

УДК 519.256

## Построение интегрального индикатора качества научных публикаций методами ко-кластеризации<sup>1</sup>

М. М. Медведникова, В. В. Стрижов

*Аннотация.* Предлагается способ измерения качества научных публикаций автора, связанный с качеством журнала, в котором автор печатает свою работу. Рассматриваемый совместный интегральный индикатор вычисляется по спискам публикаций за последние годы, находящимся в открытом доступе, с использованием алгоритма коллаборативной фильтрации. В качестве функционала качества используется функция близости интегральных индикаторов авторов и журналов, в которых они публикуют свои работы. Также оценивается интегрированность авторов и изданий в мировую науку.

*Ключевые слова:* индекс Хирша, импакт-фактор, ко-кластеризация, коллаборативная фильтрация, интегральный индикатор.

### 1 Введение

Работа посвящена построению интегрального индикатора качества научных публикаций. Рассматриваемый индикатор базируется на существующих методиках подсчета импакт-фактора (IF) [1] и индекса Хирша [2] и предназначен для более точной оценки эффективности научной работы. При проведении исследований особое внимание уделялось проблеме вычисления качества студенческих публикаций и работ авторов, не имеющих большого списка опубликованных работ.

В настоящее время понятие «качество журнала», помимо импакт-фактора, измеряется при помощи рейтингов, составляемых государственными структурами. В частности, в России издания делятся на «журналы из списка ВАК» [3] и прочие. Эффективность научной деятельности исследователя

---

<sup>1</sup>Работа выполнена при поддержке Министерства образования и науки РФ в рамках Государственного контракта 07.524.11.4002.

оценивается при помощи различных индексов [5], наиболее часто используемый из которых — индекс Хирша [2]. Упомянутые способы оценки качества журналов и успешности научной работы базируются на подсчете числа цитирования публикаций и имеют ряд недостатков [4].

В работе предлагается связать качество публикаций автора с качеством журнала, в котором он печатает свою работу и построить интегральный индикатор исходя из следующих принципов. Каждому автору можно поставить в соответствие список журналов, в которых он публиковал или хотел бы публиковать свои работы по некоторой тематике. Каждому журналу можно поставить в соответствие список авторов, опубликованных в журнале. Поэтому

- 1) более высокое значение индикатора имеет тот автор, который публикует свои работы в журналах с более высоким индикатором;
- 2) более высокое значение индикатора имеет тот журнал, в котором публикуют свои работы авторы с более высоким индикатором.

Индикатор качества должен позволить избежать следующих недостатков общепринятых способов измерения качества научной работы. Во-первых, молодые ученые, имеющие небольшое число публикаций не имеют своего импакт-фактора, либо он вычисляется некорректно (например, в результате учета цитирования статей, написанных совместно с научным руководителем). Предлагается адекватно измерить эффективность работы молодых ученых. Во-вторых, индекс цитирования может быть подвержен манипуляциям, в частности, договоренностями между авторами или журналами о взаимном цитировании. Предлагается сделать такие договоренности бессмысленными. В-третьих, значительная часть индексов, используемых для оценки эффективности научной работы опираются на механизм кросс-цитирования. Этот механизм предполагает наличие всеобъемлющей базы библиографических записей, исключающей повторы и гарантирующий верность учета цитируемых авторов. Эта задача является технически весьма сложной. Предлагается ослабить опору на механизм кросс-цитирования и ввести более устойчивые способы вычисления индикатора.

Для построения модели используются списки публикаций за последние годы [6], находящиеся в свободном доступе. Составляется матрица «журналы-авторы». Предполагается, что эта матрица разрежена, то есть каждый автор публикуется в небольшом, по сравнению с общим количеством, множестве журналов и каждый журнал печатает работы небольшой группы авторов.

Для определения значения индикатора проводится кластеризация авторов и журналов с помощью алгоритма k-Means [7], построение ко-кластеров с использованием алгоритма коллаборативной фильтрации [8]. Затем ненулевые элементы внутри каждого ко-кластера концентрируются вблизи диагонали с помощью алгоритма редукции матриц Cuthill-McKee [9, 10]. Также по размерам полученных ко-кластеров оценивается интегрированность журналов и авторов в мировую науку. Чем больше размер кластера, тем большее значение индикатора получают входящие в него журналы и авторы.

## 2 Постановка задачи

Дана матрица  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1^\top, \dots, \mathbf{x}_m^\top]^\top = [\chi_1, \dots, \chi_n]$  «журналы-авторы», заполненная нулями и единицами  $\mathbf{X} \in \{0, 1\}^{m \times n}$ . Строки  $\mathbf{x}_i$  матрицы соответствуют авторам, столбцы  $\chi_j$  — журналам. Единица на пересечении строки  $i \in \mathcal{I} = \{1, \dots, m\}$  и столбца  $j \in \mathcal{J} = \{1, \dots, n\}$  означает, что  $i$ -й автор опубликовал работу в  $j$ -м журнале.

Требуется задать отношение линейного  $\varphi$  порядка на множестве авторов  $\mathcal{I}$ :

$$\varphi: \mathcal{I} \rightarrow \{0, 1\}^{m \times m}$$

и отношение линейного порядка  $\psi$  на множестве журналов  $\mathcal{J}$ :

$$\psi: \mathcal{J} \rightarrow \{0, 1\}^{n \times n}.$$

Для решения этой задачи предлагается посредством перестановки строк и столбцов матрицы получить ленточную матрицу, в которой элементы были бы как можно ближе к диагонали. Обозначим  $\varphi: \mathcal{I} \rightarrow \hat{\mathcal{I}}$  и  $\psi: \mathcal{J} \rightarrow \hat{\mathcal{J}}$  искомые перестановки строк и столбцов матрицы  $\mathbf{X}$  соответственно.

Введем функционал качества диагонализации матрицы:

$$Q(\varphi, \psi) = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{J}} x_{ij} |\varphi(i) - \psi(j)|, \quad (1)$$

Искомый алгоритм  $(\hat{\varphi}, \hat{\psi})$  ранжирования авторов и журналов определяется решением задачи дискретной оптимизации

$$(\hat{\varphi}, \hat{\psi}) = \arg \min_{\varphi, \psi} Q(\varphi, \psi). \quad (2)$$

### 3 Описание алгоритма

В связи с тем, что авторы, как правило, публикуют работы по некоторой определенной тематике, предлагается выделить кластеры «журналы-авторы», а затем вычислить интегральный индикатор внутри каждого кластера. Размеры получаемых ко-кластеров интерпретируются как «степень вовлеченности в мировое научное сообщество» входящих в него авторов и изданий. Предлагаемый алгоритм построения совместного интегрального индикатора включает четыре основных этапа. На первых трех (кластеризация авторов, кластеризация журналов, ко-кластеризация) находятся совместные кластеры «журналы-авторы». На последнем этапе (редукция ко-кластеров) путем оптимизации функционала качества (1) решается задача ранжирования (2).

**Кластеризация авторов** проводится алгоритмом k-Means. Число кластеров  $K$  считаем фиксированным. Задаем начальное приближение положений центров кластеров  $\mathbf{u}_q$ ,  $q \in \{1, \dots, K\}$ . Затем для каждого элемента  $\mathbf{x}_i$  находим ближайший к нему центр  $\mathbf{u}_q$  и относим его к кластеру с номером  $y_i = q$ :

$$y_i = \arg \min_{q \in \{1, \dots, K\}} \rho(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_q).$$

Осуществляем пересчет положений центров, помещая их в центр масс соответствующих кластеров:

$$\mathbf{u}_q = \frac{\sum_{i \in \mathcal{I}} [y_i = q] \mathbf{x}_i}{\sum_{i \in \mathcal{I}} [y_i = q]},$$

где индикаторная функция  $[y_i = q]$  принимает значение 1, если  $y_i = q$ , и 0, если  $y_i \neq q$ . Алгоритм останавливается, когда кластеризация  $y_i$  элементов  $\mathbf{x}_j$  стабилизируется.

Поскольку в рассматриваемой задаче число авторов значительно превышает число журналов, то в качестве признаков для объектов-авторов используется наличие или отсутствие публикаций в конкретных журналах. В работе используется метрика суммы модулей разностей компонент векторов:

$$\rho(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_l) = \sum_{j \in \mathcal{J}} |x_{ij} - x_{lj}|,$$

В качестве исходных положений центров кластеров  $\mathbf{u}_q, q \in \{1, \dots, K\}$  используются объекты выборки (авторы)  $\mathbf{x}_i$ , опубликовавшие в самых популярных журналах среди активно публикующихся авторов, и авторы, опубликовавшие статьи в изданиях, популярных среди тех, кто имеет статьи лишь в одном журнале. *Популярностью*  $P(\mathcal{A}, j)$  журнала  $j$  для группы авторов  $\mathcal{A}$  будем считать число авторов из рассматриваемой группы, опубликовавших работы в данном журнале:

$$P(\mathcal{A}, j) = \sum_{k \in \mathcal{A}} [x_{kj} = 1], \quad \mathcal{A} \subseteq \mathcal{I},$$

где  $x_{kj}$  — элемент входной матрицы  $\mathbf{X}$ . Зададим пороги для искомым журналов:

$$P(\mathcal{A}_{\text{act}}, j) \geq \alpha_{\text{act}}, \quad P(\mathcal{A}_{\text{once}}, j) \geq \alpha_{\text{once}}, \quad (3)$$

где  $\mathcal{A}_{\text{act}}$  и  $\mathcal{A}_{\text{once}}$  — группы авторов, активно публикующихся и напечатавших лишь одну статью, соответственно. Таким образом, в число начальных центров кластеров  $\mathbf{u}_q, q \in \{1, \dots, K\}$  попадут те строки  $\mathbf{x}_i$  исходной матрицы  $\mathbf{X}$ , соответствующие авторам, имеющим единственную статью  $i \in \mathcal{A}_{\text{once}}$  в одном из популярных журналов среди мало публикующихся авторов  $x_{ij} = 1 \Rightarrow P(\mathcal{A}_{\text{once}}, j) \geq \alpha_{\text{once}}$ , и авторам, имеющим статьи во всех популярных журналах  $i \in \mathcal{A}_{\text{act}}$  среди активно публикующихся авторов  $x_{ij} = 1$  для любого  $j$ , такого что  $P(\mathcal{A}_{\text{act}}, j) \geq \alpha_{\text{act}}$ :

$$\begin{aligned} \mathcal{A}_{\text{start}} = \{\mathbf{u}_q\}_{q=1}^K = \\ \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{x}_i : (i \in \mathcal{A}_{\text{once}}) \cap (x_{ij} = 1 \Rightarrow P(\mathcal{A}_{\text{once}}, j) \geq \alpha_{\text{once}}), \quad \text{либо} \\ \mathbf{x}_i : (i \in \mathcal{A}_{\text{act}}) \cap (x_{ij} = 1 \text{ для любого } j, \text{ такого что } P(\mathcal{A}_{\text{act}}, j) \geq \alpha_{\text{act}}). \end{array} \right. \end{aligned} \quad (4)$$

**Кластеризация журналов** также проводится алгоритмом k-Means. В качестве признаков для журналов используется их типичность для каждого полученного кластера авторов. *Типичность*  $T(q, j)$  журнала  $j$  для кластера авторов с индексом  $q$  — это доля авторов из данного кластера, опубликовавших статьи в данном журнале:

$$T(q, j) = \frac{\sum_{i \in \mathcal{I}} [x_{ij} = 1][y_i = q]}{\sum_{i \in \mathcal{I}} [y_i = q]},$$

где  $x_{ij}$  — элемент входной матрицы  $\mathbf{X}$ ,  $y_i$  — номер кластера, приписанный автору на предыдущем этапе алгоритма. Сформируем  $(K \times n)$ -матрицу  $\mathbf{Y}$ , в которой столбцы соответствуют журналам, а строки — кластерам авторов.

Исходные положения центров кластеров  $\mathbf{v}_p, p \in \{1, \dots, P\}$  определяются с помощью разделения журналов на три группы  $\mathcal{B}_{\text{big}}, \mathcal{B}_{\text{av}}, \mathcal{B}_{\text{small}}$  по величине их суммарной типичности

$$T_j = \sum_{q=1}^K T(q, j) \quad (5)$$

по всем кластерам. Из каждой группы отбираются журналы, имеющие наибольшие значения тех признаков, которые соответствуют наиболее типичным для данной группы журналов кластерам. *Типичность*  $T(q, \mathcal{B})$  кластера авторов  $q$  для группы журналов  $\mathcal{B}$  находится как сумма типичностей соответствующих журналов для данного кластера авторов:

$$T(q, \mathcal{B}) = \sum_{j \in \mathcal{B}} T(q, j), \quad \mathcal{B} \subseteq \mathcal{J}.$$

Для каждой группы журналов зададим пороги для определения наиболее типичных кластеров авторов:

$$T(q, \mathcal{B}_{\text{big}}) \geq \beta_{\text{big}}, \quad T(q, \mathcal{B}_{\text{av}}) \geq \beta_{\text{av}}, \quad T(q, \mathcal{B}_{\text{small}}) \geq \beta_{\text{small}}. \quad (6)$$

В число начальных положений центров кластеров  $\mathbf{v}_p, p \in \{1, \dots, P\}$  попадут столбцы  $\mathbf{y}_j$  матрицы  $\mathbf{Y}$ , соответствующие журналам  $j \in \mathcal{B}_k$  из каждой из трех групп  $\mathcal{B}_{\text{big}}, \mathcal{B}_{\text{av}}, \mathcal{B}_{\text{small}}$ , для которых выполнено условие  $f(\mathbf{q}_k) > \beta$ :

$$\mathcal{B}_{\text{start}} = \{v_p\}_{p=1}^P = \{\mathbf{y}_j : (j \in \mathcal{B}_k) \cap (f(\mathbf{q}_k) > \beta)\}, \quad (7)$$

где  $\mathbf{q}_j$  — множество кластеров авторов, удовлетворяющих условию  $T_{q, \mathcal{B}_k} \geq \beta_k, k \in \{\text{big}, \text{av}, \text{small}\}$ . Функция  $f(\mathbf{q}_k)$  в выражении (7) определяется как

$$f(\mathbf{q}_k) > \beta \Leftrightarrow \begin{cases} \prod_{q=1}^K y_{qj} > 0, & k = \text{“big”} \text{ и } j \in \mathcal{B}_{\text{big}} \text{ или } k = \text{“av”} \text{ и } j \in \mathcal{B}_{\text{av}}; \\ \sum_{q=1}^K y_{qj} > \beta, & k = \text{“small”} \text{ и } j \in \mathcal{B}_{\text{small}}. \end{cases}$$

**Формирование ко-кластеров**  $c \in \{1, \dots, C\}$  проходит путем отнесения кластера авторов  $q$  к наиболее типичному для него кластеру журналов  $p$ :

$$c = q \cup \arg \max_p T(q, p), \quad (8)$$

где  $T(q, p)$  — типичность кластера авторов с меткой  $q$  для кластера журналов с меткой  $p$ . Кластер журналов с меткой  $\tilde{p}$ , оставшийся без авторов, присоединяется к тому кластеру  $\hat{p}$ , к которому отнесся наиболее типичный для него кластер авторов с меткой  $\tilde{q}$ :

$$\begin{aligned}\tilde{q} &= \arg \max_q T(q, \tilde{p}); \\ \hat{p} &= \arg \max_p T(\tilde{q}, p), \quad \hat{p} = \hat{p} \cup \tilde{p}.\end{aligned}\tag{9}$$

Затем проводится повторное формирование кластеров по формуле (8).

**Редукция ко-кластеров** проводится с помощью модифицированного алгоритма Cuthill-McKee. Введем матрицу  $\mathbf{Z}_c$ , которая является подматрицей входной матрицы  $\mathbf{X}$ , содержащей строки и столбцы (авторов и журналы), принадлежащие ко-кластеру с индексом  $c$ . Алгоритм работает с квадратной симметричной матрицей  $\mathbf{W}$ , интерпретируемой как матрица инцидентности соответствующего ей графа, которая строится в виде:

$$W = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{Z}_c^\top \\ \mathbf{Z}_c & \mathbf{0} \end{pmatrix}, \quad c \in \{1, \dots, C\},$$

где  $\mathbf{0}$  — нулевая матрица необходимого размера. Алгоритм составляет перестановку  $R$  вершин графа, обеспечивающую приведение матрицы к ленточной структуре.

1. Выбрать вершину  $v$  графа, соответствующую матрице инцидентности  $\mathbf{W}$ , имеющую наибольшую степень (число ребер, смежных с этой вершиной) и поместить ее в  $R$ :  $R = \{v\}$ .
2. Для каждого элемента  $u \in R$  найти все смежные вершины  $a$ , удалить из  $a$  вершины, уже находящиеся в  $R$ , отсортировать  $a$  по убыванию степени вершин, присоединить  $a$  к  $R$ :  $R = R \cup a$ .
3. Если  $A = \emptyset$ , то следующая вершина выбирается из необработанных по наибольшему значению степени.

После проведения перестановки строк и столбцов в полученной матрице оставляют строки, соответствующие авторам и столбцы, соответствующие журналам.

## 4 Вычислительный эксперимент

Эксперимент проводился на выборке, полученной из базы данных [6] и содержащей 134 966 авторов и 178 журналов.

**Кластеризация авторов.** Для определения исходных положений центров кластеров необходимо выделить две группы авторов: 1) группу активно публикующихся и 2) группу имеющих работы лишь в одном журнале. Выделение описанных групп было сделано на основе анализа гистограммы, изображенной на рис. 1а. Она показывает, количество авторов в зависимости от числа журналов, где они опубликовались. Подавляющая часть авторов (84%) опубликовала свои статьи лишь в одном журнале, и только 530 (0.4%) авторов напечатались в 5 различных журналах.

Чтобы определить наиболее популярные журналы для выделенных групп авторов, были построены гистограммы, изображенные на рис. 2. По оси абсцисс отложена популярность журналов  $P(\mathcal{A}, j)$  для группы авторов, по оси ординат — количество журналов, имеющих соответствующую популярность. Для мало публикующихся авторов популярными были приняты журналы с  $P(\mathcal{A}_{\text{онсе}}, j) \geq 270$ ; для активно публикующихся — с  $P(\mathcal{A}_{\text{акт}}, j) \geq 50$ , формула (3).

В качестве начального приближения центров кластеров по формуле (4) были использованы авторы мало публикующейся группы, напечатавшие работы в любом из популярных журналов, и авторы из активно публикующейся группы, имеющие работы в каждом из популярных для группы журнале. Таким образом были сформированы 93 начальных центра кластеров. После чего была проведена кластеризация авторов алгоритмом k-Means.

**Кластеризация журналов.** Для определения начальных положений центров кластеров все журналы разбиваются на три группы  $\mathcal{B}_{\text{big}}, \mathcal{B}_{\text{av}}, \mathcal{B}_{\text{small}}$  по величине суммарной типичности  $T_j$  по всем кластерам, формула (5). Границы разбиения, соответствующие значениям типичности  $T_j = 0.7$  и  $T_j = 2$  определяются из гистограммы на рис. 1б. Для каждой из трех групп журналов отбираются наиболее типичные признаки (рис. 3). На гистограммах изображена зависимость количества кластеров авторов от суммарной типичности этих кластеров для каждой группы журналов. Для непопулярных журналов  $\mathcal{B}_{\text{small}}$  типичными приняты признаки с  $T(\mathcal{B}_{\text{small}}, q) \geq 0.1$ , для жур-



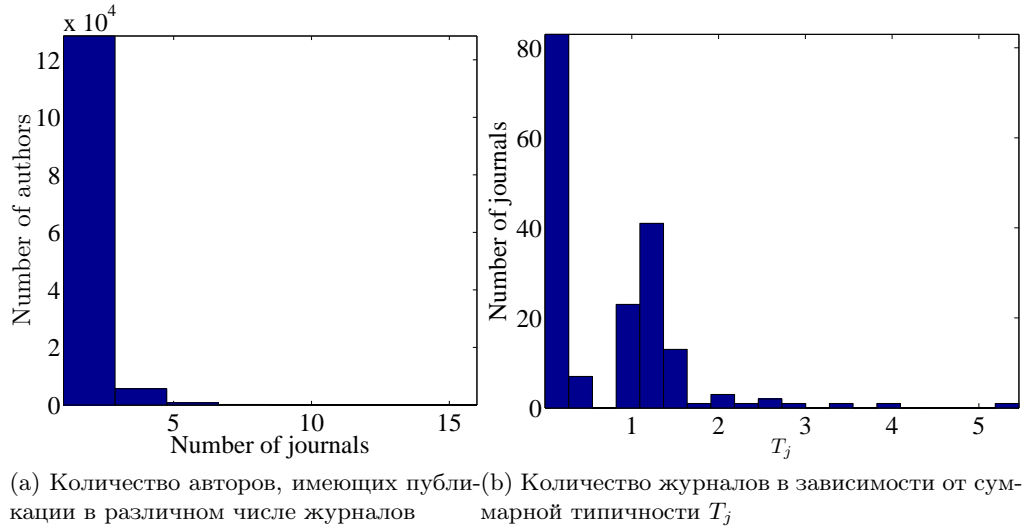


Рис. 1: Активность авторов и типичность журналов  $T$

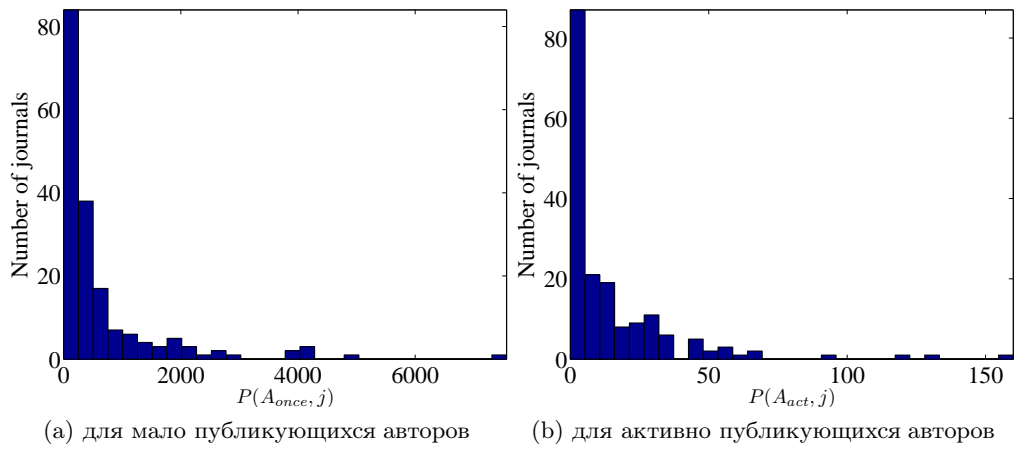


Рис. 2: Популярность журналов  $P(\mathcal{A}, j)$  для различных групп авторов  $\mathcal{A}$

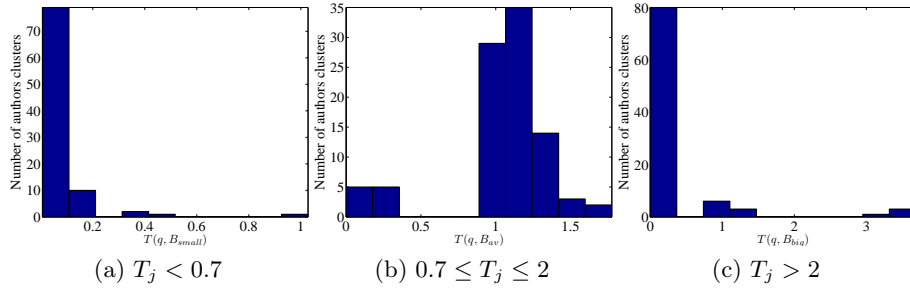


Рис. 3: Суммарная типичность  $T_j$  различных групп журналов  $\mathcal{B}$  для кластеров авторов  $q$

налов средней популярности  $\mathcal{B}_{av}$  — с  $T(\mathcal{B}_{av}, q) \geq 1.45$ , для популярных  $\mathcal{B}_{big}$  — с  $T(\mathcal{B}_{big}, q) \geq 1.05$ , формула (6). В качестве начальных центров кластеризации по формуле (7) использовались журналы из каждой группы, имеющие наибольшие значения самых типичных для данной группы журналов признаков. Таким образом алгоритмом k-Means были построены 32 кластера журналов.

**Формирование ко-кластеров.** По алгоритму, описанному в предыдущем разделе, формула (8), сформирован 31 ко-кластер. Реализовался случай отсутствия кластера авторов для кластера журналов, соответствующий формуле (9).

**Редукция ко-кластеров с целью построения интегрального индикатора.** Модифицированным алгоритмом Cuthill-МакКее проведена редукция каждого ко-кластера с целью сконцентрировать все ненулевые элементы матриц вблизи диагонали. Результат представлен на рис. 4. Для удобства изображения матрицы транспонированы. Синие точки соответствуют ненулевым элементам исходной матрицы. Зелеными, фиолетовыми и красными точками обозначены ненулевые элементы подматриц, являющихся ко-кластерами. Ко-кластеры отсортированы в порядке убывания числа ненулевых элементов, что соответствует убыванию интегрированности авторов и журналов в мировую науку.

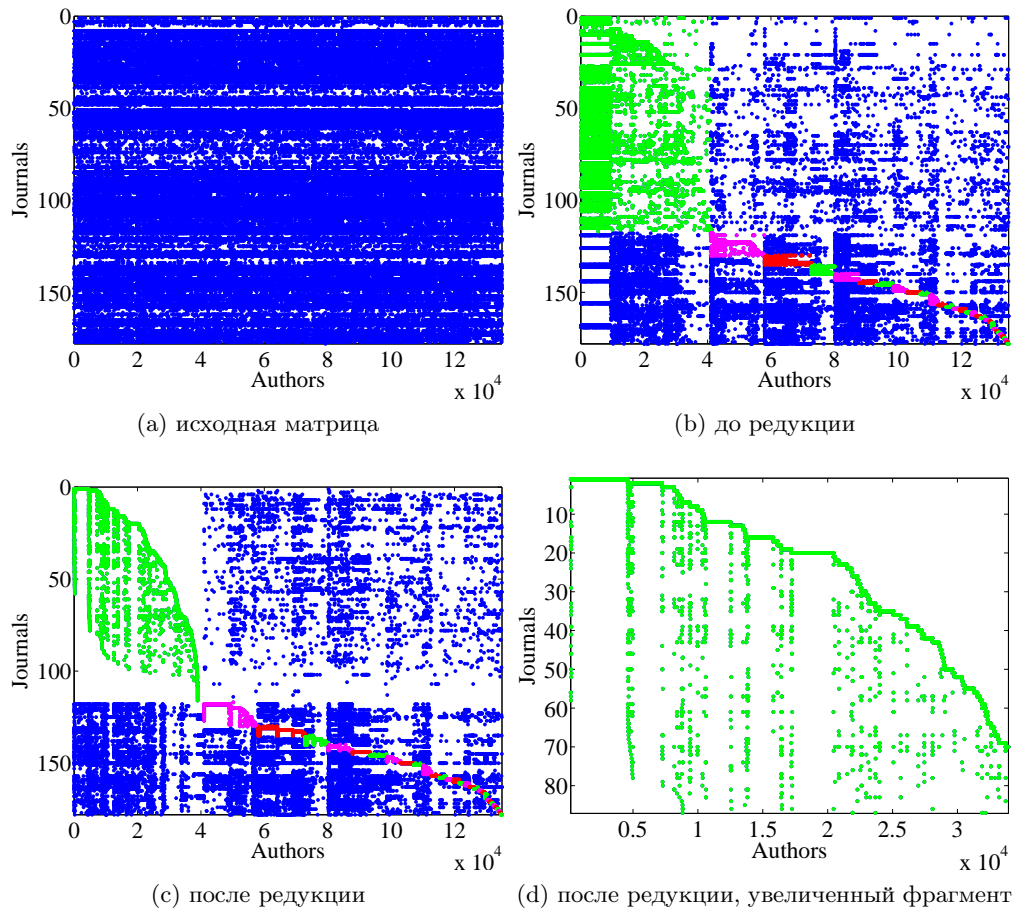


Рис. 4: Полученные ко-кластеры

## 5 Заключение

Предложен способ построения совместного интегрального индикатора качества научных публикаций авторов и качества журналов методами ко-кластеризации и коллаборативной фильтрации. Проведен вычислительный эксперимент на данных, полученных из списков публикаций, находящихся в свободном доступе. Рассматриваемый в работе алгоритм может быть использован для оценки эффективности научной деятельности наряду с импакт-фактором и индексом Хирша как интегральный индикатор, построенный без учета индексов цитирования.

Авторы выражают благодарность С. А. Смалю за подготовку данных для проведения вычислительного эксперимента.

## Список литературы

- [1] *Adler R., Ewing J., Taylor P.* Citation Statistics // Joint Committee on Quantitative Assessment of Research, 2009.
- [2] *Hirsch J. E.* An index to quantify an individual's scientific research output // Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2005. Vol. 46. P. 16569–16572.
- [3] Перечень российских рецензируемых научных журналов, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание ученых степеней доктора и кандидата наук. [http://vak.ed.gov.ru/ru/help\\_desk/list](http://vak.ed.gov.ru/ru/help_desk/list), 25.05.2012.
- [4] Игра в цифры, или как теперь оценивают труд ученого (сборник статей о библиометрике). — М.: Издательство МЦНМО, 2011.
- [5] *Редькина Н. С.* Формализованные методы анализа документальных информационных потоков. — М.: Библиосфера, 2005.
- [6] The DBLP Computer Science Bibliography. <http://dblp.uni-trier.de>, 7.10.2012.
- [7] *Hartigan J. A., Wong M. A.* Algorithm AS136: a k-means clustering algorithm // Applied Statistics, 1978. Vol. 28. P. 100–108.

- [8] *Papagelis M., Plexousakis D.* Qualitative analysis of user-based and item-based prediction algorithms for recommendation agents // Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2005. Vol. 18. No. 7. P. 781–789.
- [9] *Cuthill E. McKee J.* Reducing the bandwidth of sparse symmetric matrices // Proceedings of the 24th national conference ACM, 1969. P. 157–172.
- [10] *Mafeteiu-Scai L. O., Negru V., Zaharie D., Aritony O.* Average bandwidth reduction in sparse matrices using hybrid heuristics // Studia univvertitade babes bolyai, informatica, 2011. Vol. 3. P. 97–102.

Поступило 17.09.2012.

*Медведникова Мария Михайловна* (medvmasha@rambler.ru), студентка, Московский физико-технический институт.

*Стрижов Вадим Викторович* (strijov@ccas.ru, <http://strijov.com>), к.ф.-м.н., н.с., Вычислительный центр Российской академии наук.

## Construction of the integral indicator of the quality of scientific publications in the rank scale using co-clustering methods

*M. Medvednikova, V. Strijov*

*Abstract.* The method of the scientific publications quality measurement is proposed. It connects the quality of researcher’s publication and the quality of a journal in which the researcher publishes his article. The joined integral indicator is computed for the list of previous years publications using the collaborative filtering algorithm. A proximity function of authors and journals’ integral indicators is proposed as the quality functional. The involvement of the researchers’ and publishers’ integration into the international science is estimated.

*Keywords:* Hirsch index, impact-factor, co-clustering, collaborative filtering, integral indicator.

*Medvednikova Mariya* (medvmasha@rambler.ru) student, Moscow Institute of Physics and Technology.

*Strijov Vadim* (strijov@ccas.ru, <http://strijov.com>), PhD, researcher, Computing Center of the Russian Academy of Sciences.