

УДК 004.89

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике (физико-математические науки, экономические науки)

# **ВИРТУАЛЬНЫЙ ПОМОЩНИК ДИЗАЙНЕРА, УВЕЛИЧИВАЮЩИЙ ПРИБЫЛЬ И КОЛИЧЕСТВО ЗАКАЗОВ**

Попова Ольга Борисовна  
доцент кафедры Информационных систем и программирования  
РИНЦ-SCIENCE INDEX. SPIN-код=1095-6863  
popova\_ob@mail.ru  
ФГБОУ ВО “Кубанский государственный технологический университет”, Краснодар, Россия  
350020, улица Московская, 2, Краснодар, Россия

Потаенко Захар Сергеевич  
студент магистр  
zahar.potaenko@mail.ru  
ФГБОУ ВО “Кубанский государственный технологический университет”, Краснодар, Россия  
350020, улица Московская, 2, Краснодар, Россия

Криволап София Олеговна  
школьница  
sofiya.krivolap.2007@mail.ru  
МАОУ гимназия №25 имени героя Советского Союза Петра Гаврилова, Краснодар, Россия  
350020, улица Рахпилевская, 134, Краснодар, Россия

Григоренко Маргарита Александровна  
школьница  
margaretsdiary2024@gmail.com  
МАОУ гимназия №25 имени героя Советского Союза Петра Гаврилова, Краснодар, Россия  
350020, улица Рахпилевская, 134, Краснодар, Россия

Цель исследования – разработать архитектуру программного обеспечения и алгоритм машинного обучения, реализующего виртуального помощника дизайнера. Результатом работы виртуального помощника является рекомендация необходимого инструмента генерации изображений. В процессе общения с виртуальным помощником дизайнер приобретает необходимые ему знания для реализации проекта. Положительный эффект использования данного помощника – увеличение числа выполненных проектов, а следовательно, и прибыли. Авторами найдены асинхронные технологии и способы реализации виртуальных AI агентов и активных чат ботов. Исследован алгоритм машинного обучения и искусственная классификация. Для измерений точности предсказаний использовались известные метрики потерь, которые зависели от числа эпох. Анализ результатов исследования показал, что в модели нужно использовать естественную классификацию. Это позволяет эффективно реализовать активных в общении с кли-

UDC 004.89

5.2.2. Mathematical, statistical and instrumental methods in economics (physical and mathematical sciences, economic sciences)

# **VIRTUAL DESIGNER ASSISTANT INCREASING PROFIT AND ORDERS**

Popova Olga Borisovna  
Associate Professor at the Department of Information Systems and Programming  
RSCI-SCIENCE INDEX. SPIN code=1095-6863  
popova\_ob@mail.ru  
Kuban State Technological University, Krasnodar, Russia  
350020, Moskovskaya, 2, Krasnodar, Russia

Potaenko Zakhar Sergeevich  
master's student  
zahar.potaenko@mail.ru  
Kuban State Technological University, Krasnodar, Russia  
350020, Moskovskaya, 2, Krasnodar, Russia

Krivolap Sofiya Olegovna  
schoolgirl  
sofiya.krivolap.2007@mail.ru  
MAEI gymnasium №25 named after the Hero of the Soviet Union Pyotr Gavrilov, Krasnodar, Russia  
350020, Rashpilevskaya, 2, Krasnodar, Russia

Grigorenko Margarita Aleksandrovna  
schoolgirl  
margaretsdiary2024@gmail.com  
MAEI gymnasium №25 named after the Hero of the Soviet Union Pyotr Gavrilov, Krasnodar, Russia  
350020, Rashpilevskaya, 134, Krasnodar, Russia

The objective of the study is to develop a software architecture and a machine learning algorithm implementing a virtual assistant for a designer. The result of the virtual assistant's work is a recommendation of the necessary image generation tool. In the process of communicating with the virtual assistant, the designer acquires the knowledge he needs to implement the project. The positive effect of using this assistant is an increase in the number of completed projects, and, consequently, profit. The authors found asynchronous technologies and methods for implementing virtual AI agents and active chat bots. The machine learning algorithm and artificial classification were studied. To measure the accuracy of predictions, well-known loss metrics were used, which depended on the number of epochs. Analysis of the research results showed that the model should use natural classification. This allows you to effectively implement bots active in communicating with clients

ентами ботов

Ключевые слова: ВИРТУАЛЬНЫЙ ПОМОЩНИК  
ДИЗАЙНЕРА, АКТИВНЫЙ ЧАТ БОТ, AI АГЕНТ,  
ЕСТЕСТВЕННАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ

Keywords: VIRTUAL DESIGNER ASSISTANT,  
ACTIVE CHAT BOT, AI AGENT, NATURAL  
CLASSIFICATION

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-209-031>

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Виртуальные помощники являются эффективным инструментом привлечения клиентов для предоставления услуг и получения стабильной дополнительной прибыли. Они помогают пользователям сэкономить время в решении рутинных задач. Используют большие языковые модели. Способны продавать услуги и помогать в обучении. В любой сфере предоставления услуг необходим такой помощник.

В сфере дизайна необходим активный подход к общению с клиентами, требующими использовать средства генерации изображений по эскизам, наброскам или дизайн-проектам. При этом клиент должен сам выбирать и использовать средства генерации изображений. Так можно регулировать запрос клиента и ожидаемый результат, убрав промежуточное мнение менеджера, выступающего в роли дизайнера. Убрать посредника между средствами генерации изображений и клиентом поможет виртуальный помощник дизайнера. С его помощью клиент сможет получить необходимые знания, выберет нужный ресурс, настроит его и использует. Время реализации услуги значительно сокращается, что приводит к увеличению прибыли и приросту количества пользователей программного продукта.

Авторы выбрали целью исследования - получить архитектуру программного обеспечения виртуального помощника дизайнера, способствующего увеличению прибыли от роста числа заказов дизайнеров. А так же выбрать классификацию и современные технологии, реализующие асинхронность, активность и машинное обучение AI-агентов.

<http://ej.kubagro.ru/2025/05/pdf/31.pdf>

## 2. АССИНХРОННОСТЬ И АКТИВНОСТЬ В РЕАЛИЗАЦИИ ТЕЛЕГРАММ БОТА

Использовать синхронность в коде при реализации телеграмм ботов сегодня не выгодно, так как количество пользователей телеграмм ботов растёт и нужно обеспечивать бесперебойность работы всей системы. В основном код для приложений, использующих чат ботов, пишется на языке python, в котором возможно исполнение только одного потока в текущий момент времени. Некоторые процессы, например, рендеринг, невозможно выделить в отдельный поток, так как они заберут все ресурсы и программа зависнет. Поэтому многопроцессорность не помогает. На реализацию переключения потоков тратится слишком много времени, поэтому оно становится бесполезным. Значит нужно использовать асинхронный код, который работает в одном потоке. Для него существуют свои асинхронные библиотеки – Aiohttp, Aiogram, Aiosqlite, Aioredis и другие.

Чтобы организовать асинхронное общение между ботом и телеграмм используется технология общения polling. Бот непрерывно отправляет запросы телеграмм о начале взаимодействия с ним. При положительном ответе телеграмм бот сразу реагирует. Совместное использование polling с Фреймворком Aiogram обеспечивает бесперебойную работу большого числа телеграмм ботов и не требует больших мощностей даже на домашнем сервере. Там же может быть реализован AI агент, обеспечивающий активную функциональность телеграмм бота в общении с пользователем. Для AI агента может быть использована любая большая языковая модель, заранее обученная в соответствующей высокопроизводительной среде. Для реализации машинного обучения данной модели нужно использовать соответствующий алгоритм классификации. Активность телеграмм бота – это важная составляющая часть продуктивного общения с пользователем. Для этого хорошо подходит сценарий общения вопрос→ответ. Сценарий может быть представлен разными способами. Авторы считают, что наибо-

лее эффективным сценарием является естественная классификация, представленная бинарным деревом системы вопросов и ответов [1], которая может использовать дополнительные датасеты из документов, изображений, ссылок и других материалов, на основе которых может строиться общение и обучение пользователя. Данный сценарий может быть использован для обучения телеграмм бота и превращения его в AI агента, ведущего общение на сайте. Полученные телеграмм ботом данные пользователей во время его первого запуска могут быть использованы для регистрации и учёта пользователей на сайте.

### **3. ИССЛЕДОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОЙ КЛАССИФИКАЦИИ**

Датасет, участвующий в исследовании классификации, состоял из несколько тысяч изображений разного качества. Их разметка была осуществлена в файле train.csv. Объекты были разделены на группы индексами. Изображения были разделены на обучающую и тестовую группы. Тестовая последовательность участвовала в формировании результата решения, к какому классу отнести изображение. Авторы проводили свои исследования на моделях ResNet18 и ResNet50. Для этого были использованы ноутбук и сру видеокарты NVIDIA. Код программы алгоритма машинного обучения указанных моделей был написан на языке питон версии 3.9. Он запускался сначала на персональном компьютере, а затем в облачном платном сервисе Яндекса datasphere. Для измерения точности предсказания моделей использовались метрики потерь. Каждая метрика зависела от числа выбранных эпох обучения, скорости обучения и весов выбранной модели. Были получены графики зависимостей потерь Train Loss и Validation Loss от числа эпох (рис. 1 – 5), используемых в обучении указанных моделей resnet (табл. 1). Графики использовались в анализе машинного обучения и используемой классификации.

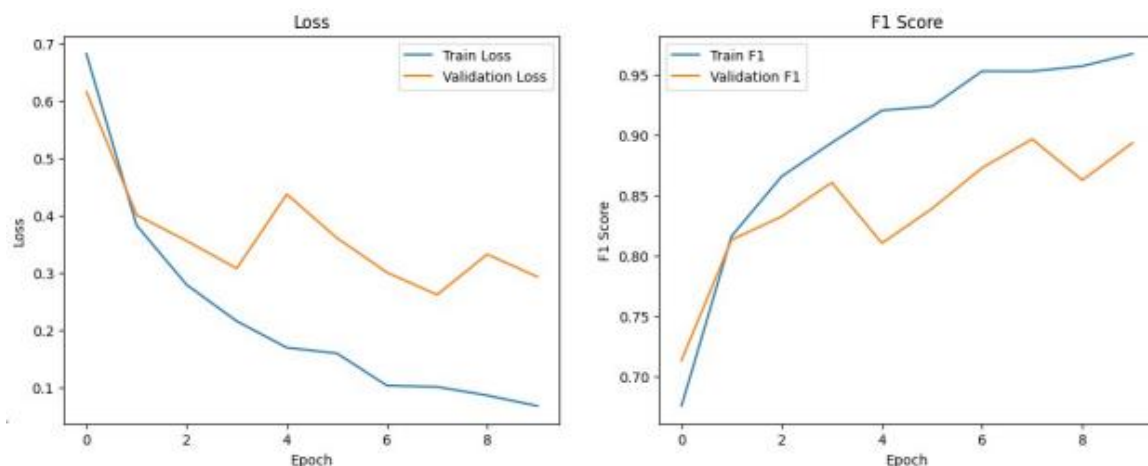


Рис. 1 – Зависимость потерь от числа эпох, когда использовались веса IMAGENET1K\_V1, скорость обучения  $lr = 0.001$  на CPU компьютера

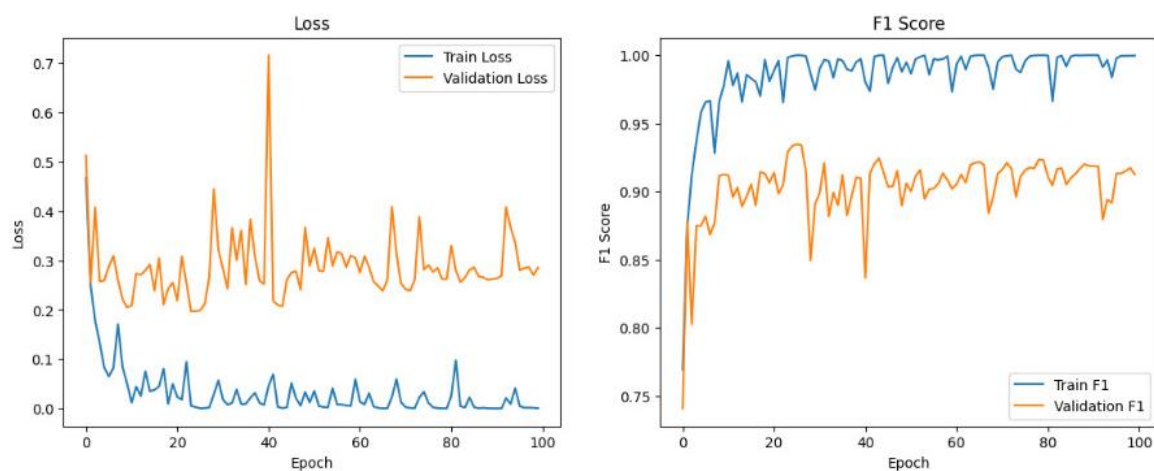


Рис. 2 – Зависимость потерь от числа эпох, когда использовались веса IMAGENET1K\_V1, скорость обучения  $lr = 0.001$  на CPU dataspher

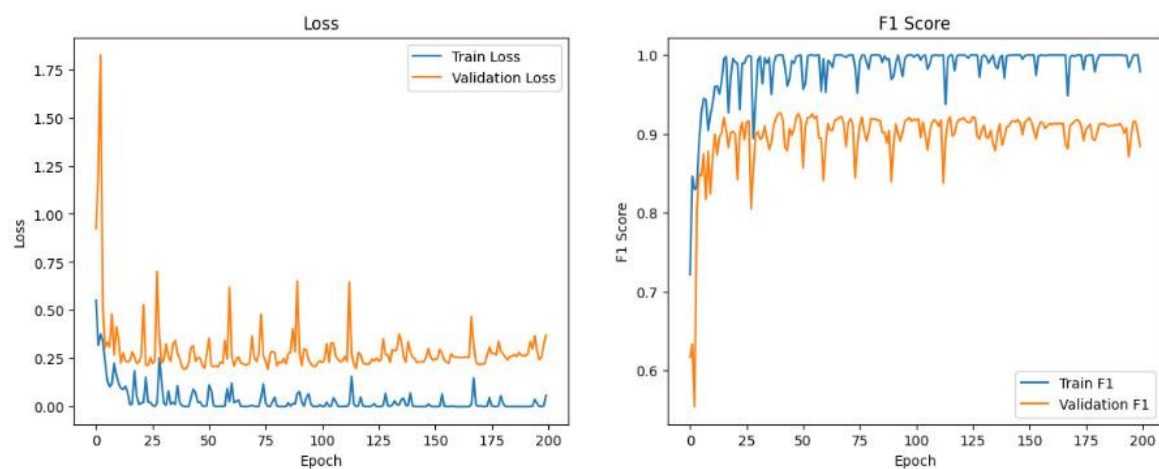


Рис. 3 – Зависимость потерь от числа эпох, когда использовались веса IMAGENET1K\_V1, скорость обучения  $lr = 0.001$  на GPU dataspher g1.1

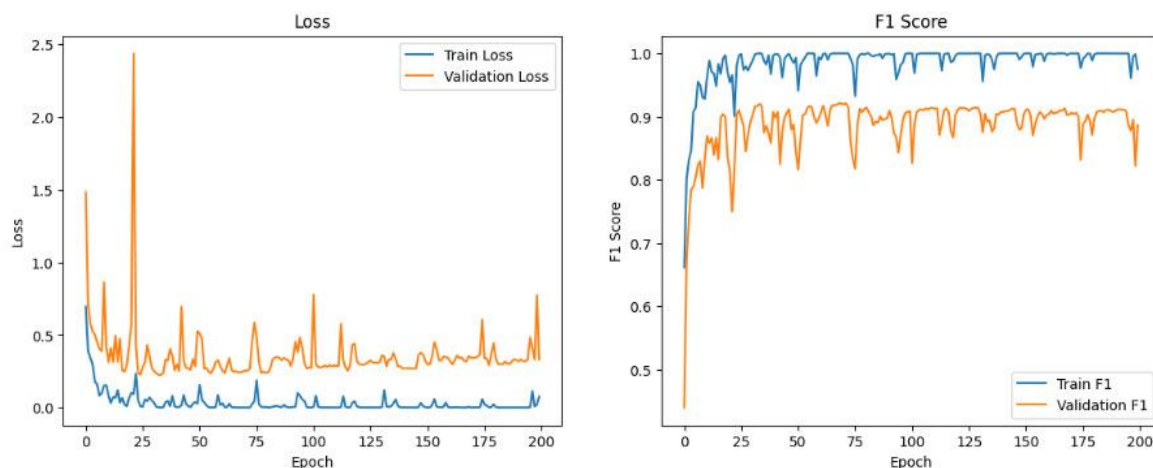


Рис. 4 – Зависимость потерь от числа эпох, когда использовались веса IMAGENET1K\_V1, скорость обучения  $lr = 0.001$  на GPU dataspher g1.1

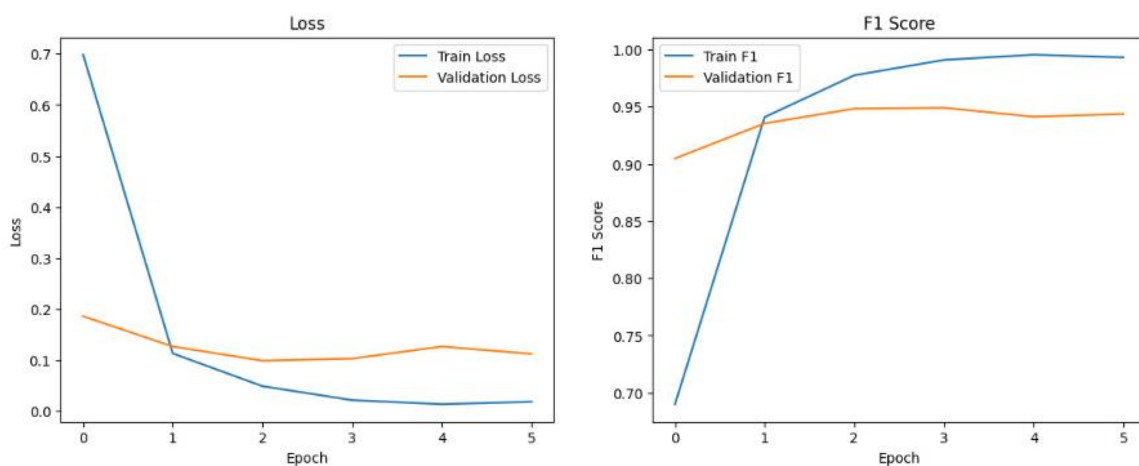


Рис. 5 – Зависимость потерь от числа эпох, когда использовались веса IMAGENET1K\_V2, скорость обучения  $lr = 0.001$  на GPU dataspher g2.2

Из графиков (рис.1-5), построенных с помощью библиотеки PIL были выбраны данные, полученные в результате проведенного эксперимента сначала на персональном компьютере, а затем в облачном платном сервисе datasphere (см. табл. 2). Остальные данные для таблицы были получены из прогрессбара блокнота, в котором выводились значения времени обучения и тестирования соответствующей модели машинного обучения.

Табл. 1 – Экспериментальные данные, полученные на разных устройствах при обучении resnet18 и resnet50

| Точность предсказания | эпохи | Время обучения и тестирования | Исследуемая модель | устройство         |
|-----------------------|-------|-------------------------------|--------------------|--------------------|
| 0.74                  | 10    | 2 ч 48 мин                    | resnet18           | компьютер, CPU     |
| 0.786                 | 100   | 57 мин                        |                    | CPU dataspher 16   |
| 0.807                 | 200   | 46 мин                        | resnet50 v1        | GPU dataspher g1.1 |
| 0.812                 | 200   | 40 мин                        | resnet50 v2        |                    |
| 0.929                 | 6     | 16 мин                        |                    |                    |

Из таблицы с экспериментальными данными видно, что вести обучение рассмотренных моделей можно быстрее и эффективнее в datasphere. Время работы с моделями в ней сокращаются в десятки раз, вычислительных мощностей хватает на улучшение предсказания до величины 0.92. Следовательно, используя dataspher можно улучшить производительность процесса обучения и тестирования любой модели, увеличивая точность предсказания с 0.7 до 0.9. Высокая точность предсказания (рис.1-5, табл.1) была получена на модели resnet50 с весами v2 с небольшой скоростью оптимизации и в dataspher. Теперь, для увеличения точности предсказания нужно использовать методы работы с датасетом, такие, как аугментация.

Методы аугментации предназначены для изменения параметров изображений с целью случайного выявления свойств у классифицируемых объектов с разной долей точности. Нахождение нужного метода аугментации – это стихийный и долгий процесс. Добиться таким путём точности предсказания моделей довольно сложно. Сегодня он является единственным способом получения высоких результатов в обучении моделей. Тогда как вычислительные мощности, выделяемые на такое обучение моделей, растут. Аналогичным образом происходит обучение и тестирование больших языковых моделей.

Следовательно, увеличивать точность моделей следует другими способами классификации объектов. Необходимо использовать естественные

классификации, которые имеют правила разбиения объектов на классы, с нахождением общих свойств отделяемой группы.

#### 4. ЕСТЕСТВЕННАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ ГЕНЕРАТОРОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Все классифицируемые объекты имеют целевое назначение и качество контента, значения которых представлены в таблице 2, по которым объекты классификации следует первоначально классифицировать. Аналогичным образом нужно выстраивать дерево классификации для сценария общения телеграмм бота с клиентами. Предлагаемое авторами статьи дерево системы вопросов и ответов поможет выстроить диалог, ведущий от общей темы обсуждения к целевому вопросу, который раскроет основные потребности клиента. Данный сценарий можно считать идеальным развитием ситуации.

Таблица 2 – Первоначальные свойства классификации инструментов генерации изображений

| Названия генераторов изображений | Генерируемый контент |                             |                                    |
|----------------------------------|----------------------|-----------------------------|------------------------------------|
|                                  | качество             | цель                        | тип                                |
| DALL-E                           |                      |                             |                                    |
| Midjourney                       | высокое              | маркетинг<br>реклама        | иконки<br>фантастика<br>абстракции |
| Stable Diffusion                 |                      | концепт-арте<br>иллюстрации | художественные<br>изображения      |
| Leonardo AI                      |                      | реклама<br>сложный дизайн   | баннеры<br>интерфейсы              |
| Kandinsky                        |                      | маркетинг<br>разработка ПП  | анимации                           |
| «Шедеврум»                       |                      | универсальное               | качественные<br>изображения        |
| DALL-E                           |                      | универсальное               | качественные<br>изображения        |

Анализ данных (табл. 2) показал, что контент от разных генераторов изображений отличается детальностью проработки и реалистичностью. На качество контента сильно влияют технологии генерации изображений. Изображения, полученные по технологиям от «Сбер», сильно отличаются от изображений, полученных на нейросетях YandexGPT. Следовательно, нужно дальше классифицировать объекты по типу и качеству контента.

## **5. ЕСТЕСТВЕННАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ**

Все классификации принято разделять на две группы. Искусственную и естественную классификации [2, 3]. Свойства в любой искусственной классификации приходится выбирать без выраженной системности, так как такой подход упрощает алгоритм классификации. Зато увеличиваются вычислительные мощности, выделяемые на обучение модели, и снижается точность прогноза. Что было доказано авторами в исследовании искусственной классификации.

Поэтому следует использовать естественные классификации. Которые наилучшим образом ищут свойства характеризующие объекты классификации. Классификационные группы должны выделяться путём выстраивания идеальных иерархических связей между ними, подбирая соответствующие признаки классификации. Поэтому в виртуальном помощнике будет использована естественная классификация, представленная бинарным деревом системы вопросов и ответов.

## **6. ТЕХНОЛОГИИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ СОЗДАНИЯ ВИРТУАЛЬНОГО ПОМОЩНИКА**

В машинном обучении AI агента помощника дизайнера необходимо использовать нейронные сети [4], обрабатывающие изображения нужной для дизайна сложности. И большие языковые модели [5], которые работают по принципу обработки естественного языка. Что может дать высокую точность предсказания на любых данных. В реализации извлечения признаков может помочь известный и высокоэффективный алгоритм случай-

ного леса [6]. Данная комбинация методов способна с высокой точностью и качественно классифицировать изображения и сценарии общения.

Помимо автоматизации рутинных задач, связанных с выбором нужных генераторов изображений и обработкой контента, дизайнер сможет научиться выполнять базовые задачи самостоятельно. Например, создавать стили и рекомендации на основе анализа существующих работ. Уникальные собственные проекты высокого качества и повышенная эффективность работы над ними увеличит число клиентов и прибыль от использования интеллектуального помощника.

## 7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Авторами были найдены современные методы реализации архитектуры программного обеспечения виртуального помощника дизайнера. Выбрана классификация и современные технологии, реализующие асинхронность, активность и машинное обучение AI-агента, который обучает, помогает создавать стили, классифицирует изображения, сценарии общения, реализует асинхронное и активное общение, но и способен увеличить прибыль и количество заказов у дизайнеров.

## ЛИТЕРАТУРА:

1. Popova O.B., Popov B.K., Karandey V.Yu., Afanasyev V.L. Entropy and Algorithm of Obtaining Decision Trees in a Way Approximated to the Natural Intelligence // International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence. 2019. Vol. 13. Is. 3. P. 50-66. DOI:10.4018/IJCINI.2019070104
2. Василевич В.И. Что считать естественной классификацией // Философские проблемы современной биологии. – №1. С. 177-190..
3. Субботин А.Л. Классификация. – М.: ИФ РАН, 2001. 123с
4. Tan M., Le Q.V. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolution Neural Networks. Proceedings of the 36<sup>th</sup> International Conference on Machine Learning, Long Beach, California, PMLR 97, 2019. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.11946>.
5. Wang Y., Tingjuan Zh., Yong Ch., Najla A. HOG based Deep Learning for Object Recognition. Computer Systems Science and Engineering. 2021, Vol. 38, 165-182. <https://doi.org/10.32604/csse.2021.017016>.
6. Dosovitskiy A., Beyer L., Kolesnikov A., Weissenborn D., Zhai X., Unterthiner T., Dehghani M., Minderer M., Heigold G., Gelly S., Uszkoreit J., Houlsby N. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scal. International Conference on Learning Representations, ICLR, 22 October, 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929>.

# REFERENCES

1. Popova O.B., Popov B.K., Karandey V.Yu., Afanasyev V.L. Entropy and Algorithm of Obtaining Decision Trees in a Way Approximated to the Natural Intelligence // International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence. 2019. Vol. 13. Is. 3. P. 50-66. DOI:10.4018/IJCINI.2019070104
2. Vasilevich V.I. Chto schitat' estestvennoj klassifikaciej // Filosofskie problemy sovremennoj biologii. – №1. S. 177-190..
3. Subbotin A.L. Klassifikacija. – M.: IF RAN, 2001. 123s
4. Tan M., Le Q.V. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolution Neural Networks. Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning, Long Beach, California, PMLR 97, 2019. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.11946>.
5. Wang Y., Tingjuan Zh., Yong Ch., Najla A. HOG based Deep Learning for Object Recognition. Computer Systems Science and Engineering. 2021, Vol. 38, 165-182. <https://doi.org/10.32604/csse.2021.017016>.
6. Dosovitskiy A., Beyer L., Kolesnikov A., Weissenborn D., Zhai X., Unterthiner T., Dehghani M., Minderer M., Heigold G., Gelly S., Uszkoreit J., Houlsby N. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scal. International Conference on Learning Representations, ICLR, 22 October, 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929>.