

И. П. ГАМАЮН, д-р техн. наук, проф., НТУ «ХПИ»;
О. Н. БЕЗМЕНОВА, асп., НТУ «ХПИ»

НЕКОТОРЫЕ МЕТОДЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ КЛАССИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ И ГРУППИРОВКИ ПАРАМЕТРОВ

Статья посвящена рассмотрению особенностей некоторых из существующих методов классификации объектов и группировки параметров. Рассмотрены неиерархические и иерархические методы, выполнено их сопоставление.

Ключевые слова: классификация объектов, группировка параметров, неиерархические методы, иерархические методы, алгоритм, сопоставление.

Введение. Несмотря на широкое применение методов группировки параметров и классификации объектов (кластерного анализа) общепринятого определения групп и классов нет [1]. Большинство разработчиков этих методов интуитивно понимают то, что элементы одной группы (или одного класса) должны быть ближе друг к другу, чем к другим элементам, однако особенности этого отношения в общем случае явно указать нельзя.

Постановки задач группировки параметров и классификации объектов обладают несомненным сходством. Различие сводится, в основном, к методике установления отношения близости между рассматриваемыми элементами (параметрами либо объектами): в одном случае говорят о связи между элементами, а в другом о близости в прямом смысле этого слова либо о сходстве.

В работе [2] дана одна из первых формулировок задачи группировки; однако методы группировки параметров и классификации наблюдений получили развитие несколько позже. Разработано довольно много таких методов и существуют хорошие их обзоры [3–11].

При рассмотрении и анализе этих методов будем исходить из общепринятой их классификации на неиерархические методы, относя к неиерархическим и те методы, в которых формирование групп осуществляется последовательно с автоматическим установлением их количества. Методы, в которых просмотр каждого из группируемых элементов осуществляется только один раз, будем называть однократными.

1. Неиерархические методы группировки параметров и классификация наблюдений

Довольно распространенными являются методы, основанные на использовании эталонов, в качестве каких-либо при классификации объектов чаще всего выступают центры тяжести классов в пространстве параметров. Одним из первых среди подобных методов является алгоритм, описанный в работе [10]. Алгоритм обеспечивает последовательное формирование классов и со-

стоит в следующем. Первый объект принимается в качестве центра тяжести первого класса. Остальные объекты последовательно соотносятся с центрами тяжести классов, сформированных к моменту рассмотрения объекта. Если объект отстоит от центра тяжести некоторого класса на расстоянии, меньшем порогового значения, то он включается в этот класс и центр тяжести пересчитывается. Если же объект не будет включен ни в один из классов, то он образует новый класс. Существенными недостатками метода являются, во-первых, необходимость задания порогового значения и, во-вторых, зависимость результатов классификации от порядка просмотра объектов. Если условно ввести некоторое пространство объектов, в котором i -я координатная ось указывает нормирование значения признаков, зафиксированные у i -го объекта, то этот же метод может быть применен и при группировке параметров. Похожие методы описываются в работе [11], где, кроме того, проводится исследование некоторых их свойств.

Сходным с приведенным выше алгоритмом является так называемый метод K -средних, предложенный в статье [12] и получивший достаточно широкое распространение [7, 8, 13–17]. Его отличие заключается в том, что в нем на начальном этапе берется K объектов, объявляемых центрами классов, и далее каждый из оставшихся объектов включается в тот класс, к центру которого он ближе. Очевидно, первоначальный выбор центров классов и порядок последующего просмотра элементов существенно влияют на получаемое решение.

Развитием метода K -средних является метод, получивший название ISODATA [18]. Он состоит в том, что, задавшись центрами K классов, размещают все объекты по классам в соответствии с внутриклассовым критерием минимальности. После отнесения всех элементов центры пересматриваются, и процесс повторяется до тех пор, пока не прекратится улучшение критерия.

Имеется ряд алгоритмов, в основу которых положены идеи методов K -средних и ISODATA. Так в работах [19, 20] предлагается циклически повторять метод K -средних, беря на каждой итерации в качестве центров классов центры тяжести, полученные по окончании предыдущей итерации, до тех пор, пока на двух соседних итерациях не будут получены близкие центры для всех классов. В работе [21] вместо центров тяжести вводятся ядра классов, являющиеся некоторыми подмножествами соответствующих классов. При разбиении множества объектов на классы исходят из случайно сформированного набора ядер с заданным числом элементов в каждом из них. Получение разбиения осуществляется отнесением элементов к тем или иным классам в зависимости от их связи с элементами ядер классов. После того, как все элементы будут классифицированы, для каждого класса формируется новое ядро посредством выбора заданного числа элементов, наиболее связанных со всеми элементами класса. Процедура повторяется до тех пор, пока не прекратится улучшение выбранного критерия оптимальности.

Существуют методы, в которых задается форма классов объектов в пространстве параметров. Так, например, в работе [22] предлагается каждый кластер окружать гиперэллипсоидом. Однако в этом случае классификация будет качественной только в случае хорошей разделимости и достаточной плотности классов.

Задача группировки параметров может решаться на графах в предположении, что вершины графа соответствуют параметрам, а ребра нагружены весами, равными значениям показателя степени связи между параметрами. Имеющий несколько модификаций [23–25] метод корреляционных плеяд является одним из первых методов автоматической классификации. В корреляционной матрице, оценивающей степень связи между параметрами, элементы, по модулю меньше некоторого порогового значения, заменяются нулями, а остальные – единицами. В результате получается матрица смежности графа, число компонент связности которого (названных корреляционными плеядами) и их типология характеризуют структуру корреляционных связей между параметрами. Задаваясь различными пороговыми значениями, можно найти такой порог, при котором граф становится несвязным. Компоненты связности будут характеризовать разбиение множества параметров. Для выделения компонент связности возможно использование алгоритмов, приведенных в работах [26, 27]. Хотя метод корреляционных плеяд и позволяет автоматически установить количество групп, возможность его применения ограничивается необходимостью задания порогового значения степени связи.

Еще один подход к классификации с применением методов теории графов реализован посредством алгоритмов, основанных на построении кратчайшего незамкнутого пути между точками-объектами в пространстве параметров или точками-параметрами в пространстве наблюдений [28]. Идея метода состоит в переборе всех вариантов разрыва кратчайшего незамкнутого пути с отысканием варианта, обеспечивающего экстремум некоторому критерию качества.

Аналогичные предпосылки заложены в методе, состоящем в построении дерева, являющегося минимальным покрытием исходного множества точек [29, 30]. В работе [31] задача классификации сведена к проблеме раскрашивания графа, а в статье [32] дано описание и сравнение некоторых графовых алгоритмов.

Недостатком графовых алгоритмов является их переборный характер, ведущий к значительным временным затратам.

Как это уже отмечалось выше, для решения рассматриваемой задачи чаще всего используются либо алгоритмы, максимизирующие расстояние между классами, либо алгоритмы, максимизирующие корреляционные связи внутри групп. Существуют и другие меры связи, причем их перечень довольно велик [3, 12, 33, 34]. Достаточно широкое применение получил метод потенциальных функций, основы которого изложены, например, в работах

[35, 36], а в статье [37], по утверждению ее авторов, впервые дано математическое обоснование.

В заключение отметим, что иногда требуется проводить как группировку параметров, так и классификацию объектов [38–40]. При решении подобных задач возможно применение последовательных алгоритмов, в которых на первом этапе выделяются группы близких параметров, а на втором – классы близких объектов (или наоборот), либо параллельных алгоритмов, основанных на аппроксимации матрицы наблюдений небольшим числом подматриц, которые в общем случае могут пересекаться. Параллельные алгоритмы базируются на введении некоторых функционалов, характеризующих степень приближения матрицы данных системой подматриц.

2. Иерархические методы группировки параметров и классификация объектов

Среди методов и алгоритмов классификации выделяют совокупность методов, характерной чертой которых является следующее: если рассмотреть динамику изменения групп, получаемых на различных итерациях, то будет сформировано дерево, корнем которого является множество всех классифицируемых параметров (либо объектов), а все остальные вершины представляют собой различные группы. Подобные методы, называемые иерархическими, делят на две совокупности – дивизимные и агломеративные. Для первых из них характерно то, что при их применении число групп от итерации к итерации увеличивается за счет разделения некоторых групп, полученных на предыдущей итерации [41]. Пользующиеся большей популярностью в практических применениях агломеративные методы отличаются тем, что в них происходит объединение групп, причем формирование дерева чаще всего не происходит, так как всегда требуется получение более одной группы. Подробнее описание иерархических методов и обсуждение вопросов, связанных с вычислением меры близости между классами, дано, например, в работе [42], а в работах [43, 44] проведено сравнение различных иерархических методов. В статье [45] сопоставляются иерархические методы и алгоритм ISODATA.

В методе ближайшего соседа, зачастую называемом односвязывающим [46], связь между группами оценивается расстоянием между их ближайшими соседями. Суть агломеративного алгоритма группировки методом ближайшего соседа состоит в том, что, начиная с одноэлементных групп, получают необходимое их количество путем последовательного объединения тех из них, расстояние между которыми наименьшее. На каждом этапе объединяются две группы.

В отличие от односвязывающего метода, в методе самого дальнего соседа, иначе называемом полносвязывающим [46], расстояние между двумя группами определяется по самым удаленным их элементам. Используя тот же алгоритм, что и в односвязывающем методе, можно получить классы в виде

гиперсфер. Некоторые свойства процедуры, реализующей эти два типа методов, обсуждаются в работах [47, 48].

Отличие среднесвязывающего метода от двух названных выше состоит в том, что о расстоянии между группами судят по расстоянию между их центрами тяжести (средними) [49].

Все названные выше агломеративные методы своим истоком, пожалуй, имеют метод, в основу которого положено требование минимизации суммы разбросов элементов, принадлежащих выделенным группам, относительно центров соответствующих групп. В этом алгоритме, также начинающем свою работу с одноэлементных групп, на каждой итерации происходит последовательное объединение таких двух групп, для которых достигается минимум разности разбросов объединенной группы и объединяемых [50, 51].

Зачастую задача иерархической классификации решается как задача диагонализации матрицы связи [52–54], состоящая в отыскании такой перестановки строк и столбцов матрицы связи и такого их разбиения, чтобы значения элементов матрицы вне выделенных при этом диагональных блоков в среднем были минимальными (в предположении, что увеличение значения элемента соответствует увеличению степени связи). Решение задачи диагонализации матрицы связи осуществляется с помощью алгоритма, в котором связь между двумя группами оценивается отнесенной к произведению количества элементов в группах сумме показателей степени связи между элементами, принадлежащими различным группам [53].

Более общим является алгоритм, предложенный в работе [55], который хоть и не является, строго говоря, иерархическим, однако основан на использовании иерархического метода. Это циклический алгоритм, состоящий из трех этапов, на первом из которых применяется описанный в работе [53] агломеративный иерархический алгоритм. Второй этап состоит в последовательном перемещении каждого объекта в порядке нумерации в тот класс, для которого введенный показатель качества получает наибольшее положительное приращение. Процесс прекращается, если любая перестановка любого объекта в любой класс не увеличивает критерия качества. Третий этап алгоритма основан на выполнении введенных в статье условий оптимальности. Те из классов, для которых условия оптимальности не выполняются, разбиваются на одноэлементные классы, после чего процесс повторяется, начиная с первого этапа.

При группировке по r -диаметру [56] используется функция близости между двумя объектами, равная нулю при их совпадении и принимающая тем большие значения, чем в большей степени они удалены. В этом случае используется обычная процедура агломеративной иерархической классификации с объединением двух классов, обладающих минимальным. Под r -диаметром при этом понимается минимальное значение функции близости между объектами O_i, O_j исходного множества, обладающими следующим свойством: для любых двух объектов, принадлежащих объединению, существ-

ует содержащая в качестве крайних элементов эти объекты последовательность из элементов исходного множества такая, что функция близости между любыми соседними в этой последовательности объектами не превосходит функции близости для объектов O_i, O_j . Группировка по r -диаметру позволяет добиться компромисса между одно- и полносвязывающим методами, обобщая их и обеспечивая в частных случаях решение задачи согласно каждой из этих процедур.

Сходным является метод, основанный на использовании обобщенных r -клик [57], так как r -диаметр и понятие r -достижимости в r -кликах фактически совпадают. Однако поскольку количество клик в графе возрастает экспоненциально от числа вершин [58], методы группировки по r -диаметру и r -кликам ориентированы на решение NP -полных задач, хотя они могут быть и довольно эффективными в связи с тем, что анализ сложности алгоритмов и задач проводят для наихудшего случая, который не всегда отражает то, что может встретиться на практике.

Выводы. Анализ рассмотренных методов свидетельствует о необходимости проведения исследований, направленных на разработку методов классификации, позволяющих осуществлять качественную диагностику состояния. Довольно проработанными являются методы классификации объектов, описываемых количественными параметрами. Для качественных же параметров эти вопросы, включая меры связи, проработаны недостаточно.

Список литературы: 1. Сокал Р. Р. Кластер-анализ и классификация: предпосылки и основные направления / Р. Р. Сокал // Классификация и кластер / ред. Дж. Вэн Райзин. – М. : Мир, 1980. – С. 7–19. 2. Малиновский Л. Г. Классификация объектов средствами дискриминантного анализа / Л. Г. Малиновский. – М. : Наука, 1979. – 260 с. 3. Статистические методы анализа информации в социальных исследованиях. – М. : Наука, 1979. – 319 с. 4. Гуд И. Дж. Ботриология ботриологии / И. Дж. Гуд // Классификация и кластер / ред. Дж. Вэн Райзин. – М. : Мир, 1980. – С. 66–89. 5. Дюран Б. Кластерный анализ / Б. Дюран, И. Одедл. – М. : Статистика, 1977. – 128 с. 6. Cormack R. M. Classification: an overview / R. M. Cormack // Anal. données et inf. Cours. commis. comun. eur., Fontainebleau, 1979. – Rocquencourt. – 1980. – P. 125–147. 7. Kennedy J. N. A review of some cluster analysis methods / J. N. Kennedy // AIEE Trans. – 1973. – V. 6. – № 3. – P. 216–227. 8. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт. – М. : Мир, 1976. – 512 с. 9. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов / К. Фукунага. – М. : Наука, 1976. – 368 с. 10. Себастиан Г. С. Процессы принятия решений при распознавании образов / Г. С. Себастиан. – К. : Техника, 1965. – 151 с. 11. Graff-Jaccottet M. Aspects mathématiques de trois méthodes de treus méthodes classification heuristique / M. Graff-Jaccottet // Data Anal. and Inf./ Proc 2nd Int. Symp., Versailles, 1979. – Amsterdam. – 1980. – P. 613–618. 12. Mac Queen J. B. Some methods for classification and analysis of multivariate observations / J. B. Mac Queen // Proc. 5th Berkeley Symp. on Math. Statist. and Prob., v. 1. – Berkeley, 1967. – P. 281–298. 13. Айвазян А. С. Классификация многомерных наблюдений / А. С. Айвазян, З. И. Бежаева, О. В. Староверов. – М. : Статистика. – 1974. – 210 с. 14. Pflug G. On sequential classification / G. Pflug // COMPSTAT 1976. Proc. Comput. Statist., 2nd Symp., Berlin (West), 1976. – Wien. – 1976. – P. 105–112. 15. Соломон Г. Зависящие от данных методы кластер-анализа / Г. Соломон // Классификация и кластер / ред. Дж. Вэн Райзин. – М. : Мир, 1980. – С. 129–147. 16. Ту Дж., Гонсалес Р. К. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. К. Гонсалес. – М. : Мир, 1978. – 411 с. 17. Патрик Э. А. Основы теории распознавания образов / Э. А. Патрик. – М. : Сов. радио, 1980. – 408 с. 18. Ball G. H. ISODATA.

An iterative method of multivariate analysis and pattern classification / *G. H. Ball, D. J. Hall* // 1966 IEEE Int. Commun. Conf., Philadelphia / Digest of Techn. Pap. – N. Y., 1966. – P. 116–117.

19. *Высоцкая Н. В.* Метод порядковой классификации многомерной социально-экономической информации / *Н. В. Высоцкая*. – Новосибирск : Ин-т экономики и организации промышленного производства СО АН СССР, 1979. – 8 с. **20.** *Миркин В. Г.* Шкалы упорядочения / *В. Г. Миркин, Н. В. Высоцкая [и др.]* // Моделирование в экономических исследованиях. – Новосибирск, 1978. – С. 109–113. **21.** *Diday E.* The dynamic clusters methods in nonhierarchical clustering / *E. Diday* // Int. J. Comput. and Inf. Sci. – 1973. – V. 2. – № 1. – P. 61–68. **22.** *Kopp B.* Ein neues Verfahren zur Cluster-Analyse / *B. Kopp* // Biometr. Z. – 1976. – V. 18 – № 6. – S. 473–476. **23.** *Терентьев П. В.* Метод корреляционных пляд / *П. В. Терентьев* // Вестн. Ленингр. гос. ун-та. – № 9. – 1959. – С. 137–141. **24.** *Аркадьев А. Г.* Метод потенциальных функций в теории обучающих машин / *А. Г. Аркадьев, Э. М. Браверман, М. И. Розоноэр*. – М.: Наука, 1970. – 384 с. **25.** *Жуковская В. М., Мучник И. Б.* Факторный анализ в социально-экономических исследованиях / *В. М. Жуковская, И. Б. Мучник*. – М.: Статистика, 1976. – 151 с. **26.** *Warfield J. N.* Binary matrices system modeling / *J. N. Warfield* // IEEE Trans. Syst., Man., Cybern. – 1973. – Vol. SMC-3. – № 5. – P. 441–449. **27.** *Steward D. V.* Partitioning and tearing systems of equations / *J. N. Warfield* // J. SIAM. Numer. Anal. – 1965. – Vol. 2. – № 2. – P. 345–353. **28.** *Загоруйко Н. Г.* Методы распознавания и их применение / *Н. Г. Загоруйко*. – М.: Сов. радио, 1972. – 237 с. **29.** *Zahn C. T.* Graph-theoretical methods for detecting and describing gestalt clusters / *C. T. Zahn* // IEEE Trans. Comp. – 1971. – Vol. 20. – № 1. – P. 68–86. **30.** *Page R. L.* Algorithm 479. A minimal spanning tree clustering method [Z] / *R. L. Page* // Commun. ACM. – 1974. – Vol. 17. – № 6. – P. 321–323. **31.** *Hansen P., Delatre M.* Comple-link cluster analysis by graph coloring / *Hansen P., M. Delatre* // J. Amer. Statist. Assoc. – 1978. – Vol. 73. – P. 393–408. **32.** *D. G. Corneil.* A comparison and evaluation of graph theoretical clustering techniques / *D. G. Corneil, M. E. Woodward* // Infor. – 1978. – Vol. 16. – № 1. – P. 74–89. **33.** *Житков Г. Н.* Некоторые методы автоматической классификации (обзор) / *Г. Н. Житков* // Структурные методы опознавания и автоматическое чтение. – М., 1970. – С. 68–85. **34.** *Pao C. G.* Кластер-анализ в применении к изучению перемешивания рас в популяции людей / *С. Г. Пао* // Классификация и кластер // ред. *Дж. Вэн Райзина*. – М.: Мир, 1980. – С. 149–167. **35.** *Башикиров О. А.* Алгоритмы обучения машин распознаванию зрительных образов, основанные на использовании потенциальных функций / *О. А. Башикиров, Э. М. Браверман, И. Б. Мучник* // Автоматика и телемеханика. – 1964. – Т. XXV. – № 5. – С. 692–695. **36.** *Айзерман М. А.* Обучение машин классификации объектов / *М. А. Айзерман, Э. М. Браверман*. – М.: Наука, 1971. – 192 с. **37.** *Babu C. C.* A not on the potential function algorithm for pattern classification / *C. C. Babu, Chan Wah-Chun*. // Int. J. Contr. – 1971. – Vol. 13. – № 1. – P. 199–200. **38.** *Браверман Э. М.* Лингвистический подход к задаче обработки больших массивов информации / *Э. М. Браверман, Н. Е. Киселева [и др.]* // Автоматика и телемеханика. – 1974. – № 11. – С. 73–88. **39.** *Авен П. О., Киселева Н. Е., Мучник И. Б.* Аппроксимация матрицы данных перекрывающимися блоками / *П. О. Авен, Н. Е. Киселева, И. Б. Мучник* // Автоматика и телемеханика. – 1980. – № 8. – С. 122–132. **40.** *Авен П. О.* Метод вторых разностей в параллельных алгоритмах лингвистического анализа / *П. О. Авен* // Автоматика и телемеханика. – 1980. – № 10. – С. 125–135. **41.** *Lee R. C. T.* A direct splitting clustering analysis algorithm / *R. C. T. Lee* // Proc. 3rd Milwaukee Symp. Autom. Comput. and Control. Pap. Symp. Milwaukee, Wisc., 1975. – North Holland, Calif. – 1975. – P. 201–211. **42.** *Williams W. T.* Hierarchical classificatory methods / *W. T. Williams, G. N. Lanc* // Statist. Meth. Dig. Comput. – New York e.a. – 1977. – P. 260–295. **43.** *Kauiper F. K.* Monte-Carlo comparison of sex clustering procedures / *F. K. Kauiper, L. A. Fischer* // Biometrics. – 1975. – Vol. 31. – № 3. – P. 777–783. **44.** *Mojena R.* Hierarchical grouping methods and stopping rules: an evaluation / *R. Mojena* // Comput. J. – 1977. – Vol. 20. – № 4. – P. 359–363. **45.** *Strauss D. J.* The evaluation of classification techniques / *D. J. Strauss* // Trab. estadist. y invest. oper. – 1977. – Vol. 23. – № 2–3. – P. 167–183. **46.** *Johnson S. C.* Hierarchical clustering schemes // Psychometrika / *S. C. Johnson*. – 1967. – Vol. 32. – № 3. – P. 241–251. **47.** *Kopp B.* Hierarchical classification. I: single-linkage method / *B. Kopp* // Biometr. J. – 1978. – Vol. 20. – № 5. – P. 495–501. **48.** *Kopp B.* Hierarchical classification. II: complete-linkage method / *B. Kopp* // Biometr. J. – 1978. – Vol. 20. – № 6. – P. 597–602. **49.** *King B. F.* Step-wise clustering procedures / *B. F. King* // J. Amer. Statist. Assoc. – 1967. – Vol. 62. – № 317. –

P. 86–101. **50.** *Ward J. H.* Hierarchical grouping to optimize an objective function / *J. H. Ward* // *J. Amer. Statist. Assoc.* – 1963. – Vol. 58. – P. 236–244. **51.** *Wischart D.* An algorithm for hierarchical classifications / *D. Wischart* // *Biometrics.* – 1969. – Vol. 25. – № 1. – P. 165–171. **52.** *Браверман Э. М.* Диагонализация матрицы связи и выявление скрытых факторов / *Э. М. Браверман, А. А. Дорофеев [и др.]* // *Проблемы расширения возможностей автоматов.* – Вып. 1. – М., 1971. – С. 42–69. **53.** *Лумельский В. Я.* Группировка параметров на основе квадратной матрицы связи / *В. Я. Лумельский* // *Автоматика и телемеханика.* – 1970. – № 1. – С. 133–143. **54.** *Wodycki W. J.* Clustering of correlation matrices: a stepwise procedure / *W. J. Wodycki* // *Can. J. Statist.* – 1975. – Vol. 3. – № 2. – P. 249–262. **55.** *Куперштох В. Л.* К обоснованию одного критерия классификации / *В. Л. Куперштох, Миркин Б. Г., В. А. Трофимов* // *Методы моделирования и обработки информации.* – М., 1976. – С. 131–143. **56.** *Хьюберт Дж.* Экспериментальное сравнение эталонных моделей иерархической группировки по r -диаметру / *Дж. Хьюберт, Б. Бейкер* // *Классификация и кластер* / ред. *Дж. Вэн Райзин.* – М., 1980. – С. 112–128. **57.** *Peay E. R.* Nonmetric grouping: clusters and cliques / *E. R. Peay* // *Psychometrika.* – 1975. – Vol. 40. – № 3. – P. 297–313. **58.** *Moon J. W., Mozer L.* On cliques in graphs / *J. W. Moon, L. Mozer* // *Isr. J. Math.* – 1965. – Vol. 3. – № 1. – P. 23–28.

Надійшла до редколегії 07.02.2013

УДК 658.012

Некоторые методы решения задач классификации объектов и группировки параметров (обзор) / И. П. Гамаюн, О. Н. Безменова // *Вісник НТУ «ХП».* Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Х. : НТУ «ХП», 2013. – № 62 (1035). – С. 70–77. – Бібліогр.: 58 назв.

Стаття присвячена розгляду особливостей деяких з існуючих методів класифікації об'єктів та групування параметрів. Розглянуті неієрархічні та ієрархічні методи, зроблено їх співставлення.

Ключові слова класифікація об'єктів, групування параметрів, неієрархічні методи, ієрархічні методи, алгоритм співставлення.

The paper considers the features of some of the existing methods of classification of objects and grouping options. Considered non-hierarchical and hierarchical methods performed to compare.

Keywords: object classification, the grouping of parameters, non-hierarchical methods, hierarchical methods, the algorithm comparison.