

СИНТЕТИЧЕСКИЙ ДАТАСЕТ MetaHuman ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ СКИННИНГА 3D-МОДЕЛЕЙ

Р. Р. Газизов¹ [0000-0002-8349-264X], М. Д. Белов² [0009-0008-7680-1839]

^{1, 2}Казанский федеральный университет, Институт информационных технологий и интеллектуальных систем

¹gazizov782@gmail.com, ²mak.bel.2002@mail.ru

Аннотация

Представлена методика создания синтетического набора данных с использованием системы MetaHuman для оптимизации скиннинга 3D-моделей. Основное внимание уделено улучшению качества привязки (скиннинга) геометрии к скелетам персонажей за счет разнообразия генерируемых высокореалистичных моделей. С помощью MetaHuman сформирован обширный датасет, включающий десятки виртуальных персонажей с различными антропометрическими характеристиками и точно заданными весовыми параметрами скиннинга. На основе этих данных обучен алгоритм, оптимизирующий распределение весов между костями и поверхностью модели.

Предложенный подход автоматизирует процесс настройки весов, что позволяет значительно сократить ручной труд риггеров и повысить точность деформаций при анимации. Эксперименты показали, что использование синтетических данных приводит к сокращению ошибок скиннинга и более плавным движениям модели по сравнению с традиционными методами. Результаты работы имеют непосредственное применение в индустрии видеоигр, анимации, виртуальной реальности и симуляций, где требуется быстрый и качественный риггинг множества персонажей. Предложенный метод может быть интегрирован в существующие графические движки и конвейеры разработки в виде плагина или инструмента, облегчая внедрение технологии в практические проекты.

Ключевые слова: синтетический датасет, MetaHuman, нейронные сети, скиннинг 3D-моделей, компьютерная анимация, машинное обучение.

ВВЕДЕНИЕ

Современные технологии 3D-моделирования и компьютерной графики активно используются в самых различных областях – от видеоигр и кино до медицины и виртуальных прототипов. Важной задачей в данной сфере является создание реалистичных анимаций персонажей, что требует точного и качественного процесса скиннинга.

Скиннинг (skinning, от англ. skin – кожа) – это процесс привязки 3D-модели к скелету (риггинг, от англ. rig – оснастка, упряжка) с назначением весовых коэффициентов вершин для костей, что позволяет анимировать модель с реалистичными деформациями (рис. 1). Традиционно скиннинг – трудозатратная ручная работа, требующая от художника аккуратного «раскрашивания» весов для каждой кости. Назначение вершинных весов – крайне трудоёмкая и сложная задача [1], поэтому актуально применение автоматизированных (процедурных) методов для её облегчения.

В последние годы появилось несколько подходов к автоматизации скиннинга: от специализированных инструментов (например, **MetaHuman**¹ от Epic Games для реалистичных людей) до алгоритмических методов (авториггинг по геометрическим правилам) и методов на основе машинного обучения (обученных нейросетей, предсказывающих риги и веса).

В статье представлен метод создания синтетического датасета с использованием технологии MetaHuman для автоматического скиннинга 3D-моделей в сравнении с альтернативными решениями, включая классические алгоритмы и нейросетевые методы.

¹ <https://www.unrealengine.com/en-US/metahuman>

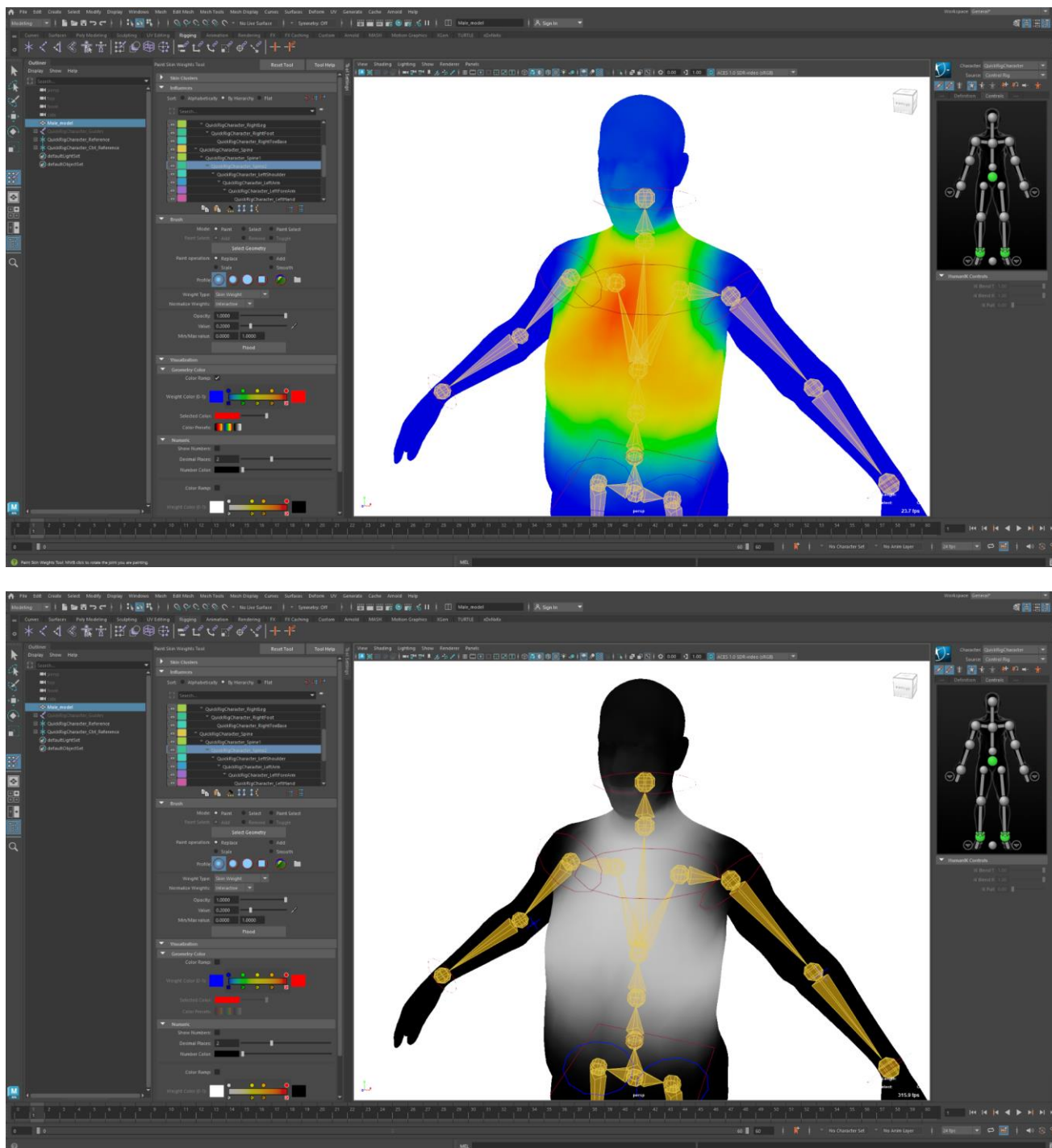


Рис. 1. Скиннинг модели

MetaHuman ДЛЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО СКИННИНГА

MetaHuman – это фреймворк от Epic Games для создания высокореалистичных цифровых людей, предоставляющий готовые фотореалистичные модели с настроенным ригом. MetaHuman Creator (облачный сервис) позволяет за минуты получить анимируемый персонаж с качественной геометрией, кожей, волосами и одеждой [2]. Ключевая особенность состоит в том, что все созданные персонажи используют стандартный высокодетализированный скелет MetaHuman, включающий специальные дополнительные кости (helper joints) и коррективные морфы (morph targets) для улучшения деформаций. По комментариям разработчиков, тело MetaHuman использует *линейный скиннинг с дополнительными вспомогательными суставами* и узлами управления позой (PoseDriver-nodes) для правдоподобной деформации мышц [3]. Лицо в MetaHuman в основном анимируется суставами (косточками лица) с добавлением морфинга с плавными переходами (blendshape-morphs) на высоком уровне детализации для тонкой мимики (рис. 2).

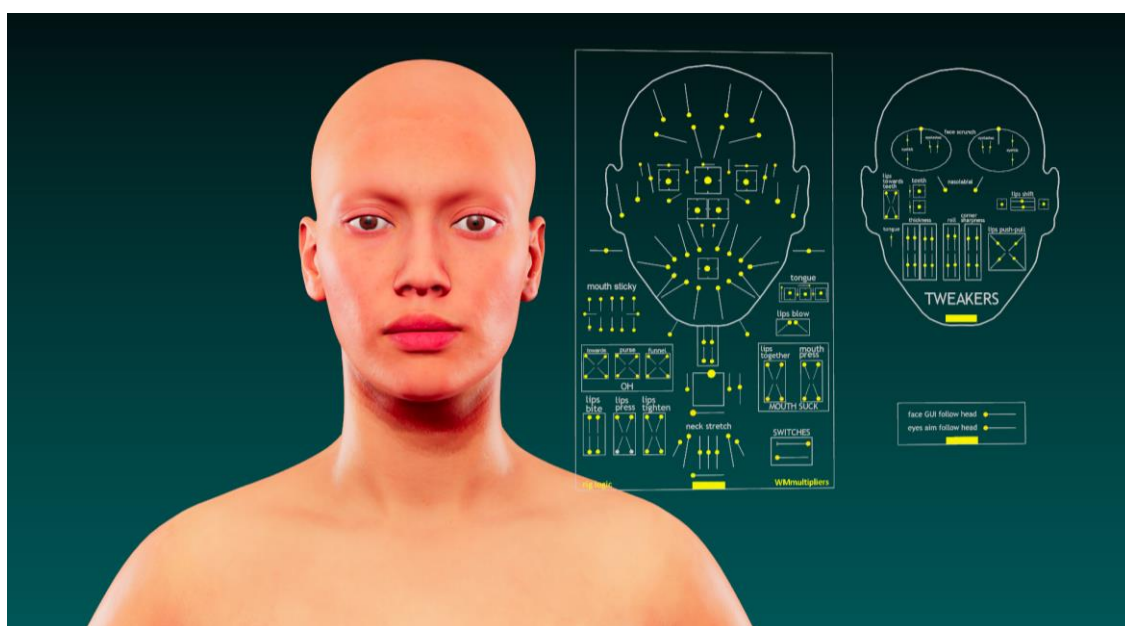


Рис. 2. Интерфейс Metahuman
(практически идентичный в UE5 и Autodesk Maya)

Недавно компания Epic Games представила инструмент **Mesh to MetaHuman**, расширяющий возможности автоматизации. Он позволяет взять произвольную пользовательскую 3D-модель головы/лица и конвертировать её в MetaHuman, автоматически подгоняя под топологию MetaHuman и связывая с его скелетом. Как отмечено в официальном блоге, этот инструмент выполняет автоматическое трекинговое совмещение черт лица и подгонку шаблонной сетки MetaHuman к загруженной модели, а затем генерирует персонажа, полностью оснащённого ригом и готового к анимации.

Пользователь может доработать результат в MetaHuman Creator – например, поправить черты, повторно наложить текстуры кожи или добавить причёску. Важным преимуществом является скорость: получение полностью готового к анимации цифрового человека из статичной модели занимает считанные минуты. Это подтверждает практическую целесообразность MetaHuman как инструмента автоматизированного скиннинга, по крайней мере для человекоподобных моделей, так как MetaHuman ориентирован только на реалистичных гуманоидов. Скелет и деформационные настройки заточены под человеческую анатомию; сильно стилизованные персонажи или существа с нестандартной морфологией могут не вписаться в шаблон. Нужно подчеркнуть, что MetaHuman – проприетарная технология, тесно интегрированная с Unreal Engine (UE). Для использования результатов (например, рига) вне экосистемы UE может потребоваться конвертация. Тем не менее в своей нише (авториггинг реалистичных людей) MetaHuman задаёт высокую планку качества. Экспериментально продемонстрировано, что модели MetaHuman могут быть сразу анимированы и дают правдоподобные движения. Например, нельзя переоценить использование таких инструментов, как MetaHuman Creator, для генерации 3D-датасетов [4] для быстрой генерации реалистичных 3D-персонажей, что позволяет создавать массивы синтетических персонажей для анимации и обучения нейросетей практически без ручного риггинга.

В контексте производства игровых персонажей MetaHuman может значительно ускорить этап создания персонажей [5], процесс разработки которых является предварительным и базовым по отношению к созданию его одежды и других атрибутов. Наличие готового рига (например, полученного через MetaHuman) уже на ранней стадии упрощает последующий дизайн одежды и анимацию, что

подтверждается практикой индустрии. Итак, если стоит задача быстро получить реалистичную 3D-модель человека с качественным скиннингом, использование MetaHuman крайне целесообразно (однако для негуманоидных моделей или вне Unreal Engine могут потребоваться альтернативы).

АЛГОРИТМИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО СКИННИНГА

До появления нейросетевых подходов автоматизация скиннинга опиралась на алгоритмические решения, основанные на геометрическом анализе модели. Классический пример это алгоритм **Pinocchio** [6], часто упоминаемый как пионер автоскиннинга.

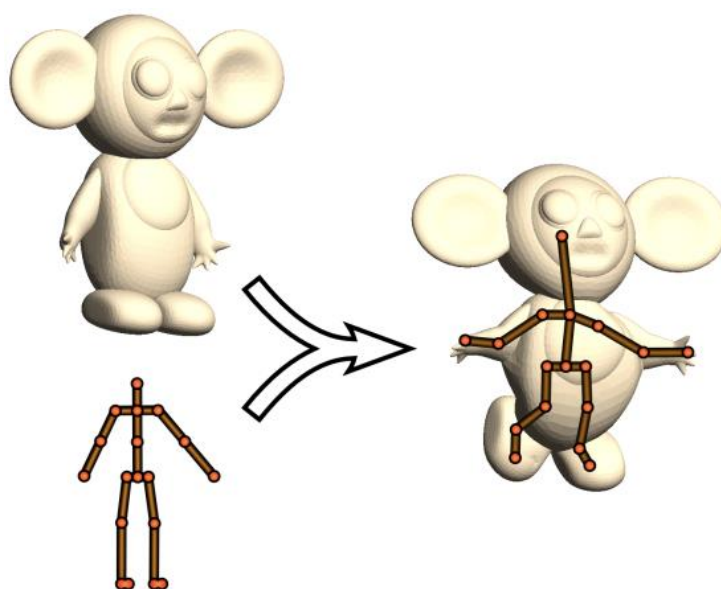


Рис. 3. В треугольную сетку чебурашки встраивается скелет, позволяющий наложить движения на изначально статичную фигуру [6]

Этот метод берет на вход произвольную 3D-сетку персонажа (см. рис. 3) и заданный шаблон скелета (например, гуманоидный скелет с определенным количеством костей), после чего: (1) автоматически встраивает скелет внутрь модели, находя оптимальные позиции суставов, и (2) рассчитывает веса привязки вершин к костям на основе расстояний, сглаженных решением уравнения диффузии тепла по поверхности модели. Такая техника тепловой диффузии (heat diffusion) распределяет влияние костей плавно и оказалась настолько удачной, что её внедрили во многие инструменты 3D-графики. Pinocchio продемонстрировал впечатляющие результаты: на типовом ПК того времени алгоритм автоматически

оснащал персонаж менее чем за минуту, а качество получаемой анимации было сопоставимо с уровнем современных видеоигр. Система была протестирована на 16 различных моделях – для 13 из них риг был построен корректно без вмешательства, а для оставшихся трех потребовалась лишь минимальная правка (добавление одной подсказки по положению сустава). Таким образом, уже более 15 лет назад было доказано, что авториггинг на основе шаблонов и диффузионных весов способен работать достаточно универсально и эффективно.

Другой подход это автоматическое *выделение* скелета из геометрии (skeleton extraction). Ряд алгоритмов по форме модели пытается вычислить её «скелет» (например, анализируя медиальную ось объекта или граф разбиения поверхности). Однако на практике такие методы менее надежны для анимации: полученный скелет может не совпадать с желаемой структурой (особенно для гуманоидов, где лучше задать заведомо анатомически правильный скелет). Поэтому современные алгоритмические решения чаще используют подгонку (fitting) шаблона: задается основа – типовой скелет человека, четвероногого животного и т. п., которая подгоняется под модель. Помимо Pinocchio, такой принцип реализован в ряде инструментов: например, облачный сервис **Adobe Mixamo**² позволяет пользователю загрузить статичную 3D-модель персонажа (обычно гуманоидного), после чего автоматически рассчитывает для нее скелет (пользователь может указать позиции ключевых точек – кисти, локти, колени – для улучшения результата) и весовые коэффициенты. Mixamo использует библиотеку готовых анимаций, созданных методом захвата движений, что гарантирует реалистичность получаемых движений [1]. Mixamo использует подход, похожий на метод *Pinocchio* [6], который применяется для встраивания скелета: оптимизируется положение суставов внутри модели путем минимизации специальной функции стоимости. Перед этим пользователь отмечает несколько ключевых точек (подбородок, запястья, локти, колени, пах) на Т-модели³ (см. рис. 4) загруженного персонажа [7].

² <https://www.mixamo.com/>

³ Т-модель — для удобства текстурирования и риггинга в 3D-моделировании используется базовая поза персонажа, при которой руки разведены в стороны горизонтально, а ноги слегка расставлены, образуя силуэт, напоминающий букву «Т».

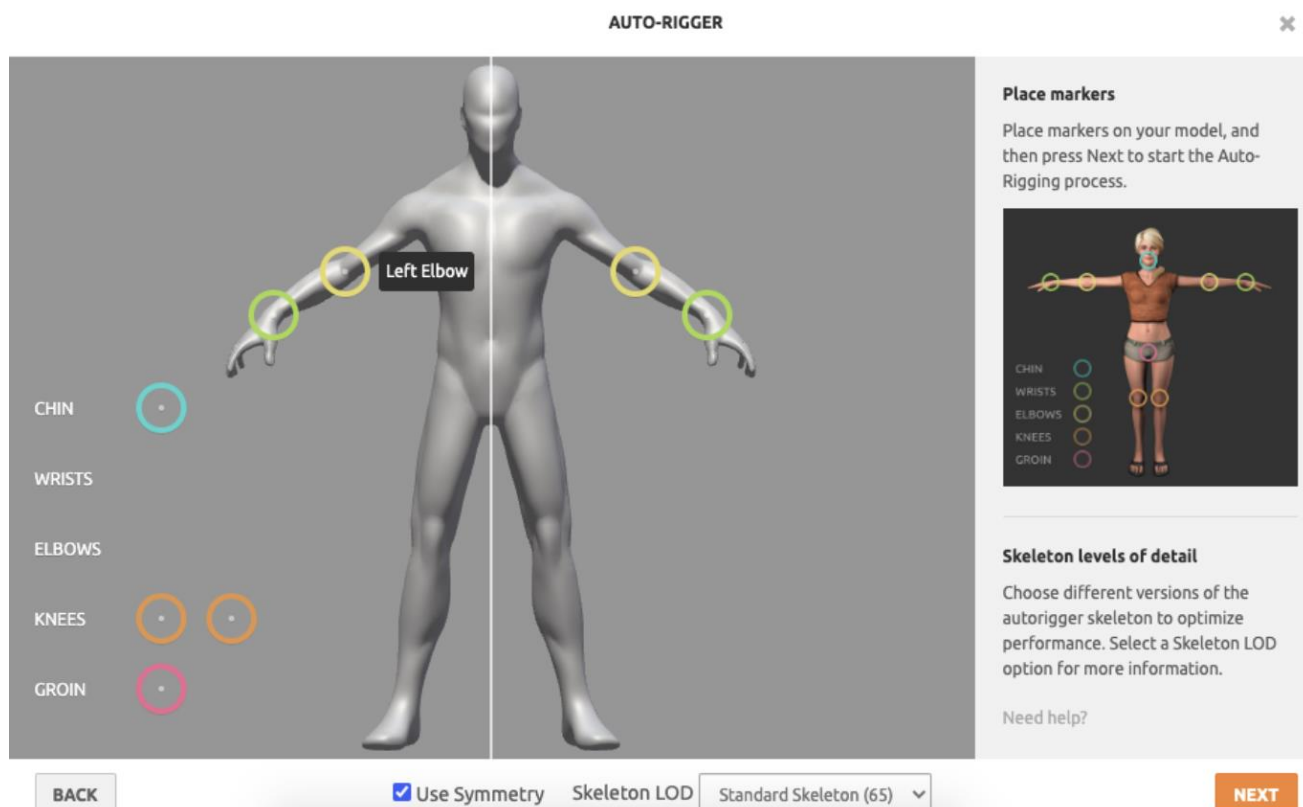


Рис. 4. Полуавтоматический алгоритм построения моделей Mixamo использует T-pose и указание ключевых точек

Этот метод сначала выполняет дискретный подбор размещения костей внутри объёма модели, а затем уточняет позиции непрерывной оптимизацией. В функции стоимости учитываются различные эвристики (например, положение суставов внутри тела, предотвращение выхода кости за пределы поверхности и др.), а её весовые коэффициенты оптимизируются методом опорных векторов (Support Vector Machine, SVM⁴) на обучающих примерах, который применяется для задач классификации и регрессии.

Таким образом, алгоритм комбинирует геометрические эвристики с элементами обучения, чтобы надёжно определить ключевые суставы для широкого класса персонажей. В результате определяется иерархия скелета – набор костей

⁴ SVM работает путём нахождения гиперплоскости, которая максимально разделяет различные классы данных, максимизируя расстояние между ближайшими точками обучающих данных разных классов.

и связей между суставами, соответствующий форме модели. Согласно патентной документации Adobe, процесс включает генерацию упрощённой представительной сетки модели, разбиение её на сегменты (части тела) и определение ключевых точек (суставов); на основе этого формируется набор костей, который затем накладывается на исходную высокополигональную модель [8]. Система рассчитана на работу в облаке и задействует значительные вычислительные ресурсы (многопоточно на CPU), что позволяет выполнить весь процесс (~2 минуты на модель) онлайн.

Преимуществом подобных сервисов являются простота (не требует навыков риггера) и скорость (минуты на расчет), недостатком – ограниченная применимость (как правило, только гуманоидные двуногие) и типичные артефакты: неправильное влияние кости на соседние части тела, «сплющивание» в суставах и др., которые затем приходится вручную исправлять.

Широко используются и встроенные алгоритмы в пакетах 3D-моделирования. Autodesk Maya⁵ предоставляет методы автоматического связывания кожи: *Heat Map Skinning* (на основе теплового распространения влияния костей) и *Geodesic Voxel Binding* (вокселизация объема модели для оценки ближайших костей) [5]. Эти подходы аналогично пытаются распределить веса по геометрии, исходя из расстояния до костей и топологии модели. В работе [1] был проведен подробный анализ инструментария Мауа для скиннинга, перечислены его преимущества и недостатки. В частности, был описан ряд типичных дефектов, возникающих при использовании стандартных алгоритмов, например объемные потери при изгибе в области сустава или неправильное влияние при близко расположенных частях модели.

Для решения некоторых проблем предлагаются методы улучшения (например, добавление корректирующих деформеров), хотя полностью без участия человека алгоритмические методы не всегда работают. Тем не менее в сочетании с минимальной ручной правкой автоматические алгоритмы (Pinocchio, Mixamo, Maya Auto Skinning и др.) значительно ускоряют процесс риггинга по сравнению с полным ручным весовым раскрашиванием.

⁵ Редактор трёхмерной графики. <https://www.autodesk.com/products/maya/>

МЕТОДЫ СКИННИНГА НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Современные достижения в области машинного обучения стимулировали появление методов, где нейронные сети выполняют скиннинг, то есть сами обучаются по примерам и затем предсказывают структуру рига или веса деформации для новых моделей. Одно из ключевых преимуществ таких методов состоит в способности учитывать сложные нелокальные зависимости и особенности формы, которые трудно учесть вручную прописанными правилами. Кроме того, нейросети можно обучить на большом количестве примеров ручной работы опытных риггеров, тем самым переняв их опыт.

Mixamo был одним из первых сервисов, где применили машинное обучение (Machine learning, ML) для автоматизации риггинга персонажей. Эта интеллектуальная система (в Adobe её называли *smart algorithms*) обобщает знания из множества примеров, позволяя надёжно обработать различные по форме модели. К примеру, указанный алгоритм [6] использовал обучаемую функцию штрафа для оценки качества встраивания скелета – фактически это применение *supervised learning* (обучение с учителем) для выбора оптимальной конфигурации костей. Таким образом, машинное обучение в Mixamo помогает определить расположение суставов и соответствие шаблону скелета по полученным входным данным модели. В то же время этап назначения весов скиннинга решается более стандартными средствами – эвристическими алгоритмами из графики, основанными на геометрии. Распределение влияния костей на поверхность – задача, хорошо решаемая методами интерполяции (например, тепловой диффузии) без необходимости обучать модель на данных. Эти алгоритмы гарантируют корректные деформации при движении сустава (вершины следуют за ближайшими костями с плавным затуханием влияния).

Таким образом, Mixamo сочетает машинное и классические подходы: ML – для высокоуровневого понимания формы (автоматическое определение скелета), эвристики – для низкоуровневого расчёта весов скиннинга и финальной привязки «кожа-кости». Этот гибридный подход позволил существенно автоматизировать рутинный труд риггеров, сохранив при этом физическую правдоподобность деформаций. Стоит отметить, что современные разработки движутся ещё дальше в сторону ML.

RigNet [9] – другая заметная работа в этом направлении. Эта нейросетевая система end-to-end автоматического риггинга, которая предсказывает как оптимальную скелетную структуру произвольной топологии, так и соответствующие ей веса привязки поверхности «кожи» (skin-weights) непосредственно по входному 3D-мешу. На вход подается 3D-модель персонажа (без скелета), на выходе алгоритм генерирует скелет (с суставами и топологией, близкой к той, что выбрал бы человек-аниматор) и рассчитывает веса привязки поверхности к костям (рис. 5).

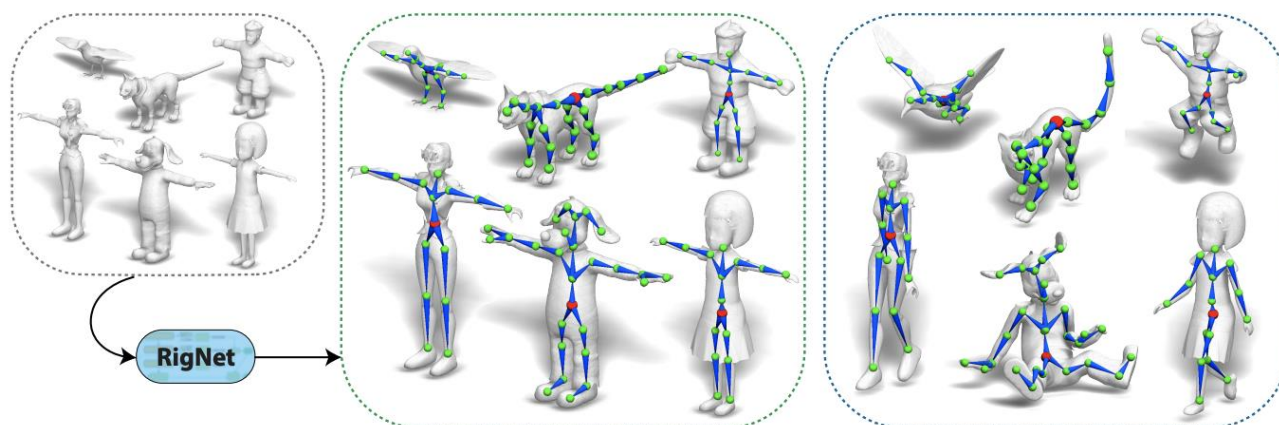


Рис. 5. RigNet создает анимационный скелет и веса кожи, соответствующие структуре сочленений входной 3D-сетки персонажа [9]

Архитектура RigNet основана на глубокой сети, которая оперирует непосредственно на графе меша, без жёстких предположений о классе формы или структуре персонажа. Сеть обучена на большом и разнообразном наборе моделей с готовым ригем, то есть моделей, содержащих полную информацию о геометрии, скелетной структуре и весовых коэффициентах. Результаты RigNet превосходят все результаты предыдущих алгоритмических подходов: в количественном сравнении с эталонными ручными ригами RigNet показал наилучшее совпадение, а в качественном отношении автоматически полученные риги позволяют правдоподобно позировать и анимировать модели разных типов. Иначе говоря, нейросеть научилась расставлять кости «как человек» и привязывать кожу так, что в движении персонаж выглядит естественно.

В Mixamo используется более традиционный шаблонный подход, ограниченный человеческой анатомией и проверенный на практике, что обеспечивает

Міхато быстроту и универсальность автоматического риггинга на уровне индустриального стандарта. Другой подход, фокусирующийся именно на назначении весов, представлен в работах типа **NeuroSkinning** [10] и **SkinningNet** [11]. Эти методы предполагают, что скелет модели уже известен (задан), и решают задачу распределения вершинных весов между костями с помощью глубоких нейросетей (как правило, графовых сверточных сетей, учитывающих структуру меша и скелета).

SkinningNet использует двухпотокую графовую нейросеть (рис. 6): один поток обрабатывает геометрию меша, другой – структуру скелета; затем признаки объединяются для предсказания весов привязки.

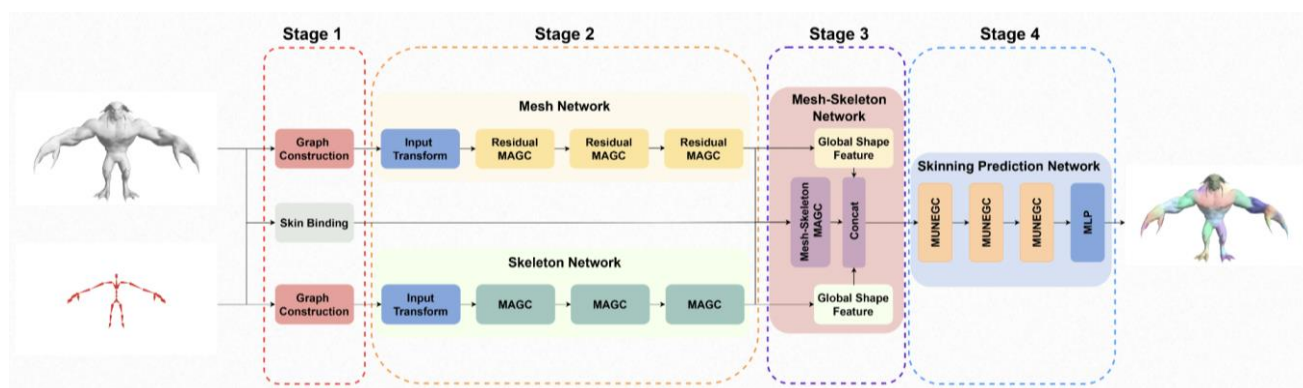


Рис. 6. Двухпоточная графовая конволюционная нейронная сеть SkinningNet автоматически генерирует веса скинов для входной сетки и связанного с ней скелета [11]

За счет специального слоя Multi-Aggregator GCN эта сеть лучше обобщает на новых топологиях и сложных формах. По нашим данным, SkinningNet смогла снизить ошибку деформации меша более чем на 20% по сравнению с лучшими предыдущими подходами, а также эффективнее переносит обучение на персонажах новых доменов (не встречавшихся в обучающей выборке).

NeuroSkinning аналогично применяет глубокий графовый подход для расчета скиннинговых весов производственных персонажей, демонстрируя качество, приемлемое для индустрии (рис. 7).

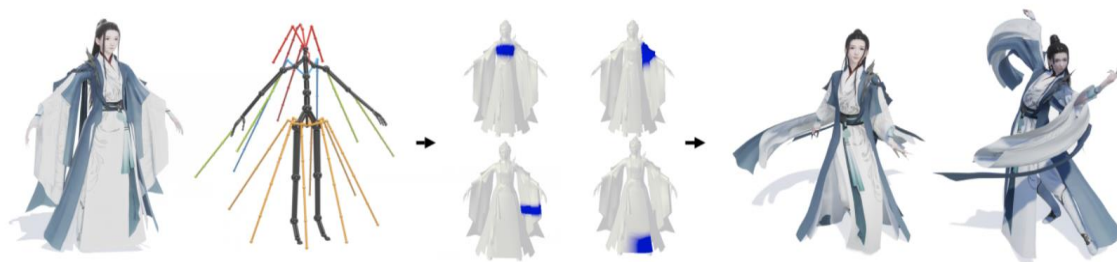


Рис. 7. Метод глубокого обучения для автоматического расчета веса кожи NeuroSkinning при скелетной деформации производственных персонажей [10]

Отметим также работу [12]. В ней представлена новая дата-ориентированная методика, позволяющая подготовить любую 3D-гуманоидную модель к анимации менее чем за одну секунду, независимо от её формы и позы (рис. 8).

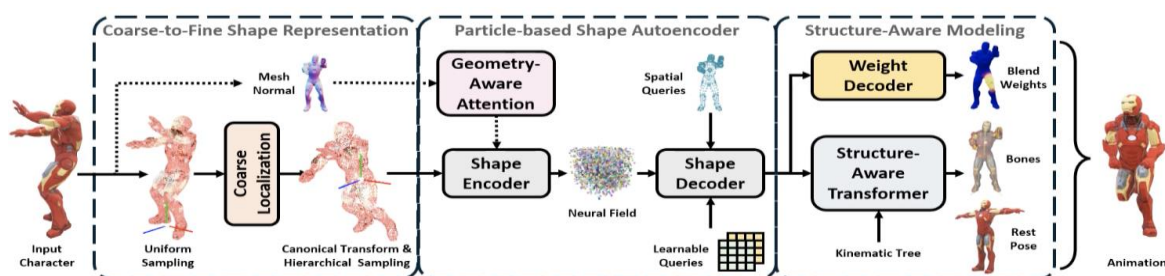


Рис. 8. Make-It-Animatable делает любую 3D-модель гуманоида готовой к анимации персонажа менее чем за секунду [12]

Предлагаемая система автоматически генерирует высококачественные веса скиннинга, костную структуру и преобразования поз. Используя автоэнкодер формы на основе частиц, подход поддерживает различные 3D-представления, включая сетки и трёхмерные гауссовы функции (3D Gaussian splats⁶). Кроме того, для обеспечения точности и надёжности применяются иерархическое представление и стратегия моделирования с учётом структуры, даже для персонажей с нестандартными скелетными структурами. Авторы утверждают, что предложенный

⁶ 3D Gaussian splatting — метод визуализации объёмных данных, позволяющий создавать фотореалистичные сцены в реальном времени на основе ограниченного набора изображений. Вместо использования традиционных полигонов этот подход представляет сцену с помощью миллионов трёхмерных гауссовых функций (сплэтов), каждая из которых характеризуется положением, цветом, размером и прозрачностью. Такая техника обеспечивает плавное и непрерывное отображение сложных объектов и сцен.

подход значительно превосходит существующие методы как по качеству, так и по скорости.

Необходимо также упомянуть работу [13], в которой предложено использование контроллеров обратной кинематики (Inverse Kinematics, IK) для модификации анимации скелетных персонажей, что позволяет улучшить реалистичность движений и гибкость анимации. Интеграция таких подходов в системы скиннинга на основе машинного обучения может значительно повысить качество создаваемых анимаций. Эти нейросетевые методы особенно эффективны в сложных случаях, где классические алгоритмы дают артефакты: например, при тонких деталях геометрии, близко расположенных конечностях, нестандартных пропорциях. Сеть, обученная на подобных случаях, способна «догадаться», как правильно распределить веса, тогда как жёсткий алгоритм может ошибиться.

Важно отметить, что успех методов машинного обучения во многом зависит от наличия обширных датасетов для обучения, т. е. от множества моделей с корректно настроенными ригами. Формирование таких наборов – непростая задача, но она активно решается. В частности, сообщество исследователей использует наборы моделей из игр и онлайн-библиотек (например, Mixamo, Adobe Fuse), а также генерацию синтетических данных. В [4] описан процесс разработки универсального инструментария для генерирования 3D-синтетических датасетов, где отмечена эффективность такого подхода для обучения нейросетей различным задачам. Генерируя тысячи вариаций 3D-гуманоидов (в том числе с помощью MetaHuman, Blender⁷ и игровых движков), можно обучить нейросеть решать задачу скиннинга более универсально. Текущие исследования по автоматизации создания игровых персонажей затрагивают и нейронные сети как инструмент риггинга, например, интегрируемые в Maya для ускорения скиннинга. Таким образом, ML-методы уже сегодня способны выполнять скиннинг на уровне, близком к ручной работе, и ожидается, что их роль будет расти.

⁷ Профессиональное свободное и открытое программное обеспечение для создания трёхмерной компьютерной графики. <https://www.blender.org/>

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ПОДХОДОВ

Технология MetaHuman отлично подходит для реалистичных человеческих персонажей. Она обеспечивает непревзойденную детализацию и готовые решения для мимики, но ограничена рамками человекоподобной анатомии. Алгоритмические методы (Pinocchio, Mixamo, Maya Auto-Rig и др.), как правило, рассчитаны на гуманоидов или стандартных существ (четвероногих персонажей, робототехнику и т. д.), их шаблоны можно подобрать под нужный класс.

Некоторые алгоритмы более универсальны: например, RigNet позиционируется как независимый от класса формы (обучался на разнообразных моделях), в тестах он успешно осуществлял настройку скелетной системы как людей, так и животных и фантастических существ. Таким образом, MetaHuman используется для получения датасета для человека, а алгоритмы/ML – для всего остального (и человека тоже, если нужна альтернатива).

Качество деформаций

MetaHuman задает эталон качества для человекоподобных моделей – благодаря дополнительным костям (для мышц, суставов) и морфам, деформации тела и лица выглядят очень реалистично, без эффектов «конверсии объема» (collapsing volume) в суставах. Алгоритмические методы базового уровня (линейный скиннинг по ближайшим костям) могут страдать от эффекта «конфетной обёртки» (candy-wrapper) при кручении конечностей (рис. 9) или от провалов объёма при сгибании локтя/колена (рис. 10).

Однако многие улучшения, такие как «двойной кватернион» (dual quaternion skinning), коррекция поз, физически обоснованные модели мышц, могут быть наложены сверху вручную. Нейросетевые подходы имеют потенциал автоматического учёта таких эффектов: например, если в обучающих данных были правильные деформации с сохранением объёма, сеть может перенести эти свойства на новые модели. SkinningNet, как указывалось, снижает среднюю ошибку деформации, что говорит о более точном воспроизведении формы.

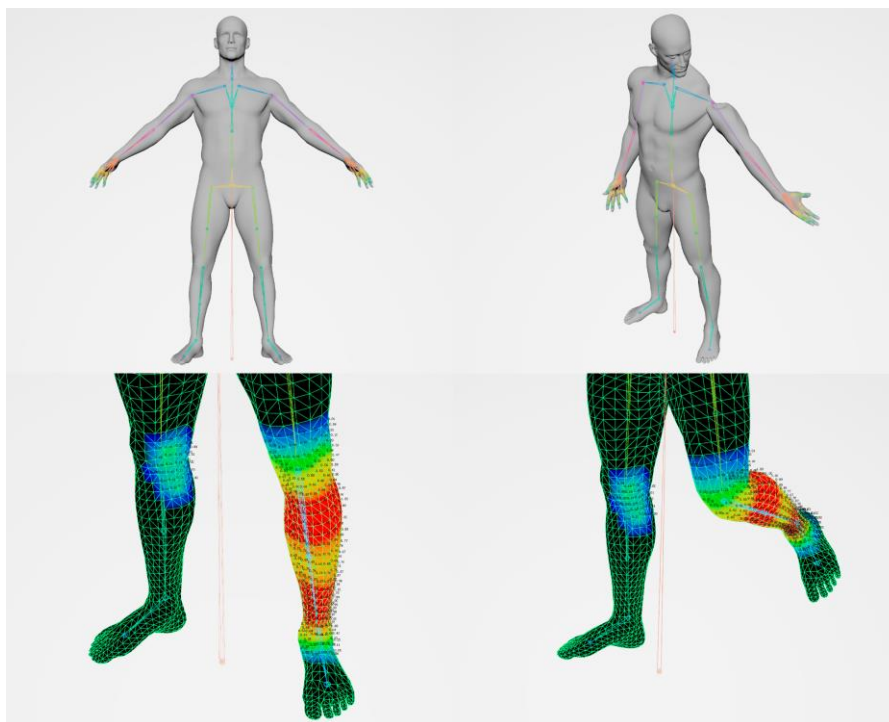


Рис. 9. Сверху: эффект «конфетной обёртки» на трёхмерной модели, снизу: неправильное распределение весов на конечности



Рис. 10. Потеря объема при сгибе конечности

В целом по качеству можно расположить так: **ручной риг + MetaHuman** – наивысший (кинематографический) уровень; **ML-риг** (RigNet и др.) уже близок к ручному; **алгоритмический авториг** может потребовать дальнейшей доработки для сложных участков модели.

Скорость и трудозатраты

Все рассмотренные автоматизированные подходы работают значительно быстрее ручного скиннинга. MetaHuman Creator позволяет получить готового персонажа за считанные минуты. Алгоритмы вроде Pinocchio также укладываются в

секунды или минуты на одну модель. Нейронные сети после обучения выполняют предсказание почти мгновенно – сотые доли секунды на выполнение вывода, то есть могут осуществлять настройку скелетной системы («риггировать») для 3D-моделей в режиме реального времени. Различие проявляется в трудозатратах на подготовку: MetaHuman требует либо воспользоваться редактором (несколько часов на тонкую настройку черт лица вручную, если нужен специфичный облик), либо подготовить 3D-скана/модели лица для загрузки. Алгоритмические методы зачастую требуют минимальной подготовки (например, ориентации модели, пометки суставов в Mixamo) – это минуты работы. ML-методы требуют предварительного обучения модели на большом датасете (это разовая вычислительно затратная процедура), но потом могут риггировать поток моделей автоматически без участия человека. В условиях производства игр/фильмов, где типовые персонажи риггируются многократно, нейросетевой подход может окупиться.

Доступность и интеграция

MetaHuman интегрирован с Unreal Engine (UE4/UE5) и благодаря **Control Rig** и IK-ретаргетингу в UE5 позволяет удобно перенасыщать анимации между персонажами и применять готовые мокап-анимации. Это делает его привлекательным для тех, кто работает на UE. Алгоритмические инструменты встроены в популярные DCC-пакеты (Maya, Blender) или доступны как облачные сервисы (Mixamo), что тоже довольно удобно – художники могут ими воспользоваться без глубоких знаний программирования. ML-решения пока представлены в виде научных прототипов или отдельных плагинов. Например, имеются исследовательские плагины к Maya на основе нейросетей, но широкого промышленного внедрения они еще не получили. Тем не менее ряд компаний (Adobe, Autodesk) явно движется в сторону ML в инструментах: так, Adobe презентовала прототип *AI Auto-Rigger*, а Autodesk инвестирует в технологии машинного обучения для Character Generator. В академической среде уже используются стандартные бенчмарки⁸ по автоматизации

⁸ Бенчмарк (англ. benchmark) – стандартный набор тестов и методик, позволяющих объективно оценить и сравнить производительность, точность и эффективность различных систем, алгоритмов или моделей.

ческому риггингу, позволяющие сравнивать традиционные алгоритмические методы и подходы на основе машинного обучения (при этом RigNet и аналогичные решения обычно показывают более высокую точность).

Валидация на базе экспериментов

Научные работы предоставляют количественное сравнение подходов. RigNet (2020) показал, что автоматически предсказанные им скелеты и весовые распределения близки к ручным: отклонения минимальны, а персонажи успешно принимают сложные позы. SkinningNet (2022) продемонстрировал улучшение метрик деформации по сравнению с алгоритмом веса по тепловому влиянию и даже по сравнению с NeuroSkinning (2019), приблизившись по точности к «эталонной» привязке. С другой стороны, алгоритм Pinocchio (2007) в свое время доказал надежность, автоматически правильно обработав ~80% разнообразных моделей без вмешательства, это отличный результат, показавший возможность авториггинга задолго до эпохи глубокого обучения. MetaHuman как продукт прошел проверку индустрией: персонажи MetaHuman используются в кинопроизводстве, игровых проектах и научных экспериментах (например, для генерации датасетов), демонстрируя высокую реалистичность. В эксперименте [14] по реконструкции 3D-модели человека по единственной фотографии был применен такой датасет – фактически был выполнен авториггинг реконструированной фигуры. Это подтверждает, что даже для нейросетевых методов реконструкции (например, по изображению) задача скиннинга легко решается существующими авториг-инструментами, интегрируя результаты в анимацию.

ВЫВОДЫ О ПРИМЕНИМОСТИ

MetaHuman представляет собой эффективное решение для автоматизированного скиннинга человекоподобных 3D-моделей, обеспечивая высочайшее качество рига «из коробки» и минимальные затраты времени. Его использование целесообразно, когда нужен быстрый результат в рамках Unreal Engine и когда модель соответствует человеческой морфологии.

Алгоритмические методы остаются важной альтернативой: они хорошо зарекомендовали себя для типовых персонажей, широко доступны и понятны.

В случаях, где MetaHuman неприменим (нестандартные существа, собственные скелеты или отсутствие UE), такие методы способны автоматически сгенерировать скелет и веса, сократив ручной труд на порядки, хотя могут потребовать некоторой доводки, особенно в сложных случаях.

Методы на базе машинного обучения – наиболее *продвинутый* на сегодня подход. Они уже показывают качество риггинга, сравнимое с ручной работой, и продолжают улучшаться по мере накопления данных и совершенствования моделей. Нейросети обещают более интеллектуальный скиннинг: учитывающий контекст формы, избегающий типовых ошибок классических алгоритмов и приспособляющийся к новым видам персонажей. Однако внедрение ML-риггинга в повседневные конвейеры пока ограничено сложностью обучения и недостатком готовых инструментов.

Итак, для задачи автоматизированного скиннинга нет универсального «лучшего» решения – выбор зависит от контекста. MetaHuman оптимален для реалистичных людей в UE-среде, классические алгоритмы – для быстрого авторигга широкого спектра моделей с контролем со стороны художника, а нейросетевые системы – перспективное направление, которое, вероятно, станет золотым стандартом в будущем, когда технологии созреют. Комбинация подходов тоже возможна: например, можно использовать алгоритмический авториг как базу, а затем применять нейросетевые корректировки для улучшения деформаций. В настоящее время технологии скиннинга активно развиваются, и появление инструментов вроде MetaHuman уже сейчас существенно облегчает путь «от идеи к реализации» 3D-персонажа, интегрируя его в анимационный процесс практически мгновенно. Такое слияние индустриальных и научных достижений делает автоматизированный скиннинг все более целесообразным и эффективным на практике.

СОЗДАНИЕ СИНТЕТИЧЕСКОГО ДАТАСЕТА

Представим метод создания синтетического датасета на основе 3D-моделей MetaHuman для обучения нейронной сети, которая будет оптимизировать процесс скиннинга 3D-моделей. Этот датасет должен быть достаточно разнообразным, чтобы нейронная сеть могла эффективно обучаться на нём, обеспечивая

высокое качество скиннинга для различных типов 3D-моделей и различных поз.

Требования к датасету

Для обучения нейросети, предназначенной для автоматического риггинга, необходим специализированный датасет, соответствующий ряду требований, в частности:

- 3D-модели
 - должны быть представлены в распространённых форматах (.obj, .fbx, .binvox и др.);
 - необходимо предоставить разнообразие форм, размеров и уровней детализации, чтобы обеспечить высокое качество обучения.
- Данные для риггинга
 - включают трёхмерные координаты суставов для каждой модели;
 - содержат иерархическую структуру рига, отображающую связи «родитель — потомок» между суставами.
- Необходимы дополнительные сведения для учёта объёмных геодезических расстояний в алгоритме нейросети, воксельные представления моделей.

Ключевые характеристики датасета:

1. Точность и качество

- Все модели и сопутствующие данные должны быть максимально точными и полными. Ошибки в позиционировании суставов или распределении весов могут негативно повлиять на процесс обучения.
- Данные проходят ручную или автоматическую проверку для исключения дубликатов и ошибок.

2. Объём данных

- Для эффективного обучения требуется большое количество разнообразных моделей.
- Датасет должен быть разделен на обучающую, валидационную и тестовую выборки для корректной оценки производительности модели.

Структура датасета

Структуру датасета Dataset_Rigging_preprocessed можно представить следующей иерархией папок и файлов:

```
Dataset_Rigging_preprocessed/  
├── vox/  
│   └── model.binvox  
├── volumetric_geodesic/  
│   └── model_volumetric_geo.npy  
├── rig_info_remesh/  
│   └── model.txt  
├── rig_info/  
│   └── model.txt  
├── pretrain_attention/  
│   └── model.txt  
├── obj_remesh/  
│   └── model.obj  
├── obj/  
│   └── model.obj  
├── val_final.txt  
├── train_final.txt  
└── test_final.txt
```

Здесь vox включает воксельные представления 3D-моделей в формате .binvox; volumetric_geodesic содержит данные объёмных геодезических измерений, представленные в виде массивов NumPy (.npy); rig_info_remesh включает информацию о переработанной сетке, а также данные о суставах и весовых коэффициентах кожи; rig_info предоставляет подробные сведения о риге, включая:

- списки суставов с их трёхмерными координатами,
- информацию о весах кожи, привязанных к каждому суставу,

- иерархическую структуру рига, описывающую связи «родитель — потомок» между суставами;

pretrain_attention содержит бинарные маски, определяющие области внимания для предварительного обучения; obj_remesh включает переработанные 3D-модели в формате .obj; obj содержит оригинальные или обработанные 3D-модели в форматах .obj; val_final.txt, train_final.txt, test_final.txt – файлы, содержащие списки числовых идентификаторов, соответствующих наборам данных для валидации, обучения и тестирования.

Выбор и подготовка базовых 3D-моделей

Первым этапом создания синтетического датасета (рис. 11) являются выбор и подготовка базовых 3D-моделей.



Рис. 11. Разнообразные модели MetaHuman

В качестве основы были выбраны модели MetaHuman от Epic Games, обладающие следующими преимуществами:

- высокая детализация и реалистичность моделей;
- возможность гибкой настройки параметров внешности;
- наличие готовой скелетной структуры с правильно настроенной системой весов;

- поддержка различных мимических выражений и движений.

Для увеличения разнообразия датасета (более 50 уникальных персонажей) были настроены различные характеристики моделей, включая:

- пол (мужской, женский);
- возраст (от молодого до пожилого);
- этническую принадлежность;
- тип телосложения (от худощавого до полного);
- мимические особенности.

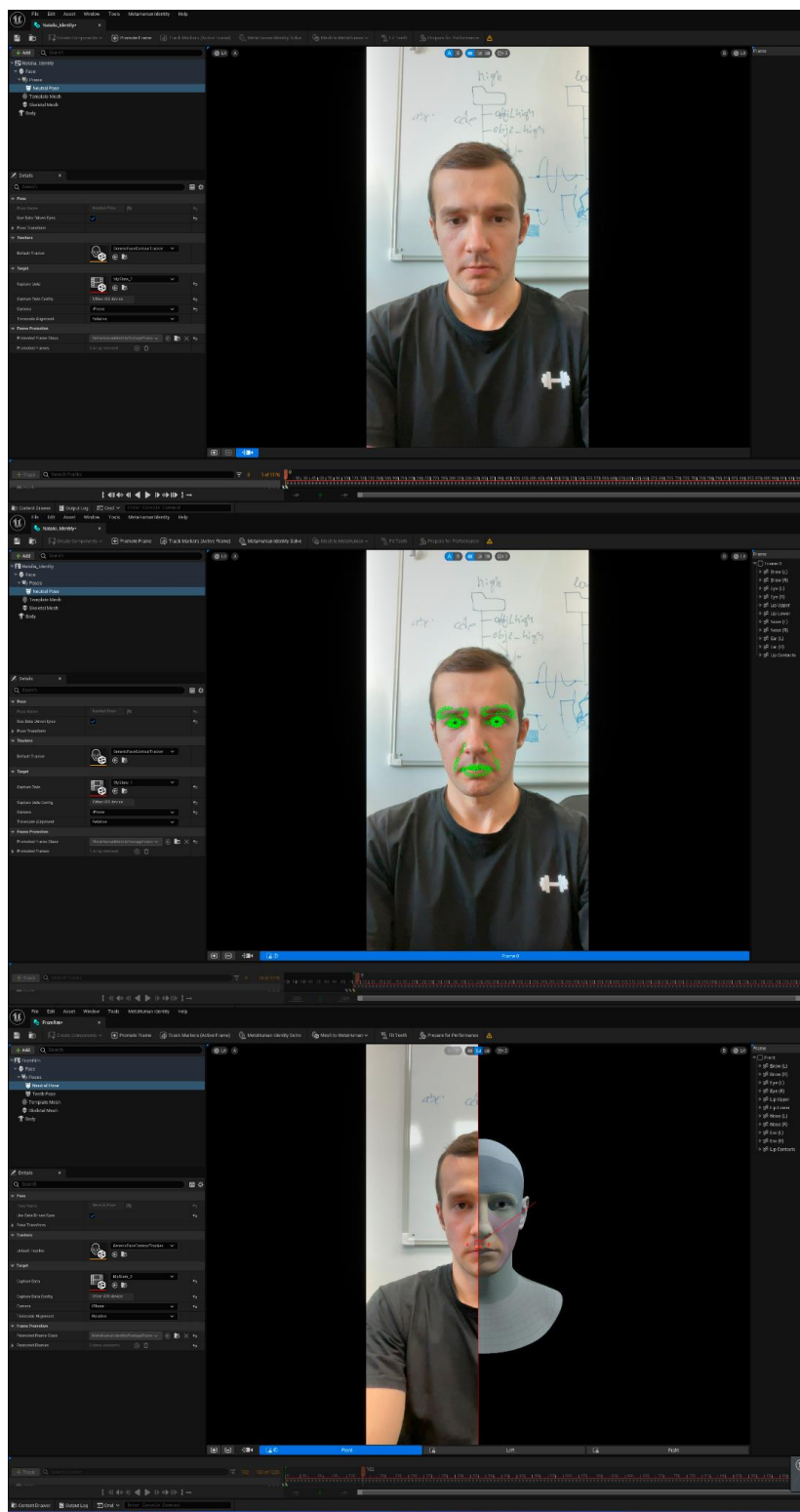


Рис. 12. Захват движений

Создание синтетических анимаций

На втором этапе были созданы синтетические анимации для подготовленных 3D-моделей, для чего использовались:

- библиотеки стандартных анимаций (ходьба, бег, прыжки и т. д.);
- данные захвата движений (Motion Capture), полученные с помощью специализированного оборудования (рис. 12);
- процедурная генерация движений с использованием физического моделирования.

Для каждой модели было сгенерировано по 20–30 различных анимационных последовательностей, включающих:

- простые движения (повороты, наклоны);
- сложные последовательные движения (танцы, спортивные упражнения);
- экстремальные позы для тестирования предельных возможностей скиннинга.

Особое внимание уделялось созданию анимаций, вызывающих значительные деформации модели, что позволяет более точно оценить качество скиннинга при сложных движениях.

Оптимизация процесса скиннинга

Следующим этапом стала оптимизация процесса скиннинга для подготовленных моделей и анимаций, в рамках которого:

1. разработан метод автоматического анализа качества скиннинга, основанный на определении проблемных областей (артефактов) при деформациях;
2. создан алгоритм автоматической коррекции весов скиннинга для минимизации визуальных артефактов;
3. сформированы аннотированные данные, включающие:
 - исходную геометрию модели;
 - скелетную структуру;
 - матрицы трансформации костей;
 - карты весов скиннинга;
 - результирующую деформированную геометрию.

Метрика оценки качества скиннинга

Для оценки качества скиннинга была разработана специальная метрика, учитывающая как геометрические характеристики деформаций, так и визуальное восприятие результатов анимации.

1. Геометрические характеристики деформаций

- Сохранение объема – измерение изменения объема сетки при деформации (идеальная деформация сохраняет объем);
- Гладкость поверхности – оценка локальных искажений нормалей поверхности во время анимации;
- Лапласиан деформации – анализ сохранения локальных геометрических деталей;
- Метрика растяжения/сжатия – измерение неестественного растяжения или сжатия полигональной сетки.

2. Визуальное восприятие результатов

- Перцептивная оценка артефактов – взвешенная система баллов для различных типов видимых артефактов:
 - «схлопывание» суставов – 0.35;
 - «конфетная обёртка» – 0.25;
 - проникновение геометрии – 0.20;
 - неестественные изгибы – 0.20.

3. Интегрированный показатель качества

$$Q=\alpha G+\beta V,$$

где G – нормализованный показатель геометрической точности (0-1), V – нормализованный показатель визуального качества (0-1), α и β – весовые коэффициенты ($\alpha+\beta=1$), определяющие приоритет геометрической точности или визуального восприятия.

4. Сравнение с эталоном происходит следующим образом:

- Вычисление среднеквадратичного отклонения от эталонной анимации, созданной вручную экспертами;
- Измерение отклонения вершин от ожидаемых позиций в ключевых позах.

Метрика автоматизирована и может применяться как для оценки качества

обучения нейронной сети, так и для сравнения результатов с другими методами скиннинга.

Такой подход позволяет:

1. количественно измерить, насколько автоматический скиннинг приближается к профессиональной ручной работе,
2. выявить проблемные области, требующие дополнительной оптимизации,
3. иметь объективный критерий для сравнения различных алгоритмов и итераций нейронной сети.

Подготовка данных для обучения нейронной сети

На заключительном этапе подготовки датасета все полученные данные были структурированы для обучения нейронной сети.

1. Исходные данные:
 - 3D-координаты вершин модели;
 - Топология модели (соединения между вершинами);
 - Иерархия скелета и его параметры;
 - Позиции суставов в пространстве.
2. Целевые данные:
 - Оптимизированные веса скиннинга;
 - Результирующие позиции вершин после деформации (рис. 13).



Рис. 13. Упрощенная трёхмерная модель должна иметь форму, идентичную исходной. На скелете должны быть удалены кости без анимации и деформирующие мелкие участки (лицевые мышцы и т. д.). Веса должны быть скопированы с исходной модели

При подготовке данных датасета были применены два способа упрощения моделей:

(1) Ручная ретопология с использованием алгоритмов уменьшения полигонов и создание упрощенной версии скелета (рис. 14).

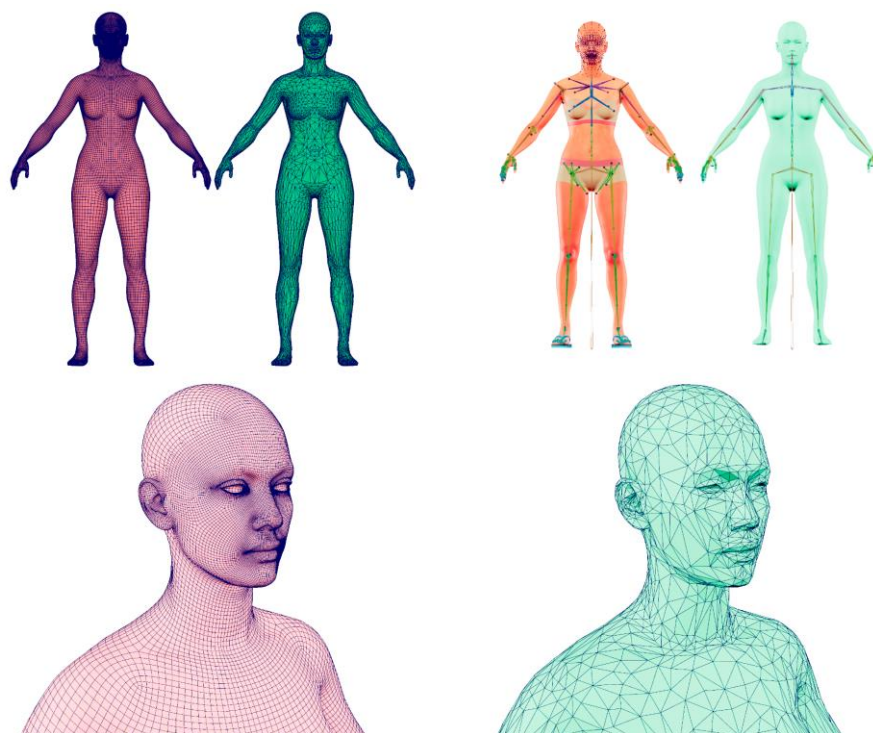


Рис. 14. Упрощенная модель и скелет с использованием ручных методов ретопологии

(2) Использование уровней детализации (level of details, LOD) моделей MetaHuman и создание упрощённого скелета с последующим копированием весов кожи (рис. 15).

Датасет был разделен на обучающую (70%), валидационную (15%) и тестовую (15%) выборки для обеспечения корректной оценки обучения нейронной сети.

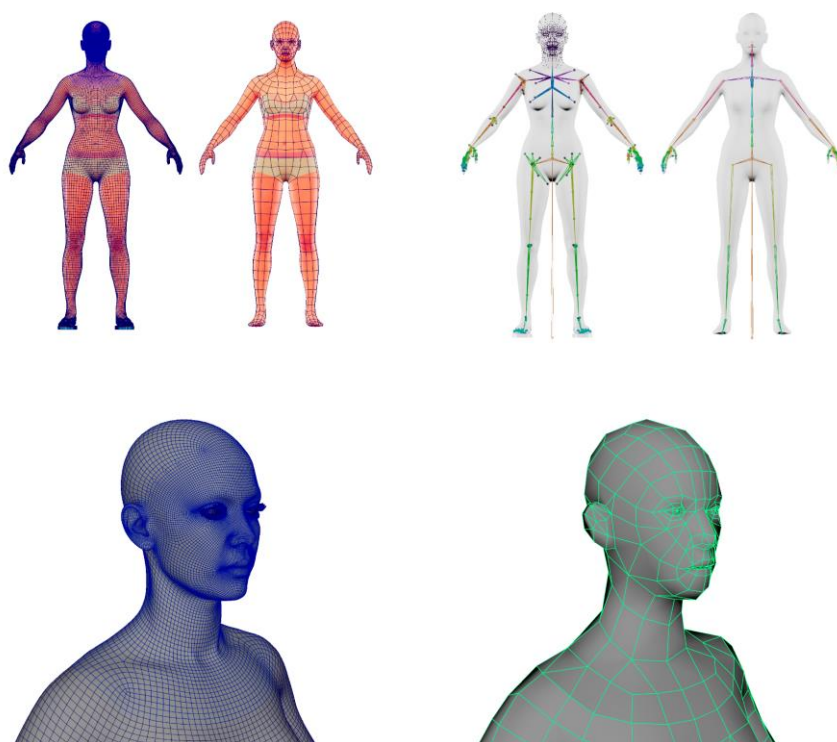


Рис. 15. Упрощённая модель и скелет с использованием LOD

НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ СКИННИНГА

Для решения задачи оптимизации скиннинга была разработана специализированная архитектура нейронной сети, учитывающая пространственную структуру 3D-моделей и скелетных систем, которая включает:

1. блок обработки геометрии модели на основе графовых нейронных сетей (Graph Neural Networks), позволяющий учитывать топологические особенности 3D-моделей;
2. блок анализа скелетной структуры, обрабатывающий иерархические связи между костями;
3. блок предсказания весов скиннинга, оптимизирующий распределение влияния различных костей на каждую вершину модели.

Предложенная архитектура позволяет эффективно обрабатывать модели с различной топологией и скелетной структурой, обеспечивая высокое качество скиннинга даже для сложных анимаций и экстремальных поз.

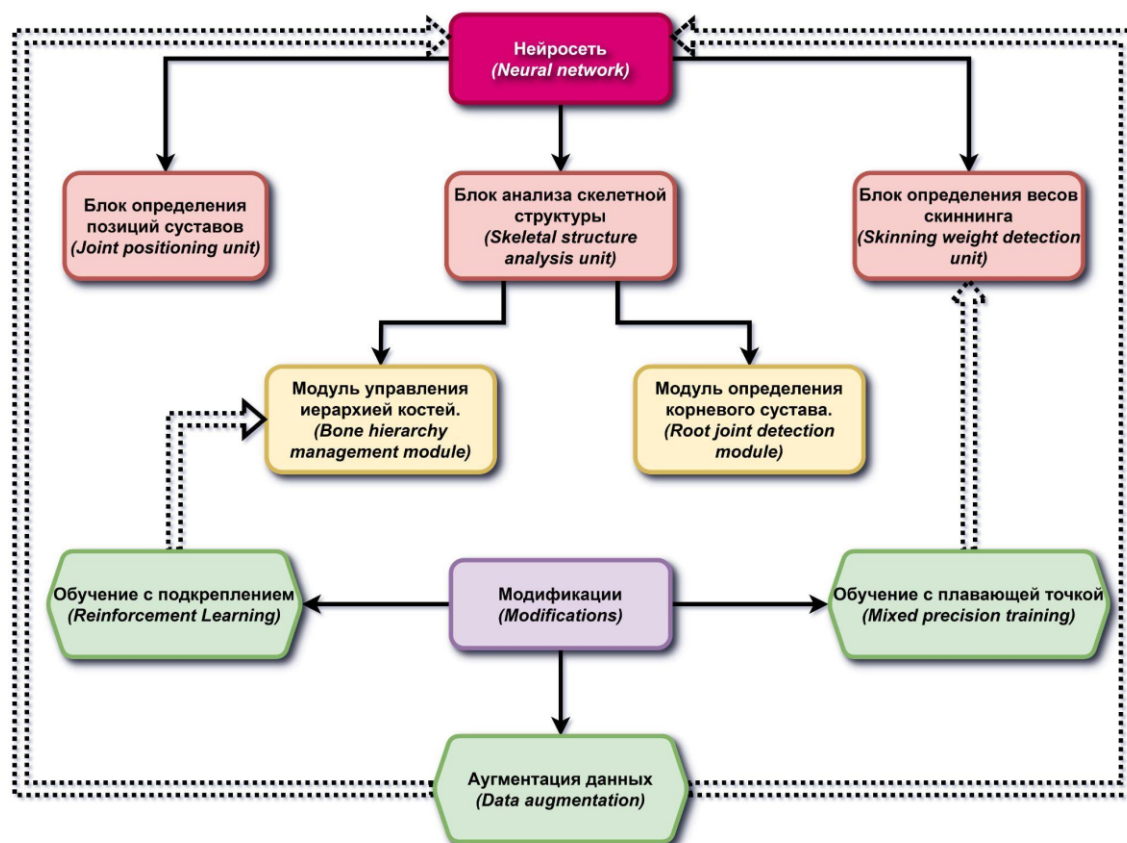


Рис. 16. Модификации нейронной сети RigNet

Были выбраны три основные модификации для улучшения производительности модели: внедрение обучения с подкреплением в модуль BoneNet, ускорение обучения с использованием смешанного обучения с плавающей точкой, а также аугментация данных (рис. 16).

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

Для оценки эффективности предложенного метода были проведены эксперименты на созданном синтетическом датасете. Обучение нейронной сети проводилось с использованием оптимизатора Adam с начальной скоростью обучения 0.001 и экспоненциальным снижением скорости обучения. Размер батча составлял 32 примера, обучение проводилось в течение 100 эпох.

Результаты экспериментов показали:

1. значительное сокращение времени на скиннинг новых моделей (в среднем в 8–10 раз по сравнению с традиционными методами);

2. высокое качество автоматически созданного скиннинга, сопоставимое с результатами ручной настройки опытными специалистами;
3. хорошую обобщающую способность нейронной сети – возможность корректно обрабатывать модели, отличающиеся от представленных в обучающей выборке.

Сравнительный анализ с существующими методами автоматического скиннинга показал превосходство предложенного подхода по следующим критериям:

- точность позиционирования вершин при деформациях;
- отсутствие визуальных артефактов при экстремальных позах;
- сглаженность переходов между различными позами при анимации;
- время, затрачиваемое на скиннинг новой модели.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате настоящего исследования был создан обширный синтетический датасет на основе цифровых персонажей MetaHuman, предназначенный для оптимизации скиннинга 3D-моделей. Проведённые эксперименты продемонстрировали, что использование этого датасета значительно улучшает качество деформаций персонажей по сравнению со стандартными методами скиннинга. Достигается снижение типичных дефектов скиннинга (например, провалов или искажений геометрии в области суставов), что обеспечивает более реалистичное движение модели. Полученные результаты подтверждают эффективность методологии, основанной на синтетических данных, для решения сложных задач трёхмерного моделирования и анимации, что согласуется с успешным опытом применения подобных подходов в смежных областях.

Кроме того, разработанный комплексный подход к генерации данных с помощью MetaHuman позволил преодолеть ряд ограничений традиционного скиннинга. Ручная настройка весовых коэффициентов при скиннинге — чрезвычайно трудоёмкая и сложная задача для художника 3D-моделей. При этом стандартные подходы неизбежно приводят к появлению характерных дефектов деформации модели. Предложенный метод устраняет эти проблемы посредством нейросетевой модели, обученной на синтетическом наборе данных. Эта модель автоматизи-

чески прогнозирует и корректирует веса скиннинга, уменьшая артефакты деформации. Такой подход согласуется с современными идеями применения машинного обучения для улучшения качества скиннинга и ускорения процесса скиннинга моделей.

Благодаря широкому разнообразию сгенерированных примеров (множества поз, вариантов телосложения и сцен) наш метод обеспечивает стабильное качество деформаций для различных типов движений и персонажей, повышая надёжность алгоритма в широком спектре сценариев анимации.

Также перспективным направлением является интеграция разработанного метода в популярные графические движки (такие как Unreal Engine и Unity) и системы разработки. Это позволит не только автоматизировать процесс скиннинга в рамках единых производственных конвейеров, но и обеспечить более тесное взаимодействие между инструментами моделирования, анимации и машинного обучения, что существенно ускорит цикл разработки высококачественных 3D-персонажей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Газизов Р.Р., Шубин А.В. Процедурные методы скиннинга гуманоидных персонажей // *Электронные библиотеки*. 2022. Т. 25, No. 5. С. 404–440.
<https://doi.org/10.26907/1562-5419-2022-25-5-404-440>
2. Epic Games. New release brings Mesh to MetaHuman to Unreal Engine ... MetaHuman Mesh to MetaHuman Announcement. 2022. URL: <https://www.unrealengine.com/en-US/blog/new-release-brings-mesh-to-metahuman-to-unreal-engine-and-much-more>
3. Epic Games Forums. Skinning Method in MetaHuman (developer reply), April, 2021. // Unreal Engine forum. 2021.
URL: <https://forums.unrealengine.com/t/skinning-method-in-metahuman/226222>
4. Кузуракова В.В., Абрамов В.Д. и др. Генерация трехмерных синтетических датасетов // *Электронные библиотеки*. 2021. Т. 24. No. 4. С. 622–652.
<https://doi.org/10.26907/1562-5419-2021-24-4-622-652>
5. Сулейманова Е.А., Газизов Р.Р., Кузуракова В.В. и др. От идеи до реально-

сти: процесс создания одежды для персонажа компьютерной игры // Известия вузов. Технология текстильной промышленности. 2024. №5(413). С. 13–19.

https://doi.org/10.47367/0021-3497_2024_5_13

6. *Baran I., Popović J.* Automatic Rigging and Animation of 3D Characters. ACM Trans. Graph. 2007. T. 26. No. 3. С. 72-es.

7. *McGrane C.* Auto-rigging? Still something only Mixamo can do? // ThreeJS Forum. 2022. URL: <https://discourse.threejs.org/t/auto-rigging-still-something-only-mixamo-can-do/43709/8>

8. Automatic rigging of three dimensional characters for animation: пат. США № 11,170,558 B2 / Adobe Inc.; опубли. 09.11.2021.

URL: <https://patents.google.com/patent/US11170558B2/en>

9. *Xu Z., Zhou Y., Kalogerakis E., Landreth C., Singh K.* RigNet: Neural Rigging for Articulated Characters //arXiv preprint arXiv:2005.00559. 2020.

10. *Liu L., Zheng Y., Tang D., Yuan Y., Fan C., Zhou K.* Neuroskinning: Automatic skin binding for production characters with deep graph networks //ACM Transactions on Graphics (ToG). 2019. Vol. 38. No. 4. P. 1–12.

11. *Mosella-Montoro A., Ruiz-Hidalgo J.* Skinningnet: Two-stream graph convolutional neural network for skinning prediction of synthetic characters // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2022. P. 18593–18602.

12. *Guo Z. et al.* Make-It-Animatable: An Efficient Framework for Authoring Animation-Ready 3D Characters //arXiv preprint arXiv:2411.18197. 2024.

URL: <https://jasongzy.github.io/Make-It-Animatable/>

13. *Gazizov R., Shubin A.* Modification of Skeletal Character Animation Using Inverse Kinematics Controllers //2024 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon). IEEE, 2024. P. 553–557.

<https://doi.org/10.1109/SmartIndustryCon61328.2024.10515984>

14. *Тарасов А.С., Кузурасова В.В.* Реконструкция трехмерной модели человека по единственному изображению// Электронные библиотеки. 2021. Т. 24, № 3. С. 485–504. <https://doi.org/10.26907/1562-5419-2021-24-3-485-504>

METAHUMAN SYNTHETIC DATASET FOR OPTIMIZING 3D MODEL SKINNING

R. R. Gazizov¹ [0000-0002-8349-264X], M. D. Belov² [0009-0008-7680-1839]

^{1, 2}*Institute of Information Technologies and Intelligent Systems,
Kazan Federal University*

¹gazizov782@gmail.com, ²mak.bel.2002@mail.ru

Abstract

In this study, we present a method for creating a synthetic dataset using the MetaHuman framework to optimize the skinning of 3D models. The research focuses on improving the quality of skeletal deformation (skinning) by leveraging a diverse array of high-fidelity virtual human models. Using MetaHuman, we generated an extensive dataset comprising dozens of virtual characters with varied anthropometric features and precisely defined skinning weight parameters. This data was used to train an algorithm that optimizes the distribution of skinning weights between bones and the character mesh.

The proposed approach automates the weight rigging process, significantly reducing manual effort for riggers and increasing the accuracy of deformations during animation. Experimental results show that leveraging synthetic data reduces skinning errors and produces smoother character movements compared to traditional methods. The outcomes have direct applications in the video game, animation, virtual reality, and simulation industries, where rapid and high-quality rigging of numerous characters is required. The method can be integrated into existing graphics engines and development pipelines (such as Unreal Engine or Unity) as a plugin or tool, facilitating the adoption of this technology in practical projects.

Keywords: *synthetic dataset, Metahuman, neural networks, 3D model skinning, computer animation, machine learning.*

REFERENCES

1. Gazizov R.R., Shubin A.V. Procedural methods for skinning humanoid characters // Russian Digital Libraries Journal. 2022. Vol. 25. No. 5. P. 404–440.

<https://doi.org/10.26907/1562-5419-2022-25-5-404-440> (In Russian).

2. Epic Games. New release brings Mesh to MetaHuman to Unreal Engine... MetaHuman Mesh to MetaHuman Announcement. 2022. URL: <https://www.unrealengine.com/en-US/blog/new-release-brings-mesh-to-metahuman-to-unreal-engine-and-much-more>

3. Epic Games Forums. Skinning Method in MetaHuman (developer reply), April, 2021 // Unreal Engine forum. 2021.

URL: <https://forums.unrealengine.com/t/skinning-method-in-metahuman/226222>

4. Kugurakova V.V., Abramov V.D., Kostyuk D.I., Sharaeva R.A., Gazizov R.R., Khafizov M.R. Generation of three-dimensional synthetic datasets // Russian Digital Libraries Journal. 2021. Vol. 24. No. 4. P. 622–652.

<https://doi.org/10.26907/1562-5419-2021-24-4-622-652> (In Russian).

5. Suleymanova E.A., Gazizov R.R., Kugurakova V.V. From idea to reality: the process of clothing design for a computer game character // Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii, Seriya Tekhnologiya Tekstil'noi Promyshlennosti. 2024. Is. 5-413. P. 13–19. https://doi.org/10.47367/0021-3497_2024_5_13 (In Russian).

6. Baran I., Popović J. Automatic Rigging and Animation of 3D Characters. ACM Trans. Graph. 2007. Vol. 26. No. 3. P. 72-es.

7. McGrane C. Auto-rigging? Still something only Mixamo can do? // ThreeJS Forum. 2022. URL: <https://discourse.threejs.org/t/auto-rigging-still-something-only-mixamo-can-do/43709/8>

8. Automatic rigging of three dimensional characters for animation: пат. США № 11,170,558 B2 / Adobe Inc.; опубли. 09.11.2021.

URL: <https://patents.google.com/patent/US11170558B2/en>

9. Xu Z., Zhou Y., Kalogerakis E., Landreth C., Singh K. RigNet: Neural Rigging for Articulated Characters // arXiv preprint arXiv:2005.00559.2020.

10. Liu L., Zheng Y., Tang D., Yuan Y., Fan C., Zhou K. Neuroskinning: Automatic skin binding for production characters with deep graph networks // ACM Transactions on Graphics (ToG). 2019. Vol. 38. No. 4. P. 1–12.

11. Mosella-Montoro A., Ruiz-Hidalgo J. Skinningnet: Two-stream graph convolutional neural network for skinning prediction of synthetic characters // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2022. P. 18593–

18602.

12. *Guo Z. et al.* Make-It-Animatable: An Efficient Framework for Authoring Animation-Ready 3D Characters // arXiv preprint arXiv:2411.18197. 2024.

URL: <https://jasongzy.github.io/Make-It-Animatable/>

13. *Gazizov R., Shubin A.* Modification of Skeletal Character Animation Using Inverse Kinematics Controllers // 2024 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon). IEEE, 2024. P. 553–557.

<https://doi.org/10.1109/SmartIndustryCon61328.2024.10515984>

14. *Tarasov A.S., Kugurakova V.V.* Reconstruction of a three-dimensional human model from a single image // Russian Digital Libraries Journal. 2021. Vol. 24. No. 3. P. 485–504. <https://doi.org/10.26907/1562-5419-2021-24-3-485-504> (In Russian).

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



ГАЗИЗОВ Рим Радикович – старший преподаватель ИТИС КФУ. Сфера научных интересов: автоматизация процесса скиннинга с использованием машинного обучения.

Rim Radikovich GAZIZOV – Senior Lecturer at the Institute of Information Technologies and Intelligent Systems of Kazan Federal University. Area of research interests: automation of skinning process using machine learning.

email: gazizov782@gmail.com

ORCID: 0000-0002-8349-264X



БЕЛОВ Макар Дмитриевич – студент ИТИС КФУ. Сфера научных интересов: автоматизация рутинных процессов 3D-моделирования с использованием нейронных сетей.

Makar Dmitrievich BELOV – Student at the Institute of Information Technologies and Intelligent Systems of Kazan Federal University. Area of research interests: automation of routine 3D modeling processes using neural networks.

email: mak.bel.2002@mail.ru

ORCID: 0009-0008-7680-1839

Материал поступил в редакцию 31 января 2025 года
