмірами залежними від максимального та мінімального значення двомірних критеріїв по координатно. Вузли цієї сітки будуть виступати як претенденти в центри майбутніх кластерів і виявляється, що обрати розміри клітин цієї сітки також є задачею, залежною від конкретної проблемної області. У даному випадку пропонується вирішити цю задачу за правилом Рунге, що полягає в знаходженні такого розбиття області, при якому величина $\Delta_{2n} \approx \Theta |I_{2n} - I_n|$ досягає свого наперед заданої точності (в обчислювальному експерименті для знаходження інтегралів за формулами прямокутників або трапецій вважалось $\Theta = \frac{1}{3}$). Точність правила Рунге задається користувачем залежно від потреб прикладної області.

Параметри b та σ , що використовуються у методі, також підбираються індивідуально для кожної задачі. При обрахунку експоненціального виразу для оцінки згущення точок навколо кандидата, виникає проблема нульового значення виразу для деяких претендентів (через обмеженість розміру чисел в машинній інтерпретації), тому перед тим, як підставляти отримані в перетвореннях значення в показник експоненти, їх бажано поділити на 1000. Крім цього, при реалізації виникає проблема врахування близькості вузла сітки – кандидата в центри кластера, що робить значення суми експоненціальних виразів дуже великим, навіть без урахування значення цієї функції для інших точок. Тому також необхідно ввести обмеження на ступінь близькості можливого кандидата в центри кластера до точок. Як варіант, пропонується визначати мінімально допустиму відстань за правилом Рунге.

Алгоритм *різницевого групування* представляє собою більш просту та ефективну модифікацію алгоритму пікового групування. Всі зауваження, зроблені для метода пікового групування, в цьому випадку несуттєві. Єдиним невіршеним питанням залишається значення коефіцієнта r_{α} , що визначає сферу сусідства. Але

це значення на практиці може також підбиратися за правилом Рунге з заданою точністю. Головним же плюсом алгоритму є те, що кандидатами в центри кластерів виступають самі нечіткі вхідні дані.

Для перевірки результатів дослідження продемонстровано роботу алгоритмів на прикладі задачі групування станів нечіткої системи, що функціонує у двовимірному просторі [8]. Програмна реалізація зроблена на базі об'єктно-орієнтованої мови програмування Java в середовищі розробки Eclipse. Попереднє розташування станів системи здійснюється випадково, кількість точок обирається користувачем. Реалізовано можливість будувати кластери у графічному вигляді.

Список використаних джерел

1. Zadeh L.A. Fuzzy sets //Information and control. 1965.V.8.
2. Jamba M. Hierarchical cluster analysis and compliance. - Moscow: Finance and Statistics, 1988. – 345 с.
3. Durand B., Odell P. Cluster analysis. - Moscow: Statistics, 1977. – 128 с.
4. Viattchenin D.A. Fuzzy methods of automatic classification. - Minsk: Tehnoprint, 2004. – 219 с.
5. Ivohin E.V., Kosinskiy K.O. The method of clusterization of complex fuzzy sets// Journ. of Comp. & Appl. Math. - 2007.– № 2.– С. 54 – 58.
6. Orlovskiy S.A. The problems of decision making for fuzzy input information. Moscow: Nauka, 1981. – 206 с.
7. Osovski C. Neural networks for information processing. - Moscow: Finance and Statistics, 2002. – 344 с.
8. Shumetov V.G. Shumetova L. Cluster analysis: an approach to the use of computers. - Orel: OrelGTU, 2000. - 118 с.

Надійшла до редколегії 29.01.2013