



Санкт-Петербургский
государственный
университет

Факультет Искусств
Направление 072500 «Дизайн»

Магистерская программа
«Графический дизайн»

Сиразетдинов Тимур Рустэмович

Генеративные системы в дизайне коммуникации

Руководитель теоретической части
доктор философских наук, профессор
Лола Галина Николаевна

Руководитель проекта
старший преподаватель кафедры дизайна
Старцев Константин Григорьевич

Генеративные системы в дизайне коммуникации

Аннотация

В данной статье исследуется влияние новых медиа и передовых информационных технологий на дизайн коммуникации. Рассматривается эволюция цифровых компьютеров и их влияние на создание, обработку и передачу информации, а также использование генеративных систем в коммуникационном дизайне и вопросы, связанные с их творческим интеллектом и принятием критических решений. Исследование выявляет значение изучения сложных адаптивных систем и алгоритмов, таких как генетические алгоритмы и алгоритмы машинного обучения. Подчеркнута важность математических основ и онтологии виртуальности в контексте генеративных систем. Исследование выявляет перспективы использования диффузионных моделей и их применимость в рекламе, маркетинге и веб-дизайне. В заключении подчеркивается важность дальнейших исследований и интеграции генеративных систем для создания эффективных коммуникационных решений в современном медиа-контексте.

Ключевые слова

коммуникация, генеративный дизайн, адаптивные системы, нейросети, искусственный интеллект, stable diffusion

Содержание

1. введение
2. научная база исследования
3. результаты научного исследования
4. проект
5. заключение
6. список литературы
7. приложение

Введение

Новые медиа, основывающиеся на передовых информационных технологиях, позволяют иначе подходить к информации: способы создания, переработки, хранения, передачи и преподнесения сообщения кардинальным образом изменили в том числе и сферу дизайна. Причем это явление довольно континуально по своей природе: в связи с темпами технического развития цифровые компьютеры не перестают удивлять с самого своего появления. Энигма, цифровая печать, моделирование сложных систем, Интернет, смартфоны, компьютерная графика, метаанализы больших данных, искусственный интеллект и набирающие популярность в последние годы нейросети внесли ощутимые коррективы в дизайн самой коммуникации.

Превратив “эпоху технической воспроизводимости” (В.Беньямин) в эпоху массового производства, симуляции и виртуальности (тем самым проложив дорогу метамодернизму), технологии также поспособствовали развитию смешанных дисциплин. Одной из таких отраслей является коммуникационный дизайн, объединяющий собой сферы графического дизайна и разработки информации. Не единственный, но основной вопрос, которым задаются специалисты — как происходит взаимодействие Другого с новыми медиа и каким образом можно улучшить каналы коммуникации? Некоторые исследователи также уверены в том, что понятие “коммуникационный дизайн” (communication design) не совсем полно отражает суть этого явления и более предпочтительным могло бы быть наименование “дизайн визуальных коммуникаций” (visual communication design).

В этом утверждении и правда есть доля истины, к тому же, данный термин активно используется западными университетами. Однако в контексте данной статьи мы не рассматриваем конкретно данный аспект, ввиду чего будет использовать более распространенный термин «коммуникационный дизайн» или его аналог «дизайн коммуникации».

В настоящее время коммуникационные дизайнеры нередко задумываются, как оптимально использовать передовые генеративные системы для создания эффективных коммуникационных решений. Генеративные системы играют важную роль в области дизайна коммуникации, поскольку они позволяют автоматизировать процессы создания и обеспечивают широкий диапазон вариативности в создании контента. Однако несмотря на заметный прогресс в разработке и применении этих систем, возникают вопросы, связанные с их способностью воспроизводить творческий интеллект и принимать критические решения, как это делает человек.

Использование генеративных систем в дизайне коммуникации открывает новые возможности для создания уникальных и привлекательных визуальных решений. Эти системы способны генерировать контент на основе заранее заданных правил и параметров, что позволяет значительно ускорить процесс создания и экспериментирования с различными вариантами дизайна. Однако существуют определенные ограничения в том, насколько эффективно генеративные системы могут воспроизвести творческий мыслительный процесс и интуицию, которые характерны для человека. Это вызывает вопросы о том, насколько полностью и точно генеративные системы могут передать индивидуальный стиль и предпочтения дизайнера, а также принимать сложные критические решения, основанные на контексте и целевой аудитории.

Новый технологический контекст кардинально изменил подход к информации в области дизайна. Это привело к возникновению новых возможностей и вызвало необходимость изучения различных явлений и теорий, которые стали важными в контексте генеративных систем в дизайне коммуникации. Изучение так называемых сложных

адаптивных систем позволяет понять, как генеративные системы могут адаптироваться к изменяющимся условиям и требованиям, подобно тому, как живые организмы реагируют на внешние стимулы. Разбираясь в принципах сложных адаптивных систем, исследователи могут более эффективно разрабатывать генеративные системы, способные генерировать коммуникационные решения, подходящие для различных ситуаций и решающие довольно тяжелые для человека задачи. Компьютерное моделирование коллективного автономного поведения отлично помогает справиться с данной проблемой.

Кроме того, необходимо обратить внимание на кибернетику, науку о системах управления и обмена информацией. Кибернетические концепции и методы могут быть полезными в разработке генеративных систем, позволяя им эффективно обрабатывать информацию и принимать решения на основе обратной связи и контроля. Взаимодействие между генеративными системами и пользователем может быть улучшено с помощью применения кибернетических принципов.

Одним из ключевых элементов генеративных систем являются алгоритмы. Исследование информатики и различных видов алгоритмов, используемых в генеративном искусстве, позволяет понять, какие методы и подходы важны для разработки эффективных генеративных систем в дизайне коммуникации. Различные алгоритмы, такие как генетические алгоритмы, алгоритмы машинного обучения и алгоритмы оптимизации, способны генерировать уникальные и выразительные коммуникационные решения. Изучение этих алгоритмов и их применение позволяют коммуникационным дизайнерам создавать генеративные системы, способные автоматизировать процесс создания и вариативности в коммуникационных решениях. К примеру, алгоритмическое, компьютерное, эволюционное, аудиовизуальное искусства уже давно апробируют компьютерные возможности.

Важно отметить, что развитие генеративных систем невозможно без исторического контекста и понимания истории технологий. Исследование истории цифровых компьютеров, цифровой печати, компьютерной графики и других технологий помогает понять, как генеративные системы стали возможными и как они продолжают развиваться

в современном контексте. Это также помогает оценить влияние технологий на сферу коммуникационного дизайна и их вклад в современные практики.

Другим важным аспектом является онтология виртуальности и математики. Онтология виртуальности исследует природу виртуальных объектов и взаимодействий, что имеет прямое отношение к разработке генеративных систем в дизайне коммуникации. Понимание математических основ генеративных систем, таких как вероятностные модели, статистика и теория информации, позволяет разрабатывать более точные и эффективные алгоритмы и модели для генерации коммуникационных решений.

Важно также обратить внимание на генеративные состязательные нейросети (GAN), которые играют значительную роль в современном дизайне коммуникации, особенно в работе с изображениями. GAN представляют собой двухстороннюю архитектуру нейронных сетей, состоящую из генератора и дискриминатора, которые совместно работают для генерации реалистичных изображений. Исследование и понимание работы GAN позволяет коммуникационным дизайнерам использовать их потенциал для создания визуальных коммуникаций, которые могут быть убедительными и эмоционально привлекательными. Генеративные состязательные нейросети могут помочь в создании уникальных и оригинальных визуальных элементов, таких как иллюстрации, логотипы, афиши, а также в генерации новых идей и концепций для коммуникационных проектов.

Информатика, как наука об обработке информации, играет ключевую роль в разработке генеративных систем. Понимание основных принципов информатики, таких как алгоритмы, структуры данных и обработка сигналов, позволяет создавать эффективные и оптимизированные генеративные системы. Различные виды алгоритмов, такие как генетические алгоритмы, алгоритмы машинного обучения и алгоритмы оптимизации, могут быть применены для решения конкретных задач в области коммуникационного дизайна. Наряду с генеративными состязательными нейросетями (GAN), важным направлением

в области генеративных систем являются диффузионные модели генерации изображений. Диффузия – это процесс распространения информации или вещества через пространство со случайными флуктуациями. В контексте генерации изображений, диффузионные модели основаны на применении итеративных шагов для постепенного улучшения качества изображения.

Диффузионные модели генерации изображений позволяют достичь высокой степени детализации и реалистичности. Они основываются на использовании стохастических дифференциальных уравнений, которые моделируют процесс распространения пикселей изображения с помощью диффузионных операций. Применение диффузионных моделей в дизайне коммуникации открывает новые возможности для создания уникальных и впечатляющих визуальных элементов. Важным аспектом диффузионных моделей является их способность к контролируемой генерации изображений. Путем изменения параметров диффузионного процесса, можно влиять на конечный результат и создавать разнообразные вариации изображений. Это позволяет дизайнерам экспериментировать с различными стилями, цветовыми схемами и композициями, чтобы достичь желаемого эффекта и передать заданное сообщение.

Однако, как и в случае с генеративными состязательными нейросетями, использование диффузионных моделей также сопровождается определенными вызовами. Необходимо учитывать вычислительные требования и время, необходимое для обучения и генерации изображений с использованием этих моделей. Также важно исследовать вопросы безопасности и этики, связанные с использованием сгенерированных изображений, чтобы избежать нежелательных последствий и злоупотреблений. Также нейросети могут требовать значительных вычислительных ресурсов и времени для обучения и генерации изображений, особенно при работе с высокоразмерными или сложными наборами данных. Также необходимо учитывать этические аспекты и проблемы, связанные с подделкой или недостоверностью сгенерированных изображений, что может повлечь за собой вопросы доверия и прозрачности в коммуникационном процессе.

Одним из преимуществ диффузионных моделей является их способность генерировать высококачественные изображения с высокой степенью детализации. Это позволяет дизайнерам создавать эффектные и запоминающиеся визуальные композиции, которые привлекают внимание и удерживают интерес аудитории. Кроме того, контролируемая генерация изображений в диффузионных моделях дает возможность точно настроить параметры и стиль генерируемых изображений, чтобы соответствовать требованиям конкретного проекта или бренда. Диффузионные модели генерации изображений обладают потенциалом для использования в различных областях дизайна коммуникации, включая рекламу, маркетинг, веб-дизайн, иллюстрации и многое другое.

Можно утверждать, что диффузионные модели генерации изображений представляют собой перспективную область исследований в дизайне коммуникации. Их способность создавать высококачественные и контролируемые визуальные элементы открывает новые возможности для дизайнеров в создании уникальных и впечатляющих коммуникационных материалов. Однако, необходимо продолжать исследования в этой области, учитывая вызовы, такие как вычислительные ограничения и этические аспекты, чтобы гарантировать эффективное и ответственное применение диффузионных моделей в дизайне коммуникации. В дальнейшем исследовании этих моделей и их интеграции с другими генеративными системами могут быть найдены новые подходы и инновации, которые улучшат взаимодействие с новыми медиа и приведут к более эффективным и привлекательным каналам коммуникации.

Таким образом, целью данной статьи становится описание многообразного феномена генеративных систем, в частности, возможностей использования нейросетей и их диффузионных моделей в дизайне коммуникации. В свою очередь, основными задачами исследования являются следующие:

1. Исторический анализ информационных систем
2. Теоретико-философское исследование феномена генеративности

3. Обзор существующих методов работы с информацией, в частности, связанных с машинным обучением и диффузионными моделями
4. Экспериментальное исследование функционала и возможностей выбранного метода - диффузионной модели Stable Diffusion
5. Аналитическое описание произведенного практического исследования и разработка проекта-методологии взаимодействия с диффузионной моделью Stable Diffusion.

Для рассмотрения выше изложенных вопросов в связи с новизной изучаемой сферы используются не только русскоязычные, но также в достаточно большом объеме англоязычные источники. Исторический анализ информационных систем основан на таких трудах как «Эстетические информационные системы: На пути к онтологии генерируемых компьютером эстетических артефактов» Р.Х.Рамиреса и образовательном проекте доктора философии в области исследования физического образования из Сиднейского университета Д.А. Мюллера «Veritasium». Исследование феномена генеративности, генеративных систем и генеративного искусства сопровождается целым рядом статей. В частности, это текст «Искусство, творчество и потенциал искусственного интеллекта» М.Маццоне и А.Эльгаммала, «Что такое генеративное искусство? Теория сложности как контекст для теории искусства» Ф.Галантера, «Эмерджентность в генеративном искусстве» Г.Монро. Для описания феноменологического статуса генеративных артефактов используются такие философские исследования как «Объектно-ориентированная онтология» Р.Хармана, «Аристотелевский подход к математической онтологии» Д.Гилльеса, «Спектральное и процедурное творчество. Перспектива вычислительного искусства» М.Карвальхайса и Р.Ли. Для исследования принципов работы нейросетей используются такие труды, как «Введение в машинное обучение» Е.А.Соколова, «Нейросети и глубинное обучение» М.Нильсена, «Денуаизирующие диффузионные вероятностные модели» Дж.Хо. Исследуя возможные проблемы, связанные с обучением и работой с диффузионными моделям, мы обращаемся к таким статьям, как «Визуальный поиск ссылок и обнаружение знаний в на-

борах данных по живописи» Г.Кастеллано, Е.Леллы и Г.Вессо, «Искусство диффузии или цифровая подделка? Исследование репликации данных в диффузионных моделях» Г.Зомепалли, В. Сингла и других авторов.

Конечно, круг использованной литературы не ограничен выше обозначенными текстами. Данное исследование носит парадигматический, междисциплинарный характер ввиду относительной новизны исследуемой сферы, в связи с чем используется довольно большое количество источников.

Научная база исследования

Информатика, как наука об обработке информации, играет ключевую роль в разработке генеративных систем. Понимание основных принципов информатики, таких как алгоритмы, структуры данных и обработка сигналов, позволяет создавать эффективные и оптимизированные генеративные системы. Различные виды алгоритмов, такие как генетические алгоритмы, алгоритмы машинного обучения и алгоритмы оптимизации, могут быть применены для решения конкретных задач в области коммуникационного дизайна. Наряду с генеративными состязательными нейросетями (GAN), важным направлением в области генеративных систем являются диффузионные модели генерации изображений. Диффузия – это процесс распространения информации или вещества через пространство со случайными флуктуациями. В контексте генерации изображений, диффузионные модели основаны на применении итеративных шагов для постепенного улучшения качества изображения.

Математика, Хаос и Порядок

Главная слабость математики заключается в проблемах неразрешимости. Математика имеет свои ограничения, такие как неполнота и непротиворечивость. Теоремы Гёделя о неполноте показывают, что в некоторых системах всегда будут истинные утверждения, которые нельзя доказать. Проблема разрешимости в математике и физике относится к вопросу, можно ли разработать алгоритм, который всег-

да может определить ответ на задачу. В физических системах, таких как спектральная щель, неразрешимость означает, что невозможно однозначно определить свойства системы только на основе микроскопических взаимодействий.

Такие явления, как синхронизация и согласованность, также позволяют повсюду найти свой след, проявляясь в природе через различные явления. Природа использует различные механизмы коммуникации между объектами для достижения синхронизации, например, с помощью приливного захвата Луны вокруг Земли и синхронизированных орбит спутников Юпитера. Регулярные изменения и колебания в различных системах могут приводить к синхронизации и согласованности. Мосты являются примером фазового перехода и синхронизации, где частота колебаний моста и частота ходьбы людей могут взаимодействовать и приводить к его раскачиванию. Редукционизм, разбивая сложные проблемы на более простые, не всегда достаточен для полного понимания и сборки частей в целое, особенно в сложных системах, например, в исследовании работы иммунитета. Подобные законы сохраняются и в вычислительных системах.

В свою очередь, существуют аналоговые компьютеры, которые работают с непрерывным диапазоном входных и выходных данных. Они создавались изначально также для исчислений природных явлений: Кельвин работал над предсказанием приливов с помощью преобразования Фурье, Антикетерский механизм и солнечные затмения, До 1960-х годов аналоговые компьютеры были самыми мощными, но с развитием твердотельных транзисторов цифровые компьютеры стали преобладать. Однако современные требования машинного обучения исчерпали физические возможности увеличения количества транзисторов. Аналоговые компьютеры, такие как осциллограф, использовались для прогнозирования приливов. Лаплас и Кельвин разработали систему дифференциальных уравнений и метод Фурье для анализа периодов вращения солнца, луны и земли. Кельвин создал машину, способную интегрировать резуль-

таты и предсказывать приливы и отливы. Аналоговые компьютеры, такие как гармонический анализатор Кельвина, были использованы во время высадки в Нормандии для расшифровки кривых и анализа данных.

Быстрое преобразование Фурье (БПФ) было разработано для решения проблемы обширных вычислений при анализе данных сейсмометра для отличия ядерных испытаний от подземных толчков. Дискретное преобразование Фурье (ДПФ) используется для обработки дискретных сигналов и получения их спектра частот. Однако выполнение ДПФ требует большого количества вычислений. БПФ, разработанное Д. Тьюки и Ричардом Гарвином, сокращает количество вычислений для каждой точки сигнала с помощью симметрии синусоид. Оно используется в большинстве алгоритмов сжатия данных. Изначально, быстрое преобразование Фурье было открыто Карлом Гауссом в 1805 году при исследовании астероидов, но не было широко использовано до публикации Жана Батиста Фурье в 1807 году.

В целом, взаимодействие информационных технологий и автоматизации с природными явлениями имеет большой потенциал для развития новых методов и подходов в науке и технологиях. Однако, несмотря на значительные достижения, остаются открытыми вопросы ограничений математики, сложности моделирования и анализа сложных систем, а также потенциала аналоговых компьютеров в современных исследованиях.

Онтологические аспекты виртуальных объектов

Системы, используемые в генеративном искусстве, зачастую являются информационно-технологическими, основанными на компьютерных вычислениях. Конечно, существует и множество других способов создания генеративных систем, порождающих визуально привлекательные образы, однако последние успехи информатики, универсальность и доступность ЭВМ предоставляют широкое поле возмож-

ностей для реализации самых разных алгоритмов. Не менее важным в этом смысле оказывается Интернет, объединяющий частные информационные системы: виртуальное пространство становится своеобразным общим знаменателем для деятельности художников по всему миру. В попытках описать явления виртуальной реальности мы приходим к тому, что нам необходимо обозначить сами понятия реальности и виртуальности.

Определение реальности как таковой может оказаться довольно затруднительным занятием ввиду открытости данного понятия. Подобное определение, в то же время, не является целью исследования. В контексте этой статьи мы прибегнем к следующему пониманию реальности, которое в своей «Объектно-ориентированной онтологии» описывает американский философ Грэм Харман:

«Но если многие из этих течений утверждают, что реальность — это нечто «сконструированное» человеческим языком, властью или культурными практиками, то ООО есть философия последовательно реалистическая. Это означает, среди прочего, что она полагает независимое от человеческого сознания существование внешнего мира. Насколько бы скромно и здраво ни звучал этот тезис, он полностью идет вразрез с духом континентальной философии прошлого столетия и ведет в направлении, удивительно чуждом здравому смыслу». [2, 11 с.]

Так в своей книге он критикует постструктуралистов, в частности, за так называемые корреляционизм. Данное понятие было введено французским философом Квентином Мейясу и оно отражает сложившуюся корреляцию «человек-мир», поддерживаемую континентальными философами XX века (к примеру, С. Жижек, Ж. Деррида, Б. Латур). Вместе с тем, Онтология наследует большое количество идей европейских философов, однако указывает на некоторые логические несоответствия, вызванные чрезмерным антропоцентризмом и влиянием лингвистического поворота. Г. Харман утверждает, что реальность не заключена в том различии, которое возникает между природой и культурой, действительностью и языком. Основным

положением становится бесспорное существование реальных объектов (РО), абсолютно не зависящих от сознания. В контексте его онтологии, любой объект (не только реальный) можно определить как детерминирующий агент: им может оказаться как само здание театра, так и театральная постановка, так и та форма, что возникает в сознании при мысли об этой постановке. Основная позиция философа



Рис. 1 Р. Харман, «четвероякий объект»

состоит в первичности подобных объектов над дискурсивными событиями. Так Г. Харман указывает на то, что «объекты действуют, потому что существуют, а не существуют потому, что действуют» [2 248 с.], обращая внимание на подмену Бога человеческой мыслью, которую осуществляет «нововременная» философия. Создателю ООО подобные дискурсы видятся как «буквалистские», «подрывающие» объекты: перефразирование, перевод объекта на язык речи неизбежно приводит к его описанию как суммы качеств или следствий. Вместо пропозиционных высказываний куда более подходящим методом описания объектов, кажется, может оказаться метафора, которая по сути предоставляет сознанию вещь-в-себе. Таким образом, Г.Харман указывает на важнейшую роль искусства в понимании реальных объектов, т.к. оно не заявляет себя обладателем мудрости (в отличие от науки), а занимается производством новых вещей-в-себе, тем самым раскрывая эту мудрость небуквалистским способом — через опыт новых сущностей.

Объясняя существование объектов, которые трудно назвать реальными, объектно-ориентированная онтология вводит понятие чувственного объекта (ЧО). Помимо прочего, Г.Харман также указывает на то, что «объекты изымают себя не только из человеческого, но и из обоюдного опыта», обращая наше внимание на их «ноуменность» и разлом, образующийся между объектом и его качествами. Так в дополнение к стабильным РО и ЧО вводятся изменчивые категории: реальные качества (РК) и чувственные качества (ЧК). Вместе они образуют «четвероякий объект» (рис.1): довольно сложную систему взаимоотношений, которая обеспечивает взаимодействие объектов, т.е. онтологически описывает реальность.

Так взаимоотношения РО-ЧК определяют категорию пространства, ЧО-ЧК — переживание времени, ЧО-РК — отражают «эйдос», РО-РК — представляет собой сущность. Процесс познания описывается Г. Харманом как косвенный контакт с реальными качествами (недоступного нам реального объекта) через чувственный объект посредством анализа его чувственных качеств и последующим привнесением некоторого заменителя реальных качеств, сконструированного на основе данного анализа. Сам чувственный объект можно представить как коррелят взаимодействия реальных качеств (нашего внимания) реального объекта (познающего субъекта) и ускользающих реальных качеств познаваемого реального объекта. Приводя в пример слова Х. Ортеги, автор Онтологии также разъясняет концепцию «Я» для тех реальных объектов, которые не обладают сознанием:

«Конечно, Ортега не собирается утверждать, будто неодушевленные объекты могут чувствовать и думать. Напротив, он предвосхищает и заранее опровергает это возражение, утверждая, что объект есть «Я» не потому, что обладает сознанием, а просто потому, что он есть» [2, 72 с.].

В противоположность познанию Г.Харман приводит эстетику: она представляет скорее «истинное необоснованное мнение», тогда как познание — «неистинное обоснованное мнение». Эстетическое восприятие связывает философию с искусством, ввиду того что позволяет метафорическими средствами воссоздать заменитель реального

объекта:

«Ведь если реальный кипарис так же отсутствует в метафоре, как и в мышлении и восприятии, то все же есть один реальный объект, который никогда не исчезает из нашего художественного опыта: это мы сами. Да, именно мы сами замещаем отсутствующий кипарис, поддерживая его свежеприобретенные пламя-качества. Это во многом объясняет бóльшую силу и искренность подлинного эстетического опыта по сравнению даже с самой высокой точностью дискурсивных прозаических научных высказываний» [2, 78 с.].

Мы не будем подробно рассматривать всю систему взаимоотношений, возникающих в хармановском четвероюм объекте, однако отметим фрагмент текста, интересный с точки зрения определения виртуальности:

«Более того, некоторые объекты опыта просто не существуют. Таковы галлюцинации, сны и несуществующие объекты наших беспочвенных волнений. И если реальные объекты существуют независимо от того, что мы о них думаем и как их воспринимаем, чувственные объекты существуют только как корреляты актов нашего сознания» [2, 149 с.].

Возвращаясь к понятию виртуальности, стоит отметить, что, возможно, не только продукты деятельности вычислительных систем, но и продукты человеческой психической деятельности могут называться виртуальными. Подобной точки зрения придерживаются последователи Центра Виртуалистики Института Человека РАН. Основоположником данного направления является Н.А.Носов, продолжил его дело М.А.Пронин. В своих рассуждениях они скорее наследуют делёзианскую онтологию виртуальности (Г.Харман достаточно открыто не признает виртуальность), однако некоторые позиции могут оказаться довольно полезными в контексте данной статьи. Так Н.А.Носов в своём «Манифесте виртуалистики» выражает сомнение в субстанционалистских описаниях истины. Он указывает на то, что «порожденное обладает таким же статусом реальности и истинности,

как и порождающее, что временность существования не делает событие менее существенным, чем породившее его начало» [п]. Так он утверждает, что виртуальными явлениями, возможно, стоит считать и различные, не соответствующие действительности состояния сознания. Не могу полностью согласиться с данным утверждением, но мысль мне кажется довольно интересной. Она позволяет взглянуть иначе на объекты конвенциональной виртуальной реальности. Н.А. Носов утверждал, что у виртуальности существует четырех основных свойства актуальность, порожденность, автономность и интерактивность. Однако, отметив эти свойства, мы расходимся с основателем виртуалистики. Он утверждал существование виртуального наравне с реальным, что кажется нам немного странным (в итоге, все свелось к странной психологической). В свою очередь, Аристотель развивает свои взгляды на математическую онтологию, основываясь на критике позиции Платона. Аристотель утверждает, что математические объекты не существуют иотдельно от материального мира, а находятся в нём и воплощены в нём. Аристотель критикует теорию идей Платона и его теорию математических объектов, считая, что абстрактные сущности не существуют отдельно от материального мира. Аристотель признает существование математических объектов, но не в отдельной реальности, а только в мысли и воплощенных в материальном мире. У Аристотеля есть две проблемы: проблема уникальности и проблема приближения, которые могут привести к возможности существования математических объектов в отдельной мире.

Имея в виду подобное понимание виртуального с точки зрения континентальной философии, нам стоит вернуться к «Объектно-Ориентированной Онтологии» Р.Хармана. Продолжая свою философскую мысль уже в других форматах, он явно давал понять, что не считает понятие виртуальности действительно существенным. Однако каким образом тогда с помощью его онтологии можно объяснить то, что в обыденной речи называется виртуальными объектами? Мы склоняемся в следующее рассуждение: виртуальными объектами называются такие ЧО (чувственные объекты), которые возникают в ре-

зультате взаимодействия человека с другим РО (реальным объектом), он чаще всего представляет собой вычислительную машину, проецирующую отображения. Подобные мнения, конечно, можно встретить и...Если проводить аналогию формы на экране скорее можно назвать фенотипом программы, тогда как главное, вычисления, - генотипом., В своей статье «Вычислительная эстетика: к процедуральной онтологии» М.Карвалхейс и Р. Ли утверждают следующее. Имея в виду сущность вычислительного искусства, стоит говорить именно о внутренней, существующей в моменте системе вычислений. Проявления вовне - лишь спектральное отображение континуальных вычислений. Вычислительным искусством трудно назвать нединамические объекты именно по этой причине. «Спектральная природа вычислительной эстетики характеризуется аспектами имманентности, нестабильности, производительности, информации, эмпатии и воплощения», — пишут авторы исследования.

Так Е. Васильева в своей статье «Снимок и проблема хронологического единства» утверждает следующую идею: фотография это срез реальности, существующий вне времени. Нейросетевые изображения также можно назвать своеобразным срезом вычислений системы, ее собственной информационной реальности. Таким образом, имея дело с генерирующей изображения нейросетью, мы соотносимся с реальным объектом (компьютером) сквозь чувственный объект (отображение), который, в свою очередь, возникает из внутренней структуры вычислений компьютерного. Этот чувственный объект обладает рядом свойств: актуальность, порожденность, автономность и интерактивность. Именно в этом смысле стоит понимать явление генеративности, оно в первую очередь генерирует себя, находясь на материнской плате и используя информацию из реального, внешнего мира.

Генеративность и эмерджентность

Генеративное искусство относится к форме художественного творчества, которое включает использование алгоритмов, процессов или систем для создания или формирования произведения искусства.

Оно охватывает широкий спектр художественных практик, которые используют генеративные процессы на разных уровнях, начиная от макроуровня композиции музыкальных произведений до микроуровня модуляции исполнения и тембра. В области электронной музыки генеративные техники используются с конца 1950-х годов, как показывает влиятельная статья Брукса, Хопкинса, Нейманна и Райта. Со временем художники и энтузиасты в сообществе электронной музыки исследовали различные генеративные достижения, такие как использование шума Перлина для синтеза визуальных образов или применение L-систем для генерации виртуальной растительности. Эти техники позволяют создавать сложные и развивающиеся композиции или визуальные образы без полной зависимости от ручного ввода или заранее определенных шаблонов. С развитием технологий и увеличением доступности генеративных инструментов использование генеративного искусства расширилось за пределы специализированных лабораторий и студий. Оно нашло свое применение в движениях молодежной культуры, включая ночные клубы и другие социальные среды, где генеративная технология используется в качестве метода повседневного творчества. Такое более широкое использование сделало генеративное искусство более доступным и менее эзотерическим, интегрируя его в современные художественные практики.

19 Определение генеративного искусства требует учета его различных проявлений и практик. Вместо того, чтобы предоставить преимущество одной конкретной форме, определение должно охватывать разнообразный спектр генеративных художественных деятельностей, как прошлых, так и настоящих. Оно также должно быть достаточно гибким, чтобы учитывать будущие разработки и неоткрытые формы генеративного искусства. В то время как само определение «искусства» может быть предметом дискуссии, полезное определение генеративного искусства должно существовать как подмножество всего искусства, отличаясь своим акцентом на использовании генерирующих систем или процессов. Строителем определения генеративного искусства следует соблюдать его особенности и применимость. Если термин «генеративное искусство» будет включать в себя любое искусство, произведенное

любой генеративной идеей, он будет охватывать всё искусство, лишая сам термин смысла. Поэтому определение генеративного искусства должно находить баланс между инклюзивностью и конкретностью, улавливая его уникальные характеристики и позволяя его развитие в более широком художественном контексте. Генеративное искусство описывает любую художественную практику, в которой художник использует систему, такую как правила естественного языка, компьютерные программы, машины или процедурные изобретения, для создания произведения искусства. Оно включает использование генеративных процессов как на макроуровне, например, создание музыкальных партитур, так и на микроуровне, таком как модуляция исполнения и тембра. Генеративные открытия в области электронной музыки и алгоритмического композиционирования включают такие техники, как шум Перлина для синтеза образов, L-системы для генерации виртуальных растений и физическое моделирование для создания анимаций, отображающих поведение реального мира. Эти достижения позволили адаптировать генеративные технологии в различных социальных средах, включая ночные клубы, что делает их более доступными и повсеместными. Генеративное искусство охватывает широкий спектр практик, и нет определенной причины давать преимущество одной форме перед другой. Оно должно включать прошлые и современные генеративные художественные деятельности, допускать обнаружение новых форм, существовать как 20 подмножество всего искусства, признавая спорный характер определения «искусства» и быть достаточно ограничивающим, чтобы не все искусство попадало в категорию генеративного искусства. Генеративное искусство не ограничивается определенной технологией; оно может быть и высокотехнологичным, и доступным по стоимости. Термин «генеративное» просто подчеркивает использование генерирующей системы в художественном процессе. Применяемая система должна быть достаточно определенной и самодостаточной, чтобы функционировать автономно. Комплексность, которая исследует поведение комплексных систем, предоставляет фреймворк для понимания генеративного искусства. Комплексные системы состоят из множества взаимодействующих компонентов, которые проявляют

самоорганизующееся поведение без центрального управления. Эти системы динамичны и адаптивны, реагируя на изменения в своей среде для поддержания своей целостности. Примерами комплексных систем являются погодные условия, фондовые рынки, мозг, экосистемы и культурные явления. Комплексные системы часто проявляют хаотическое поведение, что означает, что они являются нелинейными и трудными для предсказания во времени. Однако хаотические системы не являются случайными; они проявляют структуру и узоры. Генеративное искусство может использовать хаотические системы для введения непредсказуемости и новизны в творческий процесс. Измерение сложности в генеративном искусстве является сложной задачей. Теория алгоритмической информации и алгоритмическая сложность (AIC) пытаются количественно измерить сложность, но они имеют свои ограничения. Понятие эффективной сложности (ЕС) предлагает меру, которая учитывает регулярности в структуре генерируемого искусства и требуемые ресурсы для его создания. Однако понятие сложности в генеративном искусстве остается открытым для исследования и дискуссий. В целом, генеративное искусство представляет собой форму художественного творчества, которая использует генерирующие системы или процессы для создания произведений искусства. Оно охватывает различные практики и может быть реализовано с использованием различных технологий. Понимание и определение генеративного искусства остаются активными областями 21 исследований, которые продолжают развиваться вместе с развитием художественной практики и технологий. Генеративное искусство имеет долгую историю, которая включает примеры из примитивных культур, использовавших геометрические узоры, плиточное искусство в исламских традициях и изобретение ткацкого станка Жаккара, который внедрил программирование с использованием перфокарт. Случайность также играла роль в генеративном искусстве, как это видно в использовании Моцартом кубиков при создании музыки и применении случайных методов художниками, такими как Элсуорт Келли и Джон Кейдж. Генеративные художники исследуют различные системы, включая генетические алгоритмы, поведение стаи, нейронные сети, фракталы, хаос и эмерджентное поведение.

Простые и сложные системы имеют свое место в генеративном искусстве, и каждая из них предлагает уникальные возможности для художественного выражения. Генеративное искусство может вызывать сомнения в традиционных представлениях об авторстве и форме, и оно может использоваться для вопроса установленных конвенций в искусстве. Будь то статический объект или запись, или динамическая сложная система, генеративное искусство остается формой генеративного искусства.

Основная концепция эмерджентности занимает центральное место в генеративном искусстве и науке о искусственной жизни. Эмерджентное поведение проявляется в системе, когда происходит что-то «дополнительное» - из нее выходит больше, чем было вложено. Генеративное искусство представляет собой захватывающее взаимодействие между искусством и наукой, с акцентом на эмерджентности. Хотя понятие эмерджентности не имеет четкого определения, оно имеет связи с несколькими дисциплинами. Генеративное искусство относится к использованию системы - такой как правила естественного языка, компьютерная программа или машина - для создания произведения искусства. Художник запускает систему с некоторой степенью автономии, чтобы внести вклад или произвести конечное произведение искусства. Мариус Ватц утверждает, что для того, чтобы искусство могло считаться генеративным, аспект генеративности должен быть преобладающим в работе. Алгоритмическое искусство создается алгоритмом, который выполняется вручную или с помощью компьютера. Произведения искусства, созданные с использованием случайности, не обязательно являются неструктурированными, поскольку случайность может использоваться в рамках структурированной системы. Например, в произведении Дэвида Берчфилда «Community Art: Resonant Energy» для перкуссиониста и компьютера используется многоуровневый генетический алгоритм для создания высокоструктурированной музыки. Генеративное искусство отличается от программного искусства, которое занимается программным обеспечением как социальной и политической конструкцией и часто занимает ироническую или демагогическую позицию. Генератив-

ные художники сосредотачиваются на эстетических системах, где программное обеспечение является всего лишь абстракцией или инструментом, используемым для создания и отображения работы. Искусственная жизнь (AL) представляет собой синтетический подход к пониманию биологии путем создания биологических явлений с использованием искусственных компонентов. Это противоположность редуccionистскому подходу, который разбивает природные формы жизни на составляющие их части. Ожидается, что синтетический подход приведет к новым и неизвестным биологическим явлениям. В заключение, эмерджентность является центральным понятием в генеративном искусстве и искусственной жизни. Генеративное искусство включает использование системы для создания произведения искусства, в то время как алгоритмическое искусство создается алгоритмом. Программное искусство занимается программным обеспечением как социальной и политической конструкцией, в то время как генеративное искусство сосредоточено на эстетических системах. Искусственная жизнь представляет собой синтетический подход к пониманию биологии.

Основы машинного обучения

Анализ данных, или машинное обучение это наука, изучающая способы извлечения закономерностей из ограниченного количества примеров. Конвенциональное программирование это создание и алгоритмов для произведения вычислений и получения ответов, в этом случае правила задаются явно. Задача машинного обучения состоит в том, чтобы имея данные создать определенную модель, которая могла бы путём генерализации найти паттерны в данных, которые затем могли бы помочь решить условную задачу. Машинное обучения представляет из себя новую парадигму программирования: если раньше человек должен был зная правила и имея данные дать ответ на вопрос, то теперь имея данные и ответы на вопросы с помощью алгоритмов машинного обучения можно получать правила, показывающие как данные устроены. Глубокое обучение это одна из ветвей машинного обучения, которая занимается созданием алгоритмов об-

учения глубоких искусственных нейронных сетей. Модели глубокого обучения используют множество последовательно соединённых вычислительных единиц (нейронов) чтобы выявить внутреннюю структуру в неструктурированных данных. Искусственные нейронные сети принципиально отличаются от традиционных алгоритмов машинного обучения тем, что классические алгоритмы можно описать явными математическими формулами, тогда как нейронные сети это наборы слоёв из искусственных нейронов и точное математическое описание закономерностей, в них возникающих достаточно проблематично как данные представляются для глубокого обучения. Набор данных для машинного обучения как правило представляет из себя обучающую выборку, каждому из элементов которой в соответствие поставлена некая целевая переменная. Практически любой набор данных может стать датасетом для задач машинного обучения. Существуют два основных типа данных: структурированные (таблицы) и неструктурированные (изображения, тексты, графы и так далее). Именно с неструктурированными данным в основном работает глубокое обучение. Для того, чтобы нейронная сеть могла воспринимать данные, их нужно привести к числовому формату. В случае с изображениями, любая картинка может быть представлена как тензор (три таблицы размером длина x ширина картинки в пикселях) в котором есть три "слоя" каждый из которых отвечает за представление одного из каналов RGB. Какие основные задачи может решать глубокое обучение. Существует два основных вида задач, которые способны решать глубокое обучение: supervised learning (обучение с учителем) и unsupervised learning обучение без учителя. Обучение с учителем базируется на данных, в которых каждому из объектов обучающей выборки поставлена в соответствие некоторая целевая переменная. Существует всего две разновидности обучения с учителем: классификация и регрессия. Классификация это задача предсказания некоторого дискретного признака (категории), а задача регрессии это задача предсказания некоторой непрерывной величины. Обучение без учителя - класс задач, где ответы неизвестны или вообще не существуют, и требуется найти некоторые закономерности в данных лишь на основе признаковых описаний, основные виды: 1. Кластеризация

- задача разделения объектов на группы, обладающие некоторыми свойствами. 2. Оценивание плотности - задача приближения распределения объектов. Примером может служить задача обнаружения аномалий, в которой на этапе обучения известны лишь примеры правильного поведения оборудования (или, скажем, игроков на бирже), а в дальнейшем требуется обнаруживать случаи некорректной работы (соответственно, незаконного поведения игроков). 3. Визуализация - задача изображения многомерных объектов в двумерном или трехмерном пространстве таким образом, чтобы сохранялось как можно больше зависимостей и отношений между ними. 4. Понижение размерности - задача генерации таких новых признаков, что их меньше, чем исходных, но при этом с их помощью задача решается не хуже (или с небольшими потерями качества, или лучше зависит от постановки). Персептрон это одна из самых простых разновидностей искусственных нейронов. Персептрон принимает на вход набор бинарных величин и на выходе выдает также бинарную величину. Схематически персептрон можно представить следующим образом: Каждому входному значению сопоставлен некоторый вес - вещественное число, отражающее важность входного значения относительно результата. Для того, чтобы получить выходное значение необходимо перемножить веса и входные значения, затем сложить их, затем сложить с некоторым числом, называемым смещением. Полученная сумма затем сравнивается с 0 и если она больше 0, то выходное значение равно 1, если меньше, то 0. Такие нейроны можно соединять друг с другом и объединять затем в слои. Персептроны могут использоваться для моделирования логических функций любой сложности. Функции активации и зачем нужна нелинейность Недостаток обычного персептрона в том, что он не способен выявлять сложные закономерности в данных. Поскольку выходное значение является линейной комбинацией всех входных значений, единственное, на что способен персептрон — обнаружение линейных зависимостей. Чтобы нейронная сеть могла обнаруживать более сложные закономерности, к линейной комбинации весов и входных значений применяются функции активации. Они также обеспечивают то обстоятельство, что небольшое изменение входных данных лишь немно-

го меняет выходное значение, это ключевой факт, обеспечивающий нейронным сетям способность обучаться

Типы нейросетей

Полносвязная глубокая нейронная сеть Полносвязная глубокая нейронная сеть представляет из себя набор слоёв из нейронов, который начинается с входного слоя, который связан со скрытым слоем каждый из нейронов входного слоя связан весами с каждым из нейронов скрытого слоя. Также каждому нейрону из скрытого слоя соответствует некоторое значение смещения, которое затем также участвует при вычислении линейной комбинации весов и входных данных. Перед началом процесса обучения значения весов и смещений для каждого из нейронов инициализируются случайным образом, а суть процесса обучения нейронной сети состоит в том, чтобы подобрать значения весов таким образом, чтобы выходное значение было максимально близко к истинному значению. После того, как получена линейная комбинация весов и входных данных, к ней применяется функция активации. Эта процедура выполняется для каждого из нейронов скрытого слоя. Глубокие нейронные сети как правило состоят из множества слоев. В таком случае, значения полученные на первом скрытом слое становятся входными значениями для следующего скрытого слоя. Процесс, называемый прямым проходом нейронной сети, повторяется до тех пор, пока мы не дойдём до выходного слоя. Нейронная сеть имеет на выходе один нейрон если требуется решить задачу регрессии и несколько если требуется решить задачу классификации (тогда количество нейронов на выходном слое соответствует количеству классов).

Генеративно-сопоставительные нейросети Любая GAN состоит из генератора и дискриминатора, задача генератора научиться преобразовывать случайный шум в такое изображение, которое дискриминатор счёл бы настоящим. Задача дискриминатора это типичный пример обучения с учителем. 1. Глубокие свёрточные GAN Архитектура дискриминатора как правило такая же, как у обычных свёрточных нейросетей для классификации изображений: несколько свёрточных

слоёв которые завершаются несколькими полностью связанными слоями, на выходе одно число — вероятность того, что изображение сгенерировано. Задача генератора очень похожа на ту, которая решается VAE: преобразовать вектор из латентного пространства в осмысленное изображение. Идея отображения векторов латентного пространства часто применяется в генеративных моделях. Архитектура генератора похожа на архитектуру дискриминатора, только свёрточные слои заменяются на транспонированные свёрточные слои, которые не сжимают изображение, а наоборот увеличивают и порядок слоёв противоположен таковому у дискриминатора. Функция потерь в свёрточных GAN — бинарная кроссэнтропия, которая показывает насколько предсказанная вероятность отличается от истинного значения. Чем меньше её значение, тем выше точность предсказания. Важно отметить, что процесс обучения GAN немного отличается от классического: веса в генераторе обновляются не одновременно с весами в дискриминаторе, а друг за другом. В таких GAN функция потерь выглядит следующим образом (это сумма произведений предсказанных вероятностей и истинных значений) : Генератор в таком случае обычно называется критиком и выдаёт он оценку, а не вероятность. Таким образом, обучение критика сводится к тому, чтобы максимизировать разницу между оценкой для настоящих изображений и сгенерированных. А обучение генератора — к тому, чтобы полученные изображения получили как можно большую оценку от критика. Опасность такого подхода в том, что оценки могут быть довольно большими, что очень нежелательно при обучении нейронных сетей. Чтобы этого избежать, необходимо наложить на критика дополнительное условие — критик должен быть 1-Липшиц-непрерывной функцией, то есть где в числителе абсолютная разность между оценками для сгенерированного и настоящего изображения, а в знаменателе средняя попиксельная разность между двумя изображениями. Чтобы обеспечить 1-Липшиц непрерывность критика, необходимо модифицировать функцию потерь таким образом, чтобы она представляла из себя квадрат разности нормы градиента относительно исходных изображений и единицы. При таких условиях процесс обучения становится более стабильным.

3. Условные GAN

Такие

GAN позволяют генерировать изображения с определёнными заранее заданными чертами. Для этого необходимо чтобы в обучающем датасете также каждому изображению соответствовал определённый класс. Затем вместе со случайным шумом на вход генератору передаётся условие, задающее к какому из классов исходного датасета должно принадлежать итоговое изображение.

Диффузионные модели

Полносвязная глубокая нейронная сеть Полносвязная глубокая нейронная сеть представляет из себя набор слоёв из нейронов, который начинается с входного слоя, который связан со скрытым слоем каждый из нейронов входного слоя связан весами с каждым из нейронов скрытого слоя. Также каждому нейрону из скрытого слоя соответствует некоторое значение смещения, которое затем также участвует при вычислении линейной комбинации весов и входных данных.

Диффузионные модели являются на сегодняшний день одними из самых продвинутых и превосходят многие GAN. Основная идея таких моделей состоит в том, чтобы обучить глубокую нейросеть последовательно маленькими шагами избавлять от шума, приходя к изображению, похожему на реальное. Однако перед этим для каждого из исходных изображений 23 последовательно вычисляется зашумлённая версия, при помощи добавления некоторого гауссовского шума с дисперсией (это также один из параметров модели). Прямой проход по диффузионной модели Цель состоит в том, чтобы преобразовать исходное изображение в образец из гауссовского стандартного нормального распределения. Чтобы не производить последовательность шагов можно применить репараметризационный трюк, позволяющий перескочить на любое количество шагов вперёд. У диффузионных моделей есть также один важный гиперпараметр — *diffusion schedule*, отвечающий за то, как меняется дисперсия шума. Существует два вида *diffusion schedule*: линейное и косинусное, известно что второе превосходит первое. Обратный проход Цель этого прохода состоит в том, чтобы избавить от шума зашумлённое изображение, предсказав какой именно шум был к нему применён. Функция потерь

в таком случае это разность между применённым шумом и предсказанным, которую нужно минимизировать. Обучив такую модель мы затем сможем брать образец из стандартного нормального распределения (шум) и преобразовать его в изображение. Стоит отметить, что диффузионные модели состоят из двух моделей — первая активно обучается, вторая представляет из себя экспоненциальное скользящее среднее весов первой модели по отношению к предыдущим шагам. Down Block действует по принципу свёрточной нейронной сети, но проще. Он сжимает изображение, увеличивая число каналов, UpBlock делает наоборот. Здесь также представлен слой Embedding, он преобразовывает исходное число в вектор размерности 32 (в дальнейшем он также обучаем) Таким образом, обучение критика сводится к тому, чтобы максимизировать разницу между оценкой для настоящих изображений и сгенерированных. а обучение генератора — к тому, чтобы полученные изображения получили как можно большую оценку от критика. Опасность такого подхода в том, что оценки могут быть довольно большими, что очень нежелательно при обучении нейронных сетей. Чтобы этого избежать, необходимо наложить на критика дополнительное условие — критик должен быть 1-Липшиц-непрерывной функцией, то есть где в числителе абсолютная разность между оценками для сгенерированного и настоящего изображения, а в знаменателе средняя попиксельная разность между двумя изображениями. Чтобы обеспечить 1-Липшиц непрерывность критика, необходимо модифицировать функцию потерь таким образом, чтобы она представляла из себя квадрат разности нормы градиента относительно исходных изображений и единицы. При таких условиях процесс обучения становится более стабильным.

3. Условные GAN

Такие GAN позволяют генерировать изображения с определёнными заранее заданными чертами. Для этого необходимо чтобы в обучающем датасете также каждому изображению соответствовал определённый класс. Затем вместе со случайным шумом на вход генератору передаётся условие, задающее к какому из классов исходного датасета должно принадлежать итоговое изображение

Нейросетевая практика

Недавние исследования сотрудничества изучали компьютерное зрение и глубокое обучение в истории цифрового искусства, решая задачи, такие как автоматическая классификация, обнаружение объектов, поиск на основе содержания и 10 вычислительная эстетика. Некоторые задачи требуют подробных аннотаций, и появились наборы данных с текстовыми описаниями для анализа настроения и оценки эстетического качества. Сверточные нейронные сети (CNN) повысили точность классификации и показали перспективу в исследовании содержания и стиля в искусстве. Одной из практических целей является создание интеллектуальных систем поиска для организации и анализа больших коллекций искусства. Визуальная схожесть играет ключевую роль в поиске, учитывая такие аспекты, как совпадение содержания и стиля. Исследователи предложили систему поиска DeepArt и ввели наборы данных, такие как Artpedia и Iconclass AI Test Set, для встраивания изображений в предложения и создания подписей. Мультимодальные задачи, такие как визуальное вопросно-ответное моделирование, вызывают интерес, и наборы данных, такие как Artpedia, были аннотированы вопросно-ответными парами. Были созданы наборы данных для описания изображений искусства Древнего Египта и Китая. Целью является не только описание содержания изображения, но и формулировка тем и символических ассоциаций. Квантитативный анализ в искусстве стремится определить высокоуровневые характеристики, соответствующие абстрактным представлениям об искусстве. Понятия, такие как «репрезентативность», были введены для количественного измерения значимости связанных стилевых свойств. Однако некоторые искусствоведы неохотно принимают вычислительные методы из-за практических трудностей или неприязни к количественному подходу в гуманитарных исследованиях. Для понимания того, как вычислительные методы и ИИ могут поддерживать историю цифрового искусства, требуется междисциплинарное исследование. Были разработаны масштабные наборы данных, аннотированные с оценочными баллами, для изучения восприятия и вычислительной эстетики в искусстве. Техники, такие как DeepDreams и передача стиля нейронных сетей, продви-

нули интерпретируемость и создали стилизованные изображения. Введение генеративно-сопоставительных сетей (GAN) позволило создавать убедительные фальшивые вариации реалистичных изображений. AICAN - это интеллектуальная творческая сопоставительная сеть, которая создает творческое искусство, отклоняясь от установленных стилей, но оставаясь в пределах χ^2 искусственного распределения. Модели DALL-E и CLIP от OpenAI расширили возможности синтеза текста в изображение. Искусство, созданное с помощью ИИ, привлекло внимание после продажи «Портрета Эдмона Белами» за высокую цену, что вызвало дискуссии о авторстве и подлинности. Новаторство ИИ в искусстве заключается в исследовании латентного пространства и уникальных художественных выборах. Вопросы авторских прав и источников данных являются сложными, особенно в свете появления онлайн-галерей и аукционов. Появление CryptoArt принесло изменения на современном художественном рынке. В целом, искусство, созданное с использованием ИИ, предлагает возможности и вызовы, соединяя технологии и креативность в области визуального искусства.

Увеличение доступности цифровых коллекций произведений искусства, в сочетании с прогрессом искусственного интеллекта, создало новые возможности для исследователей в области визуального искусства. Искусственный интеллект, особенно в областях распознавания образов и компьютерного зрения, может помочь историкам искусства и экспертам в изучении и анализе визуального искусства. Один из фундаментальных аспектов анализа искусства заключается в поиске сходства между картинами, созданными разными художниками или школами. Модели искусственного интеллекта могут быть использованы для обнаружения различных периодов в творчестве художника или помощи в классификации современного искусства, которое не имеет подробных аннотаций. Для этого был предложен метод, использующий предварительно обученную глубокую сверточную нейронную сеть для извлечения признаков. Извлеченные признаки затем используются в модели глубокой вложенной кластеризации, основанной на 23 нейронной сети автоэнкодера, для

выполнения кластеризации и выявления сходств между произведениями искусства. Качественно можно сказать, что модель не только учитывает стилевые особенности, но также обращает внимание на семантические атрибуты, связанные с содержанием изображенной сцены. Таким образом, наличие объединенной базы знаний, которая включает не только произведения искусства, но и широкий спектр метаданных, контекстуальной информации, текстовых описаний и других соответствующих данных в структурированной форме, может служить ценным ресурсом для более мощных инструментов поиска информации и извлечения знаний в области искусства. Путем использования техник искусственного интеллекта, таких как глубокое обучение и кластеризация, и их сочетания с подробными метаданными и контекстуальной информацией, исследователи могут улучшить анализ, классификацию и поиск произведений искусства. Эти достижения способствуют общей цели использования искусственного интеллекта в качестве технологии, способствующей развитию в области искусства и переосмыслению способов изучения, понимания и оценки искусства.

Широко понимаемый термин «автономный» может включать в себя любую нечеловеческую систему, способную определять различные аспекты произведения искусства, включая использование умных материалов, механических процессов, химических процессов и других. Одной из наиболее распространенных форм генеративного искусства является компьютерное искусство, которое включает использование алгоритмов или компьютерных программ. В результате искусство, генерируемое на основе искусственного интеллекта, стало популярным. В 2019 году аукционный дом «Сотби» продал произведение искусства, созданное искусственным интеллектом, за 32 000 фунтов стерлингов, а в 2018 году «Кристис» продал произведение искусства, созданное искусственным интеллектом, за ошеломляющую сумму в 432 500 долларов. Увеличивающийся интерес к генеративному искусству на основе искусственного интеллекта также является очевидным в растущем числе музейных выставок, посвященных этому виду искусства. Различные приложения и инструменты, такие как

Artbreeder, Instapainting и Deepart.io, не только способствовали популярности генеративного искусства на основе искусственного интеллекта, но и сделали его более доступным и удобным для пользователей. Обсуждая возможность замены компьютерами человеческих художников, автор Херцманн (2018) утверждает, что искусство требует человеческого намерения, вдохновения и желания выразить что-то. Согласно Херцманну (2018), произведения искусства создаются через определенный человеком процесс, и искусство, созданное компьютером, может быть предвзятым. Как прекрасно описано Херцманном (2018), эти алгоритмы подобны туристам в чужой стране, которые могут повторять и комбинировать фразы из разговорника, но не по-настоящему понимают иностранный язык или культуру. Версия изображения «Ван Гог», как показано, теряет передаваемую эмоцию, отсутствуя красные цветы, которые могут символизировать весну, и вместо этого изображая сухой сезон. Следовательно, полагаясь только на статистическую корреляцию для имитации стиля художника, игнорируются важные аспекты, такие как эмоция и намерение, которые имеют решающее значение в создании искусства. Это пропуск приводит к предвзятому представлению «стиля» художника и может даже привести к стереотипизации художника в процессе. Такие предубеждения могут иметь долгосрочные негативные социокультурные последствия. Во-первых, из-за врожденных предубеждений в обучающих данных и алгоритмах генеративное искусство может непреднамеренно включать расовые предубеждения, гендерные предубеждения и другие формы дискриминации. Во-вторых, алгоритмы, основываясь на своем ограниченном понимании, могут стереотипизировать стиль художника и не отражать их истинные познавательные способности. В результате игнорируются аспекты, такие как намерение и эмоции художника, что может привести к противоположному эффекту в созданном искусстве. Наконец, исторические события и личности могут быть изображены таким образом, что противоречит исходному контексту, что приводит к предвзятому пониманию истории и затрудняет подлинное сохранение культурного наследия. Мы выступаем за использование причинных моделей, предложенных Перлом (2009), для изображения потенциальных

процессов, связанных с созданием искусства. Компьютерно генерируемое искусство имеет долгую историю. В 1970-х годах художник Гарольд Коэн начал выставлять картины, созданные программой под названием AARON. В 1980-х годах несколько художников использовали компьютерные программы для создания интерактивных впечатлений для аудитории. В 1990-х годах стал популярным инструмент Flash для создания анимаций. Примерно в то же время Пол Хейберли представил программу для рисования, позволяющую пользователям быстро создавать картины, не требуя технических навыков. В 2000-х годах инструменты, такие как Processing и OpenFrameworks, предоставили художникам возможность создавать искусство с использованием кода. Уже в 2001 году исследователи в компьютерном зрении обучали компьютеры узнавать стили художников по примерам. С 2012 года быстрый прогресс в глубоком обучении привел к разработке широкого спектра моделей для генеративного искусства на основе искусственного интеллекта. Например, Google выпустил инструмент с открытым исходным кодом под названием DeepDream, который использует сверточную нейронную сеть для поиска и усиления паттернов в изображениях, что приводит к сновиденческому, даже психотическому внешнему виду этих изображений.

Список литературы

01. Васильева, Е. В. Фотография и внелогическая форма / Е. В. Васильева. - Москва : Новое литературное обозрение, 2019. С. 141–144.
02. Жерон О. Прикладное машинное обучение с помощью Scikit-Learn и TensorFlow: концепции, инструменты и техники для создания интеллектуальных систем. Пер. с англ. - СПб.: ООО «Альфа-книга»: 2018. 688 с
03. Лола, Г. Дизайн-код: методология семиотического дискурсивного моделирования. СПб.: ИПК Береста, 2019. 264 с.
04. Нильсен М. Нейронные сети и глубокое обучение. Пер. с англ. А. Жамбалов // Determination Press. 2015 <https://azhambal.github.io/book/index/>
05. Нирхаус Г. Хаос и самоподобие // Нелинейная динамика. 2011. Т. 7. № 1. С. 153–175. <https://doi.org/10.20537/nd1101010>
06. Носов Н.А. Манифест виртуалистики. - М.: Путь, 2001.- 17 с
07. Соколов Е. Введение в машинное обучение. ФКН ВШЭ 2020 <https://github.com/esokolov/ml-course-hse>
08. Харман Г. Объектно-ориентированная онтология: новая «теория всего» / пер. с англ. М. Фетисова. Москва: Ад Мар-гинем Пресс, 2021. 272 с.
09. Хоружий, С. С. Род или недород? Заметки к онтологии виртуальности / С. С. Хоружий // Вопр. Философии. - 1997. -№ 6.
10. Ayala-Monje, C., & Ayala-Garcia, C. (2022). Generative Design: Co-Creation Process Between Designer and Computational Thinking. Proceedings of The European Conference on Arts, Design & Education

2022, 2022, 111-125. <https://doi.org/10.22492/issn.2758-0989.2022.9>

11. *Carvalhais, M., & Lee, R. (2022). Spectral and Procedural Creativity: A Perspective from Computational Art. Transformations. (36), 71-81, 2022. Transformations Journal. https://www.transformationsjournal.org/wp-content/uploads/2022/02/Trans36_05_carvalhais_lee.pdf*
12. *Castellano, G., & Vessio, G. (2021). Understanding Art with AI: Our Research Experience. Proceedings of the AIXIA 2021 Discussion Papers, 3078(2022), 92-98. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.09109>*
13. *Castellano, G., Lella, E., & Vessio, G. (2021). Visual link retrieval and knowledge discovery in painting datasets. Multimedia Tools and Applications, 80(5), 6599–6616. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-09995-z>*
14. *Cetinic, E. (2021b, February 18). Understanding and Creating Art with AI: Review and Outlook. Proceedings of the ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications, 18(2), Article 66, 1-22. arXiv.org. <https://arxiv.org/abs/2102.09109>*
15. *de Andrade, D., Fachada, N., Fernandes, C. M., & Rosa, A. C. (2020). Generative Art with Swarm Landscapes. Entropy (Basel, Switzerland), 22(11), 1284. <https://doi.org/10.3390/e22111284>*
16. *Dehouche, N. (2023, January 5). What is in a Text-to-Image Prompt: The Potential of Stable Diffusion in Visual Arts Education. arXiv.org. <https://arxiv.org/abs/2301.01902>*
17. *Dinh, L., Sohl-Dickstein, J., & Bengio, S. (2016). Density estimation using Real NVP. arXiv (Cornell University). <https://doi.org/10.48550/arxiv.1605.08803>*
18. *Du, Y., & Mordatch, I. (2019). Implicit Generation and Modeling with Energy Based Models. In H. Wallach, H. Larochelle, A. Beygelzimer, F. Alche-Buc, E. Fox, & R. Garnett (Eds.), Advances in Neural Information Processing Systems (Vol. 32). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1903.08689>*

19. Foster, D. (2019). *Generative deep learning : teaching machines to paint, write, compose, and play / David Foster.*
20. Galanter, P. (2003). *What is Generative Art? Complexity Theory as a Context for Art Theory in International Conference on Generative Art. 2003, Generative Design Lab, Milan Polytechnic: Milan, Italy.* https://www.philipgalanter.com/downloads/ga2003_paper.pdf
21. Gillies, D. (2015). *An Aristotelian approach to mathematical ontology.* In E. Davis and P.J.
22. Davis (Eds), *Mathematics: Substance and Surmise* (pp. 147-176). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-21473-3_8
23. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning.* MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>
24. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S. et al. (2014). *Generative Adversarial Nets.* In Z. Ghahramani, M. Welling, C. Cortes, N. Lawrence, & K. Q. Weinberger (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 27). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>
25. Ho, J. C., & Salimans, T. (2022). *Classifier-Free Diffusion Guidance.* arXiv (Cornell University). <https://doi.org/10.48550/arxiv.2207.12598>
26. Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). *Denoising Diffusion Probabilistic Models.* In H. Larochelle, M. Ranzato, R. Hadsell, M. F. Balcan, & H. Lin (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems*. 33, 6840–6851. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.11239>
27. Kępisty, G. (2022). *Generative art: Tricks and Traps [online]. [Preprint].* Available from: https://www.researchgate.net/publication/358623168_Generative_art_Tricks_and_Traps
28. Kingma, D. P., & Welling, M. (2019). *An Introduction to Variational Autoencoders.* *Foundations and TrendsR in Machine Learning*, 12(4), 307–392. <https://doi.org/10.1561/22000000056>
29. Mazzone, M., & Elgammal, A. (2019). *Art, Creativity, and the Potential*

- of Artificial Intelligence. Arts*, 8(1), 26. <https://doi.org/10.3390/arts8010026>
30. Monro, G. (2009). *Emergence and Generative Art. Leonardo*, 42(5), 476–477. <https://doi.org/10.1162/leon.2009.42.5.476>
 31. Oord, A. van den, Kalchbrenner, N., & Kavukcuoglu, K. (2016). *Pixel Recurrent (Version 3)*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1601.06759>
 32. Perlin, K. (2007, October 8). *Making Noise*. <https://web.archive.org/web/20071008165504/http://www.noisemachine.com/talk1/6.html>
 33. Ramírez, R. H. (2018, April 24). *Aesthetic Informational Systems: Towards an ontology of computer-generated aesthetic artefacts [PhD thesis, Faculdade de Belas-Artes da Universidade de Lisboa]*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.27908.42888>
 34. Renard, Y., Lotte, F., Gibert, G., Congedo, M., Maby, E., Delannoy, V., Bertrand, O. F., & Lécuyer, A. (2010). *OpenViBE: An Open-Source Software Platform to Design, Test, and Use Brain–Computer Interfaces in Real and Virtual Environments. Presence: Teleoperators & Virtual Environments*, 19(1), 35–53. <https://doi.org/10.1162/pres.19.1.35>
 35. Somepalli, G., Singla, V., Goldblum, M., Geiping, J., & Goldstein, T. (2022, December 7). *Diffusion Art or Digital Forgery? Investigating Data Replication in Diffusion Models*. arXiv (Cornell University). <https://doi.org/10.48550/arxiv.2212.03860>
 36. Srinivasan, R., & Uchino, K. (2020, October 26). *Biases in Generative Art -- A Causal Look from the Lens of Art History. Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. arXiv.org. <https://arxiv.org/abs/2010.13266>

Приложение 1

5.png	a two-dimensional drawing of this head: a style similar to New Wave graphic design and the Swiss school of typography, include letters and different typefaces.	Error	40	DPM++ 2S a Karras	7	1053878155	760x1024	v1-5-pruned-emaonly
3.png	a two-dimensional drawing depicting this three-dimensional head; the style is similar to New Wave graphic design and the Swiss school of typography; around the head are various letters in Futura and Helvetica fonts	abstract	40	DPM++ 2S a Karras	7	1540909253	760x1024	v1-5-pruned-emaonly
8.png	An abstract dadaist photomontage painting with colorful fragmented advertising words on black background, in light magenta and dark azure, for a digital art project called "janga", featuring foampunk, loose figuration, stencil art, and glitch aesthetic. Also includes mixed media	Error	20	Euler a	7	4197786448	512x512	illuminatiDiffusionV1_v11
4.png	An abstract dadaist photomontage painting with colorful fragmented advertising words on black background, in light magenta and dark azure, for a digital art project called "janga", featuring foampunk, loose figuration, stencil art, and glitch aesthetic. Also includes mixed media	Error	20	Euler a	6	3898130234	552x744	illuminatiDiffusionV1_v11
3.png	An abstract dadaist photomontage painting with colorful fragmented advertising words on black background, in light magenta and dark azure, featuring loose figuration, stencil art, and glitch art style. Also includes graffitied assemblages, mixed-media art, digital mixed media,	Error	20	Euler a	6	2616681143	552x744	illuminatiDiffusionV1_v11
1.png	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error
9.png	Error	Error	Error	Euler a	7	4027598719	512x512	v1-5-pruned-emaonly
1.png	Error	Error	Error	Euler a	7	210605104	512x512	v1-5-pruned-emaonly
1.png	Error	Error	Error	Euler a	7	355308889	512x512	illuminatiDiffusionV1_v11
9.png	Aesthetic girl	Error	20	Euler a	7	3508243189	512x512	v1-5-pruned-emaonly
1.png	Aesthetic girl	Error	20	Euler a	16.5	825813072	512x512	v1-5-pruned-emaonly
3.png	Aesthetic girl	Error	20	Euler a	16.5	1518400863	512x512	v1-5-pruned-emaonly
9.png	Aesthetic girl	Error	20	Euler a	12	4146050439	512x512	v1-5-pruned-emaonly
5.png	Aesthetic girl	Error	20	Euler a	2	3636377975	512x512	v1-5-pruned-emaonly
3.png	Aesthetic girl	Error	20	Euler a	28.5	1346382253	512x512	v1-5-pruned-emaonly
2.png	Aesthetic girl	Error	20	Euler a	28.5	1926333912	512x512	v1-5-pruned-emaonly
5.png	Aesthetic girl	Error	20	Euler a	28.5	1711334945	512x512	v1-5-pruned-emaonly
4.png	Aesthetic girl	Error	20	Euler a	28.5	3490140864	512x512	v1-5-pruned-emaonly

Рис. 1 Работа со StableDiffusion. Таблица

025-1909466012.png	a photograph of leaves against a black background, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	1909466012	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
026-3880227936.png	a photograph of leaves against a black background, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	3880227936	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
027-3321566040.png	a photograph of leaves against a black background, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	3321566040	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
028-1886954042.png	a photograph of leaves against a black background, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, dadaistic, dada, dadaism	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	1886954042	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
029-257532283.png	a photograph of leaves against a black background, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, dadaistic, dada, dadaism	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	257532283	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
030-4252381675.png	a photograph of leaves against a black background, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	4252381675	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
031-109485826.png	a photograph of leaves against a black background, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	109485826	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
032-1708369114.png	a photograph of leaves against a black background, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	1708369114	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
033-2762915232.png	a photograph of cubes and circles against a black background, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	2762915232	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
034-989732263.png	a photograph of cubes and circles against a black background, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights, 3D	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	989732263	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
035-2065013116.png	a photograph of cubes and circles, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights, 3D	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	2065013116	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
036-1434840917.png	a photograph of cubes and circles, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights, 3D	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	1434840917	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
037-1061398740.png	a photograph of cubes and circles, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights, 3D	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	1061398740	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.83	
038-276650645.png	a photograph of cubes and circles, 30mm, 1080p full HD, 4k, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights, 3D	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	276650645	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	1	
039-1918114841.png	a photograph of cubes and circles, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D, error	blurry, watermark, text, signature, frame, cg render, lights, 3D, volume	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	1918114841	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	1	
040-3109945527.png	a photograph of cubes and circles, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D, error, word, letter, text	blurry, watermark, frame, cg render, lights, 3D, volume	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	3109945527	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	1	
041-3764246778.png	cubes and circles, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D, error, word, letter, text, a, A, letter A	blurry, watermark, frame, cg render, lights, 3D, volume	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	3764246778	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	1	
042-3793172051.png	cubes and circles, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D, error, word, letter, text, a, A, letter A, new wave typography, digital typography	blurry, watermark, frame, cg render, lights, 3D, volume	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	3793172051	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	1	
043-2585378874.png	cubes and circles, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D, error, word, letter, text, a, A, letter A, new wave typography, digital typography	blurry, watermark, frame, cg render, lights, 3D, volumetric, three-dimensional figures	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	2585378874	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	1	
044-2572328829.png	cubes and circles, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D, error, word, letter, text, a, A, letter A, new wave typography, digital typography, two-dimensional, flatwork, flat pattern	blurry, watermark, frame, cg render, lights, 3D, volumetric, three-dimensional figures, pseudo-volume, shadows	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	2572328829	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	1	
000-4268703853.png	cubes and circles, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D, error, word, letter, text, a, A, letter A, new wave typography, digital typography, two-dimensional, flatwork, flat pattern	blurry, watermark, frame, cg render, lights, 3D, volumetric, three-dimensional figures, pseudo-volume, shadows	18	DPM++ 2S a Karras	9.5	4268703853	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	1	
001-4036151501.png	cubes and circles, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D, error, word, letter, text, a, A, letter A, new wave typography, digital typography, two-dimensional, flatwork, flat pattern	blurry, watermark, frame, cg render, lights, 3D, volumetric, three-dimensional figures, pseudo-volume, shadows	18	DPM++ 2S a Karras	21	4036151501	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.89	
002-854254279.png	cubes and circles, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D, error, word, letter, text, a, A, letter A, new wave typography, digital typography, two-dimensional, flatwork, flat pattern	blurry, watermark, frame, cg render, lights, 3D, volumetric, three-dimensional figures, pseudo-volume, shadows	18	DPM++ 2S a Karras	21	854254279	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.89	
003-554047383.png	cubes and circles, sharp focus, neodadaistic, neodada, neodadaism, abstract, graphics, glitch, black and white, 2D, error, word, letter, text, a, A, letter A, new wave typography, digital typography, two-dimensional, flatwork, flat pattern	blurry, watermark, frame, cg render, lights, 3D, volumetric, three-dimensional figures, pseudo-volume, shadows	18	DPM++ 2S a Karras	4.5	554047383	624x640	illuminatiDiffusionV1_v11	0.89	

Рис. 2 Работа со StableDiffusion.Таблица



Рис. 7 Часть полученной базы генеративной графики



Рис. 8 Часть полученной базы генеративной графики



Рис. 9 Олафур Эллиасон. Инсталляция «Туман» в Версале. 2016



Рис. 10 Олафур Эллиасон. Инсталляция «Туман» в Версале. 2016



Рис. 11 Олафур Эллиасон. Инсталляция «Туман» в Версале. 2016

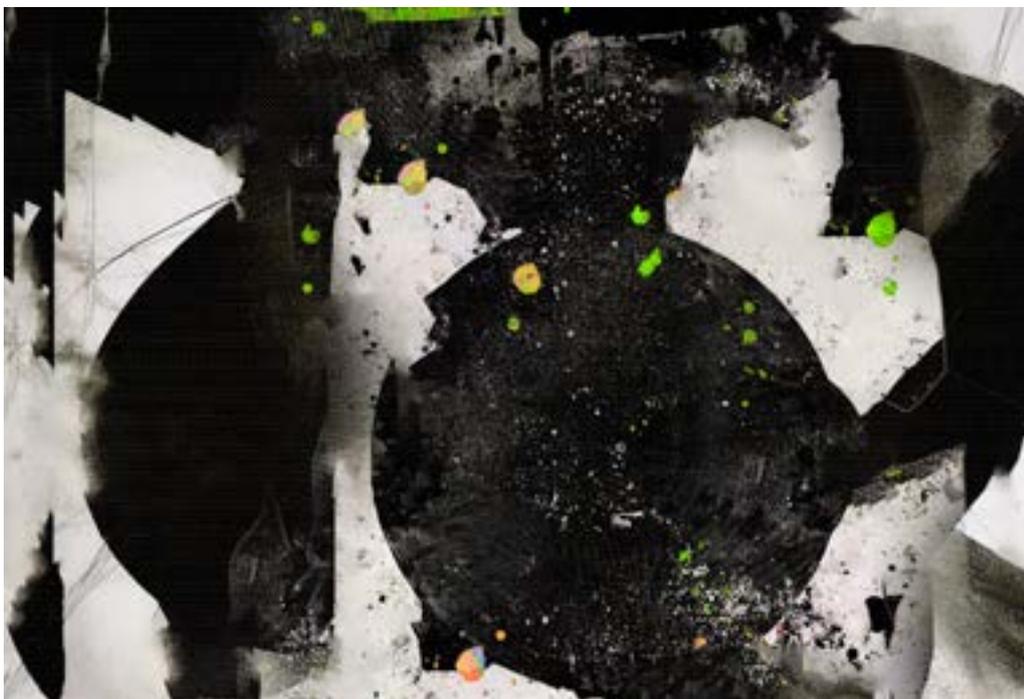


Рис. 12 Олафур Эллиасон. Инсталляция «Туман» в Версале. 2016



Рис. 13 Олафур Эллиасон. Инсталляция «Туман» в Версале. 2016

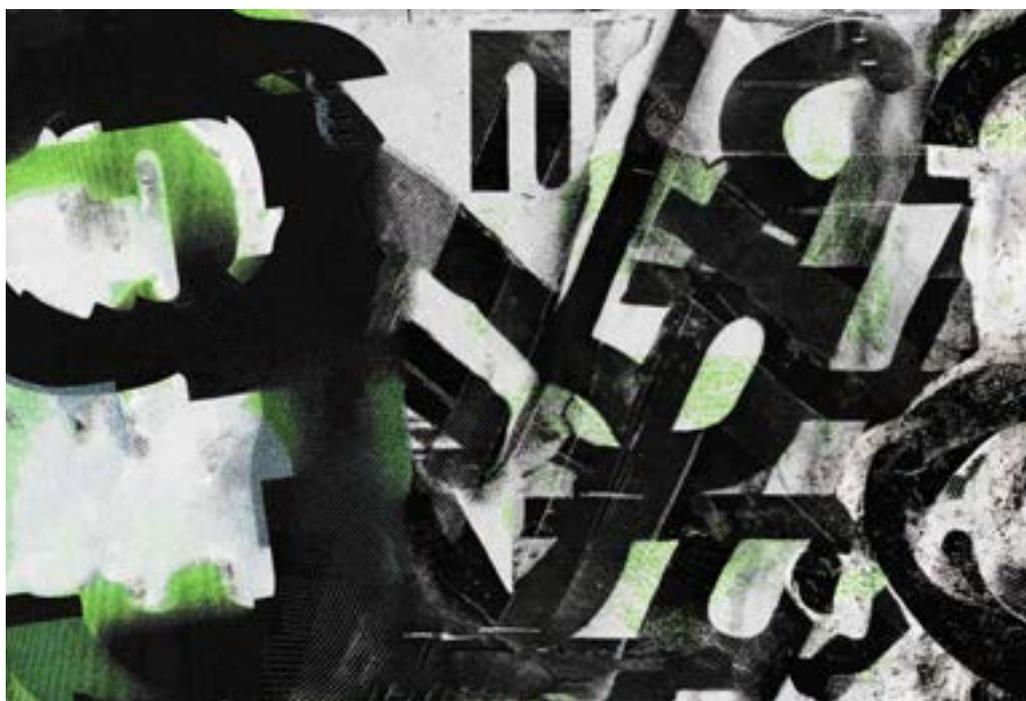


Рис. 14 Олафур Эллиасон. Инсталляция «Туман» в Версале. 2016

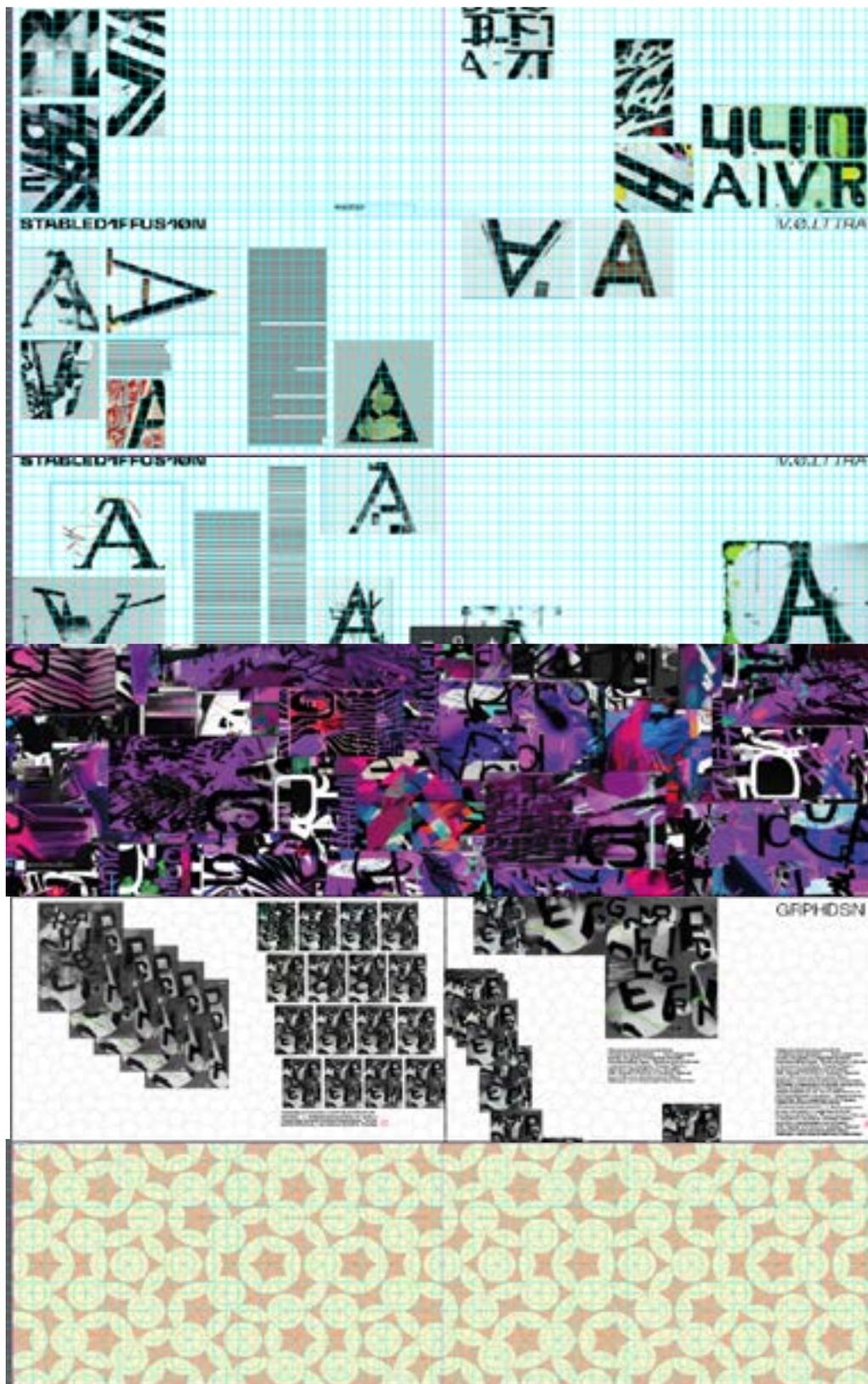


Рис. 15 Разработка печатного издания-методологии