

УДК 693.78

Нечеткая классификация в задаче определения зон обслуживания асфальтобетонных заводов

Зайцев Д. В.¹, Хвоинский Л. А.^{1,*}

[*info@madi.ru](mailto:info@madi.ru)

¹Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет (МАДИ), Москва, Россия

В статье рассматривается задача кластеризации и классификации зон обслуживания асфальтобетонных заводов (АБЗ) и строительных участков. Поскольку на фактор привязки потребителей асфальтобетонных смесей (АБС) влияет множество факторов, предлагается нечеткая формализация задачи определения зон обслуживания АБЗ. Показано, что для данной постановки алгоритмы нечеткой классификации дают наиболее адекватные результаты.

Ключевые слова: асфальтобетонный завод, нечеткие множества, задача классификации, задача кластеризации, меры сходства, меры различия

Введение

Основным требованием к доставке асфальтобетонных, растворбетонных и битумоминеральных смесей является сохранность грузов, определяемая тем, что при укладке смеси должны иметь заданную подвижность и однородность. При транспортировке смесей по дорогам с различными типами покрытий предельно допустимое расстояние доставки определяется по приведенной дальности транспортировки, которая не должна превышать расстояния перевозки по дорогам с твердым покрытием. Указанные обстоятельства определяют необходимость сокращения расстояний перевозки за счет доставки смесей с различных АБЗ, каждое из которых обслуживает определенный участок строящейся дороги [2, 5, 8]. Либо за счет покупки передвижных или создания новых АБЗ, в зависимости от имеющихся капитальных вложений. Таким образом, задача определения зон обслуживания АБЗ является важной и относится к классу задач кластерного анализа [7].

Методы классификации и, в частности, наиболее общие из них - методы кластерного анализа, позволяют разбить группу объектов на некоторое заданное число кластеров на основании выбранной субъективной метрики или псевдометрики сходства или различия между объектами [9]. Идеальным считается разбиение, при котором различие между объектами внутри любого кластера меньше различия между объектами, разнесенными в разные кластеры. Наряду с иерархическими восходящими и нисходящими алгоритмами классификации используются динамические итерационные методы, алгоритмы на основе динамического программирования, теории графов или специальные процедуры агломерации

вокруг движущихся центров и другие. Как правило, процесс кластеризации выполняется в два этапа [1]. На первом этапе производится начальное разбиение на заданное количество кластеров. На втором этапе решается задача дискретной оптимизации, обеспечивающей поиск разбиения, максимизирующего значение выбранного функционала качества с использованием динамических итерационных процедур. В результате, для множества объектов классификации $E = \{e_j\}, j = \overline{1, N}$ получается множество классов эквивалентности $C = \{C_i\}, i = \overline{1, M}$, где C_i - отдельный класс объектов, называемый кластером.

Задача нечеткой классификации

Поставленная задача определения зон обслуживания характеризуется определенной степенью неточности задания исходных, что может быть скомпенсировано применением подходов, основанных на использовании нечетких множеств [7]. Так, при строительстве одного участка автомобильной дороги привязка целесообразности к одному АБЗ, а при строительстве другого участка дороги — к другому АБЗ. Причем граница зоны обслуживания может быть задана лишь приблизительно. Одной из проблем кластер-анализа является выбор метрики основания для проведения классификации. Опишем основные из них. Пусть N_i, N_j - количество характеристик элементов соответственно e_i и e_j , N_{ij} - размерность множества пересечения их характеристик, N - размерность множества всех возможных характеристик объектов из E . Тогда коэффициенты сходства для пар объектов K_{ij} рассчитываются по одной из зависимостей:

$$K_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_i + N_j - N_{ij}} \quad (1)$$

$$K_{ij} = \frac{N_i - N_j - N_{ij} + N}{N} \quad (2)$$

$$K_{ij} = \frac{N_{ij}}{N} \quad (3)$$

$$K_{ij} = \frac{2N_{ij}}{2(N_i + N_j) - 3N_{ij}} \quad (4)$$

$$K_{ij} = \frac{2N_{ij}}{N_i + N_j} \quad (5)$$

$$K_{ij} = \frac{N - N_j - N_i + 2N_{ij}}{N_i + N_j - 2N_{ij}} \quad (6)$$

$$K_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{ij} + 2(N_i + N_j - 2N_{ij})} \quad (7)$$

Многообразие подобных зависимостей объясняется широким спектром прикладных задач, в которых они используются. Выбор конкретного соотношения определяется особенностями приложения, которое накладывает ограничения на “чувствительность” вычисляемых характеристик, то есть степень их зависимости от количества сходных или отличных характеристик. Приведенные зависимости можно сгруппировать в два класса: первый использует в вычислениях только размерность множества пересечения свойств объектов, во втором явно или неявно используется пересечение множеств отсутствующих свойств из возможных

$$S_i = \frac{2}{\text{card}(C_i) * (\text{card}(C_i) - 1)} \sum_{e_r \in c_i} \sum_{\substack{e_s \in c_i \\ s \neq r}} U_{ij} \quad (8)$$

или максимум межкластерного расстояния

$$\bar{R} = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=j+1}^M r_{ij} \rightarrow \mathbf{max} \quad (9)$$

где r_{ij} - расстояние между кластерами C_i и C_j

$$r_{ij} = \frac{2}{\text{card}(C_i) * \text{card}(C_j) - 1} \sum_{e_k \in c_i} \sum_{e_r \in c_j} U_{ij} \quad (10)$$

или некоторую их свертку, например [72]:

$$DB = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M r_k \quad ; \quad r_k = \mathbf{max}_{i, j \neq k} \left(\frac{S_k + S_j}{r_{ij}} \right) \quad (11)$$

Для таких объектов рекомендуется использовать зависимость (1) - индекс Жаккара [4], смысл которого можно трактовать, как отношение размерностей множеств пересечения и объединения их характеристик. Результаты расчетов коэффициентов сходства представлены на рис. 1.

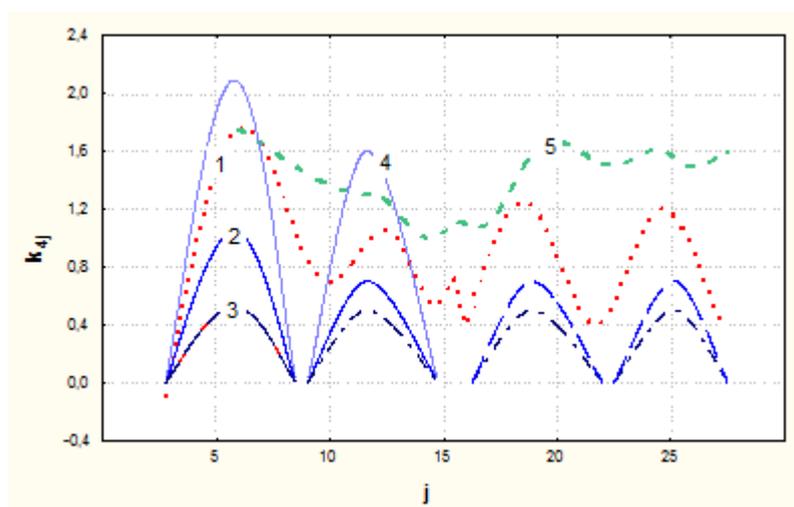


Рис. 1. Расчета коэффициентов сходства объектов по зависимостям (1), (2), (3), (4), (5)

В классических алгоритмах кластеризации в качестве целевых функционалов выступает минимум среднего внутрикластерного расстояния

$$\bar{S} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M S_i \rightarrow \min \quad (12)$$

где S_i - внутрикластерное расстояние i -ого кластера, рассчитываемое по расстояниям (коэффициентам различия) между его объектами.

В любом случае, априорно накладываются ограничения на пороговые значения \bar{S}, S_i, R, r_{ij} или DB для оптимизирующих процедур при конкретном числе классов M , а также используются субъективные шкалы или доверительные интервалы для вывода заключения о качестве полученного разбиения.

Алгоритмы нечеткой классификации используют целевой функционал W , который в общем виде можно представить

$$W = \min_{f,n} \sum_k \sum_x \sum_y \varphi[U(x), \eta_k(x)] * g[U(y), f_k(y)] * d(x, y) \quad (13)$$

где φ, g - некоторые функционалы, $\eta_k(x), f_k(y)$ - значения функций принадлежности элементов x и y k -ому классу, $U(x), U(y)$ - априорные веса x и y , $d(x, y)$ - расстояние между x и y .

Частные методы кластеризации используют модифицированную, обычно упрощенную, форму данной функции. Например, функция Дана имеет вид

$$W = \min_{f_k} \sum_k \sum_x \sum_y f_k^2(x) * f_k^2(y) * d(x, y) \quad (14)$$

Обобщенный алгоритм нечеткой классификации N - элементов в M - классов можно представить в следующем виде:

Шаг 1. Номер итерации $S := 0$.

Найти начальное разбиение на M - классов:

$C01, C02, \dots, C0M$

Шаг 2. Вычислить матрицу значений функций принадлежности элементов классам:

$$\{f_{ij}\}^{(S)}, i = \overline{1, M}; j = \overline{1, N}$$

Шаг 3. $S := S+1$.

Модифицировать разбиение по правилу, минимизирующему выбранную целевую функцию $CS1, CS2, \dots, CSM$.

Шаг 4. Если выполнено условие завершения процесса кластеризации, то алгоритм свою работу заканчивает, иначе - выполняется переход к шагу 3.

Проведенный анализ показал, что в качестве условий окончания процесса кластеризации необходимо выбрать достижение порогового значения функции W , или максимального количества итераций, или сходимость к окончательному устойчивому разбиению, или ограничение времени кластеризации при не сходимости алгоритма.

При этом должна использоваться симметричная матрица индексов сходства (расстояний) для всех пар элементов $K=\{k_{ij}\}$ или различия $U=\{u_{ij}\}$, где u_{ij} - коэффициент различия элементов $u_{ij} = 1-k_{ij}$.

В условиях неточного задания исходных данных в статье предлагается использовать метод на основе нечеткой классификации для определения зон обслуживания АБЗ, представляющих технологические смеси при строительстве автомобильных дорог [3, 6]. Предлагаемый метод предусматривает получение некоторой иерархической классификационной схемы, агрегацию объектов в отдельные классы и идентификацию полученных классов.

Таким образом, в рамках проблемы кластеризации необходимо решить следующие проблемы :

1. Выделение множества объектов кластеризации, ассоциируемых с наборами пользователей АБЗ,
2. Определение аспектов кластеризации (концепций, предопределенных спецификой приложения), от которых зависит выбор метрики, целевого функционала и зависимости для определения функций принадлежности элементов классам,
3. Выбор или разработка алгоритмов классификации,
4. Разработка количественных критериев и набора эвристик для оценки результатов кластеризации (проверка "валидности").

Решение второй задачи кластеризации требует определения оснований для проведения автоматической классификации множества потребителей АБЗ. Так, показатель сходства K объектов e_i и e_j есть функция наборов характеристик этих объектов P_i и P_j , сведений о приложении R и множества предопределенных концепций S_1 для определения отношения близости (например, выделение наиболее важных характеристик с помощью системы весовых коэффициентов) $K(e_i, e_j)=f(P_i, P_j, R, S_1)$.

Так, суммарное сходство конкретного элемента e_j со всеми элементами множества E , включая его самого, определяется, как сумма коэффициентов сходства $\bar{K}_j = \sum_{r=1}^N K_{rj}$. При

этом $\forall e_j : 1 < K_j < N$.

Сходство e_j с элементами конкретного кластера C_j дискретной классификации C определяется $K_j(C_i) = \sum_{e_r \in C_i} K_{rj}$. Тогда функция принадлежности e_j кластеру C_i - f_{ij} определяется, как отношение сходства e_j с элементами C_i к суммарному сходству e_j с элементами

$$f_{ij} = \frac{K_j(C_i)}{\bar{K}_j}$$

Таким образом, определяем матрицу функций принадлежности элементов кластерам данной классификации $F = \{f_{ij}\}, i = \overline{1, M}; j = \overline{1, N}$. При этом функция принадлежности есть модифицированное выражение функции принадлежности Беккера, определяемой, как

$f_{ij} = P_i \frac{r_j(C_i)}{r_j(E)}$, где P - относительная размерность i -ого кластера $P_i = \frac{\text{card}(C_i)}{N}$, r_j -

функция близости элемента e_i с множеством элементов C или E , определяемой, например,

как $r_j(C_i) = 1 - \frac{1}{\text{card}(C_i)} \sum_{e_r \in C_i} h^\beta [d(e_j, e_r)]$, где $d(e_i, e_j)$ - расстояние между элементами e_i

и e_j , определяемое, как функция характеристик объектов, например (1), h - некоторая функция расстояния, имеющая экстремум в точке $d(e_i, e_j) = \beta$. Тогда соотношение можно привести к виду

$$f_{ij} = \frac{\text{card}(C_i) - \sum_{e_r \in C_i} h^\beta [d(e_j, e_r)]}{N - \sum_{r=1}^N h^\beta [d(e_j, e_r)]} \quad (15)$$

где, к примеру $h^\beta = \begin{cases} 0 \cdot \text{npu } d(x, y) = \min[d(x, z)] \\ 1, \text{ в противном случае} \end{cases}$.

Тогда $r_j(C_i) = \begin{cases} \frac{1}{\text{card}(C_i)} \cdot, \text{ когда } \min_{e_r \in C_i} [d[e_j, e_r]] = \min_{\substack{e_r \in E \\ r \neq j}} [d[e_j, e_r]] \\ 0, \text{ в противном случае} \end{cases}$, что соответству-

ет классическому алгоритму классификации, базирующемуся на минимизации суммы квадратов расстояний точек кластера от взвешенного центра. Если принять $h^\beta [d[x, y]] = d(x, y)$ с незначимым показателем β и заменить $d(e_j, e_r)$ на коэффициент различия

U_{jr} , получим $f_{ij} = \frac{\text{card}(C_i) - \sum_{e_r \in C_i} U_{jr}}{N - \sum_{r=1}^N U_{jr}}$ или окончательно $f_{ij} = \frac{\sum_{e_r \in C_i} (1 - U_{ir})}{\sum_{r=1}^N (1 - U_{jr})}$.

Опишем основные свойства функции принадлежности:

1) нормированность - $0 < f_{ij} < 1$;

2) замкнутость - $\sum_{i=1}^M f_{ij} = 1, \forall j$;

3) функция принадлежности элемента объединению кластеров C_1 и C_2 в замкнутом пространстве - $f(C_1 \cup C_2) = f_{1j} + f_{2j}$, в отличие от определения в общем случае $f(C_1 \cup C_2) = \max(f_{1j}, f_{2j})$;

4) функция принадлежности элемента пересечению кластеров C_1 и C_2 $f(C_1 \cap C_2) = \min(f_{1j}, f_{2j})$.

Выбор методов классификации и определение критериев оценки ее результатов - два взаимосвязанных процесса. Применение методов нечеткой классификации определяет

возможность использования мер нечеткости, дисперсионных и энтропийных характеристик. Качество нечеткого разбиения Q_1 можно определить как функцию текущей классификации и функций принадлежности $Q_1=q_1(C,F)$. алгоритме декомпозиции Беккера используется ряд мер неразмытости, одна из которых:

$$\varphi = 1 - \frac{1}{N(M-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=j+1}^M \sum_{r=1}^N \min[f_{ir}, f_{jr}] \quad (16)$$

Значение $\varphi=1$ соответствует дискретному разбиению, а $\varphi=0$ - максимально нечеткому, что достигается при $\forall f_{ij} = \frac{1}{M}$: $\varphi = 1 - \frac{1}{N(M-1)} \cdot \frac{(M-1) \cdot M \cdot N}{M} = 1 - 1 = 0$, например, при $\forall K_{ij}=1$ и $M=N$.

В других подходах Q_1 определяется как функционал, значение которого может использоваться для определения оптимального числа кластеров, а именно:

1) коэффициент разбиения - $F = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{ij}^2$;

2) энтропия разбиения $H = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N h_{ij}$, где h_{ij} - функция Шеннона

$$\begin{cases} h_{ij} = -f_{ij} \cdot \ln f_{ij} \cdot p_{ij} & 0 < f_{ij} \leq 1 \\ h_{ij} = 0 & \end{cases}$$

3) индекс неразмытости $NFI = \frac{N \cdot F - 1}{M - 1}$;

4) функционалы Рубенса - $F_2 = \frac{1}{2} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \max_{j=1, N} (f_{ij}) + \min_{i=1, M} \left[\max_{j=1, N} (f_{ij}) \right] \right\}$

5) функция Уиндхэма $\bar{P} = -\ln \left(\prod_{j=1}^N P_j \right)$, где $P_j = \sum_{k=1}^{I_j} (-1)^{K+1} \cdot C_M^K \cdot (1 - K \cdot \mu_j)^{M-1}$,
 $\mu_j = \max_{i=1, M} (f_{ij})$

$$I_j = \text{целая часть } \frac{1}{\mu_j}, \quad C_M^K = \frac{M!}{K!(M-K)!}$$

При расчете функционала Уиндхэма для каждого элемента величина P_j уменьшается при "улучшении" классификации. Так, если $1/M \leq \mu_j \leq 1$, то значение $P_j=0.2$ говорит о том, что 20% функций принадлежности будут иметь значения не менее чем μ_j , и этот результат не зависит от M , при этом значение \bar{P} для оптимального числа кластеров достигает максимума. На рис. 2 показан пример зависимостей функционалов качества разбиения H , NFI , \bar{P} , F от числа кластеров M для тестового примера, в котором оптимальное число кластеров $M^*=4$.

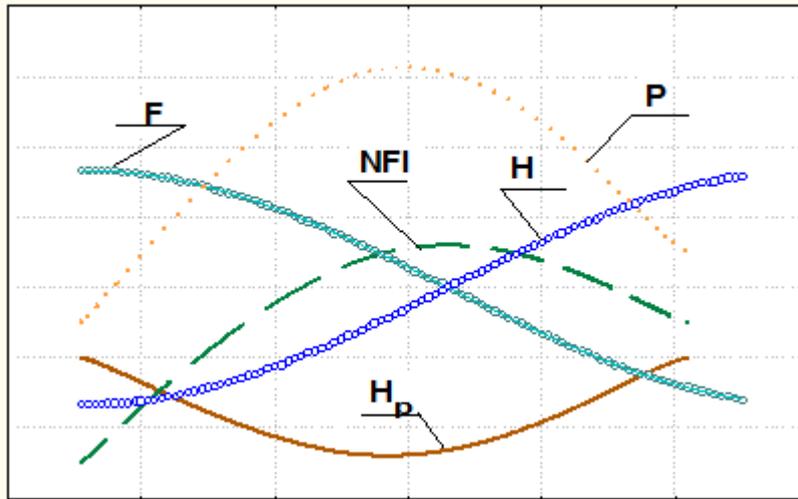


Рис. 2. Пример зависимостей функционалов качества разбиения

Наблюдается определенный излом в точке M функций H , F и NFI и экстремум \bar{P} . Однако проведенные исследования показывают, что при "размытой" картине классифицируемого множества данные переходы на уровне первой производной не выражены и повторяются при различных $M = \overline{2, N}$, то есть существуют локальные экстремумы \bar{P} . Максимальная нечеткость имеет место при $f_{ij} = 1/M$. Кроме того, для возможности сопоставления необходимо нормировать значения целевой функции и использовать новую функцию принадлежности для принятия в рассмотрение случая $M=1$ $Q_2=1-H_p$. Тогда максимальное значение предлагаемой функции H_p будет достигаться при $f_{ij}=f_j^*$:

$$f_j^* = \frac{1}{N} \cdot p \text{Ц} M = 1.$$

Заключение

Обоснована необходимость использования методов нечеткой классификации для определения зон обслуживания АБЗ и предложено использовать для оценки качества классификации коэффициент разбиения и энтропию разбиения. Разработано семейство алгоритмов классификации, позволяющих проводить начальную классификацию. Взаимосвязанное использование предлагаемых алгоритмов позволяет в автоматизированном режиме решить задачу прикрепления потребителей к АБЗ в условиях неполного или неточного задания исходных данных, что имеет место на практике при наличии случайных потребителей, в качестве которых могут выступать как организации, так и частные лица. В результате исследований установлено, что результаты начальной кластеризации в большой степени определяют успешность получения оптимальной классификации во многих алгоритмах кластеризации данных, в частности, если использовать алгоритмы случайного

распределения корневых элементов в заданное количество кластеров с последующей классификацией по правилу ближайшего соседа.

Список литературы

1. Баланцева М.А. Современные методы повышения эффективности хранения данных // Автоматизация и управление на транспорте и в дорожном строительстве: сб. науч. тр. Вып. 1 (49). М.: МАДИ, 2011. С. 177-183.
2. Браун Е.Р., Бочаров В.С. Горячие асфальтобетонные смеси, материалы, подбор составов и строительство автомобильных дорог в Северной Америке. НАПА, 2009. 411 с.
3. Белов Д.В., Петров А.С., Остроух А.В. О совершенствовании управления строительными проектами // Вестник Российского нового университета. Сер. Естественные науки, математика, информатика. 2004. Вып. 4. С. 114-116.
4. Николаев А.Б., Акиншина И.Н., Голубкова В.Б., Юрчик П.Ф. Автоматизация технологических процессов организации работ на протяженных объектах: монография. М.: Техполиграфцентр, 2006. 97 с.
5. Остроух А.В., Рожин П.С., Савич М.Т. Алгоритм генерирования комбинаций объектов при решении задачи моделирования строительного производства // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2008. № 8. С. 8-10.
6. ОДН 218.0.006–2002. Правила диагностики и оценки состояния автомобильных дорог / Министерство транспорта Российской Федерации, Государственная служба дорожного хозяйства России. М.: Информавтодор, 2002. 133 с.
7. Николаев А.Б., Солнцев А.А., Строганов В.Ю., Тимофеев П.А., Брыль В.Н. Методика интеграции приложений в гибридной системе поддержки принятия решений с открытой структурой // Информационные системы и технологии. 2011. № 3 (65). С. 84-91.
8. Суркова Н.Е., Остроух А.В. Автоматизация распределения транспортных средств и техники по объектам строительства с учетом организационных и технических факторов // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2004. № 12. С. 6-9.
9. Троицкая Н.А., Чубиков А.Б. Единая транспортная система. М.: Изд. центр «Академия», 2004. 240 с.
10. Эконометрика / под ред. И.И. Елисеевой. М.: Финансы и статистика, 2001. 344 с.

Fuzzy Classification in a Problem of Determining Service Areas of Asphalt Plants

D.V. Zaytsev¹, L.A. Khvoinskiy^{1,*}

[*info@madi.ru](mailto:info@madi.ru)

¹Moscow State Automobile & Road Technical University (MADI), Moscow
Russia

Keywords: asphalt plant, fuzzy sets, the classification problem, the problem of clustering, similarity measure, measure the differences

In the course of industrial and civil engineering it is very important to ensure integrity of construction mixes (asphalt concrete, concrete grout, bitumen-mineral, etc.). Long transportation of mix from asphalt concrete plant to the place of destination can disturb its homogeneity and, in extreme case, lead to premature hardening. The arrangement of construction objects cannot be changed since it is external directive data. A task of ensuring suitable construction mixes can be solved through locating the mobile asphalt concrete plants (ACP) and attaching the construction objects to the stationary ACP.

The problem of ensuring integrity of construction mixes in the course of delivery can be solved by various organizational and technical means. The paper offers to state it as a cluster analysis. The set of construction objects which need service, can be divided into groups with the elements possessing two properties:

- elements of the same group have a high measure of similarity among themselves;
- elements of different groups show high distinction in the chosen measure of similarity.

Tasks of the cluster analysis in various statements have been discussing for a long time. Their solutions are useful for various theoretical and practical problems in biology, sociology, recognition of images, the intellectual analysis of data and so forth. As a measure of similarity, numerous metrics, pseudo-metrics, similarity measures, cosine measures, etc. are applied. Dividing the construction objects according to criterion of integrity of concrete mixes is set as a problem of a fuzzy clustering with the unknown quantity of classes. It is known that in any problem of a fuzzy clustering it is very important to offer the formal criteria of an assessment of its results. Quality of fuzzy dividing into classes is estimated by means of non-fuzziness function, which can be the entropy of splitting, Wyndham's function, Rubens's function, etc. The work offers fuzzy clustering criteria and a way of its results assessment using a non-fuzziness function. Computational experiments showed that quality estimates using the entropy of splitting give the most adequate results.

The paper offers a developed method of hierarchical clustering based on the known and simple, from the computing point of view, method of the next neighbour. The method was tested

in practice when attaching the objects to the ACP. Use of the offered method allows us to solve a problem of attaching objects to the ACP when basic data are incompletely or inexactly specified.

References

1. Balantseva M.A. Modern methods of increasing the efficiency of data storage. *Avtomatizatsiya i upravlenie na transporte i v dorozhnom stroitel'stve: sb. nauch. tr. Vyp. 1 (49)* [Automation and control of transport and road construction: collection of scientific papers. Iss. 1 (49)]. Moscow, MADI Publ., 2011, pp. 177-183. (in Russian).
2. Braun E.R., Bocharov V.S. *Goryachie asfal'tobetonnye smesi, materialy, podbor sostavov i stroitel'stvo avtomobil'nykh dorog v Severnoy Amerike* [Hot asphalt mixes, materials, selection of compositions and construction of roads in North America]. NAPA, 2009. 411 p. (in Russian).
3. Belov D.V., Petrov A.S., Ostroukh A.V. On improving the management of construction projects. *Vestnik Rossiyskogo novogo universiteta. Ser. Estestvoznaniye, matematika, informatika*, 2004, no. 4, pp. 114-116. (in Russian).
4. Nikolaev A.B., Akin'shina I.N., Golubkova V.B., Yurchik P.F. *Avtomatizatsiya tekhnologicheskikh protsessov organizatsii rabot na protyazhennykh ob'ektakh* [Automation of technological processes of organization of work at large construction site]. Moscow, Tekhpoligrftsentr Publ., 2006. 97 p. (in Russian).
5. Ostroukh A.V., Rozhin P.S., Savich M.T. An algorithm generating objects combinations under structural design simulation. *Pribory i sistemy. Upravlenie, kontrol', diagnostika = Instruments and Systems: Monitoring, Control, and Diagnostics*, 2008, no. 8, pp. 8-10. (in Russian).
6. ODN 218.0.006–2002. *Pravila diagnostiki i otsenki sostoyaniya avtomobil'nykh dorog* [Industry Road Rules 218.0.006-2002. Rules for diagnosis and assessment of state of the roads]. Ministry of Transport of the Russian Federation. Moscow, Informavtodor Publ., 2002. 133 p. (in Russian).
7. Nikolaev A.B., Solntsev A.A., Stroganov V.Yu., Timofeev P.A., Bryl' V.N. Method of application integration in hybrid decision support system with an open structure. *Informatsionnye sistemy i tekhnologii*, 2011, no. 3 (65), pp. 84-91. (in Russian).
8. Surkova N.E., Ostroukh A.V. Automation of distribution of vehicles and machinery upon the construction facilities, taking into account the organizational and technical factors. *Pribory i sistemy. Upravlenie, kontrol', diagnostika = Instruments and Systems: Monitoring, Control, and Diagnostics*, 2004, no. 12, pp. 6-9. (in Russian).

9. Troitskaya N.A., Chubikov A.B. *Edinaya transportnaya sistema* [Integrated transport system]. Moscow, Publishing Center “Akademiya”, 2004. 240 p. (in Russian).
10. Eliseeva I.I., ed. *Ekonometrika* [Econometrics]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2001. 344 p. (in Russian).