

**РАЗРАБОТКА НОВЫХ МОДЕЛЕЙ МУЖСКОЙ ОДЕЖДЫ
С УЧЕТОМ РЕКОМЕНДАЦИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА*****DEVELOPMENT OF NEW MODELS MEN'S CLOTHING
TAKING INTO ACCOUNT THE RECOMMENDATIONS
OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE***Р.С. РОМАНОВСКИЙ, И.А. ПЕТРОСОВА, Е.Г. АНДРЕЕВА, Е.А. ШИПИЛОВА**R.S. ROMANOVSKY, I.A. PETROSOVA, E.G. ANDREEVA, E.A. SHIPILOVA***(Российский государственный университет имени А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство))****(Russian State University named after A.N. Kosygin (Technologies. Design. Art))**

E-mail: 76802@mail.ru

Развитие современных технологий позволяет привлечь к сбору данных и аналитике модных тенденций искусственный интеллект. В работе поставлена и решена задача распознавания модельных особенностей мужской одежды с помощью нейронной сети. Используются традиционные методы систематизации и классификации, экспертных оценок, ранговой корреляции Спирмена, а также технологии искусственного интеллекта. Сформирована обучающая база изображений (более 1500), которая содержит заданные экспертами классы модельных особенностей мужского пиджака. В качестве классов выделены: силуэт, форма покроя рукава, форма отлета воротника и лацкана, форма и положение карманов. Проведено обучение сверточной нейронной сети на базе контрольных изображений, на которых классы не выделены. Точность предсказания каждого класса зависит от количества изображений в обучающей выборке, позы модели, цвета изделия. Доказана возможность в автоматизированном режиме определять класс и подсчитывать частоту его встречаемости, что позволяет выделить модные силуэт и форму конструктивно-декоративных элементов на основе изображений с коллекциями предстоящих сезонов.

The development of modern technologies makes it possible to attract artificial intelligence to data collection and analysis of fashion trends. The paper sets and solves the problem of recognizing the model features of men's clothing using a neural network. Traditional methods of systematization and classification, expert assessments, Spearman rank correlation, as well as artificial intelligence technologies are used. A training database of images (more than 1500) has been formed, which contains classes of model features of a men's jacket set by experts. The following classes are highlighted: silhouette, the shape of the cut of the sleeve, the shape of the departure of the collar and lapel, the shape and position of the pockets. A convolutional neural network was trained on the basis of control images, on which classes are not allocated. The accuracy of the prediction of each class depends on the number of images in the training sample, the pose of the model, the color of the product. It is proved that it is possible to determine the class in an automated mode and calculate the frequency of its occurrence, which allows you to highlight the

* Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ. Проект 19-37-90089.

fashionable silhouette and shape of structural and decorative elements based on images with collections of upcoming seasons.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронные сети, проектирование одежды, массовая кастомизация.

Keywords: artificial intelligence, neural networks, clothing design, mass customization.

Введение. В связи с пандемией коронавируса мировой спрос на fashion-продукцию сократился на 15...20% [1]. Производители прибегают к ассортиментным стратегиям, чтобы сократить остатки продукции. Сбор данных и аналитика играют все более важную роль в процессе принятия решений, помогая компаниям отслеживать изменение спроса по географическим регионам, категориям, каналам и сегментам. На этом этапе встает вопрос о проектировании промышленных коллекций одежды, в которых были бы учтены запросы потребителей, модные тренды, сменяемость модных форм, силуэтов и цветов, а также была бы предусмотрена возможность кастомизации модели из промышленной коллекции с учетом прогнозируемых модных трендов. Развитие современных технологий позволяет привлечь к решению этого вопроса искусственный интеллект. Современные компьютеры и программы справляются с поиском информации и работой с большими базами данных легче и быстрее человека. При этом для развития таких систем неинтересно полностью автоматизированное принятие решений. Принципиально важно, чтобы система анализировала, находила заданные параметры, оценивала точность, могла сделать перенастройку при необходимости, то есть особенно важен сценарий контролируемого обучения (*supervised learning*) или сочетание самообучения и обучения экспертом (*assisted learning*) [2]. В связи с этим актуален вопрос разработки отечественных технологий выделения модных форм для промышленных коллекций одежды с учетом рекомендаций искусственного интеллекта.

Литературный обзор. Из анализа уровня развития технологий в области применения искусственного интеллекта для поиска модных форм и силуэтов известны промышленные решения. Например, компания EDITED разработала программу, которая умеет отличать модели одного дизайнера от других, находить схожие элементы стиля [3]. Система, разработанная в Мельбурнском королевском технологическом университете в сотрудничестве с компаниями Clarifai и Nextatlas, способна анализировать по журнальным фото, как на протяжении полувека менялись тренды в одежде беременных женщин в Австралии [4]. Американская компания Stitch Fix совмещает усилия искусственного интеллекта и дизайнеров для анализа модных трендов, на основе которого делают рекомендации [5].

Google совместно с The Business of Fashion разработали ИИ, который помогает изучать цветовые тренды модных показов [6]. Для создания инструмента разработчики проанализировали 140 тысяч фотографий с подиума. В базе данных нейронной сети фотографии с показов за 4 последних года более 1000 дизайнеров. С помощью платформы можно наглядно изучить цветовые тренды на показах мод. Преимуществом инструмента является подбор фотографий моделей одежды с показов при выборе любого цвета разработанной карты.

Такая организация, как Pantone [7], в своем прогнозировании широко использует данные изображений из модных коллекций, которые анализирует искусственный интеллект, путем определения набора цветовых палитр. Авторы из Высшей школы культурных технологий, Республика Корея,

в своем исследовании доказали высокий потенциал применения машинного обучения в индустрии моды для прогнозирования таких элементов дизайна одежды, как цвет [8].

Широко применяют машинное обучение для генерации персональной одежды для разных типов потребителей, однако основной проблемой универсальных систем становится неоднородность базы данных, по которой проводится обучение и которая должна включать разные виды одежды – пальто, платья, юбки и т.д., как например, в системе в предлагаемой авторами Singh M., Bajrai U., Prasath S. [9]

Известны производственные решения. Так, компания Glitch использует систему искусственного интеллекта, с помощью которой формирует внешний вид одежды, основываясь на пожеланиях покупателей [10]. Авторы из Кореи Zhao L., Muzhen L. и Peng S. разрабатывают новую систему анализа модных тенденций под названием "Neo-Fashion" [11], которая дает рекомендации о потенциальных модных тенденциях. "Neo-Fashion" включает в себя три модуля: модуль сбора и маркировки данных, модуль сегментации экземпляров и модуль анализа тенденций.

По данным отчета исследовательской компании McKinsey Company к 2022 г. ежегодные расходы на применение ИИ в ритейле возрастут до 7,3 млрд. долларов. Применение обученной нейросети для прогнозирования модных форм промышленных коллекций является актуальной задачей. Необходим комплексный подход к поиску модной формы, который должен учитывать сведения о предпочитаемых моделях одежды, полученные маркетинговыми отделами компаний, учитывать данные модных показов и, возможно, вносить коррективы с учетом личных предпочтений потребителей из базы данных предприятий о прошлых покупках.

Из анализа литературы становится ясно, что основной проблемой для получения работоспособных решений на основе искусственного интеллекта становится создание обучающей базы данных и критерии, которые задают разработчики системы для при-

нятия решения. Следовательно, актуально предложить технологию анализа коллекций прошлых лет с помощью нейронных сетей, которая позволит проектировать новые модели одежды с учетом модных тенденций для выпуска востребованной продукции. В работе выполнено обучение нейронной сети, основанное на выделении наиболее часто встречающегося структурного элемента изделия по данным модных показов.

Методы. Наряду с традиционными методами систематизации и классификации, экспертных оценок, ранговой корреляции Спирмена использованы технологии искусственного интеллекта.

Данные. Изображения для анализа модных форм получены из открытых он-лайн ресурсов (*vogue.ru*, *businessoffashion.com*, *vogue.ua*, *bazaar.ru*, *officiel-online.com*, *glamour.ru* и др.). В первую партию данных включались любые изображения: с высоким и низким разрешением, с фоном или без фона, сидящие и стоящие модели, демонстрирующие одежду. По результатам первичного тестирования нейронной сети сформулированы более строгие требования к изображениям, включаемым в обучающую выборку. Требования, предъявляемые к изображению: поза фигуры статическая (полностью исключены позы в движении); фон – любой (однотонный, цветной и т.д.), разрешающая способность изображения не менее 700x900 пикселей; одна фигура на изображении; запрещено включать изображения, снятые с разных ракурсов: вид сзади и сбоку.

Сформирована обучающая база данных изображений, которая содержит 1500 изображений классического мужского пиджака. Формирование обучающей выборки заключается в выделении на изображении конструктивных элементов, определяющих особенности модельного решения пиджака, так называемые классы. В качестве классов выделены следующие: 1) силуэт: 1.1 – прямой, 1.2 – прилегающий, 1.3 – полуприлегающий, 2) форма покроя рукава: 2.1 – втачной, 2.2 – реглан, 3) форма бортовой застежки: 3.1 – центральная, 3.2 – смещенная; 4) форма лацкана: 4.1 – остроугольный; 4.2

– прямой; 5) форма карманов: 5.1 – прорезной в рамку; 5.2 – прорезной с клапаном; 5.3 – накладной. Выделение классов происходит с помощью специального приложения с присвоением номера класса. Выделение классов на изображениях мужских пиджаков в обучающей базе данных выполнено экспертами-магистрантами второго курса, обучающимися по направлению 29.04.05 "Конструирование изделий легкой промышленности". Для оценки согласованности мнений экспертов на примере контрольной выборки из 30 изображений выполнен следующий эксперимент. Профессором кафедры ХМ, К и ТШИ задано верное значение встречаемых классов на каждом из изображений контрольной выборки. Затем каждый эксперт-магистрант выделял на изображении классы. На одном изображении можно было выделить несколько одинаковых классов, если они там встречались (рис. 1 – выделение классов на изображении).

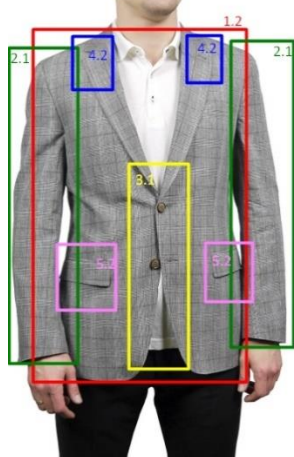


Рис. 1

Так, например, на виде спереди можно было выделить два класса, обозначающих покрой рукава под номером 2.1.; два класса, обозначающих форму лацкана под номером 4.2; два класса, обозначающих форму карманов под номером 5.2 (рис. 1). С помощью метода ранговой корреляции Спирмена определена теснота корреляционной связи эксперта-профессора с мнением группы экспертов-магистрантов. Коэффициент Спирмена в размере 0,94 показывает тесную связь и согласованность мнений

эксперта и группы. С помощью экспертов-магистрантов произведено выделение классов на каждом изображении обучающей базы данных, содержащей около 1500 изображений.

Обучение нейронной сети. Обучение нейронной сети *Keras* (открытая нейросетевая библиотека, написанная на языке *Python*) в составе *TensorFlow* (открытая программная библиотека для машинного обучения, разработанная компанией *Google* для решения задач построения и тренировки нейронной сети с целью автоматического нахождения и классификации образов, достигая качества человеческого восприятия. При обучении сети происходит следующее. Сеть смотрит через рамку, ограничивающую конструктивный элемент и обозначенную номером класса. Видит, например, вертикальную линию, обозначающую центральную застежку. Надо помнить, что при обучении на каждой итерации сеть пересчитывает фильтры, получая новые примитивные графические элементы. При этом находит тонкие корреляции и отношения между этими графическими элементами. Упрощенно, не вдаваясь в подробности, можно описать обучение нейронной сети следующим образом. На входные нейроны сети подаются числовые значения. Начинает работать *forward propagation algorithm*. На промежуточных уровнях срабатывают функции, фильтры и все остальное, что было "выучено" сетью на прошлых данных. Когда сеть добирается до конечного слоя, она сравнивает свой результат с правильным результатом из обучающей выборки. Далее вычисляется ошибка (расхождение) с правильным результатом. После этого запускается обратный проход по сети. В это время работает *back propagation algorithm*, который идет по сети в обратном направлении и пересчитывает веса, связанные с нейронами в узлах внутренних слоев нейронов. Веса пересчитываются так, чтобы уменьшить величину расхождения ("ошибку"), вычисленную на прямом проходе. После чего подается следующий обучающий набор данных.

Стратификация данных. Важным фактором, влияющим на качество обучения и

распознавания, является количество изображений одного и того же класса в обучающей выборке. Если брать все данные без анализа, то отдельные типы классов многократно превышают числом другие, и сеть получает для обучения разбалансированный набор данных. Например, на рис. 2 показано распределение классов в обучающей выборке данных по частоте встречаемости.

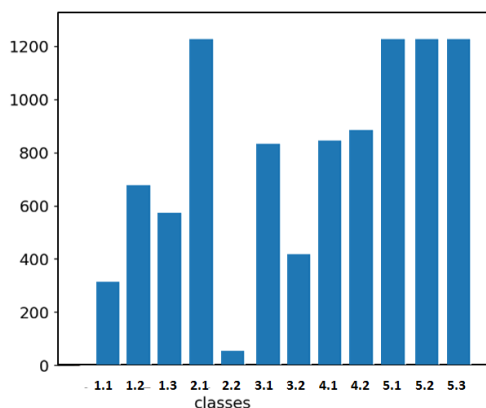


Рис. 2

Для такого поведения существуют объективные причины. Например, на одном изображении пиджака можно отметить наличие только одной застёжки, но при этом двух рукавов, двух лацканов и двух карманов. Проблема многократного распознавания одного и того же вида конструктивного элемента решается учетом показателя

confidence (процент "уверенности" сети в правильности распознавания этого элемента) и геометрией расположения элемента на изображении. Из всех объектов, претендующих на "зону" этого элемента, выбирается тот, в котором сеть уверена больше всего, остальные отбрасываются.

Для достижения более высокой уверенности сети в результате распознавания в процессе проведения обучения принято решение уменьшить количество классов и производить распознавание конструктивных элементов только по одной стороне фигуры на изображении.

Сформирована контрольная база данных, по которой выполнялась проверка результатов обучения, включающая 500 изображений мужских пиджаков. Результаты распознавания конструктивных элементов на изображении после сокращения количества классов в обучающей выборке значительно улучшились. Так, показатель точности предсказания вырос на 2,0...3,0%. При этом средне-квадратичное отклонение существенно уменьшилось (рис. 3 – улучшение показателей сети после снижения количества классов). Показатель $mAP@0.5$ выражает медиану серии измерений при коэффициенте уверенности сети в точности предсказания на уровне 50%. Его средне-квадратичное отклонение уменьшилось почти в десять раз.

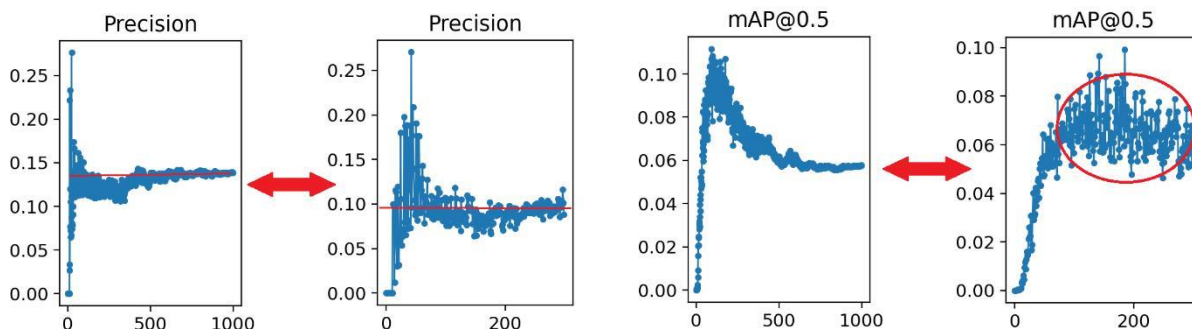


Рис. 3

Каждому файлу с базой данных фотоматериалов моделей одежды присваивается информация о сезоне, в котором демонстрировались содержащиеся в файле модели (временной маркер). Временной маркер позволяет нейронной сети формировать

хронологическую сменяемость распознанных конструктивных элементов. Таким образом, пройдя обучение, нейронная сеть в автоматизированном режиме способна определять номер класса по каждому конструктивному элементу, подсчитывать их

количество, что помогает формировать пакет данных, среди которых сетью рекомендованы как актуальные наиболее часто встречающиеся виды конструктивных элементов, выделенные на основе загруженных и обработанных входных изображений моделей мужских пиджаков.

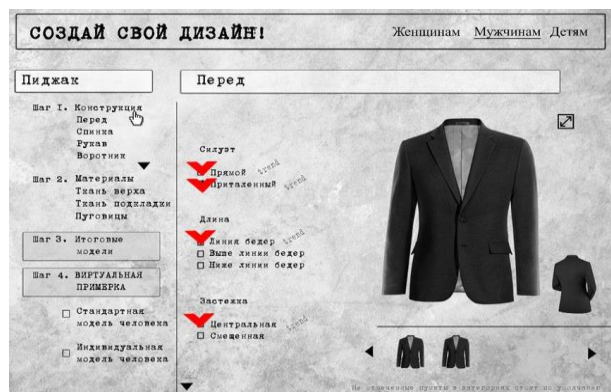


Рис. 4

Полученные с применением нейронной сети рекомендации используют для разработки типовой базовой конструкции и уни-

фицированных деталей при проектировании промышленных коллекций мужских пиджаков. В работе предложена автоматизированная система агрегатирования выделенных конструктивных элементов в единый внешний вид изделия. На первом этапе пользователь взаимодействует с конструкторским разделом (рис. 4), в котором может выбрать в категориях "Перед", "Спинка", "Рукав", "Воротник", "Форма лацкана" один или несколько вариантов конструктивного решения.

Варианты демонстрируются пользователю в виде графического изображения. Для выбора требуемой формы конструктивного элемента необходимо выделить его, поставив галочку (рис.4). В списке вариантов некоторые выделены как "trend", это говорит о том, что указанный конструктивный элемент выделен с помощью обученной нейронной сети и соответствует тренду на предстоящий сезон. Переходить по категориям можно как последовательно, так и без соблюдения очередности.

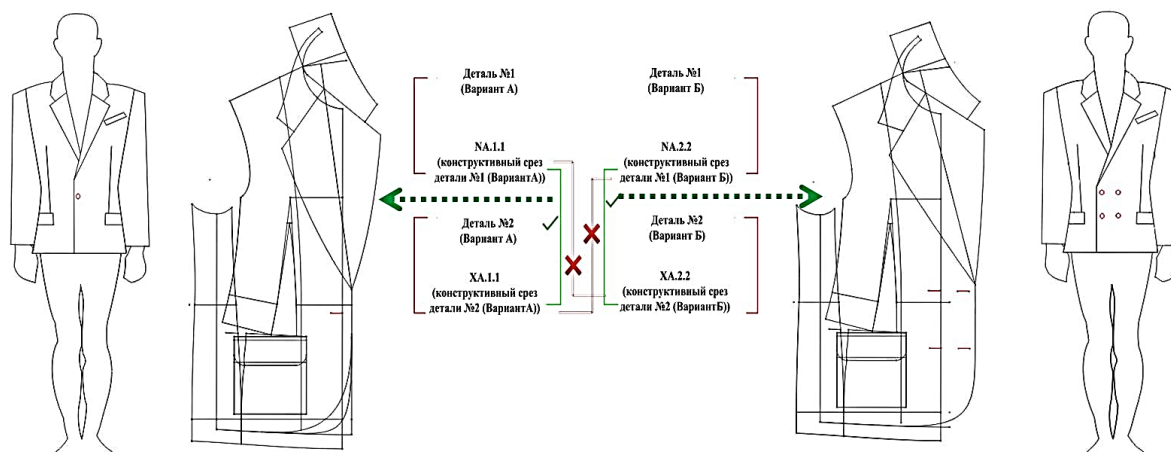


Рис. 5

В основе работы программы по автоматизированному проектированию швейных изделий лежит процесс распознавания конструктивных точек, конструктивных срезов деталей швейных изделий и автоматизированное определение конструктивно-технологической реализации того или иного конструктивно-технологического узла, базирясь на сопряжении подходящих кодов конструктивных срезов деталей и отклонении неподходящих (рис. 5 – выбор деталей мужского пиджака). Код конструктивного

среза детали включает в себя комбинацию из четырех символов: первый и второй символы латинского алфавита обозначают конструктивную точку детали швейного изделия, третий числовой символ позволяет программе определять подходящие варианты деталей для образования конструктивно-технологического узла (возможность реализации конструктивно-технологического узла) и четвертый числовой символ определяет порядковый номер варианта детали швейного изделия.

На рис. 5 приведен пример проверки соответствия деталей переда и подборта друг другу для моделей, отличающихся по форме застежки (справа модель со смещенной бортовой застежкой, слева с центральной бортовой застежкой). Пользователь не видит процесс подбора деталей, а получает результат в виде сформированных возможных конструктивных решений моделей мужского пиджака.

Этап 2 заключается в выборе желаемых материалов для модели в категориях "Ткань верха", "Ткань подкладки", "Фурнитура/Пуговицы". Процесс работы в разделе, аналогичный процессу ранее рассмотренному в разделе "Конструкция". В каждой категории раздела "Материалы" необходимо выбрать вид ткани. В правой области страницы программы происходит демонстрация графических изображений возможных моделей швейных изделий. При выборе образцов тканей/материалов вместе с их демонстрацией в эскизе отображается информация о составе и цветовом решении.

В зависимости от количества выбранных вариантов в каждой категории автоматически формируется соответствующее количество эскизов в нижней части демонстрационного поля, а также в разделе "Итоговые модели". Метод агрегатирования позволяет программе создавать все возможные комбинации соединения выбранных пользователем конструктивных элементов мужского пиджака. В результате пользователь получает все варианты уникальных эскизов изделия. В разделе программы "Итоговые модели" (Этап 3) происходит ранжирование эскизов в зависимости от количества структурных элементов, имеющих пометку "trend". Чем больше таких элементов в изделии, тем выше позиция такой модели и тем более она рекомендуется пользователю к запуску в производство.

ВЫВОДЫ

Таким образом, предложенный подход позволит минимизировать затраты времени на поиск актуальной формы, конструктивно-декоративных элементов, модного цвета и материала для производства новых

промышленных коллекций. Нейронные сети в состоянии в режиме реального времени анализировать большое количество данных и предлагать наиболее предпочтительную, персонализированную для каждого клиента продукцию. Применение искусственного интеллекта для выбора актуальных моделей одежды для формирования промышленных ассортиментных коллекций расширит производственные возможности компаний, у брендов появляется инструмент, с помощью которого можно персонально до каждого потребителя донести подробную информацию о продукте, помочь клиенту сэкономить время и подобрать наиболее подходящую и необходимую для него одежду.

ЛИТЕРАТУРА

1. The State of Fashion 2021 [Электронный ресурс]. URL: <https://www.businessoffashion.com/reports/news-analysis/the-state-of-fashion-2021-industry-report-bof-mckinsey> (дата обращения: 25.02.2021).
2. Голуб А. Искусственный интеллект для моды. – Минск: Дискурс, 2019.
3. EDITED company [Электронный ресурс]. URL: <https://edited.com/> (дата обращения: 25.02.2021).
4. Clarifai [Электронный ресурс]. URL: <https://www.clarifai.com> (дата обращения: 25.02.2021).
5. BURO [Электронный ресурс]. URL: <https://www.buro247.ru/technology/trends/11-sep-2017-ai-to-change-fashion-forever.html> (дата обращения: 25.02.2021).
6. Fashionnet [Электронный ресурс]. URL: <https://fashionnet.ru/uncategorized/nejroset-google-sozdala-interaktivnuyu-tsvetovuyu-kartu-mody/> (дата обращения: 11.03.2021).
7. Pantone [Электронный ресурс]. URL: <https://www.pantone.com/> (дата обращения: 11.03.2021).
8. Han, A., Kim, J., & Ahn, J. (2021). Color Trend Analysis using Machine Learning with Fashion Collection Images // Clothing and Textiles Research Journal, OnlineFirst, 1.
9. Singh M., Bajpai U., Prasath S. Generation of fashionable clothes using generative adversarial networks // International Journal of Clothing Science and Technology. – 32(2), 2019. P. 177...187.
10. Мартыненко А. Искусственный интеллект "Glitch" разработал авторскую линию женской одежды. – Техкульт [Электронный ресурс]. URL: <https://www.techcult.ru/technology/6890-glitch-razrabotal-avtorskuyu-liniyu-odezhdy> (дата обращения: 11.03.2021).
11. Zhao L., Muzhen L., Peng S. (2021). Neo-Fashion: A Data-Driven Fashion Trend Forecasting System

REFERENCES

1. The State of Fashion 2021 [Elektronnyy resurs]. URL: <https://www.businessoffashion.com/reports/news-analysis/the-state-of-fashion-2021-industry-report-bof-mckinsey> (data obrashcheniya: 25.02.2021).
2. Golub A. *Iskusstvennyy intellekt dlya mody.* – Minsk: Diskurs, 2019.
3. EDITED company [Elektronnyy resurs]. URL: <https://edited.com/> (data obrashcheniya: 25.02.2021).
4. Clarifai [Elektronnyy resurs]. URL: <https://www.clarifai.com> (data obrashcheniya: 25.02.2021).
5. BURO [Elektronnyy resurs]. URL: <https://www.buro247.ru/technology/trends/11-sep-2017-ai-to-change-fashion-forever.html> (data obrashcheniya: 25.02.2021).
6. Fashionnet [Elektronnyy resurs]. URL: <https://fashionnet.ru/uncategorized/nejroset-google-sozdala-interaktivnyuyu-tsvetovuyu-kartu-mody/> (data obrashcheniya: 11.03.2021).
7. Pantone [Elektronnyy resurs]. URL: <https://www.pantone.com/> (data obrashcheniya: 11.03.2021).
8. Han, A., Kim, J., & Ahn, J. (2021). Color Trend Analysis using Machine Learning with Fashion Collection Images // Clothing and Textiles Research Journal, OnlineFirst, 1.
9. Singh M., Bajpai U., Prasath S. Generation of fashionable clothes using generative adversarial networks // International Journal of Clothing Science and Technology. – 32(2), 2019. P. 177...187.
10. Martynenko A. *Iskusstvennyy intellekt "Glitch" razrabotal avtorskuyu liniyu zhenskoy odezhdy.* – Tekhkul't [Elektronnyy resurs]. URL: <https://www.techcult.ru/technology/6890-glitch-razrabotal-avtorskuyu-liniyu-odezhdy> (data obrashcheniya: 11.03.2021).
11. Zhao L., Muzhen L., Peng S. (2021). Neo-Fashion: A Data-Driven Fashion Trend Forecasting System Using Catwalk Analysis // Clothing and Textiles Research Journal. OnlineFirst, 1.

Рекомендована кафедрой художественного моделирования, конструирования и технологии швейных изделий. Поступила 19.07.21.
