

12. Wen-Bao Lin The exploration of customer satisfaction model from a comprehensive perspective / Wen-Bao Lin // Expert Systems with Applications – 2007. – #33 – p.110–121.
13. Chao-Hung Wang. Predicting tourism demand using fuzzy time series and hybrid grey theory / Chao-Hung Wang. // Tourism Management – 2004. – #25 – p. 367–374.
14. Виклюк Я.І. Порівняльний аналіз методів fuzzy logic та аналізу ієрархій в задачах визначення привабливості території / Я.І. Виклюк, О.І. Артеменко // Вісник НТУ «ХПІ». Тематичний випуск: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ «ХПІ». (в друці).
15. Виклюк Я.І. Методи побудови густини потенціального поля рекреаційної привабливості території / Виклюк Я.І., Артеменко О.І.// Штучний інтелект – 2009 – №2 – с. 151-160.
16. Гнатієнко Г.М. Експертні технології прийняття рішень: Монографія. / Г.М. Гнатієнко, В.Є. Снитюк – К.: ТОВ “Маклаут”, – 2008. – 444 с.
17. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. / С.Д. Штовба – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.

УДК 681.51.007

# АНАЛИЗ ВЕРОЯТНОСТНЫХ СВОЙСТВ МЕТРИКИ НА РАЗБИЕНИЯХ

*У даній статті розглянуто імовірнісні властивості метрики на розбиттях, що дозволяє оперувати не тільки жорстко сегментованим зображенням, а й вкладеними розбиттями, що надає додаткових можливостей аналізу та інтерпретації візуальної інформації*

*Ключові слова: метрика, розбиття, інтерпретація візуальної інформації*

*В данной статье рассмотрены вероятностные свойства метрики на разбиениях, что позволяет оперировать не просто с жестко сегментированным изображением, а с вложенными разбиениями, что дает дополнительные возможности анализа и интерпретации визуальной информации*

*Ключевые слова: метрика, разбиения, интерпретация визуальной информации*

*The paper considers probabilistic properties of the partition metric what allows to operate not only hard segmented image but its nested partitions which provides additional abilities for visual information analysis and interpretation*

*Keywords: metric, partitions, visual information interpretation*

**Е. А. Егорова**

Кандидат технических наук, старший научный сотрудник\*  
Контактный тел.: 063-708-59-04  
E-mail: yegorova@kture.kharkov.ua

**А. К. Фурсенко**

Кандидат технических наук, доцент  
Кафедра высшей математики  
Харьковский университет воздушных сил  
ул. Сумская, 77/79, г. Харьков, 61023

**В. В. Шляхов**

Кандидат технических наук, ведущий научный сотрудник\*  
\*Кафедра информатики  
Харьковский национальный университет  
радиоэлектроники  
пр. Ленина, 14, Харьков, 61166

## 1. Введение

Человеческое понимание визуальной информации тесно связано с распознаванием образов как некоей концепцией генерации и интерпретации знаний. Принимая во внимание иерархическую природу струк-

турирования и организации информации, выходим на уровень понятия грануляции информации, изучение процессов структуризации данных, причинно-следственных отношений в процессе их регистрации, детализации, трансформации и интерпретации [1]. Использование знания как информации о совокуп-

ности семейств областей в поле зрения позволяет разработать инструментарий анализа сегментированных изображений. Рассматривая внутренние, внешние и контекстные свойства областей, в качестве одного из основных объектов изучения, можно выделить применение эквивалентностей – внутренних [2,3,4], с учетом их совокупностей, и внешних, зависящих от предметной области [5,6].

Актуальным вопросом решения таких задач является анализ сходства/различия между ансамблями группировок данных. Однако метрические свойства для формата данных «семейство множеств – семейство множеств» на сегодняшний день изучены не в полной мере. Больше всего результатов получено при исследовании эффективности кластеризации и сегментации изображений в рамках подхода, при котором результаты автоматической грануляции сравниваются с результатами, полученными человеком. Большинство таких коэффициентов сходства не удовлетворяют строгому понятию метрики и в силу этого имеют определенные ограничения в их использовании. Из существующих же метрик на разбиениях можно выделить метрику, имеющую структурное сходство с метрикой Хаусдорфа [7], метрику энтропийного типа, названная вариацией информации, которая базируется на понятиях теории информации [8], метрики EMD (Earth Mover's Distance), базирующаяся на идее минимизации цены трансформации одного распределения в другое [9], и RMD (Region Matching Distance), использующую подход представления изображения как множество областей, что дает определенные преимущества по сравнению с использованием глобального подхода [10], MiCRoM (Minimum Cost Region Matching) как поиск расстояния между разбиениями, который сводится к решению транспортной задачи [11], и метрику на разбиениях [12,13]. В последней учитывая логичное требование, что метрика на разбиениях должна интегрально учитывать характеристики как сходства так и различия классов эквивалентностей, выделен простейший инструмент – операции пересечения и симметрической разности классов эквивалентностей. В данной работе обсуждаются свойства метрики для обработки слабой кластеризации, т.е. вероятностные характеристики метрики на разбиениях.

**2. Предпосылки и особенности вероятностной интерпретации метрики на разбиениях**

Пусть имеется набор гипотез  $K_1 = \{H_1, \dots, H_n\}$ , характеризующих разбиения множества элементарных исходов  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$  данного вероятностного пространства  $\langle \Omega, F_\Omega, P \rangle$ , т.е.

$$\begin{aligned} H_i \in F_\Omega, \quad i = \overline{1, n} \\ \bigcup_{i=1}^n H_i = \Omega \\ H_i \cap H_j = \emptyset, \text{ для любых } i, j \in \overline{1, n}, i \neq j. \end{aligned} \tag{1}$$

Предположим, что каждая из гипотез  $K_1$  разбивается на подгипотезы  $\{H_{i1}, \dots, H_{il_i}\}$ , так что

$$\begin{aligned} H_{i1}, \dots, H_{il_i} \in F_\Omega, \quad i = \overline{1, n} \\ \bigcup_{p=1}^{l_i} H_{ip} = H_i, \quad i = \overline{1, n} \\ H_{ip} \cap H_{ip'} = \emptyset, \text{ для любых } p, p' \in \overline{1, l_i}, p \neq p', i = \overline{1, n}. \end{aligned} \tag{2}$$

Иллюстрация сказанного выше приведена на рис. 1. Тогда кортеж элементов  $F_\Omega$

$$K_1 = \left[ \left\{ \{H_{i1}, \dots, H_{il_i}\}, \dots, \{H_{i1}, \dots, H_{il_i}\}, \dots, \{H_{n1}, \dots, H_{nl_n}\} \right\} \right] \tag{3}$$

представляет собой набор гипотез данного вероятностного пространства, но уже «вложенный» в  $K_1$ , т.е.  $K_2 \subset K_1$ . В такой ситуации часто приходим к типичной для гипотез урновой схеме, где каждая из урн состоит из некоторого набора «отсеков» в задачах случайного выбора элемента.

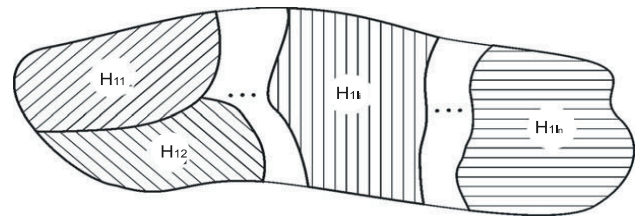


Рис. 1. Пример набора гипотез

Из основной формулы для метрики на разбиениях [11] мы получим

$$S(K_1, K_2) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{l_i} P(H_i \cap H_{ij}) P(H_i \Delta H_{ij}). \tag{4}$$

Это действительно так, поскольку для любой  $H_i$  имеется ненулевое пересечение только со своими подгипотезами. С другими подгипотезами пересечение нулевое, т.е. получаем невероятное событие, а следовательно, вероятность этого события равна нулю и соответствующее слагаемое отсутствует. С другой стороны, поскольку  $H_{ij} \subset H_i$  для новых номеров, то

$$H_i \Delta H_{ij} = H_i / H_{ij} \tag{5}$$

или

$$H_i / H_{ij} = \bigcup_{k=1}^{l_i} H_{ik} \tag{6}$$

тогда

$$(H_i \Delta H_{ij}) = (H_i) - (H_{ij}) \tag{7}$$

или же

$$(H_i / H_{ij}) = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^{l_i} (H_{ik}) \tag{8}$$

Если ввести обозначения  $(H_i) = P_i$ ,  $(H_{ij}) = P_{ij}$ , из соотношений (5) – (8) получим

$$S(K_1, K_2) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{l_i} P_{ij} (P_i - P_{ij}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{l_i} P_{ij} (P_i - P_{ij}^2) \geq 0 \tag{9}$$

$$S(K_1, K_2) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{l_i} \left[ P_{ij} \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^{l_i} P_{ik} \right] = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{l_i} \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^{l_i} P_{ij} P_{ik} \tag{10}$$

При этом необходимо учитывать, что из  $H_{ij} \subset H_i$  также следует равенство  $H_i \cap H_{ij} = H_{ij}$  (11)

а значит,  $P(H_i \cap H_{ij}) = P(H_{ij})$  (12)

Заметим, что все это иллюстрируется на простом модельном примере. Пусть  $K_1 = \{H_1, H_2, H_3\}$ , а  $K_2 = [\{H_{11}, H_{12}\}, \{H_{21}, H_{22}\}, \{H_{31}, H_{32}, H_{33}\}]$ .

Схематично это изображено на рис. 2.

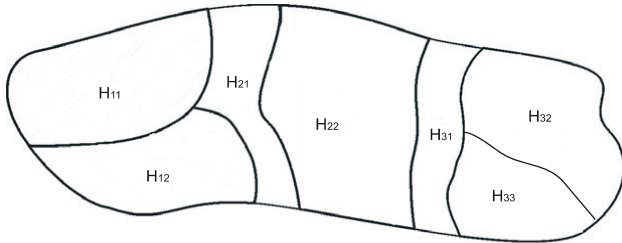


Рис. 2. Урновая схема набора гипотез

Тогда, во-первых, имеем  $K_2 \subset K_1$  (13)

и во-вторых, справедлива цепочка равенств

$$\begin{aligned}
 S(K_1, K_2) &= P(H_1 \cap H_{11})P(H_1 \Delta H_{11}) + \\
 &+ P(H_1 \cap H_{12})P(H_1 \Delta H_{12}) + P(H_2 \cap H_{21})P(H_2 \Delta H_{21}) + \\
 &+ P(H_2 \cap H_{22})P(H_2 \Delta H_{22}) + P(H_3 \cap H_{31})P(H_3 \Delta H_{31}) + \\
 &+ P(H_3 \cap H_{32})P(H_3 \Delta H_{32}) + P(H_3 \cap H_{33})P(H_3 \Delta H_{33}) = \\
 &= P_{11}(P_1 - P_{11}) + P_{12}(P_1 - P_{12}) + P_{21}(P_2 - P_{21}) + \\
 &+ P_{22}(P_2 - P_{22}) + P_{31}(P_3 - P_{31}) + P_{32}(P_3 - P_{32}) + \\
 &+ P_{33}(P_3 - P_{33}).
 \end{aligned}
 \tag{14}$$

Здесь нетрудно заметить, что если в общем случае количество слагаемых при вычислении функционала  $S$  равно  $nm$  (где  $n$  – число элементов разбиения  $\alpha$ ,  $m$  – число элементов разбиения  $\beta$ ), то в случае вложения это количество существенно сокращается и равно количеству элементов более «мелкого», т.е. вложенного разбиения. В нашем примере это 7 число элементов  $K_2$ .

Равенство (10), выражающее функционал  $S$  через вероятности подгипотез  $H_{ij}$  в рассматриваемом примере будет иметь вид

$$\begin{aligned}
 S(K_1, K_2) &= P_{11}P_{12} + P_{12}P_{11} + P_{21}P_{22} + P_{22}P_{21} + \\
 &+ P_{31}(P_{32} + P_{33}) + P_{32}(P_{31} + P_{33}) + P_{33}(P_{31} + P_{32}) = \\
 &= 2(P_{11} + P_{12} + P_{21} + P_{22}) + P_{31}P_{32} + P_{31}P_{32} + \\
 &+ P_{31}P_{32} + P_{32}P_{33} + P_{31}P_{33} + P_{32}P_{33} = \\
 &= 2(P_{11} + P_{12} + P_{21} + P_{22} + P_{31} + P_{32} + P_{31} + P_{33} + P_{32} + P_{33}).
 \end{aligned}
 \tag{15}$$

Нетрудно заметить, что в общей ситуации, если возводить в квадрат сумму вероятностей всех подгипотез, входящих в гипотезу  $H_i$ , т.е.

$$P_i = P_{i1} + P_{i2} + \dots + P_{il_i}, \quad i = \overline{1, n}, \tag{16}$$

и при этом исключить квадраты этих вероятностей, то мы получим именно те парные произведения веро-

ятностей подгипотез  $H_{ij}$ , которые необходимы для нахождения функционала  $S$ . Причем входить они будут дважды, т.е. выражение

$$(P_{i1} + P_{i2} + \dots + P_{il_i})^2 - (P_{i1}^2 + \dots + P_{il_i}^2) \tag{17}$$

оставляет нужные нам слагаемые. Это вытекает из второго возможного способа представления  $S(K_1, K_2)$ , а именно

$$S(K_1, K_2) = S(K_1) - S(K_2), \tag{18}$$

где  $S(K_i)$  – сумма квадратов вероятностей гипотез (подгипотез), входящих в соответствующую нужную группу событий.

Действительно, учитывая, что в нашем случае справедливы равенства

$$\begin{aligned}
 S(K_1) &= \sum_{i=1}^n P_i^2, \\
 S(K_2) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{l_i} P_{ij}^2, \\
 P_i &= \sum_{j=1}^{l_i} P_{ij}, \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{1, l_i},
 \end{aligned}
 \tag{19}$$

получим

$$S(K_1, K_2) = \sum_{i=1}^n P_i^2 - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{l_i} P_{ij}^2, \tag{20}$$

или

$$S(K_1, K_2) = 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{l_i} P_{ij} P_{ij'}. \tag{21}$$

**Замечание 1.** Последнее равенство в ситуации вложения одного разбиения в другое тоже является верным. Действительно, если  $\alpha < \beta$ , то

$$S(\alpha, \beta) = S(\beta) - S(\alpha), \tag{22}$$

$$S(\alpha) = \sum_{i=1}^n \mu^2(A_i), \tag{23}$$

$$S(\beta) = \sum_{j=1}^m \mu^2(B_j), \tag{24}$$

$$\alpha = \{A_1, \dots, A_n\}, \quad \beta = \{B_1, \dots, B_m\},$$

$$A_i, B_j \subset \Omega, \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{1, m}. \tag{25}$$

Любое  $A_i$  принадлежит какому-нибудь  $B_j$ , поскольку  $\alpha$  – более «мелкое» разбиение, чем  $\beta$ . В силу аддитивности любой меры произвольное  $\mu(B_j)$  состоит из некоего подмножества слагаемых  $\mu(A_i)$ . Поэтому при вычитании сумм квадратов мер «голые» квадраты  $\mu^2(A_i)$  сокращаются, а удвоенные произведения  $\mu(A_i)$ ,  $\mu(A_{i'})$  остаются (фактически это часть слагаемых функционала  $S(\beta)$ ), если  $A_i$  и  $A_{i'}$  принадлежат одному множеству  $B_j$ . В результате будем иметь

$$S(\alpha, \beta) = \sum_{\substack{j=1 \\ i, i' \\ i < i'}}^m \mu(A_i) \mu(A_{i'}), \tag{26}$$

при этом суммирование по  $i, i'$  ведётся под тем индексом, когда  $A_i, A_{i'} \subset B_j$ ,  $i, i' \in \{1, \dots, n\}$ ,  $j \in \{1, \dots, m\}$ .

Соотношение (26) наряду с равенством (22) можно считать второй формулой для нахождения функционала  $S(\alpha, \beta)$  в ситуации вложения разбиений.

**Замечание 2.** Как видно из (22)-(24), число слагаемых в правой части равенства (22) равно

$n+m$ , а число слагаемых в правой части равенства (26) равно  $\sum_{j=1}^m C_{(B_j)}^2$ , где  $\langle B_j \rangle$  – число элементов разбиения  $\alpha$ , входящих как подмножества в элемент разбиения  $B_j \in \beta$ . В рамках рассмотренного модельного примера  $n=7, m=3$  или  $n+m=10$ , а  $C_{(B_1)}^2 + C_{(B_2)}^2 + C_{(B_3)}^2 = C_1^2 + C_2^2 + C_3^2 = 5$ , т.е.

$$n+m > \sum_{j=1}^m C_{(B_j)}^2 \tag{27}$$

Ситуацию, касающуюся гипотез можно распространить и на случайные дискретные величины  $\{\xi_1, \dots\}$ , заданные на одном вероятностном пространстве или одном пространстве элементарных исходов  $\Omega$ . Действительно, пусть задан дискретный двумерный случайный вектор  $\bar{\xi} = (\xi_1, \xi_2)$ , в виде табл. 1.

Таблица 1

Пример дискретного двумерного вектора  $\bar{\xi}$

$\xi_2 \backslash \xi_1$	$y_1$	...	$y_m$	$\xi_1$
$x_1$	$P_{11}$	...	$P_{1m}$	$P_1$
...	...	...	...	...
$x_n$	$P_{n1}$	...	$P_{nm}$	$P_n$
$\xi_2$	$q_1$	...	$q_m$	$\sum_{i,j} P_{ij} = \sum_i P_i \sum_j P_j$

Тогда значение функционала  $S$  может быть написано на двумерном случайном векторе или, условно говоря, расстояние между двумя его координатами, что было сделано ранее. Однако эту картину можно обобщить, если рассматривать разбиения произвольного положительного числа  $A$ , а не только “1”, что соответствует гипотезам и дискретным случайным величинам. Сразу заметим, что это преимущество данной метрики над энтропийной, поскольку та «работает» только с числами от 0 до 1.

Однако здесь следует заметить, что автоматически это сделать нельзя, т. к. когда есть двумерный дискретный вектор, то такая ситуация соответствует трем численным разбиениям. Первое из них, в виде матрицы, соответствует распределению  $\bar{\xi}$ , т. е.  $P = (P_{ij})$ ,  $i=1, n, j=1, m$ , второе – распределение случайной величины  $\xi_1$ , т.е.  $\hat{P} = (P_1, \dots, P_n)$ , и третье – это распределение случайной величины  $\xi_2$ , т.е.  $\hat{q} = (q_1, \dots, q_m)$ .

Причём, на языке событий, распределение случайного вектора  $\bar{z}$  является пересечением распределений его координат случайных величин  $z_1, z_2$ . В итоге получается, что вероятностный смысл в данном случае играет существенную роль, т.к. имеется понятие пересечения двух разбиений. Если же им пренебречь, то два «обеспеченных» произвольных разбиения, а тем более для произвольного числа  $A$  приводят к необходимости введения понятия пересечения этих разбиений, поскольку на этом базируется введенная метрика, и без теоретико-множественной интерпретации разбиения числа или какой-либо другой (вероятностной, геометрической и т. д.) величины нам не обойтись.

Более того, это будет бессмысленно и даже приводить к противоречию, когда расстояние между двумя одними и теми же разбиениями будет различно в зависимости от способа подсчета. Проиллюстрируем это на простом геометрическом примере. Рассмотрим разбиение прямоугольника, изображенного на рис. 3.

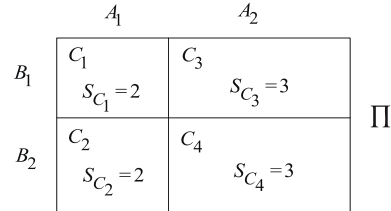


Рис. 3. Пример разбиения прямоугольника

где  $\gamma = \{C_1, C_2, C_3, C_4\}$  – разбиение прямоугольника  $\Pi$ ,  $\alpha = \{A_1, A_2\}$ ,  $\beta = \{B_1, B_2\}$  тоже разбиение  $\Pi$  и при этом в качестве меры указаны площади соответствующих подмножеств  $C_i \subset \Pi$ ,  $i=1, 4$  на рис. 3, а элементы разбиений  $\alpha$  и  $\beta$  равны  $A_1 = C_1 \cup C_2$ ,  $A_2 = C_3 \cup C_4$ ,  $B_1 = C_1 \cup C_3$ ,  $B_2 = C_2 \cup C_4$ .

Тогда

$$\rho(\alpha, \beta) = \mu^2(A_1) + \mu^2(A_2) + \mu^2(B_1) + \mu^2(B_2) - 2 \sum_{i=1}^4 \mu^2(C_i) = 102 - 52 = 50.$$

С другой стороны, если рассматривать разбиения  $\alpha$  и  $\beta$  как разбиения числа 10 (такова площадь прямоугольника  $S_\Pi$ ), то они выглядят как  $S_\Pi = 10 = 4 + 6 = 5 + 5$ .

Нетрудно заметить, что если изменить геометрическую картинку, согласно рис. 4,

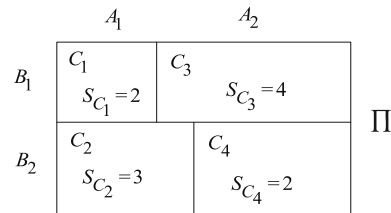


Рис. 4. Разбиение треугольника с трансформацией

то трансформация  $\alpha$  и  $\beta$  с числовой точки зрения вообще не происходит:

$$\rho(\alpha, \beta) = \mu^2(A_1) + \mu^2(A_2) + \mu^2(B_1) + \mu^2(B_2) - 2 \sum_{i=1}^4 \mu^2(c_i) = 102 - 52 = 50,$$

$\alpha \approx (4, 6)$ ,  $\beta \approx (5, 5)$ , а с геометрической – изменились пересечения этих разбиений и, соответственно, значение метрики на разбиениях тоже изменилось

$$\rho(\alpha, \beta) = 102 - 2(1 + 9 + 16 + 4) = 42.$$

Таким образом, приходим к выводу, что если рассматривать разбиения произвольного числа на слагаемые, то без какой-либо интерпретации для пересечения разбиений с введенной метрикой работать нельзя.

Рассмотрим произвольное разбиение числа  $A$  на слагаемые, т.е.

$$A = a_1 + \dots + a_n,$$

где  $A > 0$  и  $a_i > 0$ ,  $i = 1, n$ . При этом считаем, что могут попадаться и одинаковые слагаемые. Допустим, что есть набор признаков, каждый из которых присваиваем каждому из слагаемых. Подчеркнем, что если даже слагаемые равны, то они все равно различаются в признаковом смысле. Теперь рассмотрим все возможные разбиения по признакам данного набора чисел или их группировки в различные группы (кластеры). Тогда два различных разбиения с точки зрения признаков настолько определены, что для них вполне может быть определено их пересечение, а значит, метрика строго определена.

Еще более нагляден дискретный случай, когда рассматривается набор произвольных элементов, образующих некоторое множество  $B$ , каждый из которых имеет определенный «вес»  $a_i$ ,  $i = 1, n$ . Считаем «вес» всего множества равным сумме «весов» его элементов и равен числу  $A$ .

Тогда произвольное разбиение множества  $B$  соответствует какому-то разбиению числа  $A$  на слагаемые. Но поскольку для двух разбиений множества  $B$  точно можно определить разбиение, соответствующее их пересечению, то можно определить пересечение двух разбиений на слагаемые произвольного числа, а значит, найти расстояние между ними в смысле введенной метрики.

Наконец, в рамках примера данный подход выглядит следующим образом. Есть множество элементов  $C = \{c_1, c_2, c_3, c_4\}$  и им приписаны «веса»  $m(c_i)$ ,  $i = 1, 4$ , соответствующие рис. 3, т.е.

$$m(c_1) = m(c_2) = 2, \quad m(c_3) = m(c_4) = 3.$$

Рассмотрим два произвольных разбиения множества  $C$

$$\alpha = \{[c_1], [c_2, c_3], [c_4]\}, \quad \beta = \{[c_1, c_3], [c_2, c_4]\}.$$

Тогда каждому из них соответствуют два разбиения числа 10 (это вес всего множества  $m(c)$  на слагаемые

$$\begin{aligned} 10 &= 2+3+5, \\ 10 &= 5+5. \end{aligned}$$

С другой стороны  $\alpha\beta$  имеет вид

$$\alpha\beta = \{[c_1], [c_2], [c_3], [c_4]\}.$$

Ему соответствует разбиение числа  $\alpha$ . Тогда

$$\rho(\alpha(2+5+3), \alpha(5+5)) = \rho(\alpha, \beta) = 37.$$

Таким образом, при фиксированных слагаемых произвольного числа мы можем рассматривать, при помощи нашей метрики, расстояния между другими разбиениями на слагаемые этого числа, образующиеся за счет данных фиксированных слагаемых. Заметим, что при помощи энтропийной метрики этого сделать нельзя.

## Выводы

Приведенные вероятностные интерпретации метрики на разбиениях могут иметь широкий спектр применения в системах и методах грануляции информации в целом. Рассмотренные свойства также создают предпосылки для синтеза более объективных (эффективных) методов интеллектуальной интерпретации фактор-множеств, особенно когда речь идет о стратифицированной грануляции. Применительно к анализу и интерпретации изображений это обеспечивает инструментальный анализ вложенных разбиений, что позволяет работать со сложными объектами разного уровня с различной детализацией.

## Литература

1. A. Bargiela, W. Pedrycz. Granular computing: an introduction // The Kluwer International Series in Engineering and Computer Science. Boston, Kluwer Academic Publishers. – Vol. 717. – 2002. – 478 p.
2. Y.Y. Yao. Perspectives of granular computing // Proceedings of IEEE International Conference on Granular Computing. – Vol. 1. – 2005. – P. 85-90.
3. P. Doherty, W. Lukaszewicz, A. Szalas. Information granules for intelligent knowledge structures // Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Granular Computing / G. Wang, et al. (Eds.). – Lecture Notes in Artificial Intelligence. – Berlin Heidelberg: Springer-Verlag. – Vol. 2639. – 2003. – P. 405-412.
4. T.Y. Lin. Granular computing (Structures, representations, and applications) // Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Granular Computing / G. Wang, et al. (Eds.). Lecture Notes in Artificial Intelligence. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag. – Vol. 2639. – 2003. – P. 16-24.
5. В.П.Машталир, В.В. Шляхов. Свойства мультиалгебраических систем в задачах компаративного распознавания // Кибернетика и системный анализ. – №6. – 2003. – С. 12-32.
6. A.K. Jain, M.N. Murty, P.J. Flynn. Data clustering: a review // ACM Computing Surveys. Vol. 31, No. 3. – 1999. – P. 264–323.
7. E. Chavez, G. Navarro, R. Baeza-Yates, J. L. Marroquin. Searching in metric spaces // ACM Computing Surveys (CSUR). – Vol. 33, No. 3. – 2001. – P. 273-321.
8. M. Meila. Comparing clusterings by the variation of information // Learning Theory and Kernel Machines. Lecture Notes in Computer Science. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag. – Vol. 2777. – 2003. – P. 173-187.
9. G. Hjaltason, H. Samet. Index-driven similarity search in metric spaces // ACM Transactions on Database Systems (TODS). – Vol. 28, No. 4. – 2003. – P. 517-580.
10. Y. Rubner, C. Tomasi, L.J. Guibas. The Earth Mover's Distance as a Metric for Image Retrieval // International Journal of Computer Vision. Springer, Netherlands. – Vol. 40, No 2. – 2003. – P. 99-121.
11. R.O. Stehling, M.A. Nascimento, A.X. Falcao. MiCRoM: A metric to compare segmented images // VISUAL 2002 / S.-K. Chang, Z. Chen, S.-Y. Lee. (Eds.). Lecture Notes in Computer Science. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag. – Vol. 2314. – 2002. – P. 12–23.

12. V. Mashtalir, E. Mikhnova, V. Shlyakhov, E. Yegorova. Novel metric on partitions for image segmentation // Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. avss. – 2006. – P. 18.
13. A partition metric for clustering features analysis / D. Kinoshenko, V. Mashtalir, V. Shlyakhov // International Journal "Information Theories and Applications". – Vol. 14, No 3. – 2007. – P. 230-236.

*Розглянуто основні етапи розвитку терміналів та сучасний стан термінальних систем. Визначено перспективні напрямки функціонування термінальних систем з метою підвищення ефективності доставки вантажів*

*Ключові слова: термінал, доставка вантажів, ефективність*

*Рассмотрены основные этапы развития терминалов и современное состояние терминальных систем. Определены перспективные направления функционирования терминальных систем с целью повышения эффективности доставки грузов*

*Ключевые слова: терминал, доставка грузов, эффективность*

*The basic stages of the development of terminals and the contemporary state of terminal systems are examined. Are determined the promising trends of the functioning of terminal systems for the purpose of an increase in the effectiveness of the delivery of loads*

*Keywords: terminal, the delivery of loads, effectiveness*

УДК 656.212.5

# РОЗВИТОК ТА СУЧАСНИЙ СТАН ТЕРМІНАЛЬНИХ СИСТЕМ ЯК РЕСУРСО-ЗБЕРІГАЮЧОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ДОСТАВКИ ВАНТАЖІВ

**Н. Ю. Шраменко**

Кандидат технічних наук, доцент  
Кафедра транспортних технологій  
Харківський національний автомобільно-дорожній  
університет  
вул. Петровського, 25, м. Харків, Україна, 61002  
Контактний тел.: 067-785-71-89, (057) 707-37-20  
E-mail: nshramenko@gmail.com

## 1. Вступ

У постійно мінливих умовах при високому рівні конкурентної боротьби, на ринку транспортних послуг чільне місце займає пошук раціональних шляхів транспортного обслуговування, обґрунтування транспортно-технологічних схем доставки вантажів, впровадження прогресивних форм і методів організації процесу перевезень, удосконалення діючих та розробка перспективних транспортних технологій. У зв'язку із цим значення такого способу транспортування як термінальні перевезення в сучасних мікро- і макрологістичних системах надзвичайно зросло, що визначено, насамперед, інтегруванням у вантажних терміналах великого числа логістичних активностей.

## 2. Аналіз досліджень та публікацій

В [1] зазначено, що термінальні технології та технічна база, що використовуються при обслуговуванні сучасних міжнародних транспортних потоків потребують кардинальних змін. В розвитку термінальних систем зацікавлені закордонні фірми, зокрема, при виконанні транзитних перевезень через територію України, але на території України такі транспортно-складські комплекси, як термінали, розвинуті не на достатньому рівні [2].

## 3. Постановка цілей та задач дослідження

Ефективна експлуатація термінальних систем потребує вирішення комплексу задач. Отже, необхідно