

УДК 004.8

doi: 10.53816/20753608_2025_3_65

АНАЛИЗ РАЗВЕДЫВАТЕЛЬНЫХ СВЕДЕНИЙ ОБ ОБЪЕКТАХ ПРОТИВНИКА С ПРИМЕНЕНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

ANALYSIS OF RECONNAISSANCE INFORMATION ABOUT ENEMY OBJECTS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES

По представлению чл.-корр. РАРАН А.М. Сазыкина

Р.В. Куклин

Михайловская военная артиллерийская академия

R. V. Kuklin

В условиях современных войн и вооруженных конфликтов повысилась актуальность проблемы оперативного анализа разведывательных сведений на предмет выявления важных высокоманевренных объектов противника, своевременное огневое поражение которых оказывает значительное влияние на исход боя (операции). В статье приведены методики автоматизированного решения творческие задачи анализа разведывательных сведений с применением технологий искусственного интеллекта (машинного обучения).

Ключевые слова: анализ разведывательных сведений, технологии искусственного интеллекта, классификация, кластеризация.

In the modern wars and armed conflicts conditions, the urgency of the problem of operational analysis of intelligence information has increased in order to identify important highly maneuverable enemy targets, the timely destruction of which has a significant impact on the outcome of the battle (operation). The article presents methods for automated solution of creative tasks of intelligence analysis using artificial intelligence technologies.

Keywords: analysis of reconnaissance information, artificial intelligence technologies, classification, clustering.

Высокотехнологичный характер современной войны характеризуется широким применением средств разведки различного типа, которые существенно повысили разведывательные возможности противоборствующих сторон. Данное обстоятельство привело к тому, что большая часть важных (критически важных) объектов противника стали высокоманевренными [1]. Повышение эффективности огневого поражения объектов противника такого рода связано с автоматизацией процессов выявления таких объектов и анализа разведывательных сведений [2].

Современной формой организации огневого поражения высокоманевренных объектов противника, огневое поражение которых значительно снизило бы его боевой потенциал, являются разведывательно-ударные действия (РУД) [3, 12]. При этом опыт боевых действий в вооруженных конфликтах современности показывает, что до 40% высокоманевренных важных (критически важных) объектов противника не рассматриваются при ведении РУД [2, 4, 13]. Такая ситуация складывается из-за того, что неполные данные об объектах противника не позволяют их

классифицировать в качестве важных (критически важных) [5]. В свою очередь, неклассифицированные объекты в условиях дефицита времени, как правило, исключаются из рассмотрения вместо доразведки. При этом решение задачи определения типа объекта противника при неполных сведениях о нем традиционно относится к творческой аналитической деятельности, которую осуществляют должностные лица (ДЛ) органов управления (ОУ) экспертным методом [2].

Еще одной важной составляющей аналитической работы ДЛ ОУ при обработке разведывательных сведений о противнике является объединение отдельных объектов противника в групповые. Выполнение этой творческой задачи в настоящее время также является исключительной прерогативой человека [2, 16].

Для автоматизации решения вышеуказанных аналитических задачи предлагается применение технологий искусственного интеллекта, а именно технологии машинного обучения [6, 7]. При этом, исходя из специфики решаемых задач, автоматизацию аналитической деятельности ДЛ ОУ предлагается осуществить разработкой и применением следующих методик:

- интеллектуальной классификации объектов противника по неполным разведывательным сведениям;

- интеллектуального объединения отдельных объектов противника в групповые.

Методика интеллектуальной классификации объектов противника по неполным разведывательным сведениям подразделяется на подготовительный этап и два основных функциональных этапа.

Подготовительный этап включает в себя сбор, анализ и обобщение данных по выявленным объектам противника с достоверным определением его типа в течение установленного отрезка времени (заблаговременно). Результатом является сформированный набор данных об объектах противника с вектором наблюдений [8] (результатов определения типа объекта) $\mathbf{Y} = (\mathbf{Y}_1, \dots, \mathbf{Y}_k)^T$ и разведывательные сведения по нему от максимально возможного числа разноплановых средств разведки в виде матрицы независимых переменных $X = (1, X_1, \dots, X_m)$, где $\mathbf{X}_k = (\mathbf{x}_{1k}, \mathbf{x}_{1k}, \dots, \mathbf{x}_{nk})^T$, $k = 1, \dots, n$. Набор данных применяется на дальнейших этапах в качестве обучающей выборки [6].

Подготовительный этап производится с периодичностью, соответствующей частоте изменения тактики противником. В условиях современных военных конфликтов высокой интенсивности [2, 4] данный срок целесообразно установить в 1 месяц.

На первом этапе, в зависимости от выполняемой в настоящее время оперативной (тактической) задачи, с применением собранной на подготовительном этапе обучающей выборки данных производится определение основных признаков искомым объектов противника. Для этого применяется метод решающего дерева [9], адаптированный под задачу классификации объектов противника [10, 14, 15].

Цель первого этапа методики — снижение размерности признакового пространства обучающей выборки путем определения признаков, характерных для объектов противника данного типа и существенно снижающих энтропию всего обучающего набора.

Энтропия определяется по формуле [10]:

$$H(P) = -\sum_{i=1}^n P_i \log_2(P_i),$$

где n — число характеристик, из которых состоит набор (A_1, \dots, A_n) ;

$P_i = \frac{N_i}{N}$ — относительная частота проявления i -й характеристики в наборе;

N — число всех характеристик в наборе;

N_i — число проявления i -й характеристики в наборе.

Тогда прирост информативности:

$$\text{Gain}(S, F) = H(S) - \sum_{f \in F} \frac{|S_f|}{|S|} H(S_f),$$

где S — множество реализаций;

F — множество возможных характеристик;

$|S_f|$ — количество членов S , которые имеют значение $f \in F$.

Таким образом, на первом этапе для определенного типа объектов алгоритм строит пространство возможных деревьев, выбирая характеристику с наивысшим информационным приростом на каждом этапе. Дерево строится рекурсивно до достижения условия получения прироста информативности не менее 70% с применением включенных в дерево признаков.

На втором этапе производится классификация объекта противника методом опорных векторов. При этом для снижения размерности задачи пространства типов объектов R^n и признаков R^N стараются максимально уменьшить (до 3–5 наименований).

Для построения разделяющей гиперплоскости применяют метод [11]:

$$\sum_{j=1}^N w_j z_j + b = 0. \quad (1)$$

Представив вектор весов w в пространстве признаков в виде линейной комбинации опорных векторов из множества $\{\varphi(x_i), \alpha_i^0 > 0\}$, в координатной форме получим

$$w_j = \sum_{i=1}^l \alpha_i^0 y_i \varphi_j(x_i), \quad j=1, \dots, N.$$

Подставив полученное выражение в формулу (1), получим выражение для нелинейной поверхности, которая с учетом специфики решаемой задачи и принятых допущений является образом в пространстве R^n разделяющей гиперплоскости в пространстве признаков R^N :

$$\sum_{j=1}^N \alpha_i^0 y_i K(x, x_i) + b = 0,$$

где $K(x, x_i) = (\varphi(x), \varphi(x_i))$ — ядро классификатора.

Отсюда, зная ядро, становится возможным построение нелинейного классификатора

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j).$$

Сформированный (обученный) классификатор, который представляет собой разделяющую гиперплоскость, позволит осуществлять классификацию выявленных объектов противника в зависимости от их положения в гиперпространстве относительно разделяющей гиперплоскости. Оси гиперпространства соответствуют параметрам с наибольшим приростом информативности. При этом не рекомендуется учитывать более пяти параметров из-за значительного повышения вычислительной сложности алгоритма.

Применение данной методики позволит проводить аналитический анализ неполных не-

размеченных данных, поступающих от средств разведки на предмет поиска в них объектов, которые, с высокой вероятностью, могут оказаться приоритетными целями для огневого поражения и требуют первоочередной доразведки. При этом поиск объектов ограничен приоритетными объектами в условиях выполняемой оперативной (тактической) задачи.

Методика интеллектуального объединения отдельных объектов противника в групповые реализует объединение отдельных выявленных объектов противника в групповые, что в терминологии технологий искусственного интеллекта является задачей кластерного анализа (кластеризации), относящейся к классу задач обучения без учителя [9]. Данные задачи характеризуются, в частности, отсутствием «правильных» ответов в выборке данных.

Особенности предметной области управления войсками и оружием не позволяют в чистом виде применить классические методы кластеризации. Это связано с двумя основными трудностями.

Во-первых, это нелинейность боевых порядков войск на местности и отсутствие информации о числе формирований (кластеров) в зоне ответственности за разведку и огневое поражение. Из-за чего невозможно применение большинства методов кластерного анализа, которые объединяют объекты по принципу минимума их суммарного квадратичного отклонения от центров кластеров [6, 10]. То есть все пространство делится на k кругов и принадлежность отдельного объекта к групповому объекту (кластеру) определяется его нахождением в одном из кругов (k -means).

Во-вторых, необходимо учитывать иерархическую структуру всех регулярных армий мира. Иначе говоря, необходимо обеспечение возможности объединения групповых объектов в групповые объекты более высокого уровня.

Поэтому для решения задачи объединения отдельных объектов противника в групповые предлагается комбинирование методов кластеризации для обеспечения достоверности полученных результатов с учетом особенностей предметной области.

Первичное объединение (кластеризация) отдельных объектов производится методом, основанным на плотности пространственной

кластеризации для приложений с шумами (DBSCAN). Сущность метода DBSCAN заключается в определении типа отдельных объектов (точек) по их размещению в пространстве и объединению в кластеры по критерию «достижимости» [11].

Объекты (точки) делятся на основные, граничные и выбросы следующим образом:

– точка p является основной, если по меньшей мере $minPts$ точек находятся на расстоянии до нее, не превосходящем ϵ (максимальный радиус соседства между точками);

– точка q является граничной, если имеется путь p_1, \dots, p_n с $p_1 = p$ и $p_n = q$, где каждая точка $p_i + 1$ находится на расстоянии, не большем ϵ , от p_i , при этом никакая больше точка не может быть достигнута из q ;

– точки, не достижимые из основных точек, являются выбросами.

Если объект p является основной точкой, то начинается формирование кластера со всеми точками, достижимыми из этой точки. Процесс продолжается до достижения граничной точки q . Граничные точки являются частью кластера и формируют его «край», поскольку не могут быть использованы для достижения других точек. Далее из базы данных берется следующий объект (точка) и процесс возобновляется.

Алгоритм метода применяет подход, отличный от минимизации расстояния отдельного

объекта до центра группового объекта (кластера), поэтому применим для распознавания кластеров различной формы.

Результатом первичного объединения является совокупность групповых объектов (кластеров) «нижнего» уровня. Далее производится вторичное объединение (кластеризация), на котором групповые объекты «нижнего» уровня объединяются в объекты более «высокого» уровня.

На рис. 1 приведены результаты кластеризации с графическим отражением разницы полученных результатов между методами DBSCAN и k -means.

Вторичное объединение объектов производится с учетом иерархической структуры армий и заключается в построении дерева слияния объектов «нижнего» уровня с формированием уровней иерархии, которые интерпретируются алгоритмом как одноэлементные наборы, до достижения корня дерева или выявления установленного числа кластеров «высокого» уровня.

Особое внимание при проведении вторичного объединения объектов уделяется определению расстояния сходства — расстоянию между множествами $d(X_i, X_j)$, на основании которого производится объединение объектов (кластеров). Исходя из особенностей размещения реальных объектов на местности принимается допущение, что расстояние сходства между объектами (кластерами) полагается равным расстоянию между их центрами. Поэтому наиболее подходящим

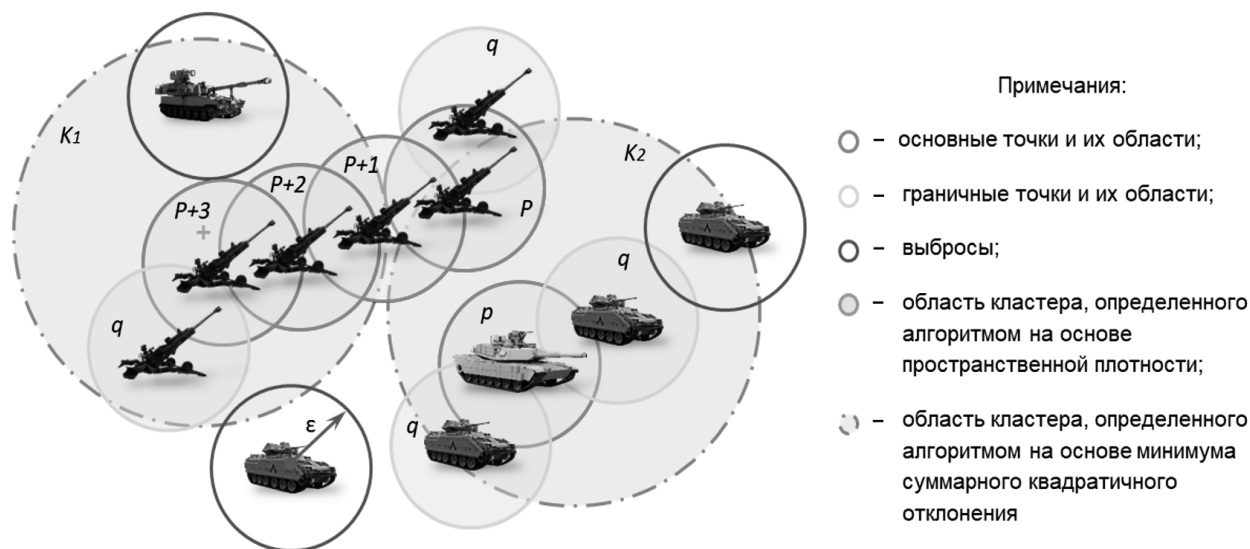


Рис. 1. Результат решения задачи первичного объединения (вариант)

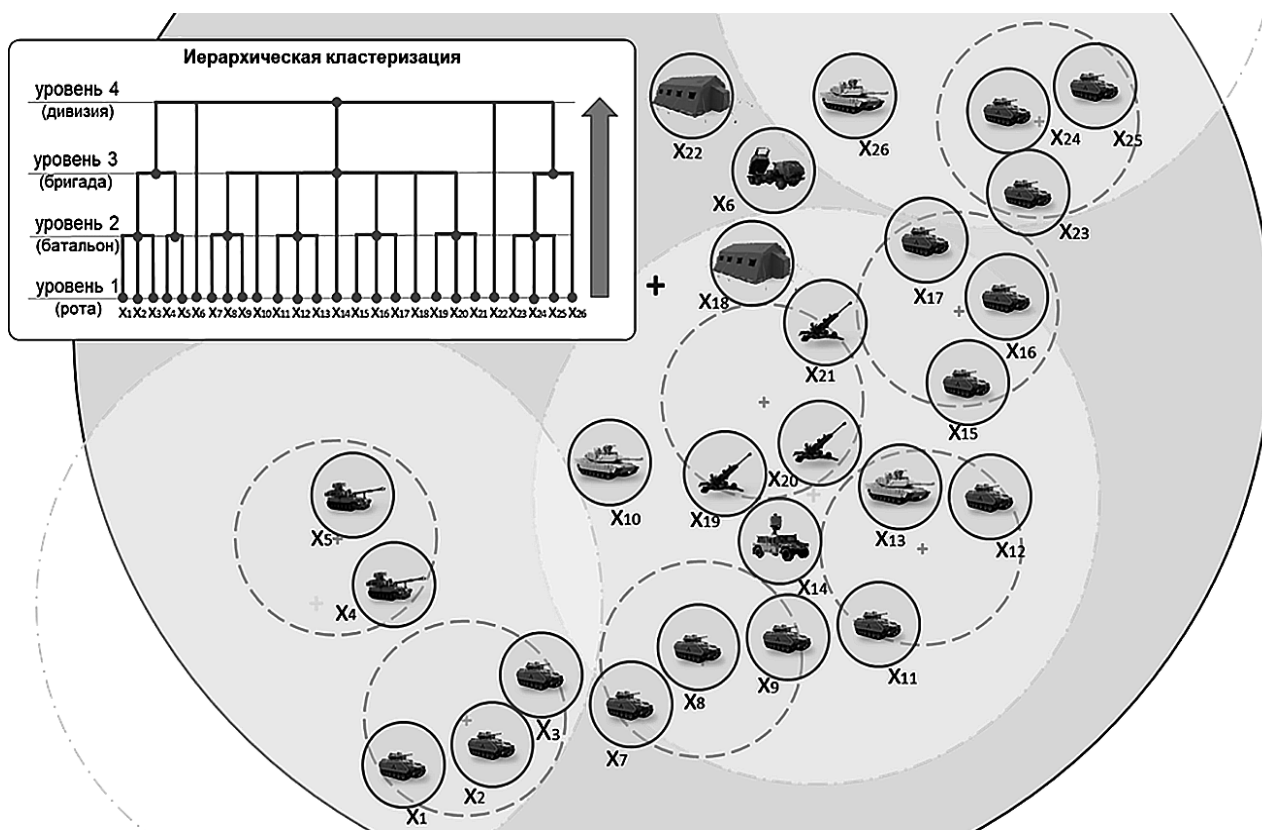


Рис. 2. Результат решения вторичного объединения (вариант)

методом определения $d(X_i, X_j)$ является центроидный метод [9]:

$$d(X_i, X_j) = C_{X_i} - C_{X_j} = \rho^2 \left(\sum_{x \in X_i} \frac{x}{n_i}, \sum_{x' \in X_j} \frac{x'}{n_j} \right),$$

где C_{X_i}, C_{X_j} — центроиды i -го и j -го кластеров;
 X_i, X_j — множества объектов i -го и j -го кластеров;

n_i, n_j — количество объектов i -го и j -го кластеров;

x — анализируемый объект.

Расстояние от образовавшегося объекта (кластера) X_k до любого другого X_h при применении центроидного метода рассчитывается следующим образом

$$d_{hk} = \frac{n_i}{n_k} d_{hi} + \frac{n_j}{n_k} d_{hj} - \frac{n_i n_j}{n_k^2} d_{ij},$$

где n_k — количество объектов образовавшегося кластера.

Вариант решения задачи интеллектуально-го объединения отдельных объектов противника

в групповые соответствует результату решения вторичного объединения, который приведен на рис. 2.

Применение предложенной методики позволит проводить объединение одиночных объектов противника в групповые и формировать из них иерархическое дерево с учетом реального размещения элементов боевого порядка на местности.

Таким образом, применение технологий машинного обучения позволит автоматизировать выполнение ряда творческих задач анализа разведывательных сведений об объектах противника, что приведет к повышению эффективности ведения РУД в условиях современных военных конфликтов высокой интенсивности.

Список источников

1. Макаренко С.И., Иванов М.С. Сетецентрическая война — принципы, технологии, примеры и перспективы: монография. СПб.: Научно-емкие технологии, 2018. 898 с.

2. Куклин Р.В. Информационно-аналитическое обеспечение ведения разведывательно-ударных действий ракетными войсками и артиллерией в условиях высокотехнологичных военных конфликтов // Военная мысль. 2025. № 1. С. 81–89.

3. Воробьев И.Н., Киселев В.А. От современной тактики к тактике сетецентрических действий // Военная мысль. 2020. № 13. С. 365–399.

4. Dombrowski P.J., Gholz E. Ross A.L. Military Transformation and the Defense Industry After Next: The Defense Industrial Implications of Network-Centric Warfare. Newport: Naval War College, 2002. 127 p.

5. Сидорин А.Н., Прищепов В.М., Акуленко В.П. Вооруженные силы США в XXI веке: военно-теоретический труд. М.: Кучково поле; Военная книга, 2013. 800 с.

6. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход. Изд. 2-е; пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2007. 1408 с.

7. Воробьев И.Н., Киселев В.А. Тактика сетецентрических действий // Армейский сборник. 2014. № 4. С. 44–46.

8. Вентцель Е.С. Теория вероятностей. М.: Наука, 1964. 576 с.

9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. Изд. 2-е; пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.

10. Берикашвили В.Ш., Оськин С.П. Статистическая обработка данных, планирование экс-

перимента и случайные процессы: учебное пособие для вузов. Изд. 2-е. М.: Юрайт, 2021. 163 с.

11. Барабанов А.В., Дорофеев А.В., Марков А.С., Цирлов В.Л. Семь безопасных информационных технологий. М.: ДМК Пресс, 2017. 224 с.

12. Сафронов М.А., Городнов Е.И. Развитие артиллерийской разведки путем использования интеллектуальной сетевой системы управления // Военная мысль. 2021. № 12. С. 52–59.

13. Исмаилов Р.А., Гайнуллин Р.Р. Применение искусственного интеллекта в радиолокационной разведке // Молодой ученый. 2023. № 44 (491). С. 37–40.

14. Бырков И.А. Обеспечение применения искусственного интеллекта в комплексах военного назначения для автоматического распознавания объектов вооружения, военной и специальной техники // Вооружение и экономика. 2023. № 2 (640). С. 47–54.

15. Степанов А. Основные направления применения искусственного интеллекта в Вооруженных силах ведущих зарубежных стран // Зарубежное военное обозрение. 2021. № 1 (886). С. 30–35.

16. Балыбердин В.А., Маркелов Е.Б., Шаклеин А.Ф. О применение элементов искусственного интеллекта на низовом уровне войскового управления // Известия Российской академии ракетных и артиллерийских наук. 2022. № 3 (123). С. 3–7.