

В условиях новых вызовов для России формируются новые масштабные задачи, связанные с восстановлением и развитием собственного производства во многих отраслях экономики. Часть производств должна быть в кратчайшие сроки воссоздана на современной технологической базе. Что-то надо начинать заново, с нуля, используя собственные разработки и опыт других стран. Это означает, что соотношение функций бухгалтерского учета, находящееся в постоянном динамическом равновесии, под влиянием изменений во внешней среде вновь может измениться, теперь – в пользу контрольно-аналитической функции, значение которой может возрасти вследствие необходимости первоочередного отслеживания результатов финансово-хозяйственной деятельности, например, в рамках Гособоронзаказа. Вместе с тем, тренд на публикацию нефинансовой отчетности со временем будет усиливаться и на решения внешних пользователей, собственников и менеджмента компании будет влиять все больше информация об устойчивом развитии компании. Разработанные на основе анализа теоретических подходов к устойчивому развитию и методологии формирования нефинансовой отчетности предложения по развитию бухгалтерского учета в рамках концепции устойчивого развития будут способствовать формированию в системе достоверной учетно-аналитической информации.

Библиографический список

1. Управленческий учет в сельском хозяйстве: учебник / под ред. Л.И. Хоружий. – Москва: ИНФРА-М, 2021. – 207 с.
2. Катков, Ю. Н. Методологическая модель архитектуры вариативного управленческого учета в организациях АПК / Ю. Н. Катков // Вестник Брянского государственного университета. – 2011. – № 3. – С. 269-273. – EDN ONWFRD.
3. Хоружий Л. И., Катков Ю. Н. Романова А.А. Матричный анализ в системе управления межорганизационным сотрудничеством организаций / АПК Хоружий Л. И., Катков Ю. Н. Романова А.А. // Бухучет в сельском хозяйстве. – 2019. – № 11 (196). – С. 67-78
4. Хоружий Л. И., Катков Ю. Н. Романова А.А. Партнерский бенчмаркинг как инструмент обеспечения экономической безопасности в системе межфирменного сотрудничества агроформирований /Хоружий Л. И., Катков Ю. Н. Романова А.А. // Вестник ИПБ (Вестник профессиональных бухгалтеров). – 2018. – №4. – С. 41–47 0,77/0,665.

УДК 519.237.8, 311

КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ «САМООРГАНИЗУЮЩАЯСЯ КАРТА»

*Быков Денис Витальевич, ассистент кафедры статистики и кибернетики
ФГБОУ ВО РГАУ-МСХА имени К.А. Тимирязева, bykovdv@rgau-msha.ru*

Уколова Анна Владимировна, к.э.н., доцент, и.о. заведующего кафедрой статистики и кибернетики ФГБОУ ВО РГАУ-МСХА имени К.А. Тимирязева, statmsha@rgau-msha.ru

Аннотация: в статье приводится теоретическое описание модели искусственной нейронной сети «самоорганизующаяся карта», применяемой главным образом для решения задачи кластерного анализа, рассматриваются этапы формирования самоорганизующейся карты и процесса ее обучения.

Ключевые слова: *Self-Organizing Map (SOM)*, самоорганизующаяся карта, искусственные нейронные сети, интеллектуальный анализ данных, машинное обучение.

Кластерный анализ является методом многомерной классификации объектов на внутренне однородные и качественно различные между собой группы. В экономике особую актуальность кластерный анализ приобретает, например, при решении вопросов типизации экономических объектов, то есть формировании кластеров и последующим разделении объектов по полученным кластерам. Благодаря такой процедуре появляется возможность выявить нестандартные типы объектов, имеющие уникальные характеристики [8].

Классический метод k -средних для кластеризации данных отличается особенностью, которая заключается в необходимости иметь информацию о числе кластеров k , что в отдельных случаях можно рассматривать как существенный недостаток. И хотя существуют способы нахождения параметра k , например, путем подбора его оптимального значения через расчет коэффициента *Silhouette Coefficient* [5], альтернативные методы лишены подобного недостатка. Одним из них является метод, основанный на применении специальных моделей искусственных нейронных сетей, называемых самоорганизующимися картами [6].

Самоорганизующаяся карта (Self-Organizing Map, SOM) представляет исходные многомерные объекты в виде двумерного изображения – упорядоченной двумерной карты узлов. При этом каждый объект отображается в один из узлов на карте, а по расстоянию между узлами можно судить о сходстве объектов [1].

Самоорганизующиеся карты представляют особый класс искусственных нейронных сетей и применяются для прогнозирования, поиска закономерностей, сжатия информации и т.п. Особо частое применение они нашли в решении задачи кластеризации [1].

Наиболее распространенным видом SOM являются самоорганизующиеся карты Кохонена, возникновение которых связано с попыткой объединить кластеризацию методом k -средних и сглаживание (англ. *smoothing*). Пытаясь смоделировать процессы обучения, происходящие

в мозгу, Т. Кохонен разработал схему обучения без учителя, названную самоорганизующейся (топографической) картой, которая должна была описывать, как карты мозга могут формироваться путем адаптации к различным сенсорным особенностям [2,3,4].

Отличие SOM от других видов искусственных нейронных сетей состоит в том, что самоорганизующиеся карты основываются на конкурентном обучении (англ. *competitive learning*), а не на обучении, связанном с ошибками и включающем в себя методы обратного распространения ошибок и градиентного спуска [1]. Конкурентное обучение предполагает соревнование отдельных нейронов выходного слоя сети за право активации. Активным будет являться только один выходной нейрон-победитель [7].

Основная цель SOM заключается в преобразовании входных векторов сигналов произвольной размерности в одномерную или двухмерную дискретную карту. При этом все нейроны входного слоя связаны со всеми нейронами выходного и единственного вычислительного слоя, обычно имеющего вид двухмерной дискретной карты, в которой нейроны упорядочены в строки и столбцы [7].

Этапы формирования самоорганизующейся карты:

1. Инициализация синаптических весов сети случайными начальными значениями.

2. Конкуренция: поиск нейрона-победителя в результате конкуренции выходных нейронов, основой для которой служит дискриминантная функция. Благодаря конкуренции нейроны самоорганизуются, формируя самоорганизующуюся карту.

3. Кооперация: определение пространственного положения топологической окрестности нейронов, в центре которой находится нейрон-победитель.

4. Синаптическая адаптация: корректировка возбужденными нейронами синаптических весов для увеличения собственных значений дискриминантных функций по отношению к входным сигналам. Целью данного процесса является усиление отклика нейрона-победителя на последующие аналогичные входные сигналы.

Дискриминантная функция определяется как квадрат Евклидова расстояния между вектором входных сигналов и вектором весов для выходного нейрона j [1]:

$$d_j(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D (x_i - w_{ji})^2, \quad (1)$$

где D – число элементов в векторе \mathbf{x} .

Нейрон, весовой вектор которого наиболее соответствует вектору входных сигналов, называется нейроном-победителем или наилучшей согласующей единицей (англ. *Best Matching Unit, BMU*). После определения

ВМУ следующим шагом является вычисление того, какие из других узлов находятся в окрестности ВМУ [1].

Обучение SOM можно разбить на следующие этапы:

1. Инициализация синаптических весов.
2. Выбор случайного вектора входных сигналов x из матрицы входных сигналов.
3. Вычисление ВУМ среди выходных нейронов.
4. Вычисление радиуса окрестности ВУМ, нахождение соседних нейронов, входящих в данную окрестность.
5. Корректировка синаптических весов ВУМ для наибольшего соответствия входным сигналам в виде вектора x .
6. Переход к этапу 2 и повтор N раз [1].

Реализовать SOM можно в пакете прикладных программ MATLAB [4]. В качестве свободно распространяемого программного обеспечения и эффективного инструмента математического анализа выступает язык программирования Python и его специализированные библиотеки. В первую очередь выделяются такие библиотеки, как TensorFlow и Pytorch, предназначенные для программирования различных моделей нейронных сетей, однако, не поддерживающие создание самоорганизующихся карт. Обеспечивает возможность разработки и обучения самоорганизующихся карт библиотека minisom.

Список литературы

1. Mwit D. Introduction to Self-Organizing Maps (SOMs). – Текст: электронный // medium.com: платформа для цифрового издательства: сайт. – URL: <https://heartbeat.comet.ml/introduction-to-self-organizing-maps-soms-98e88b568f5d>
2. Kohonen T. Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps / Т. Kohonen // Biological Cybernetics. 43, pp. 59-69. – 1982. – Текст: электронный. – URL: https://www.cnbc.cmu.edu/~tai/nc19journalclubs/Kohonen1982_Article_Self-organizedFormationOfTopol.pdf
3. Kohonen T. The Self-Organizing Map / Т. Kohonen // Proceedings of the IEEE, vol. 78, no. 9. – 1990. – Текст: электронный. – URL: <https://sci2s.ugr.es/keel/pdf/algorithm/articulo/1990-Kohonen-PIEEE.pdf>
4. Kohonen, T., MATLAB Implementations and Applications of the Self-Organizing Map. – Finland, Helsinki: Unigrafia Oy, 2014. – Текст : непосредственный http://docs.unigrafia.fi/publications/kohonen_teuvo/
5. Быков Д.В. Кластерный анализ на основе многомерных средних по результатам ВСХП-2016 с использованием Python / Д.В. Быков, А.В. Уколова // Бухучет в сельском хозяйстве. – 2022. – № 12. – С. 834. – DOI 10.33920/sel-11-2212-05

6. Уколова А.В. Типизация личных подсобных хозяйств методом нейросетевого кластерного анализа / А.В. Уколова, Д.В. Быков // Экономика сельского хозяйства России. – 2023. – № 5

7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. – М.: Издательство «Вильямс», 2006. – 1104 с. – Текст: непосредственный

8. Khoruzhy, L.I., Katkov, Y.N., Romanova, A.A. Cloud Technologies in the Accounting Information System of Interorganizational Cooperation, Innovation, Technology and Knowledge Management [this link is disabled](#), 2023, pp. 25–37 <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57221331639> (Scopus)

УДК 338.27

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИНСПИРИРОВАННЫХ ПРИРОДОЙ АЛГОРИТМОВ

Бабенкова Юлия Васильевна., магистр 2 курса, ФГБОУ ВО РГАУ-МСХА имени К.А.Тимирязева, ju.babenkova@gmail.com

***Аннотация:** В данной статье рассмотрены ключевые аспекты прогнозирования сельского хозяйства с применением инспирированных природой алгоритмов в python, актуальность и обоснование выбора языка программирования. Проведено сравнение алгоритмов иммунной системы, муравьиного и алгоритма роя.*

***Ключевые слова:** сельское хозяйство, прогнозирование, алгоритмы, python*

Развитие сельского хозяйства является одной из ключевых задач современного общества. Для эффективной разработки и реализации стратегий развития сельского хозяйства необходимы инструменты прогнозирования эффективности производства.

В последние несколько десятилетий люди всё больше задумываются о сохранении природы и её ресурсов, а также способах поддержания экологии во всем мире. Такое внимание способствует порождению открытий в разных областях и постановки новых актуальных вопросов. Всмотревшись в многовековые природные процессы, можно заметить четкие структуры и алгоритмы, которые дают понимание об устройстве определенных систем и способны помочь заметить уникальные особенности и способы решения задач.

Инспирированные природой алгоритмы, такие как генетический алгоритм, алгоритм муравьиной колонии, алгоритм иммунной системы, алгоритм роя частиц и другие были основаны на изучении природных