

Прогнозирование возникновения социальной напряженности в отдельных странах на основе военно-политических, экономических и демографических факторов методами машинного обучения

И. А. Уткин, М. Д. Мандрица, Д. С. Нагорный✉

Военно-космическая академия им. А. Ф. Можайского, Санкт-Петербург, Россия

✉ hillpskov@rambler.ru

Аннотация. Представлены модели прогнозирования социальной напряженности в отдельных странах на основе методов машинного обучения. Цель исследований заключалась в том, чтобы повысить результативность прогнозирования за счет анализа военно-политических, экономических, демографических факторов, а также предобработки выбранных предикторов. Результатом стали модели машинного обучения, позволяющие с точностью рассчитанных метрик спрогнозировать внутренний вооруженный конфликт как высшую форму социальной напряженности.

Ключевые слова: прогнозирование, социальная напряженность, военно-политическая обстановка, машинное обучение, дерево решений, лес случайных деревьев, полнота, точность, ROC-кривая

Для цитирования: Уткин И. А., Мандрица М. Д., Нагорный Д. С. Прогнозирование возникновения социальной напряженности в отдельных странах на основе военно-политических, экономических и демографических факторов методами машинного обучения // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2023. Т. 16, № 9. С. 49–59. doi: 10.32603/2071-8985-2023-16-9-49-59.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Original article

Predicting Social Tensions in Individual Countries Based on Military, Political, Economic, and Demographic Factors Using Machine Learning Methods

I. A. Utkin, M. D. Mandritza, D. S. Nagorny✉

Mozhaisky Military Space Academy, Saint Petersburg, Russia

✉ hillpskov@rambler.ru

Abstract. The purpose of the work is to increase the effectiveness of prediction using the analysis of military, political, economic, and demographic factors, as well as the preprocessing of selected predictors. Models for predicting social tensions in individual countries based on machine learning methods are presented. The results include machine learning models that predict internal armed conflict as the highest form of social tension, with the accuracy of calculated metrics provided.

Keywords: prediction, social tension, military and political environment, machine learning, decision tree, forest of random trees, completeness, accuracy, ROC curve

For citation: Utkin I. A., Mandritza M. D., Nagorny D. S. Predicting Social Tensions in Individual Countries Based on Military, Political, Economic, and Demographic Factors Using Machine Learning Methods // LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2023. Vol. 16, no. 9. P. 49–59. doi: 10.32603/2071-8985-2023-16-9-49-59.

Conflict of interest. The authors declare no conflicts of interest.

Введение. Безопасность страны в современных условиях определяется не только мощностью ее военно-промышленного комплекса и вооруженных сил, но

также социально-экономическими показателями, к числу которых можно отнести внутренний валовый продукт, уровень финансового разрыва населения,

демографические данные, различные показатели темпа экономического роста страны.

Низкие значения социально-экономических параметров способны вызвать волнения среди граждан, приводящие к митингам, внутренним конфликтам или попыткам свержения правящего режима. В связи с этим прогнозирование возникновения социальной напряженности в отдельных странах как предпосылки к возникновению внутренних вооруженных конфликтов имеет высокую значимость для различных международных дипломатических, экономических и финансовых организаций. Международные организации, занимающиеся поддержанием мира, используют подобные прогнозы для предотвращения возможных государственных переворотов и обеспечения безопасности законной правящей власти в отдельных странах.

Постоянно растущий объем информации военно-политического характера по странам или регионам в совокупности с их резкой и изменчивой динамикой делает задачу прогнозирования социальной напряженности без средств автоматизации все более трудоемкой. Множество факторов создают дополнительную сложность при анализе дальнейшего развития напряженности, так как некоторые из них имеют сильную корреляцию между собой, а некоторые незначительно влияют на конечный прогноз исхода анализируемой ситуации.

С учетом вышеизложенных особенностей решение подобной задачи нашло широкое распространение в области методов машинного обучения, в частности построения классификаторов на основе деревьев решения.

Таким образом, прогнозирование возникновения социальной напряженности в отдельных государствах сводится к решению следующих частных задач: изучение влияния разнообразных по своей природе факторов на военно-политическую обстановку в государстве; конечный выбор модели машинного обучения и набора предикторов (признаков на основе которых осуществляется прогноз) для получения максимально высокой точности метриками оценивания; анализ значимости каждого фактора, влияющего на правильность оценивания исхода.

Анализ основных признаков социальной напряженности, используемых в качестве исходных данных модели классификатора. Анализ социально-экономических факторов, влияющих на военно-политическую стабильность государства, показал, что из множества существую-

щих параметров можно выделить три основных типа: экономические, военно-политические, демографические [1], [2].

В качестве экономических факторов рассматривались следующие [1], [3]–[5]:

1. Внешний государственный долг. При росте внешнего долга страны происходит снижение расходов на развитие и расширение производства внутри страны, социальные нужды, что в конечном итоге негативно сказывается на уровне жизни населения.

2. Инфляция. Высокая инфляция снижает покупательскую способность, что негативно отражается на спросе и экономическом росте. Это подрывает экономическую систему, за чем следует снижение уровня жизни и социально-политическая нестабильность.

3. Безработица. Влечет за собой серьезные экономические и социальные издержки: недо выпуск продукции, недоиспользование производственных возможностей общества, что приводит к значительному отставанию страны в экономическом развитии.

4. Природная рента, т. е. сверхприбыль, получаемая при использовании ограниченных разноразнокачественных природных ресурсов и присваиваемая собственниками этих ресурсов. Экономическое развитие стран, богатых природными ресурсами, но слабо развитых по сравнению со странами, малообеспеченными в этом отношении, в большей степени подвержено риску неустойчивости экономического развития от резких колебаний цен на минеральное сырье.

5. Внутренний валовой продукт (ВВП). Данный показатель напрямую свидетельствует об уровне экономической активности и качестве жизни людей. Чем он выше, тем больше и продуктивнее работают граждане и, соответственно, в среднем больше зарабатывают.

6. Доступ населения к энергетическим ресурсам. В частности, доступ к электричеству повышает жизненные условия людей, расширяет возможности для экономической деятельности.

7. Открытость торговли. Международная торговля и инвестиции способствуют экономическому и институциональному развитию. Открытость торговли – один из факторов экономического роста, создающий возможности для производства и экспорта, а также повышающий благосостояние за счет специализации на отраслях, обладающих сравнительными преимуществами.

Военно-политические факторы включают в себя следующее [3]–[8]:

1. Демократичность правящей власти. Усиление влияния этого фактора способно привести к становлению верховенства права и закона, защиты прав человека и фундаментальных свобод, к повышению качества жизни, устойчивому развитию, улучшению благосостояния, эффективности функционирования системы управления.

2. Коррупция. Высокий уровень коррупции оказывает разлагающее влияние на все стороны жизни общества отдельного взятого государства: в экономической сфере – приводит к уменьшению налоговых поступлений и ослаблению бюджета, к обострению социальных проблем из-за невыполнения бюджетных обязательств; в социальной – закрепляет и увеличивает имущественное неравенство в государстве, дискредитирует право как основной инструмент регулирования жизни общества; в политической – приводит к уменьшению доверия населения к власти, снижению престижа страны на международной арене.

3. Политические репрессии. Данный фактор показывает неспособность государственной власти разрешать политические разногласия законными формами и методами. Факт совершения репрессий со стороны правящей верхушки государства снижает уровень доверия к ней со стороны населения, может в долгосрочной перспективе привести к открытому недовольству населения, беспорядкам, вооруженным столкновениям.

4. Государственный контроль над территорией страны. Позволяет гарантировать национальное единство и целостность государства в целях защиты населения, обеспечивает подотчетность правительства и его должностных лиц перед народом государства.

5. Попытка свержения действующего режима. Служит прямым индикатором политической, экономической и социальной нестабильности общества, несостоятельности или слабости действующей в стране власти.

6. Военные расходы. Низкие вложения в военную сферу напрямую снижают обороноспособность страны, увеличивая риски политической нестабильности и делая страну инвестиционно менее привлекательной. Наоборот, слишком высокие затраты на обеспечение обороноспособности государства способны оттянуть ресурсы из других сфер экономики, тормозя экономический рост, и привести к снижению ВВП.

7. Импорт вооружения и военной техники. От него непосредственным образом зависит защита геополитических и внешнеэкономических интересов страны.

В качестве демографических факторов использовались [3], [4], [9]:

1. Население. Численность населения напрямую влияет на повышение или понижение накопленных и сбережений, положительную или отрицательную динамику роста рабочей силы, снижение или улучшение качества трудовых ресурсов.

2. Смертность. Данный фактор может указывать на низкий уровень благосостояния населения, низкий уровень развития здравоохранения, наличие в обществе социальных кризисов.

3. Детская смертность. Указывает на низкий уровень жизни населения, недостаточное обеспечение населения услугами здравоохранения.

Текущие факторы нашли широкое отражение в данных о вооруженных конфликтах, возникших на основе социальной напряженности, представленные в датасете UCDP/PRIO Armed Conflict Dataset version 22.1 [10], который содержит информацию о вооруженных столкновениях различного характера с 1946 по 2021 г. Датасет состоит из конфликтов государственного уровня, определяемых как «оспариваемая несовместимость, которая касается правительства и/или территории, где использование вооруженной силы между двумя сторонами, из которых по крайней мере одна является правительством государства и приводит к гибели не менее 25 человек в результате военных действий за один календарный год» [10]. В силу сложности нахождения достоверной информации о военно-политических, экономических, демографических показателях стран мира за 2-ю и 3-ю четверти XX в., из датасета были удалены все конфликты, датирующиеся 1984 г. и ранее. Конечный датасет содержит 572 строки.

Анализ и обработка данных UCDP/PRIO ARMED CONFLICT DATASET. Данный датасет представляет собой таблицу, где в качестве предикторов используются представленные ранее социально-экономические параметры. Количество строк таблицы (рис. 1) соответствует числу учтенных конфликтов.

Ввиду того, что из открытых источников не всегда возможно получить значение предиктора, некоторые колонки датасета не содержат значений.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
6.0	12.0	1.7	0.0	0.3	0.7	7.2	2.9	0.0	6.4
8.8	8.3	2.6	16.1	0.5	0.4	8.5	5.1	18.4	7.7
8.8	8.3	2.6	16.1	0.5	0.4	8.5	5.1	18.4	7.7
8.8	8.3	2.6	16.1	0.5	0.4	8.5	5.1	18.4	7.7
13.9	4.6	2.9	15.4	0.3	0.6	6.0	3.9	0.0	5.3
13.1	0.2	3.5	15.6	0.2	0.9	8.6	0.0	100.0	6.8
13.1	0.2	3.5	15.6	0.2	0.9	8.6	0.0	100.0	6.8
3.2	1.1	4.5	19.3	0.2	0.5	8.9	3.0	100.0	6.9
5.1	0.3	1.8	19.9	0.6	0.6	10.2	2.1	100.0	9.0
5.1	0.3	1.8	19.9	0.6	0.6	10.2	2.1	100.0	9.0

1 – смертность на 1000 чел.; 2 – природная рента, % ВВП;
3 – военные расходы, % ВВП; 4 – импорт вооружений; 5 – демократичность правящей власти;
6 – коррупция; 7 – ВВП на душу населения; 8 – детская смертность; 9 – доступ населения к энергетическим ресурсам; 10 – население

Рис. 1. Датасет с военно-политическим, экономическим, демографическим факторами различных стран мира в разные годы (выделены недостающие значения)

Fig. 1. Dataset including military, political, economic, and demographic factors from various countries by years (the missing values are highlighted)

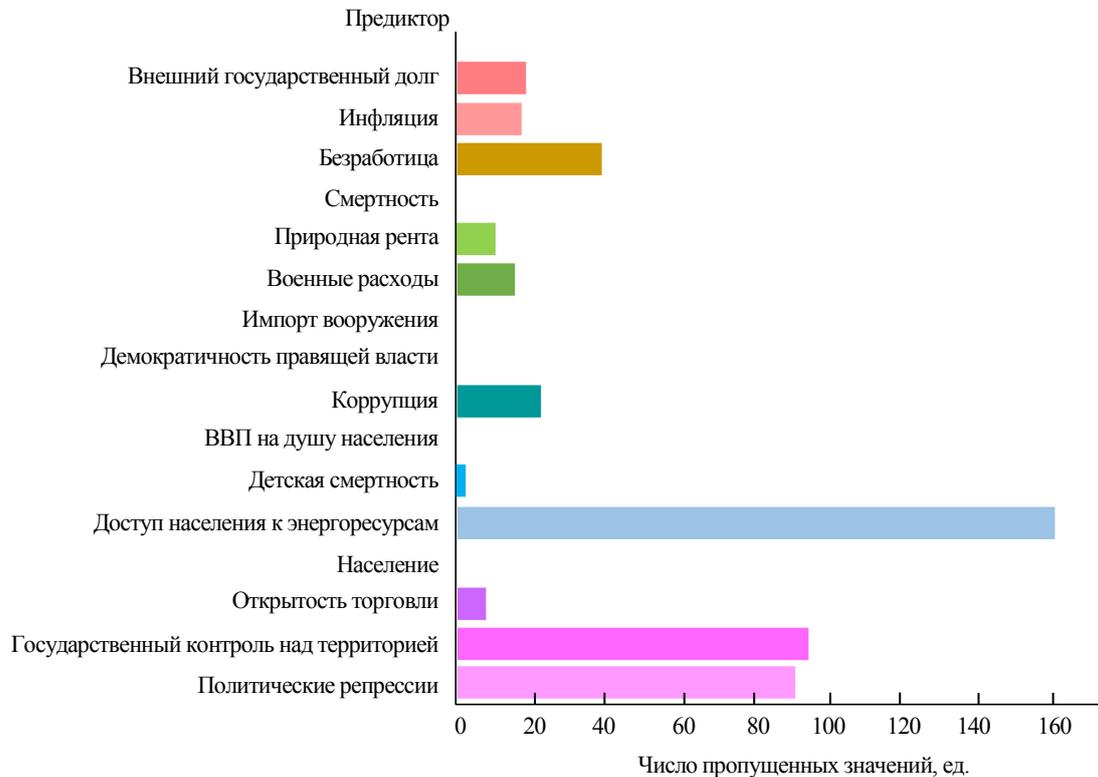


Рис. 2. Подсчет количества пропущенных значений для каждого предиктора

Fig. 2. Missing values counted for every predictor (vertical axis – predictors, horizontal axis – missed values' number)

На рис. 2 представлен анализ пропущенных значений, который показал, что для большинства прогнозируемых факторов пробелы в данных составляют менее 10 %. На практике эти значения заменяются на ноль.

Также необходимо учесть, что часть предикторов в датасете схожи по своей сущности и могут значительно коррелировать между собой.

Корреляция связана с тем, что два и более предиктора причинно связаны или близки по своей сущности, как, например, общая смертность населения и детская смертность.

В этом случае значение одного предиктора способно прогнозировать значение второго, что затрудняет оценку важности каждого из них и негативно влияет на результат прогнозирования.

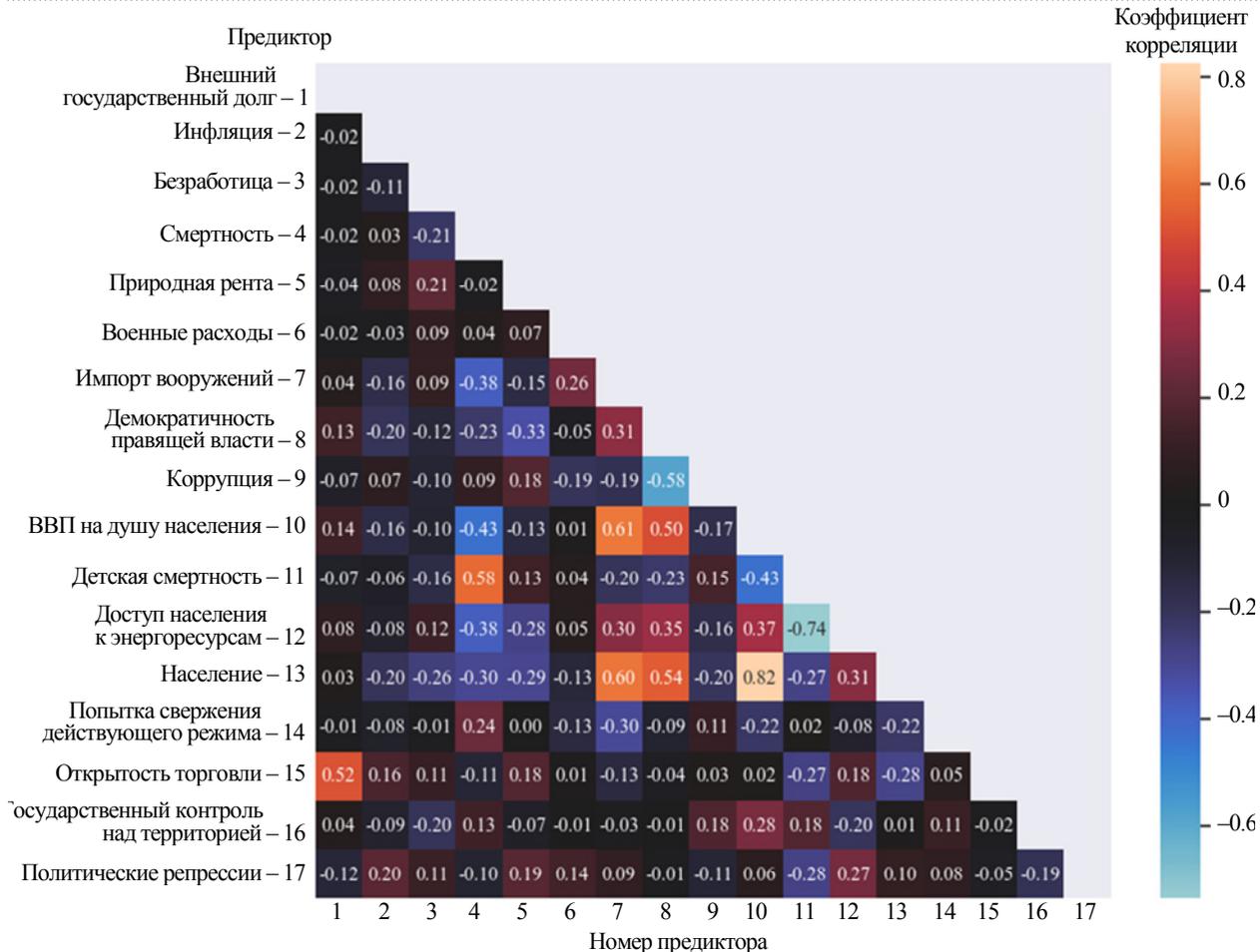


Рис. 3. Матрица попарной корреляции предикторов
Fig. 3. Predictor's pair correlation matrix

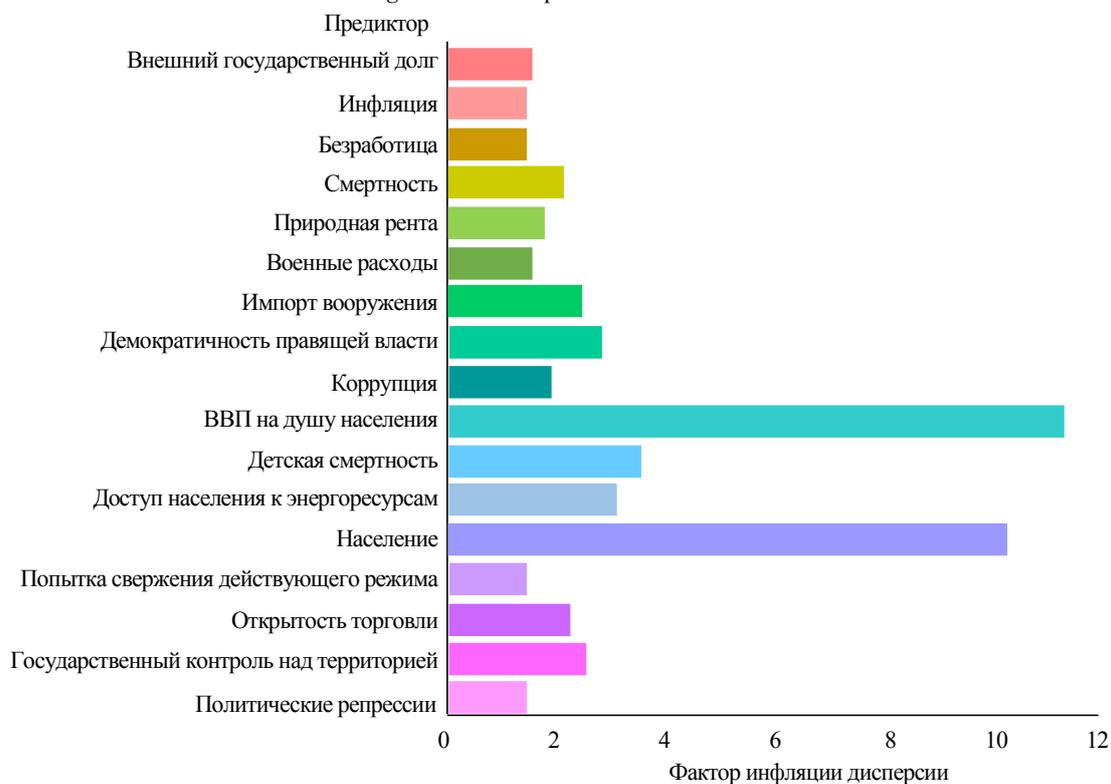


Рис. 4. Фактор инфляции дисперсии между предикторами
Fig. 4. Variance inflation factors for predictors

Чтобы исключить признаки с высокой взаимной корреляцией, осуществлен расчет попарного коэффициента корреляции предикторов. Для удобства представления предикторам были присвоены номера от 1 до 17. Графический расчет представлен на рис. 3 в виде корреляционной матрицы.

В соответствии со шкалой Чеддока [11] пороговое значение коэффициента корреляции, при котором величины линейно зависимы, составляет 0.75. Это значение превышают несколько пар предикторов: «Население» и «ВВП на душу населения», а также показатель «Детская смертность» имеет сильную связь с показателем «Доступ населения к энергетическим ресурсам».

Высокий коэффициент корреляции между вышеуказанными предикторами возникает по причине того, что ВВП на душу населения есть отношение ВВП к численности населения страны, а доступ населения к энергетическим ресурсам напрямую влияет на качество жизни людей и, следовательно, на детскую смертность, которая зависит от условий проживания и экономической деятельности населения.

Помимо оценки попарной корреляции для более наглядного представления наличия линейной зависимости между всеми предикторами на рис. 4 представлен расчет фактора инфляции дисперсии (Variance inflation factor – VIF), который служит мерой мультиколлинеарности между признаками. Пороговым значением фактора инфляции дисперсии считается значение 10 [12].

Прогнозирование внутреннего вооруженного конфликта как высшей формы социальной напряженности с использованием моделей на основе решающих деревьев. Для разработки модели классификатора использованы программные средства из библиотеки sklearn на языке программирования Python. В качестве исходных данных для обучения модели взят ранее проанализированный датасет UCDP/PRIО Armed Conflict Dataset. Бинарное целевое значение принимает значение 0, если конфликт не произошел, и 1, если произошел. Критерием того, что конфликт произошел, служит число погибших более 25 человек в год в результате ведения военных действий.

Основой для моделей прогнозирования были выбраны модели решающего дерева (DecisionTreeClassifier) и случайного леса решающих деревьев (RandomForestClassifier). Подобные модели машинного обучения широко применяются для решения задач бинарной классификации [13].

Применение выбранных моделей требует выполнения ряда действий, в частности:

- 1) разбиения датасета на тренировочную и тестовую подвыборки;
- 2) задания моделей деревьев;
- 3) определения оптимальных параметров моделей;
- 4) обучения модели на тренировочном датасете с выбранными параметрами;
- 5) расчета метрик для оценки правильности классификации.

Блок-схема проведения прогнозирования вооруженного конфликта представлена на рис. 5.

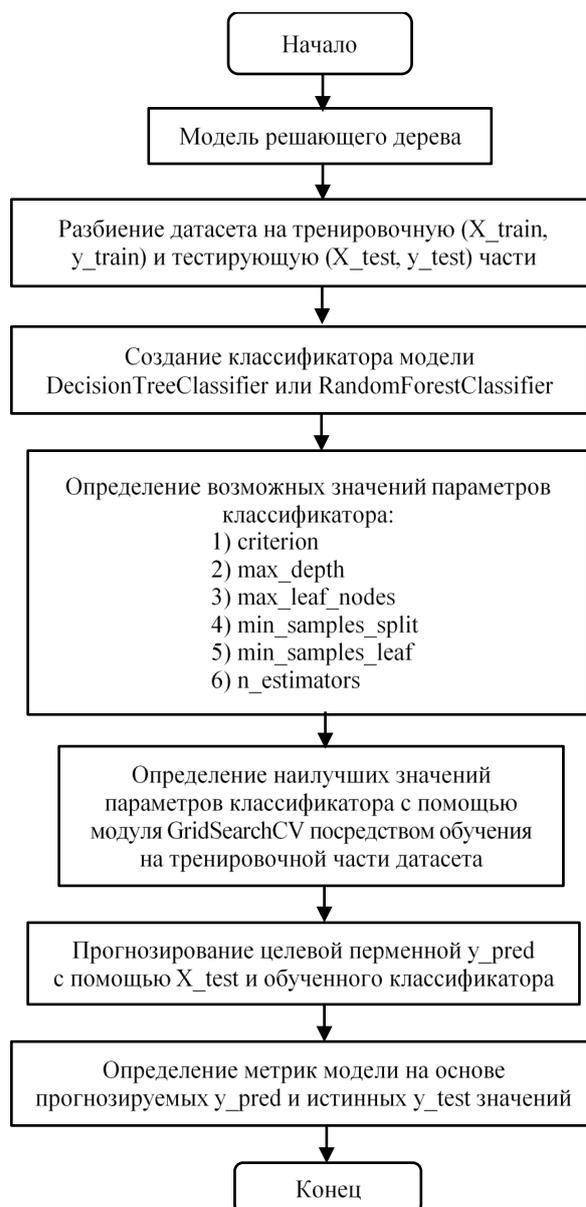


Рис. 5. Блок-схема моделирования прогноза вооруженного конфликта
Fig. 5. Modeling scheme for prediction military conflict

Табл. 1. Параметры моделей при первой оценке
 Tab. 1. Model parameters at first evaluation

Модель	Модель решающего дерева (DecisionTreeClassifier)	Модель случайного леса решающих деревьев (RandomForestClassifier)
Критерий классификации (criterion)	gini	entropy
Глубина дерева (max_depth)	7	4
Максимальное число листьев в дереве (max_leaf_nodes)	8	9
Минимальное число наблюдений в листе дерева (min_samples_leaf)	1	1
Минимальное число наблюдений, необходимое для дальнейшего деления узла дерева (min_samples_split)	2	5
Количество деревьев в лесу (n_estimators)	–	11

Модели на основе деревьев решения имеют ряд параметров, которые позволяют повысить правильность классификации при обучении. Для оптимального подбора параметров использовалась функция GridSearchCV библиотеки sklearn. Параметры для моделей представлены в табл. 1.

Результаты моделирования оцениваются на основе следующих метрик классификации: Precision (Точность), Recall (Полнота), F1-score и ROC кривая. Данные метрики широко применяются в моделях на основе машинного обучения за счет того, что позволяет всесторонне оценить возможности классификаторов.

Разработка моделей прогнозирования с использованием предикторов датасета. На первом этапе моделирования использованы все 17 предик-

торов. Исходный датасет был разбит в соотношении 3:1 на тренировочный и тестирующий применяемые для обучения модели и оценки способности прогнозировать соответственно.

Результаты проведения прогнозирования на тестовой выборке представлены в табл. 2.

Метрику Precision можно интерпретировать как долю объектов, названных моделью положитель-

Табл. 2. Результаты моделирования
 Tab. 2. Experimental results

Метрика	Модель решающего дерева (DecisionTreeClassifier)	Модель случайного леса решающих деревьев (RandomForestClassifier)
Precision	0.88	0.88
Recall	0.95	0.95
ROC score	0.73	0.82
F1 score	0.97	0.97

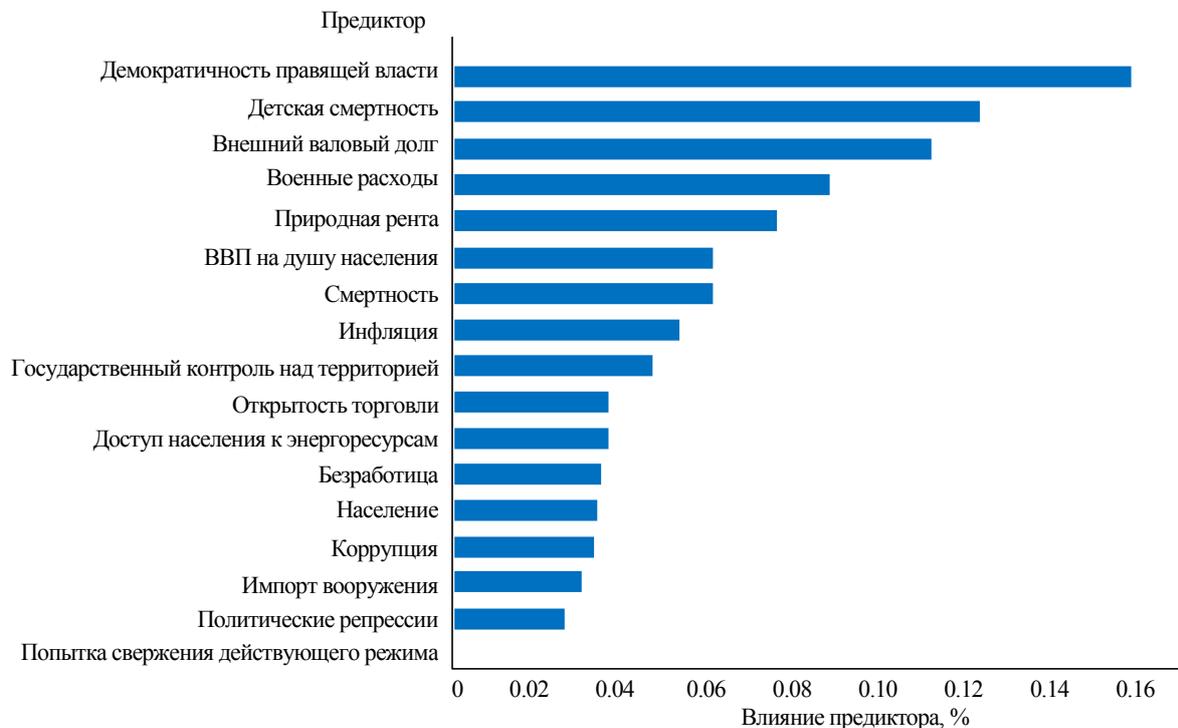


Рис. 6. Вклад каждого предиктора в прогнозирование целевой переменной при первом прогнозировании
 Fig. 6. Predictor's contribution in predicting objective variable, first iteration

ными и при этом действительно положительными, а метрика Recall показывает, какую долю объектов положительного класса из всех объектов положительного класса нашел алгоритм.

Для того чтобы объединить Precision и Recall в агрегированный критерий качества, используется метрика F1 score, являющаяся средним гармоническим метрик Precision и Recall.

На рис. 6 представлена диаграмма вклада каждого предиктора в прогнозирование целевой переменной.

Метрика ROC score (площадь под кривой ошибок) позволяет выявить, насколько хорошо модель способна различать положительные и отрицательные классы в наблюдениях. В случае, если ROC score = 0.5, классификатор не может различать положительные и отрицательные классы. Соответственно, чем ближе значение ROC score к 1, тем лучше модель выполняет бинарную классификацию, правильно относя положительные наблюдения к положительным и отрицательные – к отрицательным.

Модели имеют одинаково высокое значение метрик Recall и F1 score. Модель случайного леса решающих деревьев показала метрику ROC score выше, чем модель решающего дерева, т. е. качественнее решила задачу классификации.

Анализ диаграммы на рис. 7 показал, что на возникновение социальной напряженности наибольшее влияние оказывают следующие факторы: военно-политические – действующий политический режим, верховенство прав и свобод государства (democracy_index), уровень военных расходов государства (military_expenditure_percent_of_GDP); экономический – уровень благосостояния государства и его внешний валовый долг (ext_debt_stocks); демографический – детская смертность (fertility_rate).

На втором этапе моделирования были отброшены признак со значением парной корреляции более 0.75, а именно «ВВП на душу населения» (GDP_per_capital) и предиктор «попытка свержения действующего режима» (unseat_current_state_head_attempt), так как он вносит незначительный вклад в прогнозирование напряженности (рис. 6).

После исключения двух предикторов проведено и представлено на рис. 7 повторное построение фактора инфляции дисперсии (VIF), в результате которого выявлено, что ни один из предикторов не превышает пороговое значение 10.

При изменении числа признаков были получены новые оптимальные параметры для моделей, представленные в табл. 3.

Результаты проведения моделирования представлены в табл. 4.

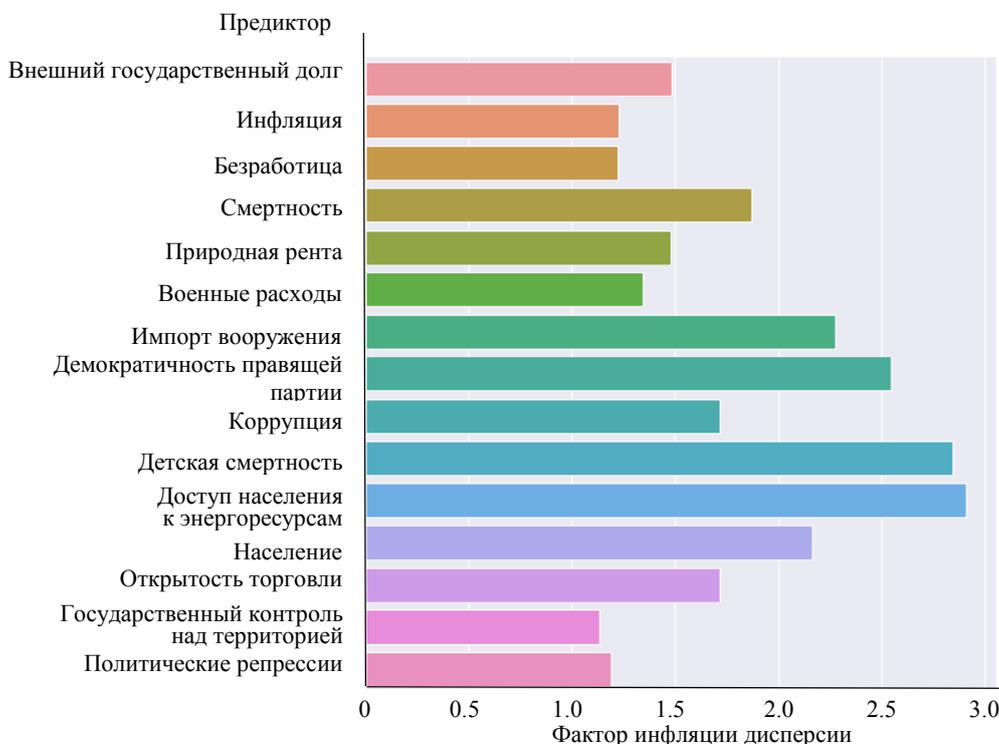


Рис. 7. Повторная проверка датасета на мультиколлинеарность после исключения двух предикторов

Fig. 7. Multicollinearity reverification for dataset after exclusion of two predictors

Табл. 3. Параметры моделей при повторной оценке
Tab. 3. Model parameters during re-evaluation

Модель	Модель решающего дерева (DecisionTreeClassifier)	Модель случайного леса решающих деревьев (RandomForestClassifier)
Критерий классификации (criterion)	gini	entropy
Глубина дерева (max_depth)	5	4
Максимальное число листьев в дереве (max_leaf_nodes)	9	9
Минимальное число наблюдений в листе (min_samples_leaf)	1	1
Минимальное число наблюдений, необходимое для дальнейшего деления узла дерева (min_samples_split)	2	5
Количество деревьев в лесу (n_estimators)	–	11

Табл. 4. Результаты повторного моделирования
Tab. 4. Re-simulation results

Метрика	Модель решающего дерева (DecisionTreeClassifier)	Модель случайного леса решающих деревьев (RandomForestClassifier)
Precision	0.9	0.89
Recall	0.96	0.97
ROC score	0.81	0.9
F1 score	0.98	0.98

В результате исключения двух предикторов удалось увеличить метрики для первой и второй моделей, в частности метрику ROC score для модели леса решающих деревьев (RandomForestClassifier) [14]. Вследствие дисбаланса классов в обучающей выборке и преобладающего числа положительных наблюдений (факта социальной напряженности, приведшей к возникновению

внутреннего вооруженного конфликта, в определенной стране в определенный год) модель с высокой степенью точности способна предсказать социальную напряженность на основе существующих независимых переменных, о чем говорят метрики Precision, Recall и F1 score. С другой стороны, малое количество отрицательных наблюдений (при заданных военно-политических, экономических и демографических показателях социальная напряженность не привела к возникновению внутреннего вооруженного конфликта в стране в определенный год) не позволяет получать постоянное значение метрики ROC score при изменении отрицательных наблюдений в обучающей выборке.

На рис. 8 представлена обновленная диаграмма вклада каждого предиктора в прогнозирование целевой переменной на втором этапе моделирования.

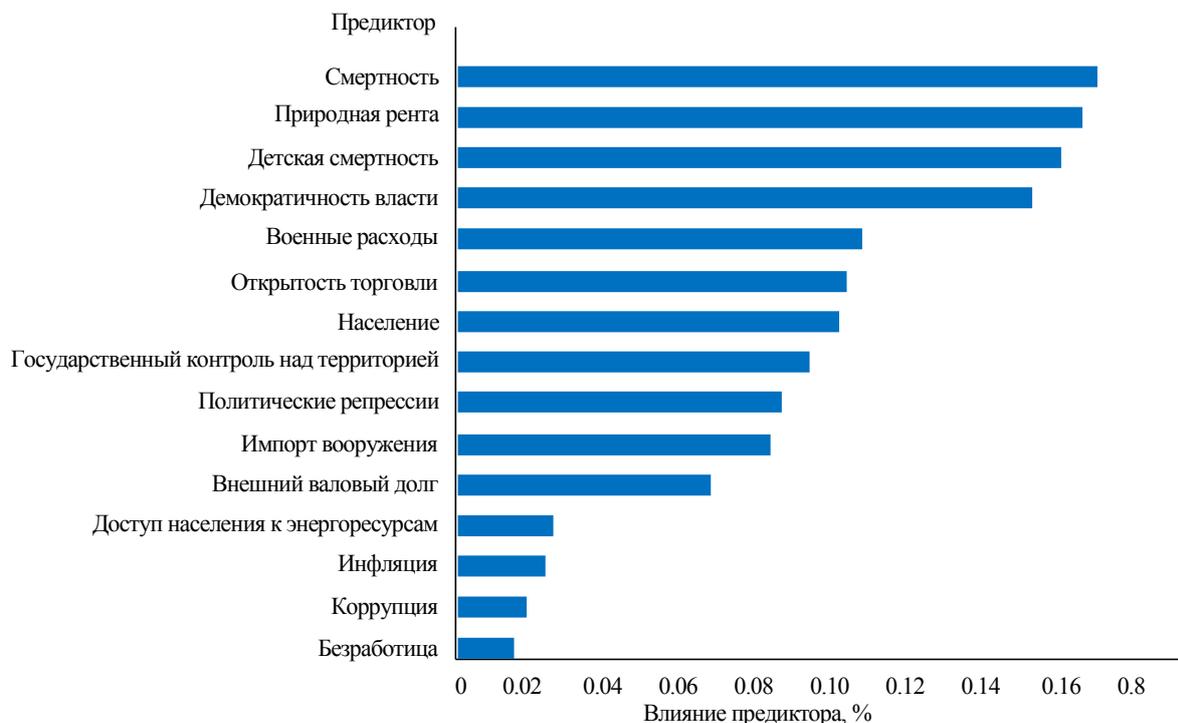


Рис. 8. Вклад каждого предиктора в прогнозирование целевой переменной на втором этапе моделирования
Fig. 8. Contribution of each predictor to the prediction of the target variable in the second modeling step

Произошло изменение степени воздействия оставшихся независимых переменных на возникновение социальной напряженности. Увеличили вклад такие демографические показатели, как смертность на 1000 человек населения (*mortality_by_1000*), а также детская смертность (*fertility_rate*). Напряженность внутри страны также обусловлена военно-политическими факторами – демократичностью режима власти (*democracy_index*) и уровнем военных расходов государства (*military_expenditure_procent_of_GDP*). Среди экономических показателей выделяется природная рента (*resources_rent_procent_of_GDP*).

Заключение. Социальная напряженность в отдельно взятой стране может прогнозироваться такими бинарными классификаторами, как лес случайных деревьев и дерево принятия решения. На основе полученных метрик F1 score и ROC score предлагаемые модели машинного обучения позволяют прогнозировать возникновение социальной

напряженности, способной вызвать внутренний вооруженный конфликт, с точностью 85 %. Более высокие показатели на заданных метриках показала модель на основе леса случайных деревьев.

Существующие библиотеки и функции подбора параметров обучения позволяют очень точно подобрать значения для моделей бинарной классификации.

Прогнозирование целевой переменной продемонстрировало, что риск возникновения социальной напряженности зависит от правящего режима, зависимости государства от залежей его полезных ископаемых, расходов на военную промышленность. Риск возникновения внутреннего вооруженного конфликта значительно коррелирует с демографическим показателем смертности на 1000 чел. населения. С другой стороны, меньший вклад в прогноз конфликта вносят экономические показатели, в частности такие, как уровень инфляции и безработицы (менее 2 %).

Список литературы

1. Стратегическое прогнозирование и планирование внешней и оборонной политики: в 2 т. Т. 1. Теоретические основы системы анализа, прогноза и планирования внешней и оборонной политики / А. И. Подберезкин, М. В. Александров, К. П. Боришполец, М. А. Мунтян, М. В. Харкевич; под ред. А. И. Подберезкина. М.: МГИМО-Университет, 2015. 796 с.
2. Стратегическое прогнозирование международных отношений / А. И. Подберезкин, М. В. Александров, К. П. Боришполец, Е. С. Зиновьева, А. А. Казанцев, А. М. Кабаченко, О. Е. Родионов, А. Л. Синегубов, В. Г. Соколенко, М. В. Харкевич, С. Р. Цырендоржиев; под ред. А. И. Подберезкина, М. В. Александрова. М.: МГИМО-Университет, 2016. 743 с.
3. World Bank Open Data. URL: <https://data.worldbank.org/> (дата обращения 23.03.2023).
4. Country-Year: V-Dem Full+Others version 12. URL: <https://v-dem.net/data/the-v-dem-dataset/country-year-v-dem-fullothers/> (дата обращения 25.03.2023).
5. Our World In Data. URL: <https://our-worldindata.org/> (дата обращения 25.03.2023).
6. White P. Generals in the Cabinet: Military Participation in Government and International Conflict Initiation // Intern. Studies Quarterly. 2021. Vol. 65, no. 2. P. 551–561. doi: 10.1093/isq/sqab012.
7. SIPRI databases // Stockholm international peace research institute. URL: <https://www.sipri.org/databases> (дата обращения 28.03.2023).
8. The Political Terror Scale. URL: <https://www.politicalterror.org/Data/> (дата обращения 21.03.2023).
9. Григоренко Я. А., Резер Т. М. Отражение демографических проблем в геополитике и ее экономической составляющей Российской Федерации // Материалы VII Междунар. науч.-практ. конф «Стратегии развития социальных общностей, институтов и территорий»: в 2-х т. Т. 2. Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2021. С. 110–114.
10. UCDP/PRIO Armed Conflict Dataset version 22.1. URL: <https://ucdp.uu.se/downloads/index.html#armedconflict> (дата обращения 14.03.2023).
11. Шкала Чеддока. URL: <https://studfile.net/preview/3009913/page:39/> (дата обращения 14.03.2023).
12. Орлова И. В. Анализ инструментов языка R для решения проблемы мультиколлинеарности данных // Современные наукоемкие технологии. 2018. № 6. С. 129–137. doi: 10.17513/snt.37045.
13. Karabiber F. Binary Classification. URL: <https://www.learn-datasci.com/glossary/binary-classification/> (дата обращения 11.03.2023).
14. Repository with code snippet. URL: <https://github.com/ewanytken/article> (дата обращения 25.05.2023).

Информация об авторах

Уткин Иван Алексеевич – канд. техн. наук, преподаватель кафедры информационно-аналитической работы Военно-космической академии им. А. Ф. Можайского.
E-mail: ewanytken@mail.ru

Мандрица Михаил Дмитриевич – студент Военно-космической академии им. А. Ф. Можайского.
E-mail: blazn420scopexd@mail.ru

Нагорный Дмитрий Сергеевич – преподаватель кафедры информационно-аналитической работы Военно-космической академии им. А. Ф. Можайского.
E-mail: hillpskov@rambler.ru

References

1. Strategicheskoe prognozirovanie i planirovanie vneshnej i oboronnoj politiki: v 2 t. T. 1. Teoreticheskie osnovy sistemy analiza, prognoza i planirovaniya vneshnei i oboronnoj politiki / A. I. Podberezkin, M. V. Aleksandrov, K. P. Borishpolets, M. A. Muntjan, M. V. Harkevich; ed. by A. I. Podberezkin. M.: MGIMO-University, 2015. 796 s. (In Russ.).
2. Strategicheskoe prognozirovanie mezhdunarodnyh otnoshenij / A. I. Podberezkin, M. V. Aleksandrov, K. P. Borishpolec, E. S. Zinov'eva, A. A. Kazantsev, A. M. Kabachenko, O. E. Rodionov, A. L. Sinegubov, V. G. Sokolenko, M. V. Harkevich, S. R. Cyrendorzhiev; ed. by A. I. Podberezkin, M. V. Aleksandrov. M.: MGIMO-Universitet, 2016. 743 s. (In Russ.).
3. World Bank Open Data. URL: <https://data.worldbank.org/> (data obraschenija 23.03.2023).
4. Country-Year: V-Dem Full+Others version 12. URL: <https://v-dem.net/data/the-v-dem-dataset/country-year-v-dem-fullothers/> (data obraschenija 25.03.2023).
5. Our World In Data. URL: <https://ourworldindata.org/> (data obraschenija 25.03.2023).
6. White P. Generals in the cabinet: Military participation in Government and international conflict initiation // Intern. Studies Quarterly. 2021. Vol. 65, no. 2. P. 551–561. doi: 10.1093/isq/sqab012
7. SIPRI databases // Stockholm International Peace Research Institute. URL: <https://www.sipri.org/databases> (data obraschenija 28.03.2023).
8. The Political Terror Scale. URL: <https://www.politicalterroryscale.org/Data/> (data obraschenija 21.03.2023).
9. Grigorenko Ya. A., Rezer T. M. Otrazhenie demograficheskikh problem v geopolitike i ee ekonomicheskoy sostavljajushej Rossijskoj Federacii // Materialy VII Mezhdunar. nauch.-prakt. konf. «Strategii razvitiya social'nyh obschnostej, institutov i territorij»: v 2-h t. T. 2. Ekaterinburg: Izd-vo Ural. un-ta, 2021. S. 110–114. (In Russ.).
10. UCDP/PRIO Armed Conflict Dataset version 22.1. URL: <https://ucdp.uu.se/downloads/index.html#armedconflict> (data obraschenija 14.03.2023).
11. Shkala Cheddoka. URL: <https://studfile.net/preview/3009913/page:39/> (data obraschenija 14.03.2023). (In Russ.).
12. Orlova I. V. Analysis tools language of R to solve the problem of multicollinearity of data // Modern Science-Intensive Technologies. 2018. № 6. S. 129–137. doi: 10.17513/snt.37045. (In Russ.).
13. Karabiber F. Binary classification. URL: <https://www.learnatasci.com/glossary/binary-classification/> (data obraschenija 11.03.2023).
14. Repository with code snippet. URL: <https://github.com/ewanytken/article> (data obraschenija 25.05.2023).

Information about the authors

Ivan A. Utkin – Cand. Sci. (Eng.), teacher of the Information-Analitical Department of Mozhaisky Military Space Academy.
E-mail: ewanytken@mail.ru

Michael D. Mandritza – student of Mozhaisky Military Space Academy.
E-mail: blazn420scopexd@mail.ru

Dmitry S. Nagorny – teacher of the Information-Analitical Department of Mozhaisky Military Space Academy.
E-mail: hillpskov@rambler.ru

Статья поступила в редакцию 26.06.2023; принята к публикации после рецензирования 02.08.2023; опубликована онлайн 23.11.2023.

Submitted 26.06.2023; accepted 02.08.2023; published online 23.11.2023.