

Н.Б. Филинов, В.В. Кускова

**О ДВУХ ПОДХОДАХ
К КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДА ОБОЛОЧЕЧНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ**

N.B. Filinov, V.V. Kuskova

**TWO APPROACHES TO CLUSTERING PRODUCTION FACILITIES
WITH THE USE OF DATA ENVELOPMENT ANALYSIS**

Первоначально предложенный А. Чарнсом, В.В. Купером и Е. Родсом в качестве метода сравнительной оценки эффективности метод оболочечного анализа данных (Data Envelopment Analysis – DEA) получил в дальнейшем альтернативное назначение. Исследователи предложили способы его использования для группировки (кластеризации) объектов не по уровню их эффективности, а по другим параметрам, являющимся с вычислительной точки зрения побочными результатами применения DEA и определяющими способ достижения объектом эффективности. Потребность в этом связана с решением двух исследовательских задач, сформулированных в стратегическом менеджменте и ведущих к кластеризации компаний как объектов анализа. Во-первых, поскольку компании придерживаются различных линий поведения, выявление каких-либо устойчивых паттернов в их действиях, объяснение и предсказание их поведения возможно только при условии выделения однородных совокупностей. Во-вторых, сравнительная оценка успешности деятельности компаний также возможна только в рамках однородных групп, поскольку изменения таких показателей, как удельные затраты, доля рынка, продажи на одного сотрудника и т. д., могут оцениваться по-разному в зависимости от того, стремится ли компания к завоеванию широкого рынка через ценовое лидерство или идет по иному пути. Предпринят сравнительный анализ двух подходов к кластеризации промышленных объектов с использованием результатов DEA. Первый предлагает объединять в один кластер объекты, имеющие одну и ту же линейную производственную функцию, изокванты которой задаются областью производственных возможностей. Альтернативные методы основаны на применении стандартных процедур кластеризации к результатам DEA. Теоретический анализ и вычислительные эксперименты показывают, что оба подхода (на основе выявления граней области возможностей и на основе стандартных процедур кластеризации результатов DEA) дают при определенных условиях близкие результаты, но различаются предоставляемыми исследователю возможностями содержательной интерпретации получаемых групп и проведения вариантных расчетов с изменением числа выделяемых кластеров.

КЛАСТЕР; КЛАСТЕРИЗАЦИЯ; ПРОМЫШЛЕННОЕ ПРЕДПРИЯТИЕ; ИНСТРУМЕНТАРИЙ; АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ; МЕТОД ОБОЛОЧЕЧНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ; КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ.

Initially proposed by Charnes, Cooper and Rhodes as a method for comparative efficiency assessment, Data Envelopment Analysis (DEA) eventually got an alternative use. Researchers suggested ways to use it to group (cluster) objects not by the level of their efficiency, but by other parameters, which, from the computational point of view, were secondary results of applying DEA determining the mode used by the object to gain efficiency. The need for such an approach is dictated by two research objectives in strategic management, requiring clustering companies as objects of analysis. First, as companies follow different lines of behavior, finding stable patterns of their actions, and explaining and predicting their behavior is possible only when companies are broken into homogeneous groups. Second, comparative assessment of companies' success is also possible only within homogeneous groups, because changes in such indicators as unit costs, market share, sales per employee and other similar measures may be assessed quite differently depending on whether the company in question is aspiring to gain the wide market through cost leadership or is following an alternative pathway. Authors undertake a comparative analysis of the two approaches to clustering production facilities based on DEA results. Po, Guh and Yang suggested combining in the same cluster objects with the same production function, when isoquants are determined by the production probability area. Alternative methods based on application of standard clustering procedures to DEA results have been proposed by Kao and Hung, and later by Volkova, Filinov, Titova, Kuskova, Gorny and Nikolaeva. Theoretical analysis and computational experiments



show that both approaches (based on finding the edges of the production probability area and based on application of standard clustering procedures to DEA results) yield similar results under certain circumstances but differ in the opportunities offered to the researcher in substantive interpreting of the groups created and performing alternative calculations with the changing number of clusters (groups).

CLUSTER CLUSTERING; INDUSTRIAL; INSTRUMENTATION; EFFICIENCY ANALYSIS; DATA ANALYSIS METHOD SHELL; CLUSTER ANALYSIS.

Введение. Можно говорить о двух смыслах понятия «кластер предприятий». С одной стороны, это группы взаимосвязанных предприятий, расположенных на одной территории, взаимодополняющих друг друга и усиливающих конкурентные преимущества отдельных предприятий и кластера в целом. Это то, что существует в реальной жизни, в экономике. С другой, это однородные в том или ином отношении группы предприятий, выделяемые в целях исследования, определения влияния на их развитие тех или иных факторов. В такие кластеры могут объединяться предприятия, которые в реальности не связаны между собой, но обладают некоторыми общими чертами, позволяющими их сопоставлять (сравнивать) между собой, например по эффективности.

Идея соединения двух подходов – оценка сравнительной эффективности функционирования объектов и их кластеризация по типу (способу) функционирования представляется совершенно естественной.

С одной стороны, для того чтобы сравнивать объекты по тому или иному основанию, необходимо чтобы к ним было возможно применение одной и той же меры, т. е. они должны быть однородны в каком-то отношении. Как правило, речь идет о том, чтобы выделить некоторую подгруппу из общего множества объектов. Объекты из этой подгруппы можно считать сравнимыми (сопоставимыми). В этом случае кластерный анализ или какая-то его упрощенная форма предшествуют оценке сравнительной эффективности и являются ее условиями.

С другой стороны, в результате проведения оценки сравнительной эффективности мы во многих случаях получаем такую дополнительную информацию, которая позволяет уже внутри этой группы выделить кластеры объектов со сходными характеристиками эффективности. В наиболее простом виде речь идет о выделении объектов с близким уровнем эффективности, и мы получаем

одномерное упорядочение объектов. Однако уже просто добавление координаты времени изменяет ситуацию: теперь мы можем говорить об объектах, эффективность которых растет, падает или неизменна во времени, колеблется, испытывает подъемы и спады в те или иные периоды, и т. п. Если же использовать информацию о том, какие ресурсы (источники) и в какой степени используются объектами для достижения эффективности, то здесь открываются возможности для выделения подгрупп (кластеров) объектов, обладающих сходными не только уровнем, но и типом эффективности. В этом случае кластерный анализ следует за оценкой сравнительной эффективности и использует ее результаты.

В российской литературе вопрос кластеризации предприятий, в том числе промышленных, достаточно широко освещался. Например, Р. Аворбе и И.М. Барабанова (2013) использовали методы кластерного и факторного анализа для оценки эффективности коммерческих банков, а Ю.В. Вертакова, Ю.С. Положенцева и М.Г. Клевцова (2015) рассматривали развитие региональных промышленных кластеров, останавливаясь на преимуществах и проблемах, возникающих при формировании крупных отраслевых кластеров [16, 17].

За последние годы появилось немало работ, основанных на использовании для сравнительной оценки эффективности деловых организаций так называемого метода оболочечного анализа данных – Data Envelopment Analysis (DEA), который был предложен А. Чарнес, В.В. Коопер и Е. Родес в 1978 г. [4]. Изначально метод применялся для решения узких математических производственных задач. Разрабатывались способы увеличения эффективности метода [2], со временем были предложены его модификации [11] для оценки более широких совокупностей различных организационных характеристик. Позже этот метод было предложено использовать для

оценки эффективных интервалов [14] и для ранжирования объектов [1]. Отдельные исследования посвящались оценке эффективности рабочего климата в организациях [5]; оценке конкурентной эффективности рынков в индустрии гостеприимства [3], применению метода в целом в этой индустрии [15]; предложено также использовать DEA для оценки эффективности поставщиков в цепи поставок [9]. Метод был описан и рекомендован к более широкому применению в сфере финансов и банков [12], экономики [6], сфере высоких технологий [8]. Другими словами, в области менеджмента этот метод получил достаточно широкое применение.

Вслед за этими появились предложения по методам использования результатов DEA не только для оценки сравнительной эффективности объектов, но и для их кластеризации по механизму достижения эффективности.

Методика и результаты исследования. Два таких метода мы сопоставим здесь с точки зрения концепции, операциональности реализации и идентичности получаемых результатов. Приведем краткий анализ самого метода DEA и сравнительный анализ двух подходов к кластеризации объектов (промышленных предприятий), использующих в качестве входной информации данные из DEA.

Data Envelopment Analysis. Формально DEA может быть описан следующим образом. Имеется K объектов (в терминологии DEA они традиционно называются Decision-Making Units – DMU), каждый из которых характеризуется вектором затрат ресурсов

$$I_{k1} \ I_{k2} \ \dots \ I_{kM} \quad (1)$$

и вектором производимых полезных эффектов (выпусков, продуктов и т. п.)

$$O_{k1} \ O_{k2} \ \dots \ O_{kN} \cdot \quad (2)$$

Ресурсы оцениваются с весами x_m , а выпуски – с весами y_n .

Формально эффективность k -го объекта может быть оценена как отношение суммы полученных выпусков к сумме затраченных ресурсов:

$$\sum_{n=1}^N O_{kn}y_n / \sum_{m=1}^M I_{km}x_m \quad (3)$$

Вообще говоря, эти «веса», или цены ресурсов и выпусков, предполагаются априори неизвестными исследователю. Если бы они были фиксированными, то проблема многокритериального оценивания не стояла бы: зная цены мы можем посчитать стоимость результатов и затрат и найти значение относительной эффективности. Исходная задача формулируется так: исследовать, возможно ли при соответствующем подборе весов, в которых оцениваются затраты ресурсов и полезные эффекты, считать данный объект эффективным. Вводится ограничение: система оценок ресурсов и результатов должна быть такой, что для каждого из объектов ценность результатов не должна превышать ценности затраченных ресурсов. Оценка эффективности при этом будет сравнительной (оценивается эффективность k -го объекта в «ценах», при которых эффективность остальных не более 100 %), а изменение состава объектов может привести к изменению оценки любого из них. Это приводит к следующей формулировке оптимизационной задачи для k -го объекта:

$$\max \frac{\sum_{n=1}^N O_{kn}y_n}{\sum_{m=1}^M I_{km}x_m}; \quad (4)$$

$$\sum_{n=1}^N O_{kn}y_n - \sum_{m=1}^M I_{km}x_m \leq 0, \quad k = 1, 2, \dots, K; \quad (5)$$

$$x_m \geq 0, \quad m = 1, 2, \dots, M; \quad (6)$$

$$y_n \geq 0, \quad n = 1, 2, \dots, N. \quad (7)$$

Данные задачи являются дробно-линейными. Для их линеаризации знаменатель дробной целевой функции приравнивается к 1. В результате задача для k -го объекта имеет вид:

$$\max \sum_{n=1}^N O_{kn}y_n; \quad (8)$$

$$\sum_{m=1}^M I_{km}x_m = 1; \quad (9)$$

$$\sum_{n=1}^N O_{kn}y_n - \sum_{m=1}^M I_{km}x_m \leq 0, \quad k = 1, 2, \dots, K; \quad (10)$$

$$x_m \geq 0, \quad m = 1, 2, \dots, M; \quad (11)$$

$$y_n \geq 0, \quad n = 1, 2, \dots, N. \quad (12)$$

Задача линейного программирования, двойственная к исходной, имеет вид:

$$\min \beta_k; \quad (13)$$

$$\sum_{k=1}^K O_{kn} z_k \geq O_{kn}, \quad n = 1, 2, \dots, N; \quad (14)$$

$$\sum_{k=1}^K I_{km} z_k - I_{km} \beta_k \leq 0, \quad m = 1, 2, \dots, M; \quad (15)$$

$$z_k \geq 0, \quad k = 1, 2, \dots, K. \quad (16)$$

Оптимальное значение β_k и будет в данном случае показателем эффективности объекта k .

В результате применения метода мы получаем матрицу оптимальных значений показателей $\{x_{km}; y_{kn}\}$. Здесь индекс k соответствует объекту, индекс m – ресурсу, n – выпуску. При этом, поскольку ограничения (10) являются общими для всех K задач, то при использовании любой строки этой матрицы для любого объекта значение эффективности (4) будет не больше 1, принимая максимальное значение при использовании строки, соответствующей данному объекту.

Подход к кластеризации По, Гу и Янг [10].

Ученые исходят из того, что ограничения (10), связывающие ресурсы и выпуски для каждого объекта можно рассматривать как производственные функции этих объектов.

Для 100 %-го эффективного объекта k ограничение с индексом k в группе ограничений (10) будет выполняться как равенство, соответственно, оно и будет уравнением производственной функции объекта. Это особенно наглядно, если рассмотреть частный случай, при котором $N=1$, т. е. имеется только один выход, и O_k для всех k равно 1. Мы получаем при этом линейную производственную функцию вида:

$$y = \sum_{m=1}^M I_{km} x_m. \quad (17)$$

Ученые предлагают относить к одному кластеру все объекты, имеющие одну и ту же производственную функцию. Если производственная функция одна и та же, то одними и теми же будут коэффициенты замещения факторов производства, их вклад в производство единицы конечного продукта, что указывает на единство технологической базы преобразования ресурсов в продукты.

Если объект эффективен не на 100 % (т. е. оптимальное значение целевой функции (8) меньше 1), это значит, что среди сопоставляемых объектов есть такой, который при тех же затратах ресурсов дает большие выпуски (или при тех же выпусках тратит меньше ресурсов). В группе ограничений (10) ему будет соответствовать ограничение, которое при оптимальных для объекта k значениях x_m выполняется как строгое неравенство. Если таких объектов несколько, то в качестве коэффициентов линейной производственной функции берутся значения x_{jm} , полученные как оптимальное решение задачи (8)–(12) для того объекта j , для которого подстановка оптимальных для объекта j значений x_{jm} в формулу затрат объекта k дает величину, обратную эффективности объекта k . Последнее является следствием ограничения (9).

Если какие-то значения x_m оказываются равными нулю, что вполне возможно в задаче (8)–(12), притом что соответствующие значения I_{km} положительны, предлагается следующий механизм пересчета степени эффективности объектов (в сторону понижения).

Рассмотрим уравнения вида:

$$\sum_{n=1}^N O_{kn} y_{jn} - \sum_{m=1}^M t I_{km} x_{jm} = 0, \quad j \in J, \quad (18)$$

где J – множество индексов объектов, эффективность которых равна 1 и все x_{jm} и y_{jn} отличны от нуля. Для каждого уравнения найдем соответствующее значение t . Максимальное из этих значений и будет скорректированной оценкой эффективности объекта k , а соответствующее значение j указывает на производственную функцию (и, стало быть, на кластер, к которому относится объект k).

В результате число кластеров определяется числом граней области производственных возможностей.

Подход с использованием стандартных процедур кластеризации. Предложен и иной подход к решению той же задачи кластеризации объектов по результатам их DEA-анализа [13]. Он заключается в том, что к матрице оптимальных значений показателей $\{x_{km}; y_{kn}\}$ применяются стандартные процедуры кластерного анализа.

Логика предложения основана на том, что получаемые из DEA весовые коэффициенты отдельных входных и выходных показателей принимают такие значения, при которых относительный показатель эффективности принимает максимально возможное значение. У каждого объекта будут низкие весовые коэффициенты при выходных показателях, по которым его позиции относительно наиболее слабы, и высокие – при тех, по которым он имеет относительно лучшие (большие) значения. Аналогично и по входным показателям: чем лучше объект использует данный вход (ресурс), чем меньше его требуется на единицу выхода, тем больше коэффициент, а для ресурсов, которые используются менее эффективно и их значения больше, оптимальные значения весовых коэффициентов будут меньше.

Поскольку оба рассмотренных подхода используют одну и ту же исходную информацию и направлены на достижение близких по логике целей, представляет интерес со-

поставление двух подходов с точки зрения результатов, к которым они приводят.

Пример расчетов с использованием двух подходов

В качестве примера возьмем условные данные, рассмотренные в [10]. В этом примере 20 объектов, каждый из которых использует два входных ресурса для производства (получения) одного выходного продукта. Исходные данные по всем объектам и результат применения метода DEA представлены в таблице. Она повторяет данные исследования [10] за вычетом значений Y_k для объектов под номерами 8 и 18, содержащих явную ошибку (для условий примера, притом что все O_k равны единице, значение Y_k не может отличаться от оценки эффективности объекта по DEA, а в указанных строках они не равны). Поэтому в строках 8 и 18 указанные коллегами значения Y_k заменены на оценки эффективности из DEA.

Исходные данные и результаты применения метода DEA [10]

Объект	I_{k1}	I_{k2}	O_k	X_{k1}	X_{k2}	Y_k
1	1	5	1	0,29	0,14	1,00
2	2	3	1	0,29	0,14	1,00
3	3	2	1	0,14	0,29	1,00
4	5	1	1	0,14	0,29	1,00
5	2	5	1	0,22	0,11	0,78
6	3	4	1	0,14	0,14	0,71
7	3	8	1	0,14	0,07	0,50
8	4	8	1	0,13	0,06	0,44
9	5	9	1	0,11	0,05	0,37
10	4	10	1	0,11	0,06	0,39
11	6	5	1	0,09	0,09	0,39
12	7	5	1	0,08	0,08	0,42
13	7	4	1	0,07	0,13	0,47
14	7	3	1	0,08	0,15	0,54
15	8	4	1	0,06	0,13	0,44
16	9	2	1	0,08	0,15	0,54
17	10	3	1	0,06	0,13	0,44
18	11	3	1	0,06	0,12	0,41
19	10	1,5	1	0,00	0,67	0,67
20	11	2	1	0,00	0,50	0,50

Китайские ученые, сопоставляя предлагаемый ими подход со «стандартным кластерным анализом», понимают под последним кластеризацию объектов на основе информации первых трех столбцов таблицы, т. е. на основе информации, которая является исходной для DEA-анализа. Результаты выделения таких кластеров для рассматриваемого примера приведены на рис. 1.

В предлагаемом ими подходе ученые получают для данного примера следующие кластеры (рис. 2):

Кластер I. Объекты 1, 2, 5, 7, 8, 9, 10.

Кластер II. Объекты 2, 3, 6, 11, 12.

Кластер III. Объекты 3, 4, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20.

Видим, что объекты 2 и 3 попадают сразу в два кластера, ибо находятся в точках перелома кусочно-линейной эффективной границы.

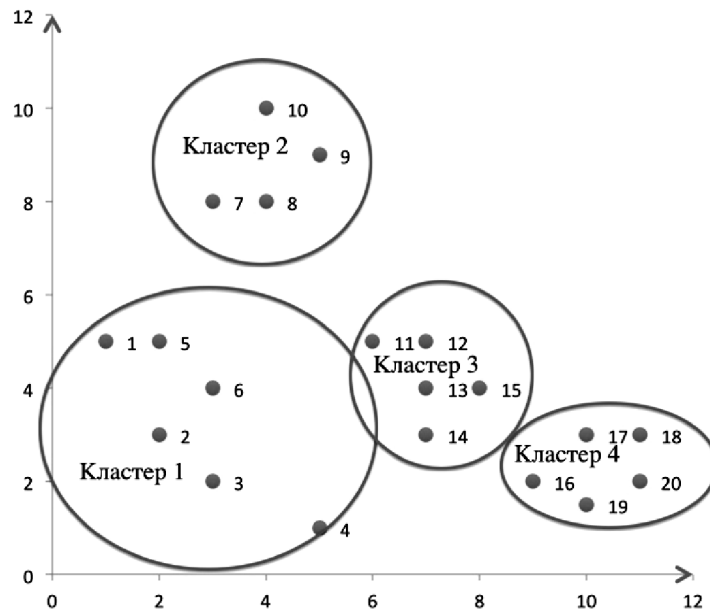


Рис. 1. Кластеры объектов, выделенные на основе исходных для DEA-анализа данных

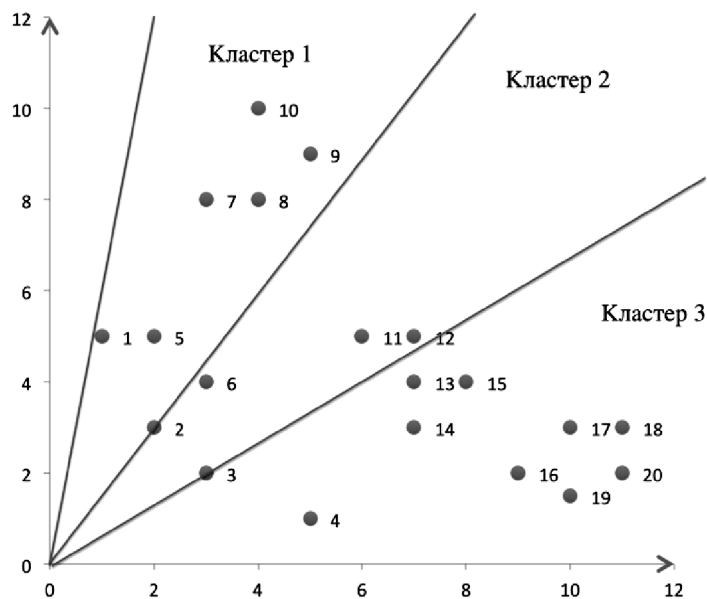


Рис. 2. Кластеры, выделенные методом по [10]

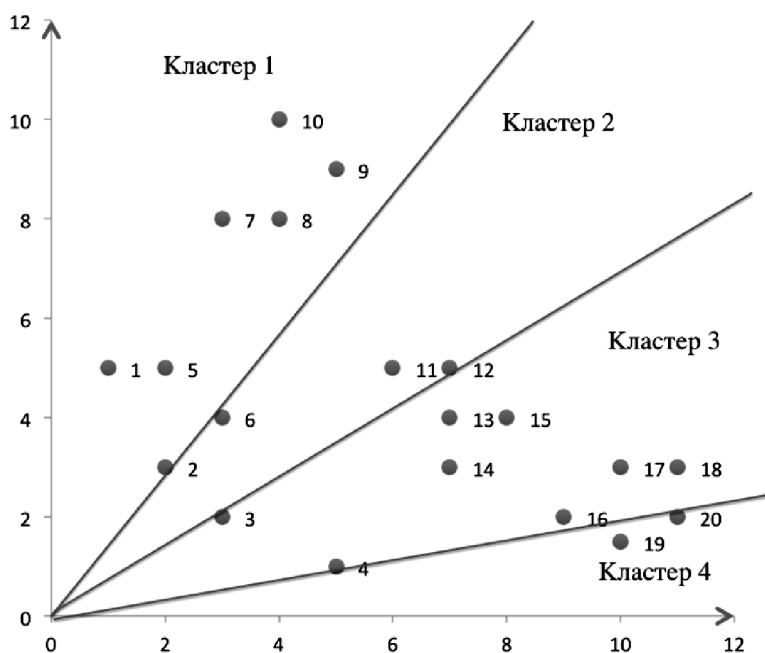


Рис. 3. Кластеры, выделенные методом k -средних

Следует обратить внимание на то, что, как было отмечено, объекты 2 и 3 являются пограничными между кластерами.

Теперь применим стандартный подход к кластеризации, как предложено в [13]. Предлагаем применить стандартные процедуры к результатам DEA-анализа, т. е. к последним трем столбцам таблицы Кластерный анализ проведен при помощи программы RapidMiner методом k -средних. В результате получены следующие кластеры (рис. 3).

Кластер I. Объекты: 1, 2, 5, 7, 8, 9, 10.

Кластер II. Объекты 6, 11, 12.

Кластер III. Объекты 3, 4, 13, 14, 15, 16, 17, 18.

Кластер IV. Объекты 19, 20.

Эти же кластеры, но сгруппированные по результатам DEA, можно увидеть на рис. 4. Если на рис. 3 такая разбивка выглядела, скорее, интуитивной, но на рис. 4 видны четко сформированные «лучи», которые не оставляют сомнений в композиции кластеров. Например, на рис. 3 было сложно определить на глаз, что объекты 4 и 20 или объекты 2 и 6 принадлежат к разным кластерам; на рис. 4 эти объекты вне всяких сомнений достаточно далеко расположены друг от друга в пространстве.

Как видим, результаты кластеризации по исходным данным DEA-анализа совер-

шенно отличны от двух последующих вариантов.

Нужно заметить, что кластеризация с помощью DEA-анализа уже успешно применялась и для других типов формирования кластеров. Например, была применена иерархическая кластеризация на обработанных DEA данных для анализа эффективности университетов [7]. Принципиальное отличие представленного метода в том, что иерархическая кластеризация не позволяет разделить данные на конусы эффективности в исходном пространстве. Другими словами, это другой способ кластеризации, который ставит перед собой решение других задач.

В то же время результаты кластеризации с использованием результатов DEA-анализа двумя способами совпадают с точностью до числа выделяемых кластеров и объектов, относимых по методике [10] к двум кластерам одновременно. В обоих случаях мы получаем кластеры, имеющие вид конусов в многомерном пространстве характеристик объектов. Это происходит потому, что для результатов DEA-анализа имеют значение не абсолютные значения параметров объектов, а их соотношения. В частности, объекты, попадающие при таких подходах в один и тот же кластер, могут обладать разной эффективностью, но близкими способами ее понимания и достижения.

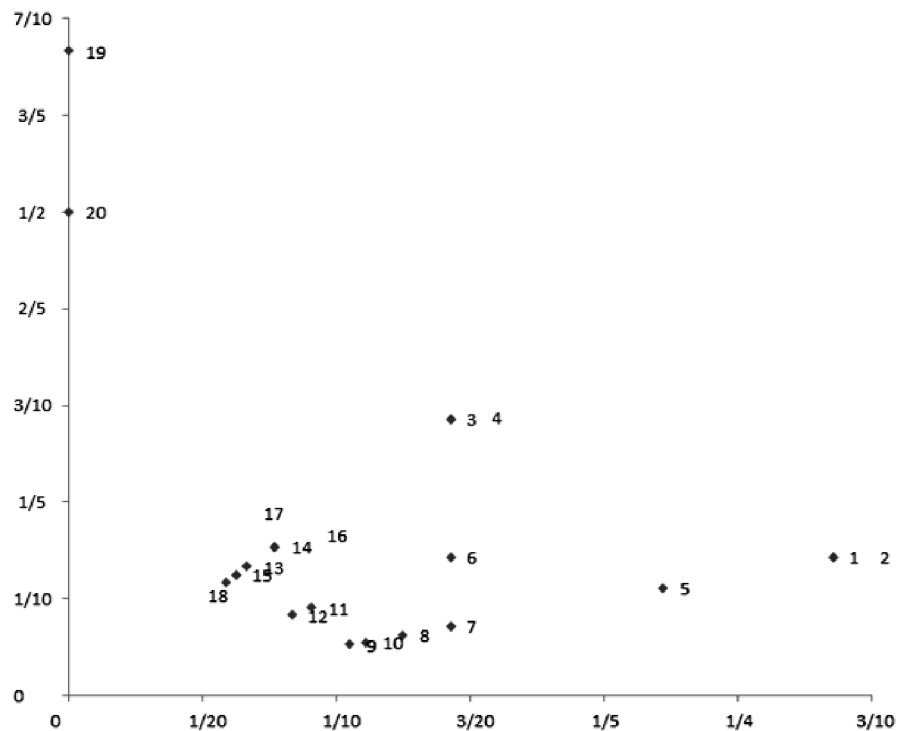


Рис. 4. Кластерный анализ с весами DEA

Выводы. Полученные результаты свидетельствуют о том, что подход, предложенный в [13], концептуально близок к подходу, предложенному в [10], поскольку оба дают возможность выделить группы объектов, близких с точки зрения механизмов обеспечения эффективности в том смысле, который вкладывается в это понятие в рамках DEA. Различия между ними заключаются в степени детальности отражения различий в механизмах функционирования объектов, относимых к разным кластерам.

При использовании подхода [10] отслеживается каждая грань области производственных возможностей. При этом производственные функции, соответствующие смежным граням, могут оказаться весьма близкими по своим параметрам. Тем не менее, формально, предложенный алгоритм будет их различать и относить объекты к разным кластерам. Число кластеров, которые мы получим при использовании этого подхода, зависит от конфигурации точек в многомерном пространстве параметров объектов и не зависит от намерений исследователя получить в большей или меньшей степени детальное описание совокупности объектов.

Подход [13] обеспечивает в общем случае менее детальное отображение особенностей механизмов функционирования объектов, но обладает рядом важных операционных преимуществ. Помимо простоты использования, связанной с опорой на стандартные алгоритмы и программные средства, он дает возможность исследователю управлять количеством выделяемых кластеров и оценивать качество кластеризации. Ни то, ни другое невозможно в процессе выделения производственных функций, соответствующих отдельным граням области производственных возможностей. В то же время при проведении количественных исследований задача содержательной интерпретации получаемых кластеров организаций неизбежно требует проведения вариантов расчетов с изменением числа выделяемых кластеров.

Ограничения проведенного исследования связаны с ограниченным характером практического тестирования сопоставляемых методик, а также с использованием только базовой версии методики DEA. И то и другое может представлять интерес для дальнейших исследований.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Adler N., Friedman L., Sinuany-Stern Z.** Review of ranking methods in the data envelopment analysis context // *European journal of operational research*, 2002, no. 140(2), pp. 249–265.
2. **Banker R.D., Charnes A., Cooper W.W.** Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis // *Management science*, 1984, no. 30(9), pp. 1078–1092.
3. **Brown J.R., Ragsdale C.T.** The competitive market efficiency of hotel brands: an application of data envelopment analysis // *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 2002, no. 26(4), pp. 332–360.
4. **Charnes A., Cooper W.W., Rhodes E.** Measuring the efficiency of decision making units // *European journal of operational research*, 1978, no. 2(6), pp. 429–444.
5. **Gelade G., Gilbert P.** Work climate and organizational effectiveness: the application of data envelopment analysis in organizational research // *Organizational research methods*, 2003, no. 6(4), pp. 482–501.
6. **Johnes G., Johnes J.** Measuring the research performance of UK economics departments: an application of data envelopment analysis // *Oxford economic papers*, 1993, pp. 332–347.
7. **Kao C., Hung H.T.** Efficiency analysis of university departments // *An empirical study. Omega*, 2008, no. 36(4), pp. 653–664.
8. **Kapoor R., Lee J.M.** Coordinating and competing in ecosystems: How organizational forms shape new technology investments // *Strategic Management Journal*, 2013, no. 34(3), pp. 274–296.
9. **Liu J., Ding F.Y., Lall V.** Using data envelopment analysis to compare suppliers for supplier selection and performance improvement. *Supply Chain Management // An International Journal*, 2000, no. 5(3), pp. 143–150.
10. **Po R.W., Guh Y.Y., Yang M.S.** A new clustering approach using data envelopment analysis // *European Journal of Operational Research*, 2009, no. 199(1), pp. 276–284.
11. **Seiford L.M.** Data envelopment analysis: the evolution of the state of the art (1978–1995) // *Journal of Productivity Analysis*, 1996, no. 7(2-3), pp. 99–137.
12. **Thanassoulis E.** Data envelopment analysis and its use in banking // *Interfaces*, 1999, no. 29(3), pp. 1–13.
13. **Volkova I.O., Filinov N.B., Titova N.L., Kuskova V., Gorny, A.B., Nikolaeva, V.E.** Typology, classification, and characterization of firms for management best practices monitoring (case of Russian domestic energy sector), in: *Mapping the global future: evolution through innovation and excellence. Fourteenth annual international conference. Reading book / Ed. by N. Delener, L. Fuxman, V. Lu, S. Rodrigues // Global Business And Technology Association*, 2012, pp. 1027–1034.
14. **Wang Y.M., Greatbanks R., Yang J.B.** Interval efficiency assessment using data envelopment analysis // *Fuzzy sets and Systems*, 2005, no. 153(3), pp. 347–370.
15. **Wuber K.W.** Data envelopment analysis // *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 2007, no. 21(4), pp. 91–108.
16. **Аворбе Розин, Барабанова И.М.** Оценка прибыльности основных видов деятельности коммерческих банков методами кластерного и факторного анализа // *Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического института. Экономические науки*. 2013. № 3(173). С. 84–89.
17. **Вергакова Ю.В., Положенцева Ю.С., Клевцова М.Г.** Векторный анализ кластерных инициатив региона // *Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического института. Экономические науки*. 2015. №1(211). С. 43–50. DOI: 10.5862/JE.211.4

REFERENCES

1. **Adler N., Friedman L., Sinuany-Stern Z.** Review of ranking methods in the data envelopment analysis context. *European journal of operational research*, 2002, no. 140(2), pp. 249–265.
2. **Banker R.D., Charnes A., Cooper W.W.** Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management science*, 1984, no. 30(9), pp. 1078–1092.
3. **Brown J.R., Ragsdale C.T.** The competitive market efficiency of hotel brands: an application of data envelopment analysis. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 2002, no. 26(4), pp. 332–360.
4. **Charnes A., Cooper W.W., Rhodes E.** Measuring the efficiency of decision making units. *European journal of operational research*, 1978, no. 2(6), pp. 429–444.
5. **Gelade G., Gilbert P.** Work climate and organizational effectiveness: the application of data envelopment analysis in organizational research. *Organizational research methods*, 2003, no. 6(4), pp. 482–501.
6. **Johnes G., Johnes J.** Measuring the research performance of UK economics departments: an application of data envelopment analysis. *Oxford economic papers*, 1993, pp. 332–347.
7. **Kao C., Hung H.T.** Efficiency analysis of university departments. *An empirical study. Omega*, 2008, no. 36(4), pp. 653–664.
8. **Kapoor R., Lee J.M.** Coordinating and competing in ecosystems: How organizational forms shape new technology investments. *Strategic Management Journal*, 2013, no. 34(3), pp. 274–296.
9. **Liu J., Ding F.Y., Lall V.** Using data envelopment analysis to compare suppliers for supplier selection and performance improvement. *Supply Chain Management. An International Journal*, 2000, no. 5(3), pp. 143–150.



10. **Po R.W., Guh Y.Y., Yang M.S.** A new clustering approach using data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 2009, no. 199(1), pp. 276–284.
11. **Seiford L.M.** Data envelopment analysis: the evolution of the state of the art (1978–1995). *Journal of Productivity Analysis*, 1996, no. 7(2-3), pp. 99–137.
12. **Thanassoulis E.** Data envelopment analysis and its use in banking. *Interfaces*, 1999, no. 29(3), pp. 1–13.
13. **Volkova I.O., Filinov N.B., Titova N.L., Kuskova V., Gorny, A.B., Nikolaeva, V.E.** Typology, classification, and characterization of firms for management best practices monitoring (case of Russian domestic energy sector), in: Mapping the global future: evolution through innovation and excellence. Fourteenth annual international conference. Reading book. Ed. by N. Delener, L. Fuxman, V. Lu, S. Rodrigues. *Global Business And Technology Association*, 2012, pp. 1027–1034.
14. **Wang Y.M., Greatbanks R., Yang J.B.** Interval efficiency assessment using data envelopment analysis. *Fuzzy sets and Systems*, 2005, no. 153(3), pp. 347–370.
15. **Wuber K.W.** Data envelopment analysis. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 2007, no. 21(4), pp. 91–108.
16. **Aworbe Rosine, Barabanova I.M.** Profitability main activities of the commercial banks cluster and factor analysis. *St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Economics*, 2013, no. 3(173), pp. 84–89. (rus)
17. **Vertakova Iu.V., Polozhentseva Iu.S., Klevtsova M.G.** Vector analysis of regional cluster initiatives. *St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Economics*, 2015, no. 1(211), pp. 43–50. DOI: 10.5862/JE.211.4 (rus)

ФИЛИНОВ Николай Борисович – профессор Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», кандидат экономических наук.

101000, ул. Мясницкая, д. 20, г. Москва, Россия. E-mail: nfilinov@hse.ru

FILINOV Nikolai B. – National Research University Higher School of Economics.

101000. Myasnitskaya str. 20. Moscow. Russia. E-mail: nfilinov@hse.ru

КУСКОВА Валентина Викторовна – заместитель первого проректора Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», PhD.

101000, ул. Мясницкая, д. 20, г. Москва, Россия. E-mail: vkuskova@hse.ru

KUSKOVA Valentina V. – National Research University Higher School of Economics.

101000. Myasnitskaya str. 20. Moscow. Russia. E-mail: vkuskova@hse.ru
