

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ИНВЕСТИЦИОННЫМ ПОРТФЕЛЕМ В ИНФОРМАЦИОННЫХ СОЦИОКИБЕРФИЗИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

Морозов В.П., д-р техн. наук, доцент, профессор ФГБОУ ВО ВГТУ

Белоусов В.Е., канд. техн. наук, доцент ФГБОУ ВО ВГТУ

Сырин А.И., соискатель, войсковая часть 38953-к

В статье показано, что в интересах повышения эффективности информационного обеспечения процесса управления инвестиционным портфелем социально-экономической организации целесообразно использовать информационные социокиберфизические системы, позволяющие парировать неадекватные действия лица, принимающего решения в силу его личных психологических особенностей (в первую очередь эмоциональных), обусловленные воздействием прессинга внешней среды (аномалиями, возникающими на фондовом рынке) и жёсткими временными ограничениями, накладываемыми на его действия (манипулирование активами). В интересах такого парирования предложено минимизировать ручное управление инвестиционным портфелем путём перевода информационной социокиберфизической системы в автоматический режим работы, в рамках которого решается множество частных задач. Среди них выделяется интеллектуальная задача выбора активов (облигаций, акций и др.), обеспечивающих максимальную прибыль инвестиционного портфеля в условиях аномального фондового рынка. Установлено, что решение данной задачи базируется на прогнозировании временных рядов, для реализации которого использован комитет искусственных нейронных сетей, состоящий из набора акторов – многослойных персептронов. Представлен механизм применения акторов в интересах учёта изменения доходности активов в различных условиях (времени года, времени суток и др.), основанный на проведении сегментации и кластеризации исторических данных, обучении и сохранении акторов для каждого кластера, идентификации принадлежности реальных данных выявленным кластерам и прогнозирование доходности активов по соответствующим им акторам. Предложено перспективное направление проведения исследований, предполагающее замену многослойных персептронов глубокими нейронными сетями.

Ключевые слова: актор, инвестиционный портфель, искусственная нейронная сеть, кластеризация, сегментация, социокиберфизическая система.

ВВЕДЕНИЕ

Значение эффективного управления инвестиционным портфелем (ИП) в социально-экономических организациях (СЭО) в современных условиях трудно переоценить. Финансовые инвестиции являются важным фактором экономического развития СЭО любого уровня и формы собственности.

В интересах комплексного изучения общих процессов управления ИП в СЭО предлагается рассматривать последние с позиции социокиберфизических систем (СКФС). Исторические аспекты появления и развития СКФС представлены в [1], а их определение, структура и свойства при-

ведены в [2–4]. По своему содержанию СКФС представляется, как единая система, компонентами которой являются, объединённые по месту и времени, физическая, кибернетическая и социальная подсистемы, функционирующие для достижения поставленной цели в условиях воздействия внешней и внутренней среды. Системное представление СКФС, в максимальной степени соответствует функционированию СЭО в реальных условиях, что обуславливает повышенный интерес к их изучению.

Для детального изучения информационных процессов управления ИП целесообразно рассматривать информационные социокиберфизические системы (ИСКФС), которые являются потомками СКФС. Особенности под-

держки принятия инвестиционных решений в ИСКФС представлены в [5].

Суть одной из важных выявленных особенностей заключается в том, что лицо, принимающее решения (ЛПР) в рамках управления ИП под воздействием прессинга внешней среды (аномалий, возникающих на фондовом рынке) и жестких временных ограничений, накладываемых на его действия (манипулирование ИП), в силу своих индивидуальных психологических особенностей (в первую очередь эмоциональных) может принимать неадекватные волевые решения. В результате доходность ИП СЭО может быть значительно снижена. Поскольку объем финансовых вложений в ИП СЭО может быть достаточно большим, то потери в результате принятия подобных решений могут быть существенными [4]. Поэтому в сложных (аномальных) ситуациях в интересах учета данного свойства предложено минимизировать ручное управление ИП путем перевода ИСКФС в автоматический режим работы [5]. Конфигурация ИСКФС в данном режиме работы предполагает наличие специальных частных задач, для решения которых необходимо применение искусственных нейронных сетей (ИНС) [5].

Обоснованию выбора ИНС для решения специальных частных задач управления ИП в рамках ИСКФС посвящена данная статья.

ОСНОВНАЯ ПРОБЛЕМАТИКА СТАТЬИ

По своему функциональному назначению ИСКФС относится к категории систем поддержки принятия решений (СППР). Она реализует информационное обеспечение ЛПР на всех этапах управления ИП (подготовительном; микропрогнозном; макропрогнозном; оценочном; финальном) [5]. На каждом из этих этапов решается множество общих и частных задач. Общие задачи решаются в интересах комплексного управления ИСКФС (например, реализации интерфейсных возможностей системы, синхронизации проводимых вычислений и др.). Частные задачи решаются на каждом конкретном этапе управления ИП и носят локальный характер. К их числу относятся информационные, расчетные, информационно-расчетные и интеллектуальные задачи.

Схематичное представление процесса управления ИП СЭО в виде упорядоченной последовательности решаемых задач приведено на рис. 1.

Функционирует ИСКФС следующим образом:

Информационные потоки, поступающие из различных источников (И1...Иn) распределяются между ЛПР и наборами частных задач (НЧЗ).

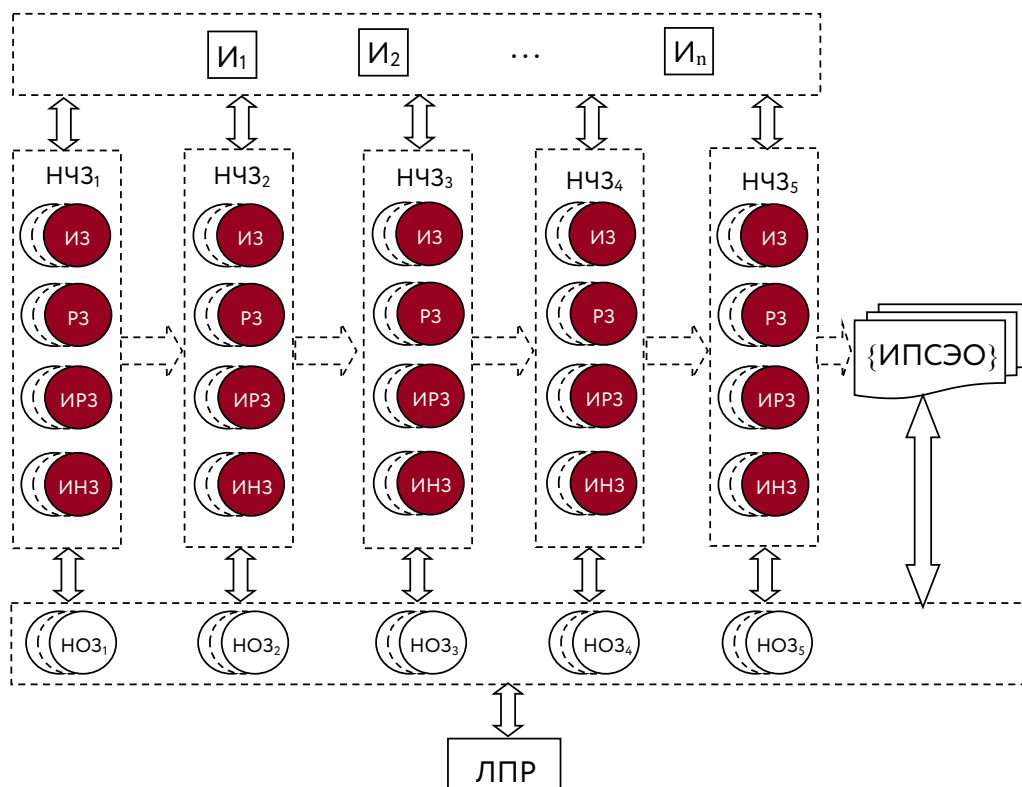


Рис. 1. Схематичное представление процесса управления ИП СЭО:

И – информационный источник, ИЗ – информационная задача, РЗ – расчетная задача, НОЗ – набор общих задач, НЧЗ – набор частных задач, ИРЗ – информационно-расчетная задача, ИНЗ – интеллектуальная задача, {ИПСЭО} – множество портфелей

Обработку и доставку информации обеспечивают наборы общих задач (НОЗ). Кроме того, НОЗ обеспечивают реализацию множества внутрисистемных функций (синхронизацию решаемых задач, обработку и сохранение промежуточных результатов решаемых задач и др.).

На каждом из этапов управления ИП СЭО, в зависимости от замысла ЛПР и конфигурации ИСКФС решается определенный НЧЗ [6]. Номенклатура НЧС и их общее содержание, приведены в [5].

Анализ НЧЗ показывает, что отдельное место среди них занимают интеллектуальные задачи (ИНЗ). По своему содержанию они ориентированы на воспроизведение экспертного опыта принятия инвестиционных решений в различных ситуациях. При этом выделяются две фундаментальные задачи.

Содержанием первой ИНЗ является своевременное выявление аномалий, происходящих на рынке ценных бумаг (РЦБ) и перевод функционирования ИСКФС из режима управления ИП для детерминированного состояния внешней среды РЦБ в режим работы, когда она является неопределенной. Данный тип ИНЗ относится к категории предиктивных, которые эффективно решаются экспертными системами. Их решение предполагает формирование набора правил, регламентирующих работу ИСКФС в различных режимах работы и их проверки в ходе ее функционирования. При этом применение ИНС необязательно.

Вторая ИНЗ заключается в выборе финансовых инструментов (облигаций, акций и др.), обеспечивающих максимальную прибыль ИП СЭО в условиях аномального РЦБ, обусловленного неопределенностью внешней среды, и корректном манипулировании ими ИСКФС в автоматическом режиме работы, либо выдаче соответствующих рекомендаций ЛПР по управлению активами в автоматизированном режиме работы.

Данный тип ИНЗ относится к классу слабоформализуемых, слабоструктурированных оптимизационных задач и традиционными методами (например, дихотомии, золотого сечения, Ньютона и др.) не может быть решен. Для решения ИНЗ такого типа целесообразно использовать методы экспертной оценки, прогнозирования временных рядов, обработки знаковых и взвешенных графов и др. [7]. В интересах реализации данных методов необходимо использовать ИНС, выбор которых является отдельной самостоятельной нетривиальной задачей. Это связано с тем, что число типов ИНС разработанных и исследованных в настоящее время исчисляется десятками. В большинстве случаев каждый из изученных типов ИНС в максимальной степени адаптирован для решения конкретной поставленной задачи [8]. При этом тиражирование кондиционной ИНС заданного типа, настроенной на решение конкретной задачи, на другую

однотипную задачу вызывает затруднения (низкая точность, проблемы переобучения и др.). Поэтому на начальном этапе решения данной ИНЗ выбор корректного типа ИНС очень важен. Выбор ИНС предполагает учет следующих особенностей (признаков) решаемой ИНЗ: вида входной информации; вида обучения сети; типа настройки весов нейронов; облика структурной модели построения сети и др.

Известно, что процесс прогнозирования доходности активов (один из этапов управления ИП СЭО) может быть представлен в виде моделей, базирующихся на математическом аппарате временных рядов [9]. Проведенные исследования показали, что для построения таких моделей целесообразно использовать многослойные перцептроны – разновидность ИНС [10, 11] и их комитеты [12].

Комитет искусственных нейронных сетей (КИНС) включает в свой состав определенную совокупность ИНС-акторов. Актор (термин из области агентно-ориентированного программирования) представляет собой многослойный перцептрон сформированный и обученный для прогнозирования доходностей актива определенного кластера.

Структурная схема обработки актива с использованием КИНС приведена на рис. 2.

В большинстве случаев доходность ряда активов на РЦБ изменяется, в зависимости от времени года (лето, осень и др.) и времени суток (утро, день и др.). Кроме того, на доходность влияют другие факторы (например, политическая обстановка, эпидемиологическая обстановка и др.). В интересах повышения эффективности управления ИП, целесообразно эти изменения учитывать. Доходность актива в условиях неопределенности внешней среды является случайной величиной, комплексной характеристикой которой является закон распределения [13]. В зависимости от условий, складывающихся на РЦБ, вид закона и его характеристики будут различаться. Учет этих условий базируется на применении ИНС-акторов. Для этого проводится сегментация и кластеризация исходных исторических данных активов для различных условий продаж, обучение на их основе ИНС-акторов и сохранение последних в базе данных.

Сегментация массива исторических данных представляет собой его деление на m сегментов. Каждый сегмент m_i это определенный дискретный набор значений актива (например, состоящий из 10 значений), используемых для построения соответствующего закона распределения. Среднее расстояние между сегментами d_{ij} (постоянная Кульбака-Ляйблера [14]), рассчитывается в соответствии с выражением (1):

$$d_{ij} (p_i(x), p_j(x)) = \sum_n \ln \left(\frac{p_1(n)}{p_2(n)} \right) p_1(n), \quad (1)$$

где $p_1(n)$, $p_2(n)$ нормальные распределения.

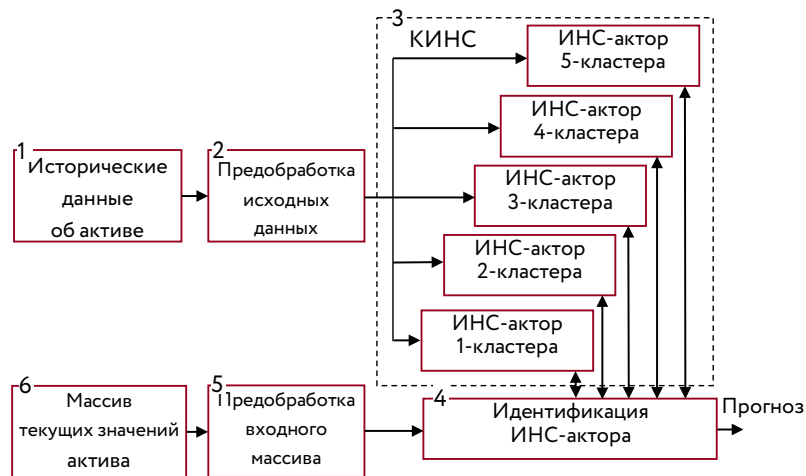


Рис. 2. Структурная схема обработки актива на основе КИНС

Математические выкладки и технологические особенности сегментации исходных данных приведены в [15].

Кластеризация проводится в интересах дальнейшей обработки полученной совокупности сегментов с целью их группирования (объединения в кластеры) по критерию подобия законов распределений доходностей. В основу кластеризации положен метод *k*-средних, реализация которого предполагает выбор центров кластеров на множестве выявленных сегментов [16]. Каждый сегмент представляется точкой на плоскости, координатами которой являются среднее и стандартное отклонение, соответствующего ему распределения доходности актива, как случайной величины. Число таких точек на плоскости является неоднородным. В некоторых областях плоскости плотность точек велика (наличие сгустков), а в некоторых мала (наличие разреженностей). Среди сгустков кластеров выбираются их центры. В основе выбора центра кластера лежит критерий минимального суммарного квадратичного расстояния близлежащих сегментов относительно выбранного центра [15]. Число кластеров определяется путем оценки кластерного насыщения. Последнее рассчитывается как сумма множества дистанций от центров кластеров до точек, входящих в них сегментов D_s . Технология определения кластерного насыщения реализуется путем увеличения количества кластеров и определения степени убывания функции дистанции [15], определяемой в соответствии с выражением (2):

$$D_s = \sum_{i=1}^Q \sum_{j=1}^L f(d_i, k_{i,j}), \quad (2)$$

где Q – количество кластеров, L – количество точек в кластере, r_i – положение центра i -го кластера, $f(d_i, k_{i,j})$ – функция изменения расстояния до кластерных центров.

Экспериментальным путем установлено, что для массива исходных данных, содержащего 100 дискрет, число выявленных кластеров не превышает пяти. Этим обусловлено число ИНС-акторов в составе КИНС.

В исполнительном режиме работы ИСКФС выполняется следующая последовательность действий. Для текущего набора данных об используемом активе определяется реальный закон распределения доходности. Затем осуществляется идентификация ИНС-актора, соответствующего данному закону распределения. На финальной стадии, на основе выбранного ИНС-актора, определяются прогнозные значения доходности используемого актива. В качестве ИНС-акторов используются многослойные перцептроны [15], а для определения прогнозных значений актива используется метод «скользящего окна» [17].

В результате проведенных экспериментов установлено, что точность прогнозирования доходности активов с использованием КИНС зависит от качества настройки ИНС-акторов (алгоритма обучения, вида функции активации нейронов и др.) и адекватности исходной информации. В ряде случаев точность прогнозной модели доходности активов с использованием КИНС почти в 2 раза превысила точность классической индексной модели У. Шарпа [15].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, в интересах повышения эффективности управления ИП СЭО в части учета различных условий и состояний РЦБ, требуется решение ИНС прогнозирования доходности активов в условиях неопределенности внешней среды, основанной на применении КИНС, включающих в свой состав многослойные перцептроны. Проведенные эксперименты показали в ряде случаев ее двукратное превосходство по точности прогнозирования над индексной моделью У. Шарпа. Можно предположить, что если в ИНС-акторах вместо многослойных перцептронов использовать глубокие нейронные сети [18], то результирующий эффект (точность прогноза) будет выше. Проверка данного предположения является направлением перспективных исследований в данной предметной области.

Список использованных источников и литературы

1. Liu Z., Yang D.-S., Wen D., Zhang W.-M., Mao W. Cyber-physical-social systems for command and control. *IEEE Intelligent Systems*, 2011, July/August, pp. 92–96.
2. Petnga L., Austin M. An ontological framework for knowledge modeling and decision support in cyber-physical systems. *Advanced Engineering Informatics*, 2016, vol. 30, pp. 77–94.
3. Horvath I. What the Design Theory of Social-cyber-physical systems must describe, explain and predict? In: *An anthology of theories and models of design* / eds. by A. Chakrabarti, L. T. M. Blessing. London, Springer-Verlag, 2014. Pp. 99–120.
4. Белоусов В.Е., Морозов В.П., Путинцева Е.В., Сырин А.И. Определение и свойства социкиберфизических систем // *Проектное управление в строительстве*. 2020. №4 (21). С. 90–94.
5. Морозов В.П., Родионов Е.А., Сырин А.И. Принятие решений в информационных социкиберфизических системах поддержки финансовой инвестиционной деятельности // *Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования*. 2021. № 3 (61). С. 54–60.
6. Морозов В.П., Родионов Е.А., Сырин А.И. Конфигурирование информационных социкиберфизических систем управления инвестиционным портфелем // *Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования*. 2021. № 5 (63). С. 38–43.
7. Баркалов С.А., Мистров Л.Е., Морозов В.П. Информационное управление финансовым инвестиционным портфелем организации // *ФЭС: Финансы. Экономика. Стратегия*. 2019. №3 (16). С. 17–23.
8. Ян Лекун. Как учится машина. Революция в области нейронных сетей и глубокого обучения. (Библиотека Сбера: Искусственный интеллект). – М.: Альпина нон-фикшн, 2021. – ISBN 978-5-907394-29-2.
9. Ярушкина Н.Г., Афанасьева Т.В. Интеллектуальный анализ временных рядов. – Ульяновск: УлГТУ, 2010. – 320 с. – ISBN 978-5-9795-0618-0.
10. Кобзарь Д.Г., Морозов В.П., Никитенко А.В., Сырин А.И. Программный комплекс нейросетевого прогнозирования временных рядов интегрированного менеджмента. Алгоритм и программное средство. Государственный информационный фонд неопубликованных документов ФГАНУ «Центр информационных технологий и систем органов исполнительной власти». Рег. № 50201350235 от 13.03.2013 г.
11. Морозов В.П., Мистров Л.Е. Информационная система поддержки принятия инвестиционных решений в условиях неопределенности внешней среды. – Воронеж: Воронежский ГАСУ, 2016. – 245 с.
12. Морозов В.П. Модификация модели Шарпа на основе комитета нейронных сетей // *Успехи современной науки*. 2017. № 2 (4). С. 73–75.
13. Ломакин М.И. Методы непараметрического анализа и оптимизации портфеля ценных бумаг: дис. д.т.н. – М., 2002.
14. Burbea J., Rao C.R. On the convexity of some divergence measures based on entropy functions, *IEEE Trans. Information Theory*, Vol. 28, 1982.
15. Морозов В.П. Методы, модели и алгоритмы синтеза информационных систем поддержки портфельной инвестиционной деятельности социально-экономических организаций: дис. д.т.н. – М., 2017.
16. Adam Coates and Andrew Y. Ng. Learning Feature Representations with K-means. – Stanford University, 2012. – 240 p.
17. R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, J. Malik. Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2016. Vol. 38, No 1. Pp. 142–158.
18. Аггарвал Чару. Нейронные сети и глубокое обучение. – СПб.: ООО «Диалектика», 2020. – 752 с.

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO MANAGE THE INVESTMENT PORTFOLIO IN INFORMATION SOCIOCYBERPHYSICAL SYSTEMS

Morozov V. P., Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Professor, Voronezh State Technical University

Belousov V. E., Candidate of Technical Sciences, Associate professor, associate professor, Voronezh State Technical University

Syrin A. I., Applicant, Military unit 38953-k

This article is devoted to the use of artificial neural networks in the interests of managing an investment portfolio in an unstable stock market. In such conditions, a person making decisions due to his emotional characteristics may incorrectly manage the investment portfolio and lose profits on a large scale. To counter incorrect management of the investment portfolio, it is proposed to minimize the participation of the decision-maker in this process. Its management functions should be performed by the information social-cyber-physical system in automatic mode of operation. The implementation of this mode of operation involves solving many specific problems. Among them stands out the intellectual task of choosing assets (bonds, shares, etc.) that ensure the maximum profit of the investment portfolio in the context of an unstable stock market. The solution to this problem is based on the prediction of time series. As a prediction tool, it is proposed to use a committee of artificial neural networks. It consists of a set of actors that use multilayer perceptrons. Each actor provides a correct forecast (with minimal error) of the asset's profitability in certain conditions of the stock market (for a certain time of year, for a certain time of day, etc.). In the training mode of the information social-cyber-physical system, by segmentation and clustering of a set of historical data, sequences (clusters) corresponding to different conditions of the functioning of the stock market are distinguished. The data of each cluster serves as the basis for the training of the corresponding actor (multilayer perceptron). Each actor corresponds to a certain law of distribution of the random value of the return of an asset (for a certain condition of the stock market). After training, the actors are stored in the database. In the executive mode of operation of the information social-cyber-physical system, for a given sequence of current source data, the real law of distribution of the profitability values of the asset is determined. Then the identification of the corresponding actor is implemented and on its basis, using the "sliding window" method, the forecast values of the asset's returns are determined. This sequence of actions allows you to more quickly predict the profitability of assets. This is due to the fact that the procedure for identifying the required trained actor is less time consuming than full training of the artificial neural network (actor). In the interests of improving the accuracy of forecasting asset yields, a promising research direction has been proposed, involving the replacement of multilayer perceptrons with deep neural networks.

Keywords: actor, investment portfolio, artificial neural network, clustering, segmentation, social-cyber-physical system.

References

1. Liu Z., Yang D.-S., Wen D., Zhang W.-M., Mao W. Cyber-physical-social systems for command and control. IEEE Intelligent Systems, 2011, July/August, pp. 92–96.
2. Petnga L., Austin M. An ontological framework for knowledge modeling and decision support in cyber-physical systems. Advanced Engineering Informatics, 2016, vol. 30, pp. 77–94.
3. Horvath I. What the Design Theory of Social-cyber-physical systems must describe, explain and predict? In: An anthology of theories and models of design / eds. by A. Chakrabarti, L. T. M. Blessing. London, Springer-Verlag, 2014. Pp. 99–120.

4. Belousov V.E., Morozov V.P., Putinceva E.V., Syrin A.I. Opredelenie i svojstva sociokiberfizicheskikh sistem // Proektnoe upravlenie v stroitel'stve. 2020. №4 (21). S. 90–94.
5. Morozov V.P., Rodionov E.A., Syrin A.I. Prinjatие reshenij v informacionnyh sociokiberfizicheskikh sistemah podderzhki finansovoj investicionnoj dejatel'nosti // Informacionno-jekonomicheskie aspekty standartizacii i tehniceskogo regulirovanija. 2021. № 3 (61). – S. 54–60.
6. Morozov V.P., Rodionov E.A., Syrin A.I. Konfigurirovanie informacionnyh sociokiberfizicheskikh sistem upravlenija investicionnym portfelem // Informacionno-jekonomicheskie aspekty standartizacii i tehniceskogo regulirovanija. 2021. № 5 (63). S. 38–43.
7. Barkalov S.A., Mistrov L.E., Morozov V.P. Informacionnoe upravlenie finansovym investicionnym portfelem organizacii // FJeS: Finansy. Jekonomika. Strategija. 2019. № 3 (16). S. 17–23.
8. Jan Lekun. Kak uchitsja mashina. Revoljucija v oblasti nejronnyh setej i glubokogo obuchenija. (Biblioteka Sbera: Iskusstvennyj intellekt). – M.: Al'pina non-fikshn, 2021. – ISBN 978-5-907394-29-2.
9. Jarushkina N.G., Afanas'eva T.V. Intellektual'nyj analiz vremennyh rjadov. – Ul'janovsk: UlGTU, 2010. – 320 s. – ISBN 978-5-9795-0618-0.
10. Kobzar' D.G., Morozov V.P., Nikitenko A.V., Syrin A.I. Programmnyj kompleks nejrosetevogo prognozirovanija vremennyh rjadov integrirovannogo menedzhmenta. Algoritm i programmnoe sredstvo. Gosudarstvennyj informacionnyj fond neopublikovannyh dokumentov FGANU «Centr informacionnyh tehnologij i sistem organov ispolnitel'noj vlasti». Reg. № 50201350235 ot 13.03.2013 g.
11. Morozov V.P., Mistrov L.E. Informacionnaja sistema podderzhki prinjatija investicionnyh reshenij v uslovijah neopredelennosti vneshnej sredy. – Voronezh: Voronezhskij GASU, 2016. – 245 s.
12. Morozov V.P. Modifikacija modeli Sharpa na osnove komiteta nejronnyh setej // Uspehi sovremennoj nauki. 2017. № 2 (4). S. 73–75.
13. Lomakin M.I. Metody neparametricheskogo analiza i optimizacii portfelja cennyh bumag: dis. d.t.n. – M., 2002.
14. Burbea J., Rao C.R. On the convexity of some divergence measures based on entropy functions, IEEE Trans. Information Theory, Vol. 28, 1982.
15. Morozov V.P. Metody, modeli i algoritmy sinteza informacionnyh sistem podderzhki portfel'noj investicionnoj dejatel'nosti social'no-jekonomicheskikh organizacij: dis. d.t.n. – M., 2017.
16. Adam Coates and Andrew Y. Ng. Learning Feature Representations with K-means. – Stanford University, 2012. – 240 p.
17. R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, J. Malik. Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2016. Vol. 38, No 1. Pp. 142–158.
18. Aggarwal Charu. Nejronnye seti i glubokoe obuchenie. SPb.: OOO «Dialektika», 2020. – 752.