

Е.С. Митяков**МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ В ЗАДАЧАХ ОБЕСПЕЧЕНИЯ
ЭКОНОМИЧЕСКОЙ БЕЗОПАСНОСТИ**

МИРЭА – Российский технологический университет, г. Москва

Представлен обзор методов машинного обучения и анализу их применимости в задачах обеспечения экономической безопасности на различных иерархических уровнях народного хозяйства. Показано, что в современных экономических реалиях методы искусственного интеллекта и машинного обучения становятся важнейшим инструментом решения управленческих задач. Для оперативного анализа и прогнозирования экономической безопасности требуется применение современных методов прогнозирования угроз и выбора действенных стратегий предотвращения их последствий. В статье дан анализ публикаций по использованию методов машинного обучения в экономических исследованиях, приведены ключевые задачи машинного обучения в контексте обеспечения экономической безопасности систем различных иерархических уровней. В работе приведены основные виды машинного обучения, даны примеры использования методов обучения с учителем и без учителя в контексте задач, связанных с обеспечением экономической безопасности. Представлены основные алгоритмы моделей машинного обучения и возможные варианты их использования в задачах обеспечения экономической безопасности. В заключение работы сделан вывод о том, что использование инструментария машинного обучения в задачах анализа и прогнозирования экономической безопасности в совокупности с традиционными методами позволит дать более комплексную оценку происходящим явлениям.

Ключевые слова: экономическая безопасность, машинное обучение, искусственный интеллект, задачи машинного обучения, виды машинного обучения, алгоритмы машинного обучения.

Введение

Обеспечение национальной безопасности в сфере экономики становится все более остроактуальной задачей. В этой связи можно констатировать, что для текущего и стратегического обеспечения экономической безопасности субъектов различного уровня хозяйствования требуется более обширное внедрение автоматизированных информационных систем.

В современных экономических реалиях методы искусственного интеллекта и машинного обучения становятся важнейшим инструментом решения управленческих задач [1]. Появление новых вызовов и угроз нацио-

нальной безопасности диктует внедрение и имплементацию новых прорывных технологий в задачах управления экономикой на различных уровнях народного хозяйства. К таким задачам можно отнести и задачу обеспечения экономической безопасности на макро, мезо и микроуровнях.

Для оперативного анализа и прогнозирования экономической безопасности требуется применение современных методов прогнозирования угроз и выбора действенных стратегий предотвращения их последствий. В современных условиях цифровизации экономики страны, наличия надлежащих технологических возможностей, баз данных и информационных хранилищ одним из возможных решений названной задачи выступает применение методов машинного обучения [2–4].

Анализ научной литературы по использованию методов машинного обучения в экономических исследованиях

В последние годы в экономических науках все более активно применяются методы машинного обучения: контролируемое обучение, обучение с подкреплением и неконтролируемое обучение [5]. Проблемы применения инструментов, методов и алгоритмов машинного обучения в экономике затронуты в трудах многих отечественных и зарубежных исследователей. В работах [6, 7] приведено обсуждение влияния машинного обучения на развитие экономики в целом. В трудах [8, 9] представлены теоретические аспекты машинного обучения, а также приведены примеры его использования в решении конкретных практических задач экономики. В статье [10] авторы описывают связь больших данных и экономики. В работах [11–13] даны обзоры применимости машинного обучения в сфере кредитования, налогообложения и банковской деятельности.

В задачах обеспечения экономической безопасности методы машинного обучения и искусственного интеллекта представлены в меньшей степени. Так, в работе [14] разработан алгоритм импорта и первичной обработки информации при анализе экономической безопасности. Первый шаг алгоритма заключается в поиске исходных данных, которые как правило слабоструктурированы. На втором этапе пошаговой процедуры производилось функциональное преобразование исходных данных в индикаторы экономической безопасности с учетом различных пределов измерения и размерностей. Третий этап заключается в обработке и визуализации преобразованной информации, анализе и прогнозировании. В работе [15] для непрерывного мониторинга и обеспечения экономической безопасности предлагается задействовать технологии машинного обучения, основанные на вероятностном подходе и логистической регрессии. На основе предлагаемой технологии машинного обучения авторам представляется возможной

успешная реализация интеллектуальной системы мониторинга и обеспечения экономической безопасности. В работе [16] представлены математические методы выбора систем защиты информации и алгоритмов оценки и прогнозирования информационной и экономической безопасности с учетом их сбалансированного сочетания. Методы машинного обучения и имитационного моделирования предлагается задействовать при формировании федеральной системы управления рисками [17], которая будет содержать сотни тысяч индикаторов различного иерархического уровня.

Задачи машинного обучения

В данной работе приведен анализ применимости методов машинного обучения в решении задач обеспечения экономической безопасности. Идея машинного обучения в основном базируются на выявлении закономерностей и принятии научно обоснованных решений с минимальным участием человека. Обычно задачи, решаемые с помощью методов машинного обучения, можно свести к одной из следующих [4]:

- задача классификации;
- задача регрессии;
- задача кластеризации;
- задача уменьшения размерности;
- задача поиска аномалий.

Рассмотрим подробнее названные типы задач в контексте обеспечения экономической безопасности систем различных иерархических уровней.

Решением *задачи классификации* является получение категориального ответа на основе набора характерных признаков [18]. Данный тип задач возникает в том случае, когда необходимо предсказать, к какому из известных классов относится объект. В контексте обеспечения экономической безопасности решение задачи классификации может потребоваться, например, при оценивании вероятности возникновения угрозы по данным анализа соответствующих индикаторов экономической безопасности.

Задача регрессии заключается в предсказании количественных значений признаков на основании известных данных в прошлом [19]. В рамках обеспечения экономической безопасности данная задача может возникнуть в ходе прогнозирования угроз и расчета прогнозных значений индикаторов экономической безопасности. Еще одним из возможных вариантов применения регрессионных моделей выступает задача поиска закономерностей и зависимости показателей экономической безопасности, так как они обладают высокой степенью чувствительности и изменчивости и в достаточно сильной степени взаимодействуют [20]. По своей сути, это – анализ тонкой

структуры экономической безопасности [21]. При этом выбор модели регрессии осуществляется в каждом случае индивидуально (линейная регрессия, логистическая регрессия и др.).

В *задачах кластеризации* происходит разделение большого множества объектов на кластеры – классы, внутри которых объекты похожи между собой [22]. В контексте обеспечения экономической безопасности задача кластеризации возникает при разделении рассматриваемых экономических агентов на соответствующие кластеры. Например, в работе [23] при оценке экономической безопасности субъектов Федерации проведена кластеризация регионов по семи зонам риска: катастрофический, критический, значительный, умеренный риск, три стабильные зоны. Кроме этого возможна кластеризация регионов с учетом показателей бюджетно-финансовой стабильности, экономического развития, криминогенной обстановки, уровня инновационности т.д.

Задача уменьшения размерности заключается в сведении большого числа признаков к меньшему для удобства их последующей визуализации (сжатие данных) [18]. Данный вид задач возникает, например, при построении систем индикаторов экономической безопасности. Разработка системы индикаторов экономической безопасности для рассматриваемого объекта рассматривается как самостоятельная теоретическая проблема, позволяющая количественно оценивать состояние и тенденции экономической безопасности, начиная с ранних стадий диагностики возможных рисков неблагоприятных и кризисных явлений, вплоть до возникновения реальных угроз и масштабов экономических потерь и материальных ущербов. При выборе системы показателей необходимо следовать принципам обзорности (наличие набора индикаторов, слабо коррелирующих между собой и отражающих ключевые аспекты развития системы), древовидной структуры (система является логически взаимосвязанной и выступает сочетанием исходных и интегральных индикаторов) и достоверности (аналитическая информация адекватна и достоверна настоящему состоянию системы) [24]. При этом уменьшение размерности системы потребуется при наличии показателей дублирующих друг друга, индикаторов в значительной степени коррелирующих между собой и показателей, утративших со временем свою актуальность.

Задача поиска аномалий возникает при поиске редких и необычных объектов, в значительной степени отличающихся от основной выборки. Данная задача отличается от задачи классификации тем, что аномальная ситуация является редким явлением и обучающих примеров, на которых можно апробировать обучающуюся модель практически нет, поэтому методы решения задачи классификации в данном случае не работают. Напри-

мер, такой задачей является, например, выявление мошеннических действий с банковскими картами [25]. При анализе экономической безопасности систем различного иерархического уровня решение задачи поиска аномалий может потребоваться при идентификации аномальных угроз, а также при фильтрации аномальных выбросов в ходе анализа динамики ряда показателя экономической безопасности.

Виды машинного обучения

Большинство задач, решаемых методами машинного обучения, можно подразделить на два принципиально различных вида: обучение с учителем (supervised learning) и обучение без учителя (unsupervised learning) [26]. В терминах машинного обучения «учитель» – вмешательство человека в процесс обработки информации. В обоих случаях основной задачей обучения выступает анализ данных и поиск закономерностей. Ключевое отличие названных видов машинного обучения заключается в том, что при обучении с учителем существует ряд гипотез и априорной информации, которые требуется подтвердить или опровергнуть. Приведем примеры обучения с учителем и без него в контексте задач, связанных с анализом экономической безопасности.

Допустим, нам необходимо по исходным данным создать модель, предсказывающую динамику индикаторов экономической безопасности. Данный пример относится к виду машинного обучения с учителем, так как у нас есть набор априорной информации (ретроспективная динамика индикаторов экономической безопасности), а в качестве ответа необходимо получить прогнозные значения индикаторов в рассматриваемой перспективе. Данная задача является классическим примером задачи регрессии.

Задача обучения без учителя возникает в случае, когда в системе нет достаточной априорной информации. Например, есть данные по индикаторам экономической безопасности для муниципальных образований и требуется разделить территории по дальнейшему направлению расходования бюджетных средств с целью повышения уровня экономической безопасности муниципалитета. Данная задача является задачей кластеризации. Как правило, строгого и единственно возможного деления в таких случаях не существует. Если взять другую ситуацию, когда каждый из рассматриваемых объектов в выборке обладает значительным количеством характерных признаков. Здесь основной трудностью будет графическое отображение такой выборки. Поэтому количество признаков уменьшают с целью визуализации их на плоскости. Такая задача относится к задаче уменьшения размерности.

Алгоритмы моделей машинного обучения

Далее приведем основные алгоритмы моделей машинного обучения и возможные варианты их использования в задачах обеспечения экономической безопасности.

Дерево принятия решений. Данный метод базируется на применении древовидного графа: модели принятия решений, учитывающей потенциальные последствия (с расчётом вероятности событий), ресурсозатратность, эффективность и др. [27]. В задачах обеспечения экономической безопасности древовидную модель целесообразно формировать из минимально необходимого числа вопросов, предполагающих однозначный утвердительный или отрицательный ответ. Ответив на поставленные вопросы, лица принимающие решения приходят к наиболее эффективному выбору. Ключевыми методологическими преимуществами такого подхода выступает структурированность и систематизация проблемы, а итоговое решение принимается на базе логически-обоснованных выводов.

Наивная байесовская классификация. Наивные байесовские классификаторы являются простыми вероятностными классификаторами и берут свое начало из теоремы Байеса [28]. На практике они используются, например, в определении спама, приходящего на электронную почту или распознавании эмоциональной окраски текста. В задачах экономической безопасности подобного рода классификаторы могут быть задействованы при оценке вероятности возникновения и классификации значимости угрозы для экономической безопасности рассматриваемого объекта. Отметим, что байесовское обучение в экономике позволяет решать задачи, связанные с принятием решений в условиях неопределенности, однако при этом требуется дополнительная информация. Использование названного инструмента целесообразно в задачах выбора наиболее вероятной гипотезы.

Метод наименьших квадратов. Данный метод получил широкое применение в задачах экономико-математического моделирования при построении корреляционно-регрессионных зависимостей [29]. Линейная функция зачастую используется при выборе данных для машинного обучения, а метод наименьших квадратов – минимизации погрешностей созданием метрики ошибок. В задачах анализа экономической безопасности данный метод может быть эффективно применен при построении линий тренда динамики индикаторов экономической безопасности, а также для решения задачи прогнозирования.

Логистическая регрессия. Данная регрессия является статистической моделью для прогнозирования вероятности возникновения некоторого события путём его сравнения с логистической кривой [30]. В качестве ответа логистическая регрессия выдаёт вероятность бинарного события (0 или 1). Практическое значение логистической регрессии заключается в том, что

она выступает действенным статистическим методом предсказания событий, который содержит одну или несколько независимых переменных. Поэтому данная модель востребована, например, в задачах кредитного скоринга или прогноза прибыли с продажи определенного товара. В задачах анализа экономической безопасности данная модель может быть востребована в тех случаях, когда отклик системы может принимать только два значения (например, реализуется ли угроза экономической безопасности, будет или не будет достигнута поставленная цель повышения уровня экономической безопасности при использовании определенного набора инструментов и т.д.). Следует также отметить, что логистическая регрессия позволяет анализировать зависимость дихотомических переменных от независимых переменных, имеющих любые пределы измерения.

Метод опорных векторов (SVM). Данный метод включает целый набор алгоритмов, необходимых для решения задач классификации и регрессионного анализа [31]. Если анализируемый объект находится в N -мерном пространстве, метод опорных векторов строит гиперплоскость размерности $N-1$, с целью разделения объектов на две группы. Метод генерирует гиперплоскость максимально разделяющую положительные и отрицательные примеры из обучающего множества. Достоинство метода заключается в том, что для решения задачи классификации, в отличие от большинства других методов, достаточно небольшого набора исходных данных. Так, в работе [32] метод опорных векторов был задействован при решении задачи прогнозирования показателей инвестиций. В задачах экономической безопасности данный набор алгоритмов может быть задействован при построении прогностических моделей при небольшом наборе априорной информации, например, при прогнозировании временных рядов с периодом дискретизации в один год (индикаторы ВВП на душу населения, уровня безработицы и др.). Следует также отметить, что чем выше размерность пространства, тем сложнее построение SVM-модели. В таких случаях целесообразно предварительное применение методов понижения размерности данных.

Метод ансамблей. Одним из методов повышения точности моделирования выступает создание и обучение ансамблей моделей – наборов моделей, используемых для решения одних задач. Исторически ансамблевый метод был частным случаем байесовского усреднения, однако со временем был дополнен дополнительными алгоритмами (бустинг, бэггинг, стекинг и др.). В данном случае происходит обучение конечного набора базовых классификаторов с последующим объединением результатов их прогнозирования в единый прогноз агрегированного классификатора. Метод основан на алгоритмах машинного обучения, генерирующих множество классификаторов и разделяющих все объекты из вновь поступающих данных на основе их усреднения [33]. Данный метод зачастую является более действенным

инструментом по сравнению с другими моделями прогнозирования, поскольку он минимизирует влияние случайных величин, усредняя ошибки каждого базового классификатора. В задачах принятия решений в области обеспечения экономической безопасности метод ансамблей может быть применен для построения агрегированных моделей прогнозирования.

Алгоритмы кластеризации. Одним из основоположников теории кластерного развития в экономике является М. Портер. Согласно Портеру: «Кластер – это группа географически соседствующих взаимосвязанных компаний и связанных с ними организаций, действующих в определенной сфере, характеризующихся общностью деятельности и взаимодополняющих друг друга» [34]. Как уже отмечалось ранее, задача кластеризации сводится к распределению множества объектов по заданным категориям таким образом, чтобы в каждой из категорий (кластере) оказались наиболее схожие между собой объектам и относится к широкому классу задач обучения без учителя. Проводить кластеризацию объектов можно используя различные алгоритмы машинного обучения [22]: графовые алгоритмы кластеризации, алгоритм k-средних (k-means), EM-алгоритмы, модели нейросетового моделирования и др. В задачах обеспечения экономической безопасности кластерный анализ целесообразно задействовать, например, при разработке ключевых направлений кластерной политики государства, разработке методов симулирования развития кластеров и мониторинге результатов их деятельности, оценке эффективности кластера в целом и отдельных его участников, оценке социально-экономической эффективности кластера с позиций экономической безопасности.

Метод главных компонент (PCA). Данный метод является одним из ключевых способов уменьшения размерности данных при наименьших потерях информации и представляет собой статистическую операцию по ортогональному преобразованию, для перевода наблюдаемых величин в разряд главных компонент – значений, которые линейно не коррелированы [18]. Данный метод может быть эффективно использован в задачах визуализации информации об исследовании экономической безопасности объектов различного уровня. Применение названного метода не целесообразно в тех случаях, когда исходные данные слабо упорядочены (то есть все исследуемые величины характеризуются высокой дисперсией).

Анализ независимых компонент (ICA). Анализ независимых компонент обычно рассматривают как расширение метода главных компонент. Данный метод предназначен для идентификации скрытых факторов, оказывающих влияние на случайные величины, сигналы и пр. [35]. Метод заключается в построении порождающей модели для баз многофакторных данных. При этом в модели присутствуют некоторые скрытые переменные. Эти скрытые переменные выступают независимыми компонентами выборки и

считаются негауссовскими сигналами. В отличие от метода главных компонент, анализ независимых компонент более эффективен, в тех случаях, когда необходимо обнаружить скрытые причины явлений и благодаря этому нашел обширное применение в самых различных областях науки [36]. Также метод независимых компонент нашел широкое применение при решении задач, когда необходимо идентифицировать объект в «зашумленной» среде. В рамках исследования экономической безопасности метод независимых компонент может быть задействован при поиске статистически независимых факторов экономической безопасности, а также идентификации эффектов, зачастую незначительных по своим параметрам, но в своей совокупности могущих оказать значимое воздействие на состояние системы.

Заключение

Завершая далеко не полный обзор задач, видов и алгоритмов машинного обучения и анализ возможности их применения можно констатировать следующее.

На сегодняшний день методы машинного обучения в задачах анализа и прогнозирования экономической безопасности еще не получили широкого распространения. Вместе с тем, внедрение методов машинного обучения в вопросах обеспечения экономической безопасности объектов различного уровня хозяйствования, на наш взгляд, в ближайшем будущем представляется неизбежным. Прежде всего, это связано с ростом объемов анализируемой информации. С одной стороны, методы машинного обучения обеспечивают более быстрые и точные результаты, с другой стороны, машинное обучение требует дополнительного времени и ресурсов.

Использование инструментария машинного обучения в задачах анализа и прогнозирования экономической безопасности в совокупности с традиционными методами позволит дать более комплексную оценку происходящим явлениям. Профильным министерствам и ведомствам необходимо изучить вопрос целесообразности применения методов искусственного интеллекта и машинного обучения к социоэкономическим проблемам, которые эти институты уже решают другими способами, в том числе к проблеме обеспечения экономической безопасности. При этом необходимо проявлять особую осторожность, чтобы обеспечить результативность принимаемых решений, базирующихся на доказательной верификации и валидации методов машинного обучения. При соблюдении данного требования внедрение технологий машинного обучения в задачи обеспечения экономической безопасности будет создавать новые возможности для анализа и прогнозирования, а также исключать значительные риски принятия неэффективных решений.

Библиографический список

- [1] Шамин, Р.В. Машинное обучение в задачах экономики. – М.: «Грин Принт», 2019. –140 с
- [2] Чю К., Фримэн Д. Машинное обучение и безопасность / пер. с англ. А.В. Сиастина. М.: ДМК Пресс 2020, 388 с.
- [3] Hastie, T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. 2nd ed. Springer-Verlag, 2009.
- [4] Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных - Издательство "ДМК Пресс" - 2015 - 400с.
- [5] Сейдаметова, З. С. Экономика и машинное обучение / З.С. Сейдаметова // Ученые записки Крымского инженерно-педагогического университета. – 2019. – № 1 (63). – с. 167-171
- [6] Machine learning and economics [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://goo.gl/n7uYVV>.
- [7] Athey S. The impact of machine learning on economics [Электронный ресурс] / S. Athey // The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda, 2018. University of Chicago Press. – Режим доступа: <https://www.nber.org/chapters/c14009.pdf>.
- [8] Webb G. I. Machine learning for user modeling / G. I. Webb, M. J. Pazzani, D. Billsus // User modeling and user-adapted interaction. – 2001. – № 11 (1-2). – P. 19–29.
- [9] Athey S. Lectures on Machine Learning [Электронный ресурс] / S. Athey, G. Imbens. – 2015. – Режим доступа : <https://goo.gl/VJvafM>.
- [10] Mullainathan S. Machine learning: an applied econometric approach / S. Mullainathan, J. Spiess // Journal of Economic Perspectives. – 2017. – № 31 (2). – P. 87–106.
- [11] Machine learning in the service of policy targeting: the case of public credit guarantees / M. Andini, M. Boldrini, E. Ciani, G. de Blasio, A. D'Ignazio, A. Paladini // Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area. Research paper. – 2019. – № 1206. – 83 p.
- [12] Targeting with machine learning: An application to a tax rebate program in Italy / M. Andini, E. Ciani, G. de Blasio, A. D'Ignazio, V. Salvestrini // Journal of Economic Behavior & Organization. – 2018. – № 156. – P. 86–102.
- [13] Chakraborty C. Machine learning at central banks / C. Chakraborty, A. Joseph // Bank of England. Working Paper. – 2017. – № 674, September 1. – 89 p.
- [14] Митяков, Е. С. Алгоритм импорта и первичной обработки данных при анализе экономической безопасности регионов России [Электронный ресурс] / Е. С. Митяков, С. Н. Митяков // Современные проблемы науки и образования. – 2015. – № 1. – URL: www.science-education.ru/121-17764
- [15] Юшин И.В., Воронин Е.А. Оценка экономической безопасности и успешности противодействия экономическим угрозам методами машинного обучения / И.В. Юшин, Е.А. Воронин // Этносоциум и международная культура. – 2020. - №4 (142). – с. 43-50
- [16] Юшин И.В., Воронин Е.А. Подбор систем информационной безопасности для обеспечения экономической безопасности. Dilemas contemporáneos: Educación, Política y Valores. 2019. Том. 6. № S6. 110 с.
- [17] Сильвестров, С. Н. Концептуальные основы формирования федеральной системы управления рисками / С. Н. Сильвестров // Проблемы стратегического

- управления: сб. матер. Всерос. симпозиума. – М.: Когито-Центр, 2018. – С. 5-9.
- [18] Айвазян С. А., Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности. — М.: Финансы и статистика, 1989.
- [19] Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. М.: Издательский дом «Вильямс». 2007.
- [20] Экономическая безопасность России: общий курс: учебник / под ред. В. К. Сенчагова. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009. – 815 с.
- [21] Митяков, Е. С. О дефиниции понятия «тонкая структура» в экономических исследованиях / Е. С. Митяков // *Фундаментальные исследования*. – 2018. – № 9. – С. 78-82.
- [22] Мандель, И. Д. Кластерный анализ. — М.: Финансы и статистика, 1988.
- [23] Экономическая безопасность регионов России: монография / под ред. С.Н. Митякова; Нижегород. гос. техн. ун-т им. Р.Е. Алексеева. – 3-е изд., перераб. и доп. – Н.Новгород, 2019. – 299 с.
- [24] Kaplan, R. S. Linking the Balanced Scorecard to Strategy / R. S. Kaplan, D. P. Norton // *California Management Review*. – 1996. – Vol. 39, No. 1. – Pp. 53-79.
- [25] Выявление мошенничества с помощью алгоритмов случайного леса, нейронного автокодировщика и изолирующего леса. URL: <https://habr.com/ru/company/nix/blog/478286/>
- [26] Hastie, T., Tibshirani R., Friedman J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. — 2nd ed. — Springer-Verlag, 2009. — 746 p.
- [27] Quinlan, J. R., (1986). *Induction of Decision Trees*. *Machine Learning 1*: 81-106, Kluwer Academic Publishers
- [28] Becker, B., Kohavi, R., Sommerfield, D.: *Visualizing the simple Bayesian classifier*. In Fayyad, U., Grinstein, G., Wierse, A., eds.: *Information Visualization in Data Mining and Knowledge Discovery*. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco (2001) 237–249
- [29] Айвазян С. А. *Прикладная статистика. Основы эконометрики*. Том 2. – М.: Юнити-Дана, 2001. – 432 с.
- [30] David W. Hosmer, Stanley Lemeshow. *Applied Logistic Regression*, 2nd ed. New York, Chichester, Wiley. 2002. 392 P.
- [31] Thorsten Joachims. *Text Categorization with Support Vector Machines: Learning with Many Relevant Features*. In *European Conference on Machine Learning (ECML)*, 1998.
- [32] Китова, О. В. Метод машин опорных векторов для прогнозирования показателей инвестиций / О.В. Китова, И.Б. Колмаков, И.А. Пеньков // *Экономика, Статистика и Информатика*. – 2016. – №4. – С.27- 30
- [33] Polikar R. *Ensemble based systems in decision making // IEEE Circuits and Systems Magazine*. — 2006. — Т. 6, вып. 3. — С. 21—45.
- [34] Портер М. *Конкуренция* / пер. с англ. М.: Вильямс, 2010. 450 с.
- [35] James V. Stone. *Independent Component Analysis: A Tutorial Introduction*. — Cambridge, Massachusetts, London, England: The MIT Press, 2004.
- [36] Hyvarinen A., Karhunen J., Oja Er. *Independent Component Analysis*. – N.Y.: John Wiley & Sons, Inc., 1998. P. 147-164.

E.S. Mityakov

MACHINE LEARNING IN ECONOMIC SECURITY ISSUES

MIREA – Russian Technological University, Moscow

Article. The article is devoted to the review of machine learning methods and analysis of their applicability in the tasks of ensuring economic security at various hierarchical levels of the national economy. The paper shows that in modern economic realities, artificial intelligence and machine learning methods are becoming the most important tool for solving management problems. The operational analysis and forecasting of economic security requires the use of modern methods for predicting threats and selecting effective strategies to prevent their consequences. The article analyzes publications on the use of machine learning methods in economic research, presents the key tasks of machine learning in the context of ensuring the economic security of systems of various hierarchical levels. The paper presents the main types of machine learning, provides examples of the use of teaching methods with and without a teacher in the context of tasks related to ensuring economic security. The article presents the main algorithms of machine learning models and possible options for their use in problems of economic security. In conclusion, it is concluded that the use of machine learning tools in the analysis and forecasting of economic security in conjunction with traditional methods will allow us to give a more comprehensive assessment of the phenomena occurring.

Key words: economic security, machine learning, artificial intelligence, machine learning tasks, types of machine learning, machine learning algorithms.

References

- [1] Shamin, R.V. (2019). [Machine learning in economics]. *M.: «Grin Print»* [M.: «Green Print»]. 140 p. (In Russ).
- [2] Chio, K., Frimjen, D. (2020). *Machine learning and security*. M.: DMK Press 388 p. (Russian Translation).
- [3] Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*: Springer-Verlag.
- [4] Flah, P. (2015). [Machine Learning. The science and art of building algorithms that extract knowledge from data]. *Izdatel'stvo "DMK Press"* ["DMK Press" Publishing House]. 400 p. (In Russ).
- [5] Sejdametova, Z.S. (2019). [Economics and Machine Learning]. *Uchenye zapiski Krymskogo inzhenerno-pedagogicheskogo universiteta* [Scientific notes of the Crimean Engineering and Pedagogical University]. pp. 167-171. (In Russ).
- [6] Machine learning and economics. [Electronic resource]. Available at: <https://goo.gl/n7uYVV>.
- [7] Athey, S. (2018). The impact of machine learning on economics / S. Athey // *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press. [Electronic resource]. Available at: <https://www.nber.org/chapters/c14009.pdf>.

- [8] Webb, G.I. (2001). *Machine learning for user modeling*. User modeling and user-adapted interaction. pp. 19–29.
- [9] Athey, S. (2015). Lectures on Machine Learning [Electronic resource]. Available at: <https://goo.gl/VJvafM>
- [10] Mullainathan, S. (2017). *Machine learning: an applied econometric approach*. Journal of Economic Perspectives. pp. 87-106.
- [11] *Machine learning in the service of policy targeting: the case of public credit guarantees*. Economic Research and International Relations Area. Research paper. 83 p.
- [12] *Targeting with machine learning: An application to a tax rebate program in Italy*. Journal of Economic Behavior & Organization. pp. 86-102.
- [13] Chakraborty, C. (2017). *Machine learning at central banks*. Bank of England. Working Paper. 89 p.
- [14] Mitjakov, E.S. (2015). Algorithm for import and primary data processing in the analysis of the economic security of Russian regions. [Electronic resource]. Available at: www.science-education.ru/121-17764
- [15] Jushin I.V., Voronin E.A. (2020). [Assessment of economic security and success in countering economic threats using machine learning methods]. *Jetnosocium i mezhdunarodnaja kul'tura* [Ethnosocium and International Culture]. pp. 43-50. (In Russ).
- [16] Jushin, I.V., Voronin, E.A. (2019). [Selection of information security systems to ensure economic security]. *Dilemas contemporáneos: Educación, Política y Valores* [Dilemas contemporáneos: Educación, Política y Valores]. 110 p. (In Russ).
- [17] Sil'vestrov, S.N. (2018). [Conceptual foundations of the formation of a federal risk management system]. *M.: Kogito-Centr* [M.: Kogito-Center]. pp. 5-9. (In Russ).
- [18] Ajvazjan, S.A., Buhshtaber, V.M., Enjukov, I.S., Meshalkin, L.D. (1989). [Applied statistics: classification and dimensionality reduction]. *M.: Finansy i statistika* [M.: Finance and statistics]. (In Russ).
- [19] Drejper, N., Smit, G. (2007). [Applied regression analysis]. *M.: Izdatel'skij dom «Vil'jams»* [Moscow: Williams Publishing House]. (In Russ).
- [20] [Economic security of Russia: general course]. *M.: BINOM* [M.: BINOM]. 815 p. (In Russ).
- [21] Mitjakov, E.S. (2018). [On the definition of the concept of "fine structure" in economic research]. *Fundamental'nye issledovanija* [Fundamental research]. pp. 78-82. (In Russ).
- [22] Mandel' I.D. (1988). [Cluster analysis]. *M.: Finansy i statistika*. [M.: Finance and statistics]. (In Russ).
- [23] Mitjakov, S.N. (2019). *Jekonomicheskaja bezopasnost' regionov Rossii: monografija* [Economic security of regions of Russia: monograph]. NNSTU n.a. R.E. Alekseev. - N. Novgorod. 299 p. (In Russ).
- [24] Kaplan, R.S. (1996). *Linking the Balanced Scorecard to Strategy*. California Management Review. Vol. 39. No. 1. pp. 53-79.
- [25] Fraud detection using random forest algorithms, neural autoencoder and isolation forest. [Electronic resource]. Available at: <https://habr.com/ru/company/nix/blog/478286/>
- [26] Hastie, T., Tibshirani R., Friedman. J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer-Verlag. 746 p.
- [27] Quinlan, J.R., (1986). *Induction of Decision Trees*. Machine Learning 1.

-
- [28] Becker, B., Kohavi, R., Sommerfield, D. (2001). *Visualizing the simple Bayesian classifier*. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco. pp. 237–249
- [29] Ajvazjan S.A. (2001). [Applied statistics. Fundamentals of Econometrics]. M.: Juniti-Dana [M.: Unity-Dana]. 432 p. (In Russ).
- [30] David, W. Hosmer, Stanley, Lemeshow. (2002). *Applied Logistic Regression*. 2nd ed. New York, Chichester, Wiley. 392 p.
- [31] Thorsten, Joachims. (1998). *Text Categorization with Support Vector Machines: Learning with Many Relevant Features*. In European Conference on Machine Learning (ECML).
- [32] Kitova, O.V. (2016). [Support vector machine method for predicting investment indicators]. *Jekonomika, Statistika i Informatika* [Economics, Statistics and Informatics], pp. 27-30. (In Russ).
- [33] Polikar, R. (2006). *Ensemble based systems in decision making*. IEEE Circuits and Systems Magazine. pp. 21-45.
- [34] Porter, M. (2010). *Competition*. 450 p.
- [35] James, V. Stone. (2004). *Independent Component Analysis*. Cambridge, Massachusetts, London, England: The MIT Press.
- [36] Hyvarinen A., Karhunen J., Oja Er. (1998). *Independent Component Analysis*. N.Y.: John Wiley & Sons, Inc. pp. 147-164.