

(19)



**Евразийское
патентное
ведомство**

(11) **048123**(13) **B1**(12) **ОПИСАНИЕ ИЗОБРЕТЕНИЯ К ЕВРАЗИЙСКОМУ ПАТЕНТУ**

(45) Дата публикации и выдачи патента
2024.10.25

(51) Int. Cl. **G06T 11/00** (2006.01)

(21) Номер заявки
202391645

(22) Дата подачи заявки
2021.12.01

(54) МЕТОДИКИ ДОПОЛНЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ВИЗУАЛЬНОГО КОНТРОЛЯ

(31) **63/120,508**(32) **2020.12.02**(33) **US**(43) **2023.09.14**(86) **PCT/US2021/061309**(87) **WO 2022/119870 2022.06.09**

(71)(73) Заявитель и патентовладелец:
ЭМДЖЕН ИНК. (US)

(72) Изобретатель:
**Гудвин Ал Патрик, Бернаки Джозеф
Питер, Милн Грэхем Ф., Пирсон
Томас Кларк, Джаин Аман Махендра,
Файн Джоржан Рэй, Гэмшир
Кеннет Е., Тан Аик Джун, Перес
Варела Освальдо, Гадхви Нишант
Мукеш (US)**

(74) Представитель:
Медведев В.Н. (RU)

(56) NGUYEN KHANH-DUY ET AL.: "YADA: you always dream again for better object detection", MULTIMEDIA TOOLS AND APPLICATIONS, KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS, BOSTON, US, vol. 78, no. 19, 8 July 2019 (2019-07-08), pages 28189-28208, XP036882820, ISSN: 1380-7501, DOI: 10.1007/S11042-019-07888-4 [retrieved on 2019-07-08], the whole document

QUAN H.T.: "Deep Learning-Based Automatic Detection of Defective Tablets in Pharmaceutical Manufacturing", IFMBE PROCEEDINGS - 8TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON THE DEVELOPMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING IN VIETNAM - PROCEEDINGS OF BME 8, 2020, VIETNAM: HEALTHCARE TECHNOLOGY FOR SMART CITY IN LOW- AND MIDDLE-INCOME COUNTRIES, vol. 85, 20 July 2020 (2020-07-20), pages 789-801, XP055899324, DOI: 10.1007/978-3-030-75506-5_64, the whole document

DWIBEDI DEBIDATTA ET AL.: "Cut, Paste and Learn: Surprisingly Easy Synthesis for Instance Detection", 2017 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER VISION (ICCV), IEEE, 22 October 2017 (2017-10-22), pages 1310-1319, XP033282989, DOI: 10.1109/ICCV.2017.146, the whole document

(57) Различные методики облегчают разработку библиотеки изображений, которую можно использовать для обучения и/или валидации модели автоматизированного визуального контроля (ABK), такой как нейронная сеть ABK для классификации изображений. В одном аспекте для генерирования синтетических изображений из исходных изображений посредством переноса признаков (т.е. дефектов) на исходные изображения с реалистичностью на уровне пикселей используется алгоритм арифметического переноса. В других аспектах для генерирования реалистичных синтетических изображений из исходных изображений используются методики цифрового ретуширования. Для добавления, удаления и/или модификации дефектов или других изображенных признаков можно использовать методики ретуширования на основе глубокого обучения. Еще в других аспектах для оценки пригодности библиотек изображений для обучения, и/или валидации моделей ABK, и/или оценки пригодности отдельных изображений для включения в такие библиотеки используются методики контроля качества.

B1**048123****048123 B1**

Область техники, к которой относится изобретение

Настоящее изобретение в целом относится к системам автоматизированного визуального контроля для фармацевтических или других применений и, более конкретно, к методикам дополнения библиотек изображений для применения при разработке, обучении и/или валидации таких систем.

Предпосылки создания изобретения

В различных контекстах процедуры контроля качества требуют тщательного исследования образцов на наличие дефектов, при этом любые образцы, демонстрирующие дефекты, отбраковывают, исключают и/или анализируют дополнительно. В контексте фармацевтического производства, например, емкости (например, шприцы или флаконы) и/или их содержимое (например, текучие или лиофилизированные лекарственные продукты) необходимо досконально проверять на наличие дефектов перед продажей или сбытом. В других многочисленных отраслях промышленности также полагаются на визуальный контроль с целью обеспечения качества продукта или с другими целями. Задача контроля на дефекты становится все более автоматизированной (т.е. представляет собой "автоматизированный визуальный контроль", или "АВК") для исключения человеческого фактора, снижения затрат и/или сокращения времени контроля (например, для обработки очень больших количеств лекарственных препаратов или других изделий при коммерческом производстве). Например, в фармацевтическом контексте применяют программное обеспечение для "компьютерного зрения", или "машинного зрения".

Недавно в качестве подающего надежды инструмента для АВК появились методики глубокого обучения. Однако такие методики обычно требуют для разработки, обучения и полного испытания моделей (например, нейронных сетей) намного большего количества изображений, чем традиционные системы АВК. Кроме того, надежная работа модели в целом зависит от тщательно составленного набора изображений. Например, набор изображений должен демонстрировать достаточно разнообразные состояния (например, показывать дефекты в разных местоположениях и обладать наличием диапазона разных форм и размеров и т.д.). Кроме того, даже большая и разнообразная библиотека обучающих изображений может приводить к неудовлетворительной производительности АВК, если набор изображений вызывает принятие моделью глубокого обучения решений по неверным причинам (например, на основе не являющихся значимыми признаков изображения). Это может являться особенно проблематичным в контекстах или сценариях, где изображенные дефекты имеют небольшой размер или являются невыразительными относительно других (не являющихся дефектами) признаков изображения.

Как для систем глубокого обучения, так и для более традиционных систем АВК (например, машинного зрения) процессы разработки и квалификации, в которых используются библиотеки изображений образцов, должны обеспечивать нахождение ложных отрицательных результатов, или "ложных пропусков" (т.е. необнаружения дефекта), а также ложных положительных результатов, или "ложных отказов" (т.е. неверной идентификации дефекта), в пределах допустимых пороговых значений. Например, в некоторых контекстах (например, в фармацевтическом контексте, где важна безопасность пациента) могут требоваться нулевые или близкие к нулю ложные отрицательные результаты. И хотя ложные положительные результаты могут быть менее критичными, они могут являться весьма дорогостоящими в экономическом выражении, и при разработке систем АВК их может быть труднее устранить, чем ложные отрицательные результаты. Эти и другие факторы могут делать разработку библиотеки изображений процессом с большим количеством итераций, который является весьма сложным, трудозатратным и дорогостоящим. Кроме того, любые изменения линейки продуктов (например, новые лекарственные препараты, новые емкости, новые уровни заполнения для лекарственных препаратов в емкостях и т.д.) или изменения в самом процессе контроля (например, объективы камер разных типов, изменения в положении установки камеры или освещении и т.д.) могут потребовать не только повторного обучения и/или повторной квалификации модели, но и (в некоторых случаях) частичной или полной перестройки библиотеки изображений.

Сущность изобретения

Варианты осуществления, описанные в данном документе, относятся к методикам автоматизированного дополнения изображений, которые содействуют генерированию и/или оценке библиотек изображений для разработки, обучения и/или валидации надежных моделей глубокого обучения для АВК. В частности, в различных методиках дополнения изображений, раскрытых в данном документе, к "исходным" изображениям применяют цифровые преобразования с целью искусственного расширения объема обучающих библиотек (например, для применений АВК на основе глубокого обучения или для более традиционных применений АВК на основе компьютерного/машинного зрения). В отличие от сравнительно простых преобразований изображений, которые использовали ранее для расширения библиотек изображений (например, отражение, линейное масштабирование и вращение), методики, описанные в данном документе, могут облегчать генерирование библиотек, которые не только имеют больший размер и более разнообразны, но и являются более сбалансированными и "причинными", т.е. с большей вероятностью приводящими к классификации/принятию решения по правильной причине, а не сосредоточенными на нерелевантных признаках изображения и поэтому с большей вероятностью обеспечивающими хорошую производительность в широком диапазоне образцов. Для обеспечения причинности реализации, описанные в данном документе, используются для генерирования больших количеств "репрезента-

тивных для совокупности" синтетических изображений (т.е. синтетических изображений, в достаточной мере представляющих изображения для вывода из них моделью заключений в ходе работы по выполнению задач).

В одном аспекте настоящего изобретения для генерирования синтетических изображений из исходных изображений путем переноса признаков на исходные изображения с реалистичностью на уровне пикселей используется новый алгоритм арифметического переноса. Алгоритм арифметического переноса можно использовать для генерирования синтетических "дефектных" изображений (т.е. изображений, на которых представлены дефекты) путем дополнения "хороших" изображений (т.е. изображений, на которых эти дефекты не представлены) с использованием изображений самих дефектов. В качестве одного примера алгоритм может генерировать синтетические изображения шприцев с трещинами, деформированными поршнями и/или другими дефектами с использованием изображений шприцев без дефектов, а также изображений дефектов шприцев. В качестве другого примера алгоритм может генерировать синтетические изображения компонентов автомобильного кузова со сколами, царапинами, вмятинами и/или другими дефектами с использованием изображений компонентов кузова без дефектов, а также изображений дефектов. Также возможны многочисленные другие применения при контроле качества или в других контекстах.

В других аспектах настоящего изобретения для генерирования реалистичных синтетических изображений из исходных изображений с целью дополнения библиотеки изображений для обучения и/или валидации модели АВК (например, модели АВК на основе глубокого обучения) используются методики цифрового "ретуширования". В одном таком аспекте дефект, представленный на исходном изображении, может быть удален путем маскирования дефекта на исходном изображении, вычисления метрик соответствия между (1) частями исходного изображения, смежными с маскируемой зоной, и (2) другими частями исходного изображения за пределами маскируемой зоны и заполнения маскируемой части искусственной, не содержащей дефекта частью на основе вычисленных метрик. Возможность удаления дефектов с изображений может оказывать тонкое, но глубокое влияние на библиотеку обучающих изображений. В частности, дополняющие "хорошие" и "дефектные" изображения можно использовать совместно для сведения к минимуму влияния контекстуальных искажений при обучении модели АВК.

Другие методики цифрового ретуширования согласно настоящему изобретению применяют глубокое обучение, такое как глубокое обучение на основе частичной свертки. Варианты этих методик ретуширования на основе глубокого обучения можно использовать для удаления дефекта с исходного изображения, добавления дефекта на исходное изображение и/или модификации (например, перемещения или изменения внешнего вида) признака на исходном изображении. Например, варианты этих методик можно использовать для удаления трещины, скола, волокна, деформированного поршня или другого дефекта с изображения шприца, содержащего лекарственный продукт, добавления такого дефекта на изображение шприца, на котором этот дефект не был представлен изначально, или перемещения или иной модификации мениска или поршня, представленного на исходном изображении шприца. Эти методики ретуширования на основе глубокого обучения упрощают тщательное проектирование библиотеки обучающих изображений и могут предоставить лучшее решение даже для многоэтикетных, мелкосерийных приложений, для которых обычно затруднительно экономно разработать библиотеку обучающих изображений.

Обычно методики дополнения изображений, раскрытые в данном документе, могут улучшать производительность АВК в отношении как "ложных пропусков", так и "ложных отказов". Методики дополнения изображений, вносящие изменчивость в изображенные атрибуты/признаки (например, уровень мениска, размер воздушного зазора, пузырьки, небольшие неровности в стенках стеклянной емкости и т.д.), могут являться особенно полезными для уменьшения количества ложных отказов.

Еще в других аспектах настоящего изобретения для оценки пригодности библиотек изображений для обучения и/или валидации моделей АВК на основе глубокого обучения и/или для оценки пригодности отдельных изображений для включения в такие библиотеки используются методики контроля качества. Они могут включать как методики контроля качества при "предварительной обработке", в которых изменчивость изображений оценивают по набору данных, так и методики контроля качества при "последующей обработке", в которых оценивают степень подобия между синтетическим/дополненным изображением и набором изображений (например, реальных изображений, которые не были изменены путем добавления, удаления или модификации изображенных признаков).

Краткое описание графических материалов

Специалисту в данной области техники будет понятно, что фигуры, описанные в настоящем документе, включены для целей иллюстрации и не ограничивают настоящее изобретение. Графические материалы необязательно изображены в масштабе, и вместо этого акцент делается на иллюстрацию принципов настоящего изобретения. Необходимо понимать, что в некоторых случаях различные аспекты описанных вариантов реализации могут быть показаны преувеличенными или увеличенными для облегчения понимания описанных вариантов реализации.

На фиг. 1 представлена упрощенная структурная схема примерной системы, которая может реализовывать различные методики, описанные в данном документе, относящиеся к разработке и/или оценке

библиотеки изображений для автоматизированного визуального контроля (АВК).

На фиг. 2 изображена примерная система визуального контроля, которая может использоваться в такой системе, как система по фиг. 1.

На фиг. 3А-3С изображены различные примерные типы емкостей, которые могут подвергаться контролю с использованием такой системы визуального контроля, как система визуального контроля по фиг. 2.

На фиг. 4А изображен алгоритм арифметического переноса, который может использоваться для добавления признаков на изображения с реалистичностью на уровне пикселей.

На фиг. 4В и 4С изображены примерные гистограммы матрицы дефекта, которые могут генерироваться в ходе алгоритма арифметического переноса по фиг. 4А.

На фиг. 5 изображена примерная операция, в которой изображение признака преобразуется в числовую матрицу.

На фиг. 6 изображение шприца с образованной вручную реальной трещиной сравнивается с синтетическим изображением шприца с трещиной, сгенерированной цифровым методом, причем синтетическое изображение сгенерировано с использованием алгоритма арифметического переноса по фиг. 5.

На фиг. 7 представлено сравнение на уровне пикселей, соответствующее изображениям на фиг. 7.

На фиг. 8 дефект, синтезированный с использованием традиционной методики, сравнивается с дефектом, синтезированным с использованием алгоритма арифметического переноса по фиг. 5.

На фиг. 9А изображены различные синтетические изображения с дефектами, сгенерированными с использованием алгоритма арифметического переноса по фиг. 5.

На фиг. 9В изображен набор примерных изображений дефекта в виде трещины, каждое из которых можно использовать в качестве ввода в алгоритм арифметического переноса по фиг. 5.

На фиг. 10 изображены тепловые карты, используемые для оценки эффективности дополненных изображений.

На фиг. 11 представлен график, на котором показана производительность нейронной сети АВК для разных комбинаций синтетических и реальных изображений в обучающем и тестовом наборах изображений.

На фиг. 12 изображена примерная модель частичной свертки, которую можно использовать для генерирования синтетических изображений посредством добавления, удаления или модификации изображенных признаков.

На фиг. 13 изображены примерные маски, которые могут случайным образом генерироваться для использования при обучении модели частичной свертки.

На фиг. 14 изображены три примерные последовательности, в которых синтетическое изображение генерируется путем цифрового удаления дефекта с реального изображения с использованием модели частичной свертки.

На фиг. 15 изображен другой пример синтетического изображения, сгенерированного путем цифрового удаления дефекта с реального изображения с использованием модели частичной свертки, совместно с разностным изображением, на котором изображено, как было модифицировано реальное изображение.

На фиг. 16 изображено реальное изображение шприца с дефектом и синтетическое изображение шприца без дефекта, при этом синтетическое изображение сгенерировано на основе реального изображения с использованием модели частичной свертки.

На фиг. 17 изображены три примерных изображения дефекта, которые, наряду с моделью частичной свертки, можно использовать для цифрового добавления дефектов на изображения шприца согласно первой методике.

На фиг. 18 изображены две примерные последовательности, в которых модель частичной свертки используется для добавления дефекта на изображение шприца, согласно первой методике.

На фиг. 19 изображено реальное изображение шприца без дефекта и синтетическое изображение шприца с дефектом, при этом синтетическое изображение сгенерировано на основе реального изображения с использованием модели частичной свертки и первой методики.

На фиг. 20 изображены три примерные последовательности, в которых модель частичной свертки используется для добавления дефекта на изображение шприца, согласно второй методике.

На фиг. 21 изображено реальное изображение шприца без дефекта и синтетическое изображение шприца с дефектом, при этом синтетическое изображение сгенерировано на основе реального изображения с использованием модели частичной свертки и второй методики.

На фиг. 22 изображена примерная последовательность, в которой модель частичной свертки используется для модификации мениска на изображении шприца, согласно третьей методике.

На фиг. 23 изображено реальное изображение шприца и синтетическое изображение, мениск на котором был изменен цифровым методом, при этом синтетическое изображение сгенерировано на основе реального изображения с использованием модели частичной свертки и второй методики.

На фиг. 24А и 24В изображены примерные тепловые карты, указывающие на причинность, лежащую в основе предсказаний, осуществляемых моделями АВК на основе глубокого обучения, обученных с помощью и без помощи синтетических обучающих изображений.

На фиг. 25 изображен примерный процесс генерирования визуализации, который можно использовать для оценки разнообразия в наборе изображений.

На фиг. 26А изображена примерная визуализация, сгенерированная с помощью процесса по фиг. 25.

На фиг. 26В изображена примерная визуализация, которую можно использовать для оценки разнообразия в наборе изображений с использованием другого процесса.

На фиг. 27 изображен примерный процесс оценки подобия между синтетическим изображением и набором изображений.

На фиг. 28 представлена примерная гистограмма, сгенерированная с использованием процесса по фиг. 27.

На фиг. 29 представлена блок-схема примерного способа генерирования синтетического изображения посредством переноса признака на исходное изображение.

На фиг. 30 представлена блок-схема примерного способа генерирования синтетического изображения посредством удаления дефекта, представленного на исходном изображении.

На фиг. 31 представлена блок-схема примерного способа генерирования синтетических изображений посредством удаления или модификации признаков, представленных на исходных изображениях, или посредством добавления изображенных признаков на исходные изображения.

На фиг. 32 представлена блок-схема примерного способа оценки синтетических изображений для использования в библиотеке обучающих изображений.

Подробное описание

Различные концепции, представленные выше и более подробно обсуждаемые ниже, могут быть реализованы любым из многочисленных способов, и описанные концепции не ограничены каким-либо конкретным способом реализации. Примеры вариантов реализации представлены для иллюстративных целей.

В контексте данного документа термины "синтетическое изображение" и "дополненное изображение" (используемые взаимозаменяемо) в целом относятся к изображению, которое было цифровым методом изменено для представления чего-либо отличного от того, что было представлено на изображении изначально, и которое необходимо отличать от вывода, получаемого при обработке изображений других типов (например, при регулировке контраста, изменении разрешения, кадрировании, фильтрации и т.д.), которые не изменяют сущности изображенного предмета. И наоборот, "реальное изображение" в контексте данного документа относится к изображению, которое не является синтетическим/дополненным изображением, вне зависимости от того, была ли ранее применена к этому изображению обработка других типа(ов). "Исходное изображение" в контексте данного документа представляет собой изображение, которое подвергается цифровой модификации с целью генерирования синтетического/дополненного изображения и может представлять собой реальное изображение или синтетическое изображение (например, изображение, которое было дополнено ранее, перед дополнительным циклом дополнения). Ссылки в данном документе на изображенные "признаки" (например, изображенные "дефекты") являются ссылками на характерные признаки предмета, изображение которого получено (например, трещину или мениск шприца, показанные на изображении шприца, или царапину или вмятину на компоненте автомобильного кузова, показанные на изображении этого компонента, и т.д.), и их необходимо отличать от признаков самого изображения, которые не относятся к свойствам изображенного предмета (например, от отсутствующих или поврежденных частей изображения, таких как выцветшие или испорченные части изображения и т.д.).

На фиг. 1 представлена упрощенная структурная схема примерной системы 100, которая может реализовывать различные методики, описанные в данном документе и относящиеся к разработке и/или оценке библиотеки изображений для обучения и/или валидации автоматизированного визуального контроля (АВК). Например, библиотеку изображений можно использовать с целью обучения одной или нескольких нейронных сетей для выполнения задач АВК. После обучения и квалификации нейронные сети(ь) можно использовать для контроля качества во время производства (и/или в других контекстах) с целью обнаружения дефектов. В фармацевтическом контексте, например, нейронные сети(ь) АВК можно использовать для обнаружения дефектов, связанных со шприцами, флаконами, картриджами или емкостями других типов (например, трещин, царапин, пятен, отсутствующих компонентов и т.д. емкостей), и/или для обнаружения дефектов, связанных с текучими или лиофилизированными лекарственными продуктами внутри емкостей (например, наличия волокон и/или других инородных частиц). В качестве другого примера, в автомобильном контексте, нейронные сети(ь) АВК можно использовать для обнаружения дефектов в кузове автомобилей или других транспортных средств (например, трещин, царапин, вмятин, пятен и т.д.) в ходе производства и/или в другие моменты времени (например, для оказания помощи в определении справедливой цены при перепродаже, проверки состояния возвращенного прокатного автомобиля и т.д.). Также возможны многочисленные другие применения. Поскольку раскрытые методики могут значительно сокращать затраты и время, связанные с построением библиотеки изображений, нейронные сети АВК можно использовать для обнаружения видимых дефектов практически в любом применении контроля качества (например, при проверке состояния приборов, облицовки зданий, текстильных изделий, изделий из стекла и т.д. перед сбытом). Понятно, что, хотя представленные в дан-

ном документе примеры в основном относятся к фармацевтическому контексту, описанные в данном документе методики не нужно ограничивать этими применениями. Более того, в некоторых реализациях синтетические изображения используют с целью, отличной от обучения нейронной сети АВК. Например, эти изображения можно вместо этого использовать для квалификации системы, в которой используется компьютерное зрение без глубокого обучения.

Система 100 содержит систему 102 визуального контроля, выполненную с возможностью получения изображений для обучения и/или валидации. В частности, система 102 визуального контроля содержит аппаратное обеспечение (например, транспортировочный механизм, источник(и) света, фотокамеру(ы) и т.д.), а также программно-аппаратное и/или программное обеспечение, которое сконфигурировано для съемки цифровых изображений образца (например, емкости, содержащей текучую среду или лиофилизированное вещество). Один пример системы 102 визуального контроля описан ниже со ссылкой на фиг. 2, хотя можно использовать любую подходящую систему визуального контроля. В некоторых вариантах осуществления система 102 визуального контроля является автономной (например, лабораторной) "имитирующей станцией", которая точно воспроизводит важные аспекты станции оборудования промышленной линии (например, оптику, освещение и т.д.), тем самым обеспечивая возможность разработки библиотеки для обучения и/или валидации, не приводя к излишнему времени простоя оборудования промышленной линии. Разработка, компоновка и использование примерных имитирующих станций показаны и обсуждены в заявке на патент PCT № PCT/US20/59776 (озаглавленной "Offline Troubleshooting and Development for Automated Visual Inspection Stations" и поданной 10 ноября 2020 г.), полное содержание которой включено в данный документ посредством ссылки. В других вариантах осуществления система 102 визуального контроля представляет собой оборудование промышленной линии, которое также используется в ходе производства.

Система 102 визуального контроля может последовательно формировать изображение каждого из ряда образцов (например, емкостей). Для этого система 102 визуального контроля может включать в себя или работать в сочетании с роботом, работающим в декартовой системе координат, конвейерной лентой, каруселью, звездочкой и/или другими средствами транспортировки, которые последовательно перемещают каждый образец в подходящее положение для формирования изображения, а затем перемещают образец в сторону после завершения формирования изображения образца. Хотя это не показано на фиг. 1, система 102 визуального контроля может содержать интерфейс связи и процессоры для обеспечения связи с компьютерной системой 104.

Компьютерная система 104 в целом может быть выполнена с возможностью контроля/автоматизации работы системы 102 визуального контроля, а также с возможностью приема и обработки изображений, снятых/сгенерированных системой 102 визуального контроля, как дополнительно обсуждается ниже. Компьютерная система 104 может представлять собой компьютер общего назначения, который специально запрограммирован на выполнение обсуждаемых в данном документе операций, или вычислительное устройство специального назначения. Как видно на фиг. 1, компьютерная система 104 содержит блок 110 обработки и блок 114 памяти. Однако в некоторых вариантах осуществления компьютерная система 104 содержит два или более компьютера, которые либо расположены вместе, либо удалены друг от друга. В этих распределенных вариантах осуществления операции, описанные в данном документе и относящиеся к блоку 110 обработки и блоку 114 памяти или к любому из модулей, реализуемых при исполнении блоком 110 обработки команд, хранящихся в блоке 114 памяти, могут быть разделены между несколькими блоками обработки и/или несколькими блоками памяти.

Блок 110 обработки содержит один или несколько процессоров, каждый из которых может представлять собой программируемый микропроцессор, который исполняет команды программного обеспечения, хранящиеся в блоке 114 памяти, для исполнения некоторых или всех функций компьютерной системы 104, как описано в данном документе. Блок 110 обработки может содержать, например, один или несколько графических процессоров (GPU) и/или один или несколько центральных процессоров (CPU). Альтернативно или в дополнение, один или несколько процессоров в блоке 110 обработки могут представлять собой процессоры других типов (например, специализированные интегральные микросхемы (ASIC), программируемые пользователем вентильные матрицы (FPGA) и т.д.), и некоторые функциональные возможности компьютерной системы 104, как описано в данном документе, вместо этого могут быть реализованы в аппаратном обеспечении.

Блок 114 памяти может содержать одно или несколько энергозависимых и/или энергонезависимых запоминающих устройств. Блок 114 памяти может содержать запоминающее устройство любых подходящих типа или типов, например постоянное запоминающее устройство (ROM) и/или оперативное запоминающее устройство (RAM), флэш-память, твердотельный накопитель (SSD), накопитель на жестком диске (HDD) и т.д. В совокупности блок 114 памяти может хранить одно или несколько приложений программного обеспечения, данные, принятые/используемые этими приложениями, и данные, выводимые/генерируемые этими приложениями.

В частности, в блоке 114 памяти хранятся команды программного обеспечения различных модулей, которые при исполнении блоком 110 обработки выполняют различные функции с целью обучения, валидации и/или квалификации одной или нескольких нейронных сетей АВК, и/или программного обеспече-

ния АВК других типов (например, программного обеспечения компьютерного зрения). В частности, в примерном варианте осуществления по фиг. 1 блок 114 памяти содержит модуль 120 нейронной сети АВК, модуль 122 управления системой визуального контроля (VIS), модуль 124 расширения библиотеки и модуль 126 оценки библиотеки/изображений. В других вариантах осуществления из блока 114 памяти могут быть исключены один или несколько из модулей 120, 122, 124 и 126, и/или он может содержать один или несколько дополнительных модулей. Как отмечено выше, компьютерная система 104 может представлять собой распределенную систему, и в этом случае один, некоторые или все из модулей 120, 122, 124 и 126 могут быть полностью или частично реализованы другим компьютерным устройством или системой (например, удаленным сервером, соединенным с компьютерной системой 104 посредством одной или нескольких проводных и/или беспроводных сетей связи). Более того, функциональные возможности любого из модулей 120, 122, 124 и 126 могут быть разделены между разными приложениями программного обеспечения. В качестве лишь одного примера в варианте осуществления, где компьютерная система 104 осуществляет доступ к веб-сервису для обучения и использования одной или нескольких нейронных сетей АВК, некоторые или все из команд программного обеспечения модуля 120 нейронной сети АВК могут храниться и исполняться на удаленном сервере.

Модуль 120 нейронной сети АВК содержит программное обеспечение, которое использует изображения, хранящиеся в библиотеке 140 обучающих изображений, для обучения одной или нескольких нейронных сетей АВК. Библиотека 140 обучающих изображений может храниться в блоке 114 памяти и/или другом локальном или удаленном запоминающем устройстве (например, в запоминающем устройстве, подключенном к удаленному серверу библиотеки, и т.д.). В некоторых вариантах осуществления в дополнение к обучению модуль 120 нейронной сети АВК может реализовывать/запускать обученные нейронные сети(ы) АВК, например, путем применения изображений, недавно полученных системой 102 визуального контроля (или другой системой визуального контроля), к нейронным сетям(и) для валидации, квалификации или, возможно, даже работы по выполнению задач. В различных вариантах осуществления нейронные сети(ы) АВК, обученные модулем 120 нейронной сети АВК, классифицируют изображения в целом (например, дефект или отсутствие дефекта, или наличие или отсутствие дефекта конкретного типа и т.д.), классифицируют изображения на попиксельной основе (т.е. сегментируют изображение), обнаруживают на изображениях объекты (например, обнаруживают наличие и положение дефектов конкретных типов, таких как царапины, трещины, инородные тела и т.д.) или выполняют некоторую комбинацию указанного (например, одна нейронная сеть классифицирует изображения, а другая выполняет обнаружение объектов). В некоторых реализациях модуль 120 нейронной сети АВК генерирует (по причинам, которые обсуждаются ниже) тепловые карты, связанные с работой обученных нейронных сетей(и) АВК. Для этого модуль 120 нейронной сети АВК может содержать программное обеспечение для глубокого обучения, такое как MVTec от HALCON®, Vidi® от Cognex®, Rekognition® от Amazon®, TensorFlow, PyTorch и/или любое другое подходящее, имеющееся в наличии или выполненное под заказ программное обеспечение для глубокого обучения. Программное обеспечение модуля 120 нейронной сети АВК может быть установлено поверх одной или нескольких предварительно обученных сетей, таких как, например, ResNet50 или VGGNet, и/или одной или нескольких выполненных под заказ сетей.

В некоторых вариантах осуществления модуль 122 управления VIS контролирует/автоматизирует работу системы 102 визуального контроля так, что изображения образцов (например, изображения емкостей) могут генерироваться с незначительным участием человека или без него. Модуль 122 управления VIS может указывать заданной камере снять изображение образца, отправляя на эту камеру команду или другой электронный сигнал (например, генерируя импульс на линии управления и т.д.). Система 102 визуального контроля может отправлять снятые изображения емкостей в компьютерную систему 104, которая может сохранять изображения в блоке 114 памяти для локальной обработки. В альтернативных вариантах осуществления система 102 визуального контроля может управляться локально, и в этом случае модуль 122 управления VIS может иметь меньшую функциональность, чем описано в данном документе (например, оперировать только извлечением изображений из системы 102 визуального контроля), или может быть полностью исключен из блока 114 памяти.

Модуль 124 расширения библиотеки (также называемый в данном документе просто "модуль 124") обрабатывает изображения образцов, генерируемые системой 102 визуального контроля (и/или другими системами визуального контроля), для генерирования дополнительных, синтетических/дополненных изображений для включения в библиотеку 140 обучающих изображений. Модуль 124 может реализовывать одну или несколько методик дополнения изображений, включая любую одну или несколько из методик дополнения изображений, раскрытых в данном документе. Как обсуждено ниже, некоторые из этих методик дополнения изображений могут использовать для генерирования синтетических изображений библиотеку 142 изображений признаков. Библиотека 142 изображений признаков может храниться в блоке 114 памяти и/или другом локальном или удаленном запоминающем устройстве (например, в запоминающем устройстве, соединенном с удаленным сервером библиотеки, и т.д.) и содержит изображения дефектов различных типов (например, трещин, царапин, сколов, пятен, инородных тел и т.д.) и/или изображения разновидностей дефектов каждого типа (например, трещин с разными размерами и/или струк-

турами, инородных тел, имеющих разные формы и размеры, и т.д.). Альтернативно или в дополнение, библиотека 142 изображений признаков может содержать изображения признаков различных других типов (например, разных менисков), которые могут демонстрировать или не демонстрировать дефекты. Изображения в библиотеке 142 изображений признаков могут представлять собой кадрированные участки полных изображений образцов, например, так, что существенная часть каждого изображения содержит признак (например, дефект).

Обычно библиотека 142 изображений признаков может содержать изображения признака практически любых типов(а), связанных с образцами, для которых формируются изображения. В фармацевтическом контексте, например, библиотека 142 изображений признаков может содержать дефекты, связанные с емкостями (например, шприцами, картриджами, флаконами и т.д.), содержимым емкостей (например, текучими или лиофилизированными лекарственными продуктами) и/или взаимодействиями между емкостями и их содержимым (например, утечками и т.д.). В качестве неограничивающих примеров изображения дефектов могут включать изображения дефектов шприца, таких как: трещина, скол, царапина и/или потертость на цилиндре, плече, горлышке или фланце; сломанный или деформированный фланец; линия воздуха в стекле цилиндра, плеча или стенки горлышка; разрыв в стекле цилиндра, плеча или горлышка; пятно на внутренней или наружной стороне (или внутри) цилиндра, плеча или стенки горлышка; приклеенное стекло на цилиндре, плече или горлышке; узелок в цилиндре, плече или стенке горлышка; инородная частица, внедренная в стекле цилиндра, плеча или стенки горлышка; инородный, смещенный, отсутствующий или лишний поршень; пятно на поршне, деформированные ребра поршня; неполное или отслоившееся покрытие на поршне; поршень в недопустимом положении; отсутствующий, изогнутый, деформированный или поврежденный колпачок иглы; игла, выступающая из колпачка иглы; и т.д. Примерами дефектов, связанных со взаимодействием между шприцами и содержимым шприца, могут быть утечка жидкости через поршень, жидкость в ребрах поршня, утечка жидкости из-под колпачка иглы и т.д. Различные компоненты примерного шприца показаны на фиг. 3А, обсуждаемой ниже.

Неограничивающие примеры дефектов, связанных с картриджами, могут включать трещину, скол, царапину и/или потертость на цилиндре или фланце; сломанный или деформированный фланец; разрыв в цилиндре; пятно на внутренней или наружной стороне (или внутри) цилиндра; вещества, приклеившиеся к цилиндру; узелок в стенке цилиндра; инородный, смещенный, отсутствующий или лишний плунжер; пятно на плунжере; деформированные ребра плунжера; плунжер в недопустимом положении; метку потока на стенке цилиндра; пустоту в пластике фланца, цилиндра или люэровского наконечника; неполную форму картриджа; отсутствующую, порезанную, смещенную, ослабленную или поврежденную крышку на люэровском наконечнике и т.д. Примерами дефектов, связанных со взаимодействием между картриджами и содержимым картриджа, могут быть утечка жидкости через плунжер, жидкость в ребрах плунжера и т.д. Различные компоненты примерного картриджа показаны на фиг. 3В, обсуждаемой ниже.

Неограничивающие примеры дефектов, связанных с флаконами, могут включать трещину, скол, царапину и/или потертость на корпусе; линию воздуха в стекле корпуса; разрыв в стекле корпуса; пятно на внутренней или наружной стороне (или внутри) корпуса; приклеенное стекло на корпусе; узелок в стенке корпуса; метку потока на стенке корпуса; отсутствующий, смещенный, ослабленный, выступающий или поврежденный буртик; отсутствующую, смещенную, ослабленную или поврежденную откидную крышку и т.д. Примерами дефектов, связанных со взаимодействием между флаконом и содержимым флакона, могут быть утечка жидкости через буртик или крышку и т.д. Различные компоненты примерного флакона показаны на фиг. 3С, обсуждаемой ниже.

Неограничивающие примеры дефектов, связанных с содержимым емкости (например, содержимым шприцев, картриджей, флаконов или других типов емкостей), могут включать инородную частицу, суспендированную в жидком содержимом; инородную частицу, лежащую на колпачке поршня, колпачке плунжера или дне флакона; обесцвеченную жидкость или массу; треснутую, диспергированную или иным образом нетипично распределенную/образованную массу; мутную жидкость; высокий или низкий уровень заполнения и т.п. "Инородными" частицами могут являться, например, волокна, кусочки резины, металла, камня или пластика, волосы и т.д. В некоторых вариантах осуществления пузырьки считаются безвредными и не считаются дефектами.

Неограничивающие примеры признаков других типов, которые могут быть представлены на изображениях библиотеки 142 изображений признаков, могут включать мениски разных форм и/или в разных положениях; поршни разных типов и/или в разных положениях; пузырьки разных размеров и/или форм, и/или в разных положениях внутри емкости; разные размеры воздушного зазора в емкости; разные размеры, формы и/или расположения неровностей в стекле или другом полупрозрачном материале и т.д.

В ходе работы компьютерная система 104 сохраняет изображения образцов, собранные системой 102 визуального контроля (возможно, после кадрирования и/или другой предварительной обработки изображений компьютерной системой 104), а также синтетические изображения, сгенерированные модулем 124 расширения библиотеки, и, возможно, реальные и/или синтетические изображения из одного или нескольких других источников в библиотеке 140 обучающих изображений. Затем модуль 120 нейронной сети АВК использует по меньшей мере некоторые из изображений образцов в библиотеке 140 обучающих изображений для обучения нейронных сетей(и) АВК и использует другие изображения в

библиотеке 140 (или в другой библиотеке, не показанной на фиг. 1) для валидации обученных нейронных сетей(и) АВК. Используемые в данном документе термины "обучение", "валидация" или "квалификация" нейронной сети охватывают непосредственное исполнение программного обеспечения, которое запускает нейронную сеть, а также охватывает инициирование запуска нейронной сети (например, путем подачи на удаленный сервер команды или запроса на обучение нейронной сети или запуск обученной нейронной сети). В некоторых вариантах осуществления, например, компьютерная система 104 может "обучать" нейронную сеть, осуществляя доступ к удаленному серверу, который содержит модуль 120 нейронной сети АВК (например, путем осуществления доступа к веб-сервису, поддерживаемому удаленным сервером).

Работа каждого из модулей 120-126 более подробно обсуждается ниже со ссылкой на элементы различных других фигур.

На фиг. 2 изображена примерная система 200 визуального контроля, которую можно использовать в качестве системы 102 визуального контроля по фиг. 1 в фармацевтическом применении. Система 200 визуального контроля содержит фотокамеру 202, объектив 204, наклоненные вперед источники 206а и 206b света, наклоненные назад источники 208а и 208b света, источник 210 подсветки и механизм 212 встряхивания. Фотокамера 202 снимает одно или несколько изображений емкости 214 (например, шприца, флакона, картриджа или емкости любого другого подходящего типа), в то время как емкость 214 удерживается механизмом 212 встряхивания и освещается источниками 206, 208 и/или 210 света (например, тогда как модуль 122 управления VIS, активирует разные источники света для разных изображений, последовательно или одновременно). Система 200 визуального контроля может содержать дополнительные источники света или меньшее количество источников света (например, за счет исключения источника 210 подсветки). Емкость 214 может содержать, например, жидкий или лиофилизированный фармацевтический продукт.

Фотокамера 202 может быть высокопроизводительной промышленной фотокамерой или смарт-фотокамерой, и объектив 204 может быть, например, высококачественным телецентрическим объективом. В одном варианте осуществления фотокамера 202 содержит датчик на приборах с зарядовой связью (CCD). Например, фотокамера 202 может представлять собой монохромную промышленную CCD-камеру со сканированием по вертикали и горизонтали Basler® pilot piA2400-17gm с разрешением 2448×2050 пикселей. В контексте данного документа термин "фотокамера" может относиться к любому подходящему типу устройства формирования изображений (например, к фотокамере, которая снимает часть частотного спектра, видимого человеческому глазу, или к инфракрасной фотокамере и т.д.).

Разные источники 206, 208 и 210 света могут использоваться для сбора изображений для обнаружения дефектов разных категорий. Например, наклоненные вперед источники 206а и 206b света могут использоваться для обнаружения отражающих частиц или других отражающих дефектов, наклоненные назад источники 208а и 208b света могут использоваться для частиц в целом, и источник 210 подсветки может использоваться для обнаружения непрозрачных частиц и/или для обнаружения некорректных размеров и/или других дефектов емкостей (например, емкости 214). Источники 206 и 208 света могут содержать линейные светодиоды CCS® LDL2-74X30RD, и источником 210 подсветки может быть, например, подсветка CCS® TH-83X75RD.

Механизм 212 встряхивания может содержать зажимной патрон или другое средство для удерживания и вращения (например, раскручивания) емкостей, таких как емкость 214. Например, механизм 212 встряхивания может содержать Animatics® SM23165D SmartMotor с пружинным зажимным патроном, надежно прикрепляющим каждую емкость (например, шприц) к двигателю.

Хотя система 200 визуального контроля может подходить для получения изображений емкостей для обучения и/или валидации одной или нескольких нейронных сетей АВК, для возможности обнаружения дефектов в широком диапазоне категорий может потребоваться несколько видов в перспективе. Таким образом, в некоторых реализациях система 102 визуального контроля по фиг. 1 может вместо этого представлять собой систему с несколькими фотокамерами. Еще в других реализациях система 102 визуального контроля по фиг. 1 может содержать фотокамеру со строчной разверткой и поворачивать образец (например, емкость) для съемки каждого изображения. Более того, для быстрого получения гораздо большего набора обучающих изображений может требоваться автоматизированная обработка/транспортировка образцов. Система 102 визуального контроля может представлять собой, например, любую из систем визуального контроля, показанных и/или описанных в предварительной заявке на патент США № 63/020232 (озаглавленной "Deep Learning Platforms for Automated Visual Inspection" и поданной 5 мая 2020 г.), полное содержание которой включено в данный документ посредством ссылки, или любую другую подходящую систему визуального контроля для продукта любого типа. В автомобильном контексте, например, система 200 визуального контроля может содержать конвейерную ленту с источниками освещения и несколькими фотокамерами, установленными над определенной станцией конвейерной ленты и/или вокруг нее.

На фиг. 3А-3С изображены различные примерные типы емкостей, которые в определенных фармацевтических контекстах могут быть использованы как образцы, изображения которых формируются сис-

темой 102 визуального контроля по фиг. 1 или системой 200 визуального контроля по фиг. 2. Обращаясь сначала к фиг. 3А, примерный шприц 300 содержит полый цилиндр 302, фланец 304, поршень 306, который обеспечивает подвижное уплотнение текучей среды внутри внутренней части цилиндра 302, и колпачок 308 иглы, закрывающий иглу шприца (не показана на фиг. 3А). Цилиндр 302 и фланец 304 могут быть образованы из стекла и/или пластика, и поршень 306 может быть образован из резины и/или пластика, например. Колпачок 308 иглы отделен плечом 310 шприца 300 зазором 312. Шприц 300 содержит жидкость (например, лекарственный продукт) 314 внутри цилиндра 302 и над поршнем 306. Верхняя часть жидкости 314 образует мениск 316, над которым находится воздушный зазор 318.

Обращаясь далее к фиг. 3В, примерный картридж 320 содержит полый цилиндр 322, фланец 324, плунжер 326, который обеспечивает подвижное уплотнение текучей среды внутри внутренней части цилиндра 322, и люэровский наконечник 328. Цилиндр 322, фланец 324 и/или люэровский наконечник 328 могут быть образованы из стекла и/или пластика, и плунжер 326 может быть образован из резины и/или пластика, например. Картридж 320 содержит жидкость (например, лекарственный продукт) 330 внутри цилиндра 322 и над плунжером 326. Верхняя часть жидкости 330 образует мениск 332, над которым находится воздушный зазор 334.

Обращаясь далее к фиг. 3С, примерный флакон 340 содержит полый корпус 342 и горлышко 344 с переходом между ними, образующим плечо 346. На дне флакона 340 корпус 342 переходит в пята 348. Буртик 350 содержит пробку (не видна на фиг. 3С), которая обеспечивает уплотнение текучей среды в верхней части флакона 340, и откидная крышка 352 покрывает буртик 350. Корпус 342, горлышко 344, плечо 346 и пята 348 могут быть образованы из стекла и/или пластика, буртик 350 может быть образован из металла, и откидная крышка 352 может быть образована из пластика, например. Флакон 340 может содержать жидкость (например, лекарственный продукт) 354 внутри корпуса 342. Верхняя часть жидкости 354 может образовывать мениск 356 (например, очень слегка изогнутый мениск, если корпус 342 имеет относительно большой диаметр), над которым находится воздушный зазор 358. В других вариантах осуществления жидкость 354 вместо этого представляет собой твердый материал внутри флакона 340. Например, флакон 340 может содержать лиофилизированный (высушенный посредством сублимации) лекарственный продукт 354, также называемый "массой".

Теперь будут описаны различные методики дополнения изображений, которые могут быть реализованы, например, посредством модуля 124 расширения библиотеки (исполняемого блоком 110 обработки). Обращаясь сначала к фиг. 4А, модуль 124 может реализовывать алгоритм 400 арифметического переноса для добавления признаков (например, дефектов) на исходные (например, реальные) изображения с реалистичностью на уровне пикселей. Хотя на фиг. 4А алгоритм 400 описан со ссылкой на изображения "емкости", а именно со ссылкой на стеклянные емкости, понятно, что модуль 124 может вместо этого использовать алгоритм 400 для дополнения изображений образцов других типов (например, пластмассовых емкостей, компонентов кузова транспортного средства и т.д.).

Сначала в блоке 402 модуль 124 загружает изображение дефекта и изображение емкости без дефекта, показанного на изображении дефекта, в запоминающее устройство (например, в блок 114 памяти). Изображение емкости (например, шприца, картриджа или флакона, подобного одной из емкостей, показанных на фиг. 3А-3С) может представлять собой реальное изображение, снятое системой 102 визуального контроля по фиг. 1 или системой 200 визуального контроля по фиг. 2, например. В зависимости от реализации, реальное изображение могло быть обработано другими способами (например, кадрировано, подвергнуто фильтрации и т.д.) перед блоком 402. Изображение дефекта может представлять собой дефект определенного типа (например, царапину, трещину, пятно, инородное тело, деформированный поршень, треснутую массу и т.д.), который модуль 124 получает, например, из библиотеки 142 изображений признаков.

В блоке 404 модуль 124 преобразует изображение дефекта и изображение емкости в соответствующие двумерные числовые матрицы, называемые в данном документе соответственно "матрицей дефекта" и "матрицей изображения емкости". Каждая из этих числовых матриц может содержать по одному элементу матрицы на каждый пиксель на соответствующем изображении, причем каждый элемент матрицы имеет числовое значение, представляющее значение интенсивности (в градациях серого) соответствующего пикселя. Для обычной промышленной фотокамеры с 8-битным форматом, например, каждый элемент матрицы может представлять значение интенсивности от 0 (черный) до 255 (белый). В реализации, где емкости подсвечиваются, например, зоны изображения емкости, на которых показано только стекло и прозрачная текучая среда, могут иметь относительно высокие значения интенсивности, тогда как зоны изображения емкости, на которых показан дефект, могут иметь относительно низкие значения интенсивности. Однако алгоритм 400 может являться полезным и в других сценариях, пока уровни интенсивности изображенного дефекта достаточно отличаются от уровней интенсивности изображенных зон стекла/текучей среды без дефектов. Для других разрешений градаций серого можно использовать другие числовые значения, или матрица может иметь большую размерность (например, если фотокамера генерирует цветные значения "красный-зеленый-синий" (RGB)).

На фиг. 5 показана примерная операция, в которой модуль 124 преобразует изображение 500 признака (трещины) с пикселями 502 в градациях серого в матрицу 504 признака. Для ясности на фиг. 5

показана только часть пикселей 502 с изображения 500 признака и только часть соответствующей матрицы 504 признака.

Двумерную матрицу, полученную для изображения емкости в блоке 404, для изображения емкости размером $m \times n$ пикселей, можно представить как следующую матрицу $m \times n$:

$$\begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \dots & C_{1n} \\ C_{21} & C_{22} & \dots & C_{2n} \\ C_{31} & C_{32} & \dots & C_{3n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{m1} & C_{m2} & \vdots & C_{mn} \end{bmatrix}$$

Например, C_{11} представляет значение (например, от 0 до 255) верхнего левого пикселя изображения емкости. Количество строк m и количество столбцов n могут представлять собой любые подходящие целые числа в зависимости от желаемого разрешения изображения и обрабатываемых возможностей компьютерной системы 104. Модуль 124 генерирует подобную матрицу меньшего размера для изображения дефекта:

$$\begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} & \dots & D_{1k} \\ D_{21} & D_{22} & \dots & D_{2k} \\ D_{31} & D_{32} & \dots & D_{3k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{j1} & D_{j2} & \vdots & D_{jk} \end{bmatrix}$$

Размер матрицы дефекта может изменяться в зависимости от размера изображения дефекта (например, изображение и матрица 8×8 для частицы малого размера или изображение и матрица 32×128 для длинной извилистой трещины и т.д.).

В блоке 406 модуль 124 расширения библиотеки устанавливает пределы, в которых дефект может быть расположен на изображении емкости. Например, модуль 124 может не допускать перенос дефекта в зону емкости с большим нарушением непрерывности в интенсивности и/или внешнем виде, например путем запрета переноса в зону за пределы полупрозрачной текучей среды в прозрачной емкости. В других реализациях дефекты могут быть помещены в любое место на образце.

В блоке 408 модуль 124 идентифицирует зону "замещения" на изображении емкости в каких-либо пределах, установленных в блоке 406. Зона замещения представляет собой зону, в которую будет перенесен дефект, и, таким образом, она имеет такой же размер, как изображение дефекта. Модуль 124 может идентифицировать зону замещения с использованием случайного процесса (например, случайно выбирая координаты x и y в пределах, установленных в блоке 406) или может устанавливать зону замещения в предварительно определенном местоположении (например, в реализациях, где в ходе нескольких итераций алгоритма 400 модуль 124 выполняет пошаговое продвижение по разным положениям переноса с постоянными или непостоянными интервалами/расстоянием).

В блоке 410 модуль 124 генерирует матрицу зоны замещения, соответствующую зоне замещения изображения емкости. Матрица может быть сформирована путем преобразования интенсивности пикселей на исходном изображении емкости в зоне замещения в числовые значения или может быть сформирована просто путем копирования числовых значений непосредственно из соответствующей части матрицы изображения емкости, сгенерированной в блоке 404. В любом случае матрица зоны замещения соответствует точному местоположению/зоне изображения емкости, в которые будет перенесен дефект, и равна по размеру и форме (т.е. по количеству строк и столбцов) матрице дефекта. Поэтому матрица зоны замещения может иметь следующую форму:

$$\begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \dots & S_{1k} \\ S_{21} & S_{22} & \dots & S_{2k} \\ S_{31} & S_{32} & \dots & S_{3k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{j1} & S_{j2} & \vdots & S_{jk} \end{bmatrix}$$

В блоке 412 для каждой строки в матрице дефекта модуль 124 генерирует гистограмму значений элементов. Примерная гистограмма 450 дефекта для одной строки матрицы дефекта показана на фиг. 4В. На гистограмме 450 первая пиковая область 452 соответствует значениям пикселей с относительно низкой интенсивностью для зон изображения дефекта, на которых изображен сам дефект, вторая пиковая область 454 соответствует значениям пикселей с относительно умеренной интенсивностью для зон изображения дефекта, на которых изображены только стекло/текучая среда (дефект отсутствует), и третья пиковая область 456 соответствует значениям пикселей с относительно высокой интенсивностью для зон изображения дефекта, на которых изображены отражения света от дефекта. Чтобы гарантировать, что гистограмма 450 включает пиковую область 454, важным является тщательный выбор размера изображения дефекта. В частности, изображение дефекта, загруженное в блоке 402, должно иметь достаточно большой размер для захвата по меньшей мере некоторых зон стекла (т.е. не содержащих дефект) в каждой строке изображения дефекта.

Для каждой строки матрицы дефекта модуль 124 также (в блоке 412) идентифицирует пиковую об-

ласть, соответствующую изображенному стеклу без дефекта, (например, пиковая область 454 на гистограмме 450) и нормирует значения элементов этой строки матрицы дефекта относительно центра этой пиковой области. В некоторых реализациях размеры изображения дефекта выбраны так, что пиковая область, содержащая самый высокий пик, будет соответствовать зоне стекла/отсутствия дефекта с изображения дефекта. В этих реализациях модуль 124 может идентифицировать пиковую область, соответствующую изображенному стеклу, (не содержащую дефект), путем выбора пиковой области с наивысшим пиковым значением. Модуль 124 может определять "центр" пиковой области различными способами в зависимости от реализации. Например, модуль 124 может определять значения интенсивности низкой стороны и высокой стороны пиковой области (обозначенные на примерной гистограмме 450 соответственно как значение 457 (LSV) низкой стороны и значение 458 (HSV) высокой стороны), а затем вычислять среднее этих двух значений (т.е. Центр=(HSV-LSV)/2). Альтернативно, модуль 124 может вычислять центр как значение медианы интенсивности или как значение интенсивности, соответствующее пику пиковой области, и т.д. Значения HSV и LSV для изображения дефекта могут являться достаточно близкими друг к другу, например находиться на расстоянии порядка 8-10 уровней градаций серого.

Для нормирования матрицы дефекта модуль 124 вычитает центральное значение из значения каждого элемента в строке. Пример этого показан на фиг. 4С, где изображение дефекта с гистограммой 450 было нормировано так, что нормированная матрица дефекта характеризуется гистограммой 460. Как видно на фиг. 4С, в этом примере пиковая область 452 была переведена в пиковую область 462, содержащую только отрицательные значения, пиковая область 454 была переведена в пиковую область 464 с центром на значении элемента, равном нулю, и пиковая область 456 была переведена в пиковую область 466, содержащую только положительные значения. Понятно, что модуль 124 не обязательно генерирует гистограмму 460 при исполнении алгоритма 400. Фактически нормированная матрица дефекта представляет собой "уплощенную" версию матрицы дефекта, из которой были исключены значения окружающего стекла (и, возможно, текучей среды и т.д.), при этом с сохранением информации, представляющей сам дефект. При выполнении для всех строк нормированную матрицу дефекта можно выразить в виде:

$$\begin{bmatrix} N_{11} & N_{12} & \dots & N_{1k} \\ N_{21} & N_{22} & \dots & N_{2k} \\ N_{31} & N_{32} & \dots & N_{3k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ N_{j1} & N_{j2} & \vdots & N_{jk} \end{bmatrix}$$

В блоке 414 модуль 124 генерирует подобную гистограмму для каждой строки матрицы зоны замещения, идентифицирует пиковую область, соответствующую стеклу/текучей среде, изображенным в зоне замещения, и регистрирует значение низкой стороны и значение высокой стороны для этой пиковой области. В реализациях/сценариях, где на изображении емкости не представлены никакие дефекты, на гистограмме может присутствовать только один пик (например, подобный пиковой области 450 с LSV 457 и HSV 458). Поскольку условия освещения (а возможно и другие) при съемке изображений дефекта и емкости не являются в точности одинаковыми, пиковая область, идентифицированная в блоке 414, будет по меньшей мере в некоторых отношениях отличаться от пиковой области изображения дефекта, идентифицированной в блоке 412.

Понятно, что алгоритм 400 может выполняться по строкам, как обсуждено выше, или же по столбцам. Выполнение операций блоков 412 и 414 по строкам или по столбцам может являться особенно предпочтительным, когда цилиндрическая емкость расположена ортогонально фотокамере, причем центр/длинная ось емкости проходит через изображение емкости горизонтально или вертикально. В таких конфигурациях, в зависимости от типа и расположения освещения, изменения во внешнем виде имеют тенденцию к тому, чтобы являться более резкими в одном направлении (по диаметру или ширине емкости) и менее резкими в другом направлении (вдоль длинной оси емкости), и тогда при нормировании теряется меньше информации и т.д. для каждой строки или каждого столбца (т.е. того из них, которое соответствует направлению меньшей вариации). В некоторых реализациях (например, при формировании изображений флаконов с нижней стороны) блоки 412 и 414 могут включать другие операции, такие как усреднение значений в пределах двумерных зон (например, 2×2 или 4×4 и т.д.) матрицы зоны замещения и т.д.

В блоках 416-420 модуль 124 отображает нормированную матрицу дефекта в зону замещения матрицы изображения емкости путем итеративного выполнения сравнения для каждого элемента матрицы дефекта (например, путем прохождения по матрице дефекта, начиная с элемента D_{11}). Для данного элемента нормированной матрицы дефекта в блоке 416 модуль 124 добавляет значение этого элемента к соответствующему значению элемента в матрице зоны замещения и определяет, попадает ли получаемая в результате сумма между значениями низкой стороны и высокой стороны для соответствующей строки (как эти значения были определены в блоке 414). Если да, то в блоке 418А модуль 124 сохраняет исходное значение для соответствующего элемента в зоне замещения матрицы изображения емкости.

Если нет, то в блоке 418В модуль 124 добавляет значение элемента нормированной матрицы дефекта к значению соответствующего элемента матрицы изображения емкости. Например, если элемент N_{11} находится за пределами диапазона [LSV, HSV], то модуль 124 устанавливает соответствующий элемент

на изображении емкости равным ($N_{11}+S_{11}$). Как указано в блоке 420, модуль 124 повторяет блок 416 (и, при необходимости, блок 418А или блок 418В) для каждого из остальных элементов в нормированной матрице дефекта. В блоке 422 модуль 124 подтверждает, что все значения модифицированного изображения емкости (по меньшей мере в зоне замещения) являются действительными растровыми значениями (например, от 0 до 255 при использовании 8-битного формата), и в блоке 424 модуль 124 преобразует матрицу модифицированного изображения емкости в растровое изображение и сохраняет полученное в результате изображение емкости "с дефектом" (например, в библиотеке 140 обучающих изображений). Общим результатом блоков 416-420 является "захват" или сохранение пикселей изображения дефекта, являющихся менее интенсивными (более темными), чем уровни стекла (или другого полупрозрачного материала) на изображении емкости, а также пикселей, являющихся более интенсивными (более яркими/белыми), чем уровни стекла (например, вследствие отражений на дефекте).

Понятно, что различные блоки, описанные выше для алгоритма 400, могут отличаться в других реализациях, в том числе способами, отличными от обсужденных выше различных альтернатив (или в дополнение к ним). Просто в качестве одного примера цикл из блоков 416-420 может сначала включать слияние нормированной матрицы дефекта с матрицей зоны замещения (на поэлементной основе, как описано выше для матрицы изображения емкости) для образования замещающей матрицы, а затем замену соответствующей зоны матрицы изображения емкости замещающей матрицей (а не прямую модификацию всей матрицы изображения емкости). В качестве другого примера блоки 416А и 416В взамен могут действовать с целью модификации нормированной матрицы дефекта (т.е. путем замены значения элемента на нуль в каждом случае выполнения блока 418А), после чего модифицированную версию нормированной матрицы дефекта добавляют к зоне замещения матрицы изображения емкости. Кроме того, из алгоритма 400 могут быть исключены одна или несколько операций, обсужденных выше (например, блок 406), и/или он может включать дополнительные операции, не обсужденные выше.

В некоторых вариантах осуществления и/или сценариях алгоритм 400 включает вращение и/или масштабирование/изменение размера изображения дефекта (загруженного в блоке 402) или числовой матрицы, полученной из изображения дефекта (в блоке 404), перед переносом дефекта в зону замещения изображения емкости. Например, вращение и/или изменение размера изображения или числовой матрицы дефекта может происходить в любой момент до блока 412 (например, непосредственно перед любым из блоков 410, 408, 406 и 404). Вращение может выполняться, например, относительно центральной точки или центрального пикселя изображения или числовой матрицы дефекта. Изменение размера может включать увеличение или сокращение изображения или числовой матрицы дефекта по одной или двум осям (например, по осям изображения дефекта или по длинной и короткой осям изображенного дефекта и т.д.). Обычно масштабирование/изменение размера изображения включает отображение групп пикселей в единичные пиксели (сокращение) или отображение единичных пикселей в группы пикселей (увеличение/растягивание). Понятно, что если эти операции(я) выполняются в отношении числовой матрицы, полученной из изображения дефекта, то подобные операции требуются в отношении элементов матриц, а не пикселей. После поворота и/или изменения размера изображения или числовой матрицы дефекта остальной алгоритм 400 может оставаться неизменным (т.е. может происходить таким же образом, как описано выше, и не зависеть от того, произошло ли какое-либо вращение и/или изменение размера).

Вращение и/или изменение размера (например, модулем 124 расширения библиотеки, реализующим алгоритм 400 арифметического переноса) может способствовать увеличению размера и разнообразия библиотеки 142 изображений признаков далеко за пределы того, что было бы возможно в случае фиксированного набора изображений дефектов. Вращение может быть особенно полезно в случаях применения, когда (1) емкость, для которой формируется изображение, имеет значительную вращательную симметрию (например, емкость имеет поверхность круглой или полукруглой формы, изображение которой необходимо сформировать в ходе контроля) и (2) дефект, для которого формируется изображение, относится к типу, имеющему тенденцию к наличию визуальных характерных признаков, зависящих от этой симметрии. Например, на круглом или почти круглом дне стеклянного флакона некоторые трещины могут иметь тенденцию к распространению в целом в направлении от центра к периферии круга или наоборот. Например, модуль 124 расширения библиотеки может поворачивать трещину или другой дефект так, что ось изображения дефекта совпадает с угловым положением зоны замещения, в которую переносят дефект. Более конкретно, величина вращения может зависеть как от вращения дефекта на исходном изображении дефекта, так и от желаемого вращения (например, вращения, соответствующего зоне замещения, в которую переносят дефект).

Для достижения отображения пикселей (или элементов матриц), необходимого для желаемого вращения и/или изменения размера, можно использовать любые подходящие методики, такие как метод ближайшего соседа, билинейный, высококачественный билинейный, бикубический или высококачественный бикубический методы. Из пяти перечисленных выше примерных методик метод ближайшего соседа является самой низкокачественной методикой, а самой высококачественной методикой является высококачественный бикубический метод. Однако самая высококачественная методика может не являться оптимальной при условии, что задачей является сделать дефект, подвергаемый повороту и/или изменению размера, имеющим качество изображения, весьма подобное качеству изображения, обеспечивае-

мому системой формирования изображений, которая будет использоваться для контроля (например, в системе 102 визуального контроля). Для сравнения вывода разных методик, таких как пять методик, перечисленных выше, может быть выполнен просмотр и выбор пользователем вручную методики, являющейся лучшей в качественном/субъективном смысле. В некоторых реализациях используется высококачественный бикубический метод, или он используется как установка по умолчанию.

Алгоритм 400 (включающий и/или не включающий какое-либо вращение и/или изменение размера) можно повторять для любого количества разных "хороших" изображений и любого количества "дефектных" изображений в любой желаемой комбинации (например, применять каждое из L изображений дефекта к каждому из M изображений хороших емкостей в каждом из N положений, чтобы генерировать $L \times M \times N$ синтетических изображений на основе M изображений хороших емкостей в библиотеке 140 обучающих изображений). Таким образом, например, 10 изображений дефекта, 1000 изображений хороших емкостей и 10 положений дефекта для дефекта каждого типа могут в результате давать 100000 изображений с дефектами. Местоположения/положения, в которые переносят дефекты для любого конкретного изображения хорошей емкости, могут являться предварительно определенными или могут определяться случайным образом (например, модулем 124).

Алгоритм 400 может действовать очень хорошо в ситуациях, когда дефект переносят в зону замещения, содержащую резкие контрасты или переходы в уровнях интенсивности пикселей из-за одного или нескольких признаков. Например, алгоритм 400 может действовать хорошо, даже если зона замещения стеклянного шприца содержит мениск и зоны по обе стороны от мениска (т.е. соответственно, воздух и текучую среду). Алгоритм 400 может также обрабатывать некоторые другие ситуации, в которых зона замещения сильно отличается от зоны, окружающей дефект на изображении дефекта. Например, алгоритм 400 может действовать хорошо при переносе дефекта с изображения дефекта стеклянного шприца, заполненного прозрачной текучей средой, на изображение флакона в зоне замещения, где флакон заполнен непрозрачной лиофилизированной массой. Однако для некоторых случаев или сценариев применения алгоритм 400 может быть полезно модифицировать. Если зона замещения изображения емкости изображает переход между двумя весьма разными зонами (например, между стеклом/воздухом и частями лиофилизированной массы с изображения флакона), например, модуль 124 может разбивать матрицу зоны замещения на несколько частей (например, на две матрицы одинакового или разного размера) или просто сначала формировать две или более матриц зоны замещения. Затем соответствующие части изображения дефекта могут быть по отдельности перенесены в разные зоны замещения с использованием разных экземпляров алгоритма 400, как обсуждено выше.

В некоторых реализациях дефекты и/или другие признаки, представленные на изображениях библиотеки 142 изображений признаков, могут трансформироваться одним или несколькими способами перед добавлением этих признаков на исходное изображение модулем 124, использующим алгоритм 400. Таким образом, модуль 124 может эффективно увеличивать размер и изменчивость библиотеки 142 изображений признаков и, таким образом, увеличивать размер и изменчивость библиотеки 140 обучающих изображений. Например, модуль 124 может трансформировать дефекты и/или другие признаки путем применения вращений, масштабирования/растягивания (в одном или двух измерениях), наклона и/или других преобразований. Дополнительно или альтернативно, изображенные признаки можно модифицировать более сложными и/или тонкими способами. Например, модуль 124 может аппроксимировать дефект (например, трещину) разными дугами или более сложными структурами трещин (например, каждой из ряда разных ветвящихся структур). По своей сути алгоритм 400 на основе пикселей достаточно оснащен для работы с этими типами контроля/модификаций мелких признаков.

Синтетические изображения, генерируемые с использованием алгоритма 400 арифметического переноса по фиг. 5, могут являться чрезвычайно реалистичными, как можно увидеть на фиг. 6.

На фиг. 6 реальное изображение 600 шприца с образованной вручную, реальной трещиной сравнивается с синтетическим изображением 602 шприца с трещиной, искусственно сгенерированной с использованием алгоритма 400. Кроме того, "реалистичность" синтетического изображения может распространяться вплоть до уровня пикселей.

На фиг. 7 предоставлено сравнение на уровне пикселей, соответствующее изображениям 600, 602 на фиг. 6. А именно, часть 700А изображения представляет собой увеличенный вид реального дефекта на изображении 600 емкости, а часть 702А изображения представляет собой увеличенный вид искусственного дефекта на изображении 602 емкости. Часть 700В изображения представляет собой дополнительно увеличенный вид части 700А изображения, а часть 702В представляет собой дополнительно увеличенный вид части 702А изображения. Как видно для частей 700В и 702В изображения, какие-либо легко наблюдаемые артефакты на уровне пикселей или другие расхождения, созданные вследствие переноса дефекта, отсутствуют.

В отсутствие этого реализма на уровне пикселей, нейронная сеть АВК при определении того, что синтетическое изображение является дефектным, могла бы сосредоточиться на "неверных" характерных признаках (например, на артефактах на уровне пикселей). Хотя материал (например, стекло или пластмасса) емкости для невооруженного глаза может выглядеть как однородная поверхность, характерные признаки освещения и материала емкости (например, кривизна емкости) фактически вызывают вариации

от пикселя к пикселю, и зона замещения на данном изображении емкости по меньшей мере в некоторых отношениях отличается от каждой другой возможной зоны замещения. Более того, различия между условиями/материалами (например, освещением и материалом/формой емкости), используемыми при съемке изображений дефекта, по сравнению с условиями/материалами, используемыми при съемке "хороших" изображений емкости, могут приводить к еще большим вариациям.

Возможный пример этого проиллюстрирован на фиг. 8, где показано составное синтетическое изображение 800 как с первым перенесенным дефектом 802, так и со вторым перенесенным дефектом 804. Первый перенесенный дефект 802 создан с использованием традиционной простой методики наложения изображения дефекта непосредственно на исходное изображение емкости, тогда как второй перенесенный дефект 804 создан с использованием алгоритма 400 арифметического переноса. Как видно на фиг. 8, можно четко видеть границы изображения дефекта, соответствующего первому перенесенному дефекту 802. При контроле емкостей нейронная сеть АВК, обученная с использованием синтетических изображений с такими дефектами, как первый перенесенный дефект 802, может, например, просто искать подобную границу, что может приводить к большому количеству ложных отрицательных результатов и/или других неточностей.

На фиг. 9А изображены различные другие синтетические изображения с добавленными дефектами, которые помечены как 900-910 и сгенерированы с использованием реализации алгоритма 400 арифметического переноса. В каждом случае часть изображения шприца, представляющая дефект, плавно сливается с окружающими частями изображения независимо от того, рассматривается ли изображение на макро-скопическом уровне или на уровне пикселей.

На фиг. 9В изображен набор примерных изображений 920 дефекта в виде трещины, любое из которых можно использовать в качестве ввода в алгоритм 400 арифметического переноса. В некоторых реализациях, как отмечено выше, алгоритм 400 арифметического переноса может включать вращение и/или изменение размера данного изображения дефекта (или соответствующей числовой матрицы) перед выполнением остальной части алгоритма 400. В случаях, когда требуется вращение, обычно важно знать вращение, соответствующее исходному изображению дефекта. На примерных изображениях 920 дефекта в виде трещины, например, вращение/угол, соответствующие исходному изображению, включены в само имя файла (показано на фиг. 9В непосредственно под каждым изображением). Так, например, "250_crack0002" может представлять собой конкретную трещину при вращении на 250° (так что размещение трещины в положении, в котором необходимо вращение на 180°, потребовало бы вращения трещины против часовой стрелки на 70°), "270_crack0003", может представлять собой другую трещину при вращении на 270° (так что размещение трещины в положении, в котором необходимо вращение на 180°, потребовало бы вращения трещины против часовой стрелки на 90°) и т.д. Модуль 124 расширения библиотеки может вычислять степени вращения для применения на основе этого указанного исходного вращения и желаемого вращения (например, вращения, соответствующего угловому положению зоны замещения, в которую переносится дефект).

Алгоритм 400 арифметического переноса может быть реализован на языках высшего уровня, таких как C++, среды.NET и т.д. В зависимости от вычислительной мощности блока 110 обработки, алгоритм 400 потенциально может генерировать тысячи синтетических изображений в течение промежутка времени 15 мин или менее, хотя вращение и/или изменение размера обычно увеличивают это время. Однако время работы обычно не является важной проблемой (даже с учетом вращения и/или изменения размера), поскольку для большинства приложений обучающие изображения не нужно генерировать в реальном времени.

Как описано в предварительной заявке на патент США № 63/020232, для измерения ключевых метрик каждого доступного изображения можно использовать различные методики обработки изображений, обеспечивающие возможность тщательного курирования библиотек обучающих изображений, таких как библиотека 140 обучающих изображений. В ходе разработки вышеописанного алгоритма 400 арифметического переноса было обнаружено, что критичным может являться тщательное управление некоторыми параметрами. Например, при рассмотрении шприцев объемом 1 мл критическими атрибутами, которые могут изменяться от изображения к изображению, могут являться положение мениска жидкости и поршня (например, резинового поршня) на изображениях. Если все синтетические изображения созданы с помощью одного и того же "хорошего" изображения емкости (или с помощью слишком малого и/или слишком подобного набора изображений хороших емкостей), последующее обучение моделей АВК на основе глубокого обучения может быть подорвано из-за искажений, возникающих вследствие недостаточной изменчивости на изображениях.

За счет использования ключевых метрик изображения можно тщательно выбрать библиотеку "хороших" изображений для дополнения (например, с использованием алгоритма 400) так, что эти искажения уменьшаются или исключаются. Такие метрики можно также использовать для слияния библиотек обучающих изображений так, что получаемая в результате составная библиотека содержит не только соответствующий баланс реальных и синтетических изображений, но также отображает естественное распределение каждой из ключевых метрик.

Для оценки качества синтетических изображений, генерируемых с использованием алгоритма 400,

в том числе надежности моделей АВК на основе глубокого обучения, обученных на таких изображениях, были выполнены различные эксперименты. Для этих экспериментов использовали четыре набора данных приблизительно по 300 изображений в каждом: (1) набор изображений "Реальные без дефекта", которые представляли собой реальные изображения шприцев без видимых дефектов, снятые системой на основе робота, работающего в декартовой системе координат, в лабораторных условиях; (2) набор изображений "Реальные с дефектом", которые представляли собой реальные изображения шприцев с трещинами разных размеров в разных местах, также снятые системой на основе робота, работающего в декартовой системе координат, в лабораторных условиях; (3) набор изображений "Синтетические без дефекта", которые представляли собой синтезированные изображения, созданные путем удаления изображенной трещины с изображений "Реальные с дефектом" без изменения положений поршня и мениска; и (4) набор изображений "Синтетические с дефектом", которые представляли собой синтезированные изображения, созданные путем добавления изображения трещины на изображения "Реальные без дефекта" со случайным размещением в направлениях x и y . Изображения "Синтетические с дефектом" были сгенерированы с использованием реализации алгоритма 400 арифметического переноса. Шприцы на изображениях "Реальные без дефекта" и изображениях "Реальные с дефектом" содержали мениски в разных положениях.

Модель АВК на основе глубокого обучения была обучена с использованием разных комбинаций процентных долей изображений из реального и дополненного наборов данных (0, 50 или 100%). Для каждой комбинации подвергали слиянию две библиотеки изображений: библиотеку хороших изображений (без дефектов) и библиотеку изображений дефектов, приблизительно по 300 изображений в каждой. В ходе обучения каждую из этих двух библиотек разбивали на три части, причем 70% изображений использовали для обучения, 20% использовали для валидации и 10% использовали для тестового набора данных. С целью обучения модели с использованием программного обеспечения HALCON® для классификации входных изображений на классы "с дефектом" и "без дефекта" использовали предварительно обученный алгоритм ResNet50. После обучения модели глубокого обучения ее производительность оценивали с использованием тестового набора данных. Наблюдали, что после обучения модели с помощью 0% реальных изображений (т.е. 100% синтетических изображений) точность дополненного тестового набора была выше, чем для реального набора данных. Когда модель обучали с помощью 100% реальных изображений (т.е. 0% синтетических изображений), точность для реального набора данных была выше, чем для дополненного набора данных. Когда модель обучали с использованием 50% реальных и 50% синтетических изображений, точность была подобной и высокой как для реального, так и для дополненного наборов данных. Из этих экспериментов было сделано заключение о том, что при увеличении в обучающем наборе данных процентной доли или реальных, или синтетических изображений соответственно увеличивается точность модели глубокого обучения для соответствующего набора данных (реального или дополненного).

Одной возможной причиной для менее высокой точности модели в отношении синтетических/дополненных тестовых изображений при обучении модели с помощью 100% реальных изображений могут быть разные мениски в шприцах из наборов обучающих и тестовых изображений. Модель, обученная с помощью 0% реальных изображений и протестированная с помощью только реальных изображений, иногда неверно классифицирует тестовое изображение из-за разных менисков. Подобным образом, при обучении с помощью 100% реальных изображений и тестировании с использованием только синтетических изображений модель иногда неверно классифицирует тестовое изображение из-за разных менисков. Эти неверно классифицированные изображения оценивали с помощью визуализирующих тепловых карт, генерируемых алгоритмом Градиентного отображения активации классов (Grad-CAM). Тепловые карты этого рода более подробно обсуждены в предварительной заявке на патент США № 63/020232. В таком случае методики дополнения изображений, обсуждаемые в данном документе, можно использовать для повышения эффективности классификатора путем добавления изменчивости к менискам на обучающих изображениях.

После обучения модели и после того, как вышеописанное тестирование показало, что модель обучена надлежащим образом, выполняли этап "заключительного испытания". Для этого этапа снова использовали четыре набора данных тех же общих типов, что и обсужденные выше ("Реальные без дефекта", "Реальные с дефектом", "Синтетические без дефекта" и "Синтетические с дефектом"), но при этом все изображения происходили из другого источника (т.е. при этом все изображения относились к продуктам, отличным от продуктов, использованных на этапе обучения/валидации/тестирования), и при этом все изображения использовали только для тестирования производительности модели (т.е. ни одно из этих изображений не использовали для обучения модели). Для этого второго этапа наблюдали подобные тенденции, причем точность модели увеличивалась для реальных изображений "заключительного испытания", когда модель обучали с помощью большей процентной доли реальных изображений, и точность модели увеличивалась для синтетических изображений "заключительного испытания", когда модель обучали с помощью большей процентной доли синтетических изображений.

На фиг. 10 изображены различные тепловые карты 1000, 1002 и 1004, сгенерированные с помощью Grad-CAM, которые использовали для оценивания эффективности синтетических изображений. Тепловая карта 1000 отражает "истинный положительный результат" т.е. случай, в котором нейронная сеть АВК

правильно идентифицировала добавленную цифровым методом трещину. То есть, как видно на фиг. 10, пиксели, связанные с трещиной, представляли собой пиксели, исходя из которых нейронная сеть АВК делала заключение о "дефекте". Тепловая карта 1002, однако, отражает "ложный положительный результат", в котором нейронная сеть АВК классифицировала синтетическое изображение как изображение дефекта, но по неверной причине (т.е. из-за сосредоточения на зонах, находящихся на расстоянии от добавленной цифровым методом трещины). Тепловая карта 1004 отражает "ложный отрицательный результат", в котором нейронная сеть АВК была неспособна классифицировать синтетическое изображение как дефектное, поскольку модель чрезмерно сосредотачивалась на зоне мениска. Эта неверная классификация является результатом наличия на синтетических обучающих изображениях "дефекта" мениска, подобного тестовым изображениям "без дефекта". Это с наибольшей вероятностью происходит тогда, когда перед запуском модели на синтетических изображениях обучение выполняется с помощью 100% реальных изображений или когда перед запуском модели на реальных изображениях обучение выполняется с помощью 100% синтетических изображений. Если обучающее сочетание вместо этого состояло из приблизительно 50% реальных изображений и 50% синтетических изображений, этот сбой резко уменьшался.

Производительность нейронной сети АВК также измеряли путем генерирования матрицы неточностей для модели АВК при использовании разных комбинаций реальных и синтетических изображений в качестве обучающих данных. При обучении модели АВК на 100% синтетических изображений производительность модели для набора из 100% синтетических изображений представляла собой:

	Истинные данные:	Истинные данные:
	Дефект	Без дефекта
Предсказание: Дефект	278	0
Предсказание: Без дефекта	2	307

При обучении модели АВК на 50% реальных изображений и 50% синтетических изображений производительность модели для набора из 100% синтетических изображений представляла собой:

	Истинные данные:	Истинные данные:
	Дефект	Без дефекта
Предсказание: Дефект	271	1
Предсказание: Без дефекта	9	306

При обучении модели АВК на 100% реальных изображений производительность модели для набора из 100% синтетических изображений представляла собой:

	Истинные данные:	Истинные данные:
	Дефект	Без дефекта
Предсказание: Дефект	97	307
Предсказание: Без дефекта	183	0

При обучении модели АВК на 100% синтетических изображений производительность модели для набора из 100% реальных изображений представляла собой:

	Истинные данные:	Истинные данные:
	Дефект	Без дефекта
Предсказание: Дефект	232	268
Предсказание: Без дефекта	104	32

При обучении модели АВК на 50% реальных изображений и 50% синтетических изображений производительность модели для набора из 100% реальных изображений представляла собой:

	Истинные данные:	Истинные данные:
	Дефект	Без дефекта
Предсказание: Дефект	328	5
Предсказание: Без дефекта	8	295

При обучении модели АВК на 100% реальных изображений производительность модели для набора из 100% реальных изображений представляла собой:

	Истинные данные:	Истинные данные:
	Дефект	Без дефекта
Предсказание: Дефект	336	4
Предсказание: Без дефекта	0	296

Эти результаты также отражены на фиг. 11, которая представляет собой график 1100, на котором показана производительность нейронной сети АВК для разных комбинаций синтетических и реальных

изображений в обучающем и тестовом наборах изображений. На графике 1100 ось x представляет процентную долю реальных изображений в обучающем наборе, при этом остальное составляют синтетические/дополненные изображения, а ось y представляет процентную долю точности обученной модели АВК. Линия 1102 соответствует тестированию, выполненному на 100% реальных изображений, а линия 1104 соответствует тестированию, выполненному на 100% синтетических изображений. Как видно из графика 1100 и приведенных выше матриц неточностей, оптимальным (с точностью приблизительно 98%) выглядит сочетание приблизительно 50% реальных изображений и 50% синтетических изображений (например, в библиотеке 140 обучающих изображений). Разумеется, разреженность точек данных на графике 1100 может означать, что оптимальная точка находится несколько выше или ниже 50% реальных изображений. Например, если бы на 5-10% более низкая процентная доля реальных обучающих изображений приводила бы к результату, который бы по-прежнему находился весьма близко к 98% точности, может быть желательно допустить небольшое уменьшение производительности (при тестировании на реальных изображениях) ради достижения экономии затрат/времени при разработке библиотеки обучающих изображений с более высокой долей синтетических изображений.

Приведенное выше обсуждение главным образом относится к генерированию синтетических изображений "дефекта", т.е. дополнению "хорошего" реального изображения путем добавления искусственного, но реалистично изображенного дефекта. В некоторых случаях, однако, может являться преимуществом создавать синтетические "хорошие" изображения из реальных изображений, на которых представлены дефекты или аномалии. Это может дополнительно расширить библиотеку обучающих изображений и в то же время помогает сбалансировать характерные признаки изображений "дефекта" и "без дефекта" в библиотеке обучающих изображений. В частности, удаление дефекта может снижать не являющиеся причинными корреляции посредством модели АВК за счет предоставления дополняющих обратных примеров для изображений, на которых изображены дефекты. Это, в свою очередь, содействует сосредоточению модели АВК на соответствующей представляющей интерес области для идентификации причинных корреляций, которые в некоторых случаях могут являться весьма тонкими.

В некоторых реализациях удаление дефекта (или другого признака) выполняют на подмножестве изображений, которые демонстрируют представляющий интерес дефект, после чего и синтетические (без дефекта) и соответствующие исходные (с дефектом) изображения включают в обучающий набор (например, в библиотеке 140 обучающих изображений). Было показано, что модели классификации АВК, обученные с помощью хороших изображений, не связанных с дефектными образцами, но содержащих приблизительно 10% обучающих изображений, представляющих собой синтетические "хорошие" изображения, созданные из изображений дефектов, соответствуют производительности или превышают производительность в отношении причинных предсказаний моделей АВК, обученных с помощью хороших изображений, источником которых полностью являются дефектные образцы, в которых артефакт дефекта не виден на изображении.

Удаление признаков в более общем понимании (в противоположность удалению только дефектов) можно применять для обеспечения более сфокусированной классификации. Например, если исходные изображения в обучающем наборе изображают конкретные представляющие интерес область или области (например, мениск, внешний вид и положение которого могут меняться), такие области можно заменить (например, путем удаления или модификации идентифицирующих характерных признаков этих областей), и отредактированные изображения добавить в качестве дополняющих обучающих изображений. Это может являться более предпочтительным, чем кадрирование (например, вырезание части изображения шприца, на которой изображен мениск), например, если модель АВК требует конкретного входного размера и/или если имеется несколько рассредоточенных областей, представляющих интерес.

Для удаления изображенных дефектов или других признаков с исходных изображений в данном документе описаны разные методики цифрового "ретуширования". В некоторых реализациях модуль 124 удаляет признак изображения путем, в первую очередь, маскирования дефекта или другого признака (например, устанавливая все пиксели, соответствующие зоне признака, равномерно равными минимальной или максимальной интенсивности), а затем итеративного поиска по маскируемому изображению на предмет области, которая лучше всего "подходит" для пробела (маскируемой части), путем согласования статистических показателей окружающих пикселей. Более конкретно, модуль 124 может определять соответствия между (1) частями (например, фрагментами) изображения, смежными с маскируемой областью, и (2) другими частями изображения за пределами маскируемой области. Например, для ретуширования маскируемой области модуль 124 может использовать алгоритм PatchMatch. Если немаскируемые области изображения не демонстрируют такого же признака (например, такого же дефекта), как маскируемая область, модуль 124 будет удалять этот признак при заполнении маскируемой области.

Эта методика ретуширования может в целом давать "гладкие", реалистично выглядящие результаты. Однако эта методика ограничена доступными статистическими показателями изображения, а также не включает понятия характерных черт, или семантики, изображения. Соответственно, некоторые синтезированные изображения могут не являться тонко или даже грубо представляющими реальные "хорошие" изображения. Для устранения этих проблем в некоторых реализациях используют ретуширование на основе глубокого обучения. В этих методиках нейронные сети используют для отображения сложных

взаимосвязей между входными изображениями и выходными метками. Такие модели способны выучивать высокоуровневые характерные черты изображений и могут идентифицировать значимые корреляции, обеспечивающие непрерывность на дополняемом изображении.

В некоторых реализациях глубокого обучения модуль 124 ретуширует изображения с использованием модели частичной свертки. Модель частичной свертки выполняет свертки по всему изображению, что добавляет аспект шума и изменения пикселей в синтетическое (ретушированное) изображение и таким образом делает синтетическое изображение несколько отличным от оригинала даже за пределами ретушированной области. Использование синтетических изображений с этим шумом/вариацией пикселей (например, модулем 120 нейронной сети АВК) для обучения модели АВК может помочь предотвратить переобучение, поскольку дополнительное изменение предотвращает построение моделью корреляции, характерной для наложения. Таким образом, модель АВК может лучше "понимать" общую совокупность изображений, а не просто понимать конкретное подмножество этой совокупности. Результатом является более эффективно обученная и сфокусированная модель АВК на основе глубокого обучения.

На фиг. 12 изображен пример модели 1200 частичной свертки, которую модуль 124 может использовать для генерирования синтетических изображений. Общая структура модели 1200, известная как архитектура "U-Net", была использована в приложениях сегментирования изображений. В модели 1200 вводом в кодер 1204 модели 1200 является пара 1202 из входного изображения и маски (в виде двух отдельных вводов, имеющих одинаковую размерность). В примере, показанном на фиг. 12, изображение и маска из входной пары 1202 имеют размер 512×512 пикселей/элементов, и оба они имеют три измерения на пиксель/элемент (для представления значений красного, зеленого и синего (RGB)). В других реализациях изображение и маска из входной пары 1202 могут иметь больший или меньший размер в ширину и высоту (например, 256×256 и т.д.) и могут иметь больше или меньше трех измерений пикселя (например, одно измерение, если используют изображения в градации серого).

В ходе обучения, когда модуль 124 вводит конкретный вход и маску в качестве входной пары 1202, модель 1200 заполняет изображение точками с помощью маски (т.е. применяет маску к изображению) для формирования обучающего образца, тогда как исходное изображение (т.е. изображение из входной пары 1202) служит целевым изображением. На первой ступени кодера 1204 модель 1200 применяет маскированную версию входного изображения и саму маску как отдельные вводы в слой двумерной свертки, который генерирует вывод изображения и вывод маски, соответственно. Вывод маски на каждой ступени может обрезаться до диапазона [0, 1]. Модель 1200 заполняет точками вывод изображения с помощью вывода маски и подает заполненный точками вывод изображения и вывод маски как отдельные вводы в следующий слой двумерной свертки. Модель 1200 итеративно повторяет этот процесс до тех пор, пока в кодере 1204 не останется ни одного слоя свертки. В каждом последующем слое свертки, хотя размерность пикселя/элемента может увеличиваться до некоторого значения (512 в примере на фиг. 12), размеры маскируемого изображения и маски уменьшаются, пока не будет достигнут достаточно малый размер (2×2 в примере на фиг. 12). Кодер 1204 имеет N слоев двумерной свертки, где N - любое подходящее целое число больше единицы, представляющее собой настраиваемый гиперпараметр. Другие настраиваемые гиперпараметры модели 1200 могут включать размер ядра, величину шага и незначущие заполнения.

После того как модель 1200 пропускает (маскируемое) изображение и маску через кодер 1204, модель 1200 пропускает маскируемое изображение и маску (теперь - меньшего размера, но с большей размерностью) через слои свертки и переноса декодера 1206. Декодер 1206 содержит такое же количество слоев (N), как и кодер 1204, и восстанавливает изображение и маску до их исходного размера/размерностей. Перед каждым слоем переноса декодера 1206 модель 1200 выполняет конкатенацию изображения и маски из предыдущего слоя (т.е. из последнего слоя свертки кодера 1204 или из предыдущего слоя переноса декодера 1206) с выводом соответствующего слоя свертки в кодере 1204, как показано на фиг. 12.

Декодер 1206 выводит выходную пару 1208, которая содержит восстановленное (выходное) изображение и соответствующую маску. Для обучения, как отмечено выше, исходное изображение служит целевым изображением, с которым модуль 124 сравнивает изображение из выходной пары 1208 на каждой итерации. Модуль 124 может обучать модель 1200, стремясь минимизировать шесть типов потерь:

Действительные потери:

Потери пикселей в области за пределами маски. Модуль 124 может вычислять эти потери путем суммирования разности значений пикселей между входным/исходным изображением и выходным/восстановленным изображением.

Потери в пробеле: Потери пикселей в маскируемой области.

Воспринимаемые потери: Потери высокоуровневых признаков, которые модуль 124 может вычислять с использованием отдельно обученной (предварительно обученной) модели VGG16. Модель VGG16 может быть предварительно обучена для классификации образцов, содержащих и не содержащих релевантный признак (например, дефект).

В ходе обучения модели 1200 модуль 124 может подавать исходное и восстановленное изображения

в предварительно обученную модель VGG16 и вычислять воспринимаемые потери путем взятия разности трех выбирающих максимум объединяющих слоев в модели VGG16 для исходного и восстановленного изображений.

Потери стиля 1 рода: Модуль 124 может вычислять эти потери путем взятия разности в значении матрицы Грама трех выбирающих максимум объединяющих слоев в модели VGG16 для исходного и восстановленного изображений (т.е. такой же разности, как используемая для воспринимаемых потерь) с целью получения меры полной вариации в высокоуровневых признаках изображения.

Потери стиля 2 рода: Потери, подобные действительным потерям, но для которых модуль 124 использует для вычисления потерь составное изображение (содержащее исходное изображение в области без маски и восстановленное/выходное изображение в области маски) вместо восстановленного/выходного изображения, используемого для действительных потерь.

Потери вариации: Мера перехода из области маски в область без маски восстановленного изображения.

В других реализациях для обучения модели 1200 можно использовать больше, меньше типов потерь и/или потери других типов. На каждой итерации, в зависимости от того, насколько хорошо модель 1200 восстановила конкретное входное/исходное изображение (как измерено на основе минимизации потерь), модуль 124 может регулировать значения или параметры модели 1200 (например, регулировать весовые коэффициенты свертки).

Для генерирования синтетических "хороших" изображений из исходных (например, реальных) "дефектных" изображений, модель 1200 широко обучают с использованием хороших/не содержащих дефекта изображений. В некоторых реализациях модуль 124 случайным образом генерирует маски, используемые в ходе обучения (например, маски, применяемые для разных экземпляров входной пары 1202). Маски могут, например, полностью состоять из линий, имеющих разные значения ширины, длины и положения/ориентации. В качестве более конкретного примера, модуль 124 может случайным образом генерировать маски для изображений размера 256×256 , каждая из которых содержит семь линий с шириной линии от 50 до 100 точек. На фиг. 13 изображены две примерные маски 1302, 1304 этого рода, которые могут быть сгенерированы модулем 124. Обычно маски с линиями, которые являются слишком узкими, будут требовать весьма длительного времени обучения, тогда как маски с линиями, которые являются слишком широкими, будут приводить к нереалистичному регушированию. В других реализациях модуль 124 случайным образом генерирует маски с использованием других форм (например, прямоугольников, кругов, сочетания форм и т.д.) и/или выбирает их из предварительно спроектированного набора масок.

Когда модель 1200 обучена таким образом, модуль 124 может вводить в модель 1200 изображения дефектов с соответствующими масками, которые закрывают дефекты. На фиг. 12 показан пример, в котором модуль 124 применяет изображение 1210 дефекта (на котором показано инородное тело на поршне шприца) и маску 1212, закрывающую этот дефект, в качестве входной пары 1202 в модель 1200. Затем обученная модель 1200 восстанавливает изображение 1210 в виде не содержащего дефект изображения 1214. Модуль 124 может затем накладывать изображение 1214 на ту часть полного изображения емкости, которая соответствует исходному положению входного изображения 1210. В других реализациях модуль 124 может вводить в модель 1200 изображения емкостей в целом (или других объектов), и модель 1200 может выводить восстановленные изображения емкостей в целом (или других объектов).

На фиг. 14 изображены три примерные последовательности 1402, 1404, 1406, в которых синтетическое изображение 256×256 (правая сторона фиг. 14) сгенерировано путем цифрового удаления дефекта с реального изображения 256×256 (левая сторона фиг. 14) с использованием модели частичной свертки, подобной модели 1200. Как видно в примерных последовательностях 1402, 1404, 1406, сгенерирована маска, которая может выборочно закрывать дефект на поршне шприца или вблизи него. Более конкретно, дефект на самом поршне маскируют в последовательности 1402, тогда как инородное тело, покоящееся на поршне, маскируют в последовательностях 1404 и 1406. Маска может быть сгенерирована вручную или сгенерирована модулем 124 с использованием методик обнаружения объектов, например. Как видно в последовательности 1406, маска может иметь неправильную форму (например, несимметричную относительно оси).

На фиг. 15 изображен другой пример синтетического изображения 256×256 (правая сторона фиг. 15), сгенерированного путем цифрового удаления дефекта с реального изображения 256×256 (левая сторона фиг. 15) с использованием модели частичной свертки, подобной модели 1200, с разностным изображением (середина фиг. 15), которое показывает, как реальное изображение было модифицировано для достижения синтетического изображения. Разностное изображение иллюстрирует, что, хотя главным изменением относительно реального изображения было удаление дефекта поршня, к реальному изображению также добавлен некоторый шум. Как отмечено выше, этот шум может помочь уменьшить переобучение модели АВК (нейронной сети) в ходе обучения.

На фиг. 16 изображено реальное изображение 1600 шприца с дефектом поршня и не содержащее дефекта синтетическое изображение 1602, сгенерированное с использованием модели частичной сверт-

ки, подобной модели 1200. В этом примере оба изображения 1600, 1602 представляют собой изображения 251×1651 . Для этого конкретного примера восстановление было сделано более эффективным посредством сначала кадрирования квадратной части изображения 1600, на которой изображен дефект, и генерирования маски для меньшего, кадрированного изображения. После восстановления кадрированной области с использованием модели частичной свертки восстановленную область вставили обратно в исходное изображение 1600 для получения синтетического изображения 1602. Как видно на фиг. 16, синтетическое изображение 1602 предоставляет реалистичное представление шприца, не имеющего дефекта. Кроме того, хотя это и непросто увидеть невооруженным глазом, синтетическое изображение 1602 содержит добавленный шум, который может содействовать процессу обучения, как обсуждено выше. В этом случае, однако, добавленный шум не распределен по всему изображению 1602 из-за использованной методики кадрирования. В некоторых реализациях для обеспечения более реалистичного перехода между восстановленной областью и окружающими областями, а также удаления или сведения к минимуму каких-либо артефактов, можно использовать одну или несколько методик последующей обработки. Например, после генерирования синтетического изображения 1602 путем вставки восстановленной области обратно в исходное изображение 1600, модуль 124 может добавлять шум, который распределяется по всему изображению 1602, и/или выполнять сглаживание изображения 1602.

В некоторых реализациях модуль 124 также или взамен использует ретуширование на основе глубокого обучения (например, модель частичной свертки, подобную модели 1200) в обратном направлении, чтобы генерировать синтетические "дефектные" изображения из исходных "хороших" изображений. В первой реализации это можно выполнить путем обучения модели частичной свертки (например, модели 1200) таким же образом, как описано выше для случая добавления дефектов (например, с использованием хороших изображений для входной пары 1202). Для добавления дефекта, однако, в обученную модель частичной свертки вводят другое изображение. Более конкретно, вместо ввода "хорошего" изображения, модуль 124 сначала добавляет изображение желаемого дефекта к хорошему изображению в желаемом местоположении. На этом этапе можно использовать простые методики обработки изображений, такие как простая замена части хорошего изображения изображением желаемого дефекта. Модуль 124 может извлекать изображение дефекта из библиотеки 142 изображений признаков, например. На фиг. 17 изображены три примерных изображения 1700A-1700C дефекта, которые могут быть включены в библиотеку 142 изображений признаков, и любое из которых может быть использовано для замены части исходного изображения. Вместо них можно использовать дефекты любых других подходящих типов (например, дефект любого из типов, обсужденных выше в связи с библиотекой 142 изображений признаков по фиг. 1, или дефекты, связанные с другими контекстами, такими как контроль автомобильных кузовов, и т.д.).

В некоторых реализациях после размещения изображения дефекта в желаемом местоположении (например, с помощью ввода от пользователя инструмента программного обеспечения через графический пользовательский интерфейс или полностью модулем 124) модуль 124 автоматически создает маску путем установки закрытой зоны так, чтобы она имела такие же размер и положение на исходном изображении, что и наложенное изображение дефекта. Затем модуль 124 может вводить модифицированное исходное изображение (с наложенным изображением дефекта) и маску как отдельные вводы в модель частичной свертки (например, модель 1200).

На фиг. 18 изображены две примерные последовательности 1800, 1802, в которых данная методика используется для добавления дефекта на частичное изображение шприца 256×256 . В последовательности 1800 модуль 124 извлекает реальное изображение 1804A, накладывает желаемое изображение 1804B дефекта на выбранное (например, определенное вручную или случайным образом) местоположение или предварительно определенное местоположение, генерирует маску 1804C, совпадающую по размеру с реальным изображением 1804A, но содержащую закрытую зону, совпадающую по размеру и положению с наложенным изображением 1804B дефекта, и затем применяет модифицированное реальное изображение и маску 1804C как отдельные вводы в модель частичной свертки (например, модель 1200) для генерирования синтетического изображения 1804D. Подобным образом, в последовательности 1802 модуль 124 извлекает реальное изображение 1810A, накладывает желаемое изображение 1810B дефекта на выбранное (например, определенное вручную или случайным образом) местоположение или предварительно определенное местоположение, генерирует маску 1810C, совпадающую по размеру с реальным изображением 1810A, но содержащую закрытую зону, совпадающую по размеру и положению с наложенным изображением 1810B дефекта, и затем применяет модифицированное реальное изображение и маску 1810C как отдельные вводы в модель частичной свертки (например, модель 1200) для генерирования синтетического изображения 1810D. Для генерирования синтетических изображений 1804D, 1810D использовали ширину линий маски, равную 16 точек. Как видно на фиг. 18, эта методика ретуширует маскируемую область с помощью накладываемого дефекта и обеспечивает область плавного перехода с реалистичным внешним видом. Другой пример показан на фиг. 19, где эту же методику использовали для дополнения реального изображения 1900 251×1651 , чтобы получить синтетическое изображение 1902 дефекта.

В других реализациях модуль 124 использует модель частичной свертки, такую как модель 1200, для добавления дефектов на исходные изображения, но обучает модель иначе, чтобы поддерживать случайное генерирование дефекта. В этой реализации в ходе обучения модуль 124 подает каждое изображение дефекта (например, реальное изображение дефекта) в модель частичной свертки, чтобы оно служило целевым изображением. Обучающий образец является тем же изображением дефекта, но с маской, которая (при наложении на изображение дефекта) маскирует дефект. Повторяя эти действия для многочисленных изображений дефектов, модуль 124 обучает модель частичной свертки ретушировать каждую область маски/пробела с помощью дефекта. После обучения модели частичной свертки модуль 124 может применять хорошие изображения/изображения без дефекта вместе с масками как входные пары в желаемых местоположениях дефектов.

В этих реализациях, если требуются дефекты нескольких типов, может являться преимущественным обучение отдельных моделей частичной свертки для дефектов разных типов. Например, модуль 124 может обучать первую модель частичной свертки дополнять хорошие изображения посредством добавления деформированных ребер поршня, и т.д. Это в целом обеспечивает лучший контроль над ретушированием дефектов и позволяет независимо обучать разные модели (например, с помощью разных гиперпараметров для учета разных сложностей, связанных с дефектом каждого типа). Это также может генерировать дефекты, которые являются более "чистыми" (т.е. более отчетливо находящиеся в пределах одного класса дефектов), что может быть полезно, например, если синтезированные изображения необходимо использовать для обучения системы компьютерного зрения, которая идентифицирует разные классы дефектов.

На фиг. 20 изображены три примерные последовательности 2000, 2002, 2004, в которых эту методику использовали для добавления дефекта на изображение шприца. В каждой последовательности модуль 124 извлекает реальное изображение (левая сторона фиг. 20), генерирует маску, закрывающую часть реального изображения, в которую необходимо добавить дефект (середина фиг. 20), и применяет реальное изображение и маску как отдельные входы в обученную модель частичной свертки (подобную модели 1200) для генерирования синтетического изображения (правая сторона фиг. 20). Другой пример показан на фиг. 21, где эту же методику использовали для дополнения реального изображения 2100 251×1651, чтобы получить синтетическое изображение 2102 дефекта.

В некоторых реализациях модуль 124 также или взамен использует ретуширование на основе глубокого обучения (например, модель частичной свертки, подобную модели 1200) для модификации (например, перемещения и/или изменения внешнего вида) признака, представленного на исходных (например, реальных) изображениях. Например, модуль 124 может перемещать и/или изменять внешний вид мениска (например, в шприце). В этих реализациях модуль 124 может использовать любую из двух методик, описанных выше в контексте добавления дефекта с использованием модели частичной свертки (например, модели 1200): (1) обучение модели с использованием "хороших" изображений как целевых изображений, а затем наложение на исходные изображения изображений признака (например, из библиотеки 142 изображений признаков), на которых изображен внешний вид/положение желаемого признака, для генерирования синтетических изображений; или (2) обучение модели с использованием изображений, демонстрирующих внешний вид/положение желаемого признака (с соответствующими масками, закрывающими признак), а затем маскирование исходных изображений в местоположениях желаемого признака для генерирования синтетических изображений. Примерная последовательность 2200 для генерирования синтетического изображения с использованием последнего из двух альтернативных вариантов показана на фиг. 22.

Как видно на фиг. 22, маска, которая может иметь неправильную форму, должна закрывать как часть исходного изображения, на которой изображен релевантный признак (в данном случае - мениск), так и часть исходного изображения, на которую признак будет перенесен.

Другой пример показан на фиг. 23, где ту же методику использовали для дополнения реального изображения 2300 251×1651, чтобы получить синтетическое изображение 2302 (а именно, путем перемещения мениска в новое местоположение и "изменения формы" мениска). Подобно восстановлению, показанному на фиг. 16, восстановление делали более эффективным посредством сначала кадрирования квадратной части изображения 2300, на которой изображен мениск, а затем генерирования маски для меньшего, кадрированного изображения. После восстановления кадрированной области с использованием модели частичной свертки восстановленную область вставили обратно в исходное изображение 2300 для получения синтетического изображения 2302.

Модуль 124 может также или взамен использовать эту методику для перемещения/изменения других признаков, таких как поршень (путем цифрового перемещения поршня вдоль цилиндра), лиофилизированное содержимое флакона (например, путем цифрового изменения уровня заполнения флакона) и т.д. В реализациях, где модель частичной свертки обучают с использованием целевых изображений, на которых представлены внешний вид/положение желаемого признака (т.е. последней из обсужденных выше двух методик), модуль 124 может обучать и использовать отличающуюся модель для признаков

каждого типа. Для данной модели частичной свертки диапазон и вариация признака (например, мениска), которые модель генерирует искусственно, можно настраивать путем управления вариацией среди обучающих образцов. Обычно дополнение признака, такого как мениск, до стандартного состояния может способствовать обучению модели классификации АВК, предотвращая "отвлечение" классификатора на вариации в признаке (например, разные положения мениска), что, в свою очередь, помогает классификатору сфокусироваться только на дефектах.

Ретуширование с использованием модели частичной свертки может являться высокоэффективным. Для дополнения мениска, например, в зависимости от доступной (например, для блока 110 обработки) вычислительной мощности, за несколько минут с использованием единственной основной маски можно сгенерировать тысячи изображений. Столь же эффективным может являться и генерирование дефектов. Для удаления дефекта, в котором маску накладывают для каждого изображения, чтобы покрывать дефект (что может занимать приблизительно одну секунду на изображение), вывод может быть более медленным (например, тысячи изображений в час, в зависимости от того, насколько быстро можно создать каждую маску). Однако все эти процессы являются гораздо более быстрыми и дешевыми, чем создание и удаление дефектов на реальных изображениях вручную.

В некоторых реализациях ограничения вычислительной мощности могут ограничивать размер дополняемых изображений (например, изображениями приблизительно 512×512 пикселей или менее), что, в свою очередь, делает необходимым кадрирование изображений перед дополнением, а затем повторную вставку кадра дополненного изображения. Это занимает дополнительное время и может иметь другие нежелательные последствия (например, для методик ретуширования на основе глубокого обучения, не способных достичь преимуществ добавления небольшого шума/вариации на все изображение, а не только в меньшую/кадрированную часть, как отмечено выше в связи с фиг. 16). В некоторых реализациях модуль 124 решает эту проблему путем использования средства извлечения признаков ResNet, а не средства извлечения признаков VGG. Средства извлечения признаков, такие как эти, используют для вычисления потерь, которые используют для настройки весовых коэффициентов модели ретуширования в ходе обучения. Модуль 124 может использовать любую подходящую версию средства извлечения признаков ResNet (например, ResNet50, ResNet101, ResNet152 и т.д.) в зависимости от размеров изображения и желаемой скорости обучения.

Кроме того, в некоторых реализациях модуль 124 может применять последующую обработку к синтетическим изображениям с целью уменьшения нежелательных артефактов. Например, модуль 124 может добавлять шум к каждому синтетическому изображению, выполнять фильтрацию/сглаживание на каждом синтетическом изображении и/или выполнять на каждом синтетическом изображении анализ частотного спектра и обработку с помощью быстрого преобразования Фурье (FFT). Такие методики могут способствовать ослаблению любых артефактов и в целом делают изображения более реалистичными. В качестве другого примера, модуль 124 может пропускать каждое синтетическое изображение через средство уточнения, где средство уточнения было обучено путем создания пары средства уточнения с дискриминатором. В ходе обучения и в средство уточнения, и в дискриминатор подаются (например, модулем 124) синтетические и реальные изображения. Целью дискриминатора является нахождение отличий между реальным и синтетическим изображениями, тогда как целью средства уточнения является уточнение синтетического изображения до точки, в которой дискриминатор больше не сможет отличить синтетическое изображение от реального изображения. Таким образом, средство уточнения и дискриминатор являются соперниками друг для друга и действуют способом, подобным порождающей состязательной сети (GAN). После нескольких циклов обучения средство уточнения может стать весьма приспособленным для уточнения изображений, поэтому модуль 124 может использовать обученное средство уточнения для удаления артефактов с синтетических изображений, которые подлежат добавлению в библиотеку 140 обучающих изображений. Любую из вышеописанных методик можно также использовать для обработки/уточнения синтетических изображений, которые были сгенерированы без использования методик глубокого обучения, таких как синтетические изображения, сгенерированные с использованием обсужденного выше алгоритма 400.

Для того чтобы показать, что генерирование дополняющих синтетических изображений из исходных изображений (например, синтетических "дефектных" изображений для реальных "хороших" изображений или синтетических "хороших" изображений для реальных "дефектных" изображений) может существенно улучшить обучение модели АВК на основе глубокого обучения (например, классификатора изображений) и направить модель АВК на точное определение местоположений дефектов, были выполнены различные испытания. В одном таком испытании классификатор дефектов ResNet50 для шприцев обучали на двух наборах обучающих образцов. Первый набор обучающих образцов состоял из 270 исходных изображений с дефектами и 270 исходных изображений без дефектов. Во втором наборе обучающих изображений образцы без дефектов состояли из 270 исходных изображений и 270 синтетических изображений (сгенерированных из первоначально дефектных образцов, дефекты с которых были удалены с использованием инструмента ретуширования), тогда как образцы с дефектами состояли из 270 исходных изображений (которые использовали для генерирования синтетических изображений без дефектов) и 270 синтетических изображений (которые были сгенерированы из 270 исходных изображений де-

фектов и сгенерированы с использованием инструмента ретуширования без масок). Тестовые образцы в обоих случаях представляли собой 60 исходных изображений с сочетанием дефектов и отсутствия дефектов. Следует отметить, что тестовые образцы не являлись независимыми от обучающих образцов, поскольку первые представляли собой изображения таких же шприцев, как и последние, и отличались только за счет поворота.

Ниже представлена таблица, в которую сведены подробности этих наборов обучающих образцов, которые были использованы для обучения двух разных моделей классификации изображений АВК ("Классификатор 1" и "Классификатор 2"):

Классификатор 1	
<i>БЕЗ ДЕФЕКТОВ</i>	<i>С ДЕФЕКТАМИ</i>
270 исходных изображений	270 исходных изображений
Классификатор 2	
<i>БЕЗ ДЕФЕКТОВ</i>	<i>С ДЕФЕКТАМИ</i>
270 исходных изображений (А)	270 исходных изображений (В)
270 синтетических изображений (С)	270 синтетических изображений (D)
[сгенерированных из (В)]	[сгенерированных из (В)]

Каждый из Классификатора 1 и Классификатора 2 обучали в течение восьми эпох с использованием алгоритма оптимизации "Adam" со скоростью обучения 0,0001.

На фиг. 24А показаны изображения 2400, 2402 Grad-CAM, сгенерированные с использованием соответственно Классификатора 1 и Классификатора 2 для дефекта в виде черно-белого пятна. Хотя и Классификатор 1, и Классификатор 2 обеспечивали 100% точность для использованных тестовых образцов, на фиг. 24А можно видеть, что Классификатор 2 обеспечивал резкое улучшение относительно Классификатора 1. А именно, Классификатор 2 был сфокусирован на правильной области изображения образца (ребрах поршня), тогда как Классификатор 1 вместо этого был сфокусирован на зоне мениска, где дефект отсутствовал. Более того, Классификатор 1 обеспечивал правильную классификацию ("дефект") только потому, что, как отмечено выше, изображение было связано посредством вращения с образцами, которые классификатор уже наблюдал в ходе обучения.

Другой пример показан на фиг. 24В, где показаны изображения 2410, 2412 Grad-CAM, сгенерированные с использованием, соответственно, Классификатора 1 и Классификатора 2 для дефекта в виде пятнышка. И снова Классификатор 2 был сфокусирован на правильной области, тогда как Классификатор 1 был сфокусирован на неправильной области. Это также имело место для трех других классов дефектов, которые испытывали. Таким образом, включение 50% синтетических изображений в набор обучающих образцов резко повышало производительность классификатора во всех испытанных случаях.

Для обеспечения надлежащего обучения модели АВК (например, модели классификации изображений) является разумным включать критерии контроля качества в одну или несколько ступеней. Это может быть особенно важно в фармацевтическом контексте, где необходимо обеспечить безопасность пациента, гарантируя безопасный и надежный лекарственный продукт. В некоторых реализациях выполняют проверки качества как при "предварительной обработке", так и при "последующей обработке" (например, посредством модуля 126 оценки изображений/библиотеки). Обычно эти проверки качества при предварительной и последующей обработке могут применять различные методики обработки изображений для анализа и/или сравнения информации на попиксельной основе.

Поскольку изображения обычно снимают в жестко контролируемых условиях, между двумя любыми изображениями из одного набора данных часто могут иметь место лишь тонкие отличия. Несмотря на то, что измерение изменчивости параметров изображения по всему набору данных может являться трудоемким, способность быстро и визуально оценивать эту изменчивость может сэкономить время (например, за счет исключения измерений неверных атрибутов) и может служить в качестве начальной проверки качества в отношении условий съемки изображения. Знание этой изменчивости может быть полезно по двум причинам. Во-первых, изменчивость в некоторых атрибутах (например, в положении поршня) может подавлять сигнал от фактического дефекта и, таким образом, приводить к неверным классификациям, так как алгоритм может взвешивать переменный атрибут как более весомый, чем сам дефект. Во-вторых, для цели дополнения изображений может быть полезно знать диапазон изменчивости заданных атрибутов, чтобы ограничивать эти атрибуты этим диапазоном при создании представляющих совокупность синтетических изображений.

На фиг. 25 изображен примерный процесс 2500 генерирования визуализации, который можно использовать для быстрой оценки разнообразия в наборе изображений. Процесс 2500 может выполняться модулем 126 оценки изображений/библиотеки (также называемым просто "модулем 126"). В процессе 2500 модуль 126 преобразует набор 2502 изображений в набор соответствующих числовых матриц 2504, каждая из которых содержит в точности по одному элементу матрицы на каждый пиксель в соответствующем изображении из набора 2502 изображений. Затем модуль 126 определяет максимальное значение среди всех числовых матриц 2504 в каждом матричном положении (i, j) и использует это

максимальное значение для заполнения соответствующего положения (i, j) в матрице 2506 максимальных значений. Затем модуль 126 преобразует матрицу 2506 максимальных значений в составное (растровое) изображение 2508 максимальной изменчивости. Альтернативно модуль 126 может избегать создания новой матрицы 2506 максимальных значений и взамен обновлять конкретную числовую матрицу из набора 2504 (например, путем последовательного сравнения значения каждого элемента для этой числовой матрицы со значением соответствующего элемента для всех остальных числовых матриц 2504 и его обновления каждый раз, когда обнаруживается большее значение).

Затем компьютерная система 104 может представлять полученное в результате составное изображение 2508 на дисплее для обеспечения возможности быстрой визуализации изменчивости набора данных.

На фиг. 26А изображен один пример такой визуализации 2600. В этом примере видно, что поршень перемещается влево вплоть до точки 2602. Это может быть или не быть приемлемым, в зависимости от желательных ограничений. Затем модуль 124 может использовать точку 2602 в качестве крайнего левого предела на поршне (например, при создании синтетических изображений с разными положениями поршня), например. В некоторых реализациях модуль 124 определяет этот предел более точно путем определения точки (например, положения пикселя), в которой первая производная по последовательным столбцам превышает некоторое пороговое значение.

Также возможны другие вариации визуализации 2600. Например, модуль 126 может определять минимальное изображение (т.е. брать минимальное значение элемента в каждом положении матрицы по всем числовым матрицам 2504) или среднее изображение (т.е. брать среднее значение в каждом положении матрицы по всем числовым матрицам 2504) и т.д.

Примерная визуализация 2604 среднего изображения показана на фиг. 26В. В любой из этих реализаций данную методику можно использовать для отображения изменчивости в качестве проверки качества и/или определения пределов атрибута/признака, которых должны придерживаться синтетические изображения.

На фиг. 27 изображен примерный процесс 2700 оценки подобию между синтетическим изображением и набором изображений. Например, процесс 2700 может исполняться модулем 126 оценки изображений/библиотеки для оценки синтетических изображений, генерируемых модулем 124 расширения библиотеки. Модуль 126 может использовать процесс 2700 в дополнение к одной или нескольким другим методикам (например, к оценке производительности модели АВК до и после добавления синтезированных изображений в обучающий набор). Однако процесс 2700 используется более целенаправленным образом, чтобы гарантировать, что каждое синтетическое изображение радикально не отличается от исходных, реальных изображений.

В блоке 2702 процесса 2700, для каждого изображения в наборе реальных изображений, модуль 126 вычисляет среднеквадратическую ошибку (MSE) относительно каждого другого изображения в наборе реальных изображений. MSE между любыми двумя изображениями является средним квадратичной разности в значениях пикселей (например, в соответствующих значениях элементов матрицы) в каждом положении. Например, для изображений $i \times j$ MSE равна сумме квадратичных разностей по всем $i \times j$ положениям пикселей/элементов, деленной на количество $i \times j$. Таким образом, модуль 126 вычисляет MSE для каждой возможной пары изображений в наборе реальных изображений. Набор реальных изображений может содержать все доступные реальные изображения или поднабор большего набора реальных изображений.

В блоке 2704 модуль 126 определяет наибольшую MSE среди всех MSE, вычисленных в блоке 2702, и устанавливает верхний предел равным этой наибольшей MSE. Этот верхний предел, например, может служить в качестве максимальной допустимой величины расхождения между синтетическим изображением и набором реальных изображений. Нижний предел обязательно равен нулю.

В блоке 2706 модуль 126 вычисляет MSE между рассматриваемым синтетическим изображением и каждым изображением в наборе реальных изображений. Затем в блоке 2708 модуль 126 определяет, превышает ли наибольшая из MSE, вычисленных в блоке 2706, верхний предел, установленный в блоке 2704. Если да, то в блоке 2710 модуль 126 генерирует указание о расхождении синтетического изображения относительно набора реальных изображений. Например, модуль 126 может вызывать отображение указания о том, что верхний предел был превышен, или генерировать флаг, указывающий, что синтетическое изображение не следует добавлять в библиотеку 140 обучающих изображений, и т.д. Если наибольшая из MSE, вычисленных в блоке 2706, не превышает верхнего предела, установленного в блоке 2704, то в блоке 2712 модуль 126 не генерирует указания о расхождении. Например, модуль 126 может вызывать отображение указания о том, что верхний предел не был превышен, или генерировать флаг, указывающий, что синтетическое изображение следует или можно добавить в библиотеку 140 обучающих изображений, и т.д.

В некоторых реализациях процесс 2700 в одном или нескольких отношениях отличается от того, что показано на фиг. 27. Например, в блоке 2708 модуль 126 может взамен определять, превышает ли среднее всех MSE, вычисленных в блоке 2706, верхний предел. В качестве другого примера, в некоторых

реализациях модуль 126 генерирует гистограмму MSE, вычисленных в блоке 2706, вместо выполнения (или в дополнение к нему) блоков 2708, 2710 или блоков 2708, 2712. Пример одной такой гистограммы 2800 показан на фиг. 28. Ось x примерной гистограммы 2800 показывает MSE, тогда как ось y показывает количество раз, которое MSE появилось в ходе сравнений синтетических и реальных изображений. Хотя для использования MSE в качестве приближенного показателя качества существуют некоторые неотъемлемые ограничения, эта метрика может обеспечивать приемлемый подход, дополняющий анализ производительности модели АВК.

В некоторых реализациях, в дополнение к обсужденным выше методикам (например, процессу 2700) или вместо них, компьютерная система 104 определяет одну или несколько других метрик качества изображения (например, для определения подобия между данным синтетическим изображением и другими изображениями или для измерения разнообразия набора изображений, и т.д.). Например, с этой целью компьютерная система 104 может использовать методики, описанные в предварительной заявке на патент США № 63/020232.

На фиг. 29-32 изображены блок-схемы примерных способов, соответствующих различным описанным выше методикам. Обращаясь сначала к фиг. 29, способ 2900 генерирования синтетического изображения посредством переноса признака на исходное изображение может исполняться модулем 124 по фиг. 1 (например, при исполнении блоком 110 обработки команд модуля 124, хранящихся в блоке 114 памяти), к примеру.

В блоке 2902 принимают или генерируют матрицу признака. Матрица признака является числовым представлением изображения признака, которое изображает признак. Признак может представлять собой дефект, связанный с емкостью (например, шприцем, флаконом, картриджем и т.д.) или содержимым емкости (например, текучим или лиофилизированным лекарственным продуктом), например, такой, как трещина, скол, пятно, инородное тело и т.д. Альтернативно признак может представлять собой дефект, связанный с другим объектом (например, царапины или вмятины на кузове автомобиля, вмятины или трещину в облицовке зданий, трещины, пузырьки или примеси в стеклянных окнах и т.д.). Блок 2902 может включать выполнение преобразования изображения дефекта из блока 404 на фиг. 4А, например. В некоторых вариантах осуществления блок 2902 включает вращение и/или изменение размера матрицы признака или вращение и/или изменение размера изображения, из которого получена матрица признака (например, как обсуждено выше в связи с фиг. 4А для более частного случая, в котором "признак" представляет собой дефект). Если изображение признака поворачивают и/или изменяют его размер, этот этап происходит перед генерированием матрицы признака, чтобы гарантировать, что матрица признака отражает поворот. Когда блок 2902 включает вращение матрицы признака или изображения признака, способ 2900 может включать вращение матрицы признака или изображения признака на величину, которая основана как на (1) повороте признака, представленного на изображении признака, так и на (2) желаемом повороте признака, представленного на изображении признака. Способ 2900 может включать, например, определение этого "желаемого" поворота на основе положения зоны, в которую будет перенесен этот признак. Блок 2902 может также или взамен включать изменение размера матрицы признака или изображения признака.

В блоке 2904 принимают или генерируют матрицу зоны замещения. Матрица зоны замещения является числовым представлением зоны на исходном изображении, в которую будет перенесен/переставлен признак. Блок 2904 может быть подобным блоку 410 по фиг. 4А, например.

В блоке 2906 матрицу признака нормируют относительно части матрицы признака, которая не представляет изображенный признак. Блок 2906 может включать блок 412 по фиг. 4А, например.

В блоке 2908 на основе матрицы зоны замещения и нормированной матрицы признака генерируют синтетическое изображение. Блок 2908 может включать блоки 414, 416, 418, 420, 422 и 424 по фиг. 4А, например.

Понятно, что блоки способа 2900 не обязательно идут точно в показанном порядке. Например, блоки 2906 и 2908 могут происходить параллельно, причем блок 2904 может происходить перед блоком 2902 и т.д.

Обращаясь далее к фиг. 30, способ 3000 генерирования синтетического изображения посредством удаления дефекта, представленного на исходном изображении, может исполняться модулем 124 по фиг. 1 (например, при исполнении блоком 110 обработки команд модуля 124, хранящихся в блоке 114 памяти), к примеру.

В блоке 3002 часть исходного изображения, на которой изображен дефект, подвергают маскированию. Маска, например, может применяться автоматически (например, сначала с использованием обнаружения объекта для обнаружения дефекта) или может применяться в ответ на пользовательский ввод, идентифицирующий соответствующую зону маски.

В блоке 3004 вычисляют метрики соответствия. Эти метрики отражают статистические показатели пикселей, указывающие соответствия между частями исходного изображения, которые являются смежными с маскируемой частью, и другими частями исходного изображения.

В блоке 3006 метрики соответствия, вычисленные в блоке 3004, используют для заполнения маскируемой части исходного изображения частью изображения, не содержащей дефект. Например, маски-

руемая часть может быть заполнена/ретуширована способом, стремящимся имитировать другие структуры на исходном изображении.

В блоке 3008 нейронную сеть обучают для автоматизированного визуального контроля с использованием синтетического изображения (например, с помощью множества других реальных и синтетических изображений). Нейронная сеть АВК может представлять собой, например, нейронную сеть для классификации изображений или нейронную сеть (например, сверточную) для обнаружения объектов и т.д.

Понятно, что блоки способа 3000 необязательно идут точно в показанном порядке.

Обращаясь далее к фиг. 31, способ 3100 генерирования синтетических изображений посредством удаления или модификации признаков, представленных на исходных изображениях, или посредством добавления изображенных признаков на исходные изображения может выполняться модулем 124 по фиг. 1 (например, при исполнении блоком 110 обработки команд модуля 124, хранящихся в блоке 114 памяти), к примеру.

В блоке 3102 обучают модель частичной свертки (например, подобную модели 1200). Модель частичной свертки содержит кодер с рядом слоев свертки и декодер с рядом слоев свертки и переноса. Блок 3102 включает, для каждого изображения из набора обучающих изображений, применение обучающего изображения и соответствующей маски как отдельных вводов в модель частичной свертки.

В блоке 3104 генерируют синтетические изображения. Блок 3104 включает, для каждого из исходных изображений, применение исходного изображения (или модифицированной версии исходного изображения) и соответствующей маски как отдельных вводов в обученную модель частичной свертки. Исходное изображение может сначала модифицироваться путем наложения кадрированного изображения признака (например, дефекта), подлежащего добавлению, например, перед применением модифицированного исходного изображения и соответствующей маски как вводов в обученную модель частичной свертки.

В блоке 3106 нейронную сеть для автоматизированного визуального контроля обучают с использованием синтетических изображений (а также, возможно, с использованием исходных изображений). Нейронная сеть АВК может представлять собой, например, нейронную сеть для классификации изображений или нейронную сеть (например, сверточную) для обнаружения объектов и т.д.

Понятно, что блоки способа 3100 необязательно идут точно в показанном порядке.

Обращаясь далее к фиг. 32, способ 3200 оценки синтетических изображений для потенциального использования в библиотеке обучающих изображений может выполняться модулем 124 по фиг. 1 (например, при исполнении блоком 110 обработки команд модуля 124, хранящихся в блоке 114 памяти), к примеру.

В блоке 3202 на основе значений пикселей изображений вычисляют метрики, указывающие различия между (1) каждым изображением в наборе изображений (например, реальных изображений) и (2) каждым другим изображением в наборе изображений. Блок 3202 может быть подобным блоку 2702 по фиг. 27, например.

В блоке 3204 генерируют пороговое значение различия (например, "верхний предел" по фиг. 27) на основе метрик, вычисленных в блоке 3202. Блок 3204 может быть подобным блоку 2704 по фиг. 27, например.

В блоке 3206 различные операции повторяют для каждого из синтетических изображений. В частности, в блоке 3208 метрику синтетического изображения вычисляют на основе значений пикселей синтетического изображения, и в блоке 3210 на основе метрики синтетического изображения и порогового значения различия определяют пригодность синтетического изображения. Блок 3208 может быть подобным блоку 2706 по фиг. 27, и блок 3210 может включать блок 2708 и любой из блока 2710 и блока 2712 по фиг. 27, например. В некоторых реализациях блок 3206 включает один или ручных этапов (например, ручное определение пригодности на основе отображаемой гистограммы, подобной гистограмме 2800, показанной на фиг. 28).

Понятно, что блоки способа 3200 не обязательно идут точно в показанном порядке.

Хотя системы, способы, устройства и их компоненты были описаны в рамках примерных вариантов осуществления, они не ограничиваются ими. Подробное описание следует интерпретировать как приведенное только в качестве примера, и в нем не описан каждый возможный вариант осуществления настоящего изобретения, поскольку описание каждого возможного варианта осуществления было бы непрактичным, если не невозможным. Могут быть реализованы многочисленные альтернативные варианты осуществления с использованием либо современной технологии, либо технологии, разработанной после даты подачи настоящего патента, которые, тем не менее, находятся в пределах объема формулы изобретения, определяющей настоящее изобретение.

Специалисты в данной области техники поймут, что широкое разнообразие модификаций, изменений и комбинаций может быть выполнено применительно к описанным выше вариантам осуществления без отхода от объема настоящего изобретения, и что такие модификации, изменения и комбинации необходимо рассматривать как попадающие в объем идеи настоящего изобретения.

ФОРМУЛА ИЗОБРЕТЕНИЯ

1. Способ генерирования синтетического изображения посредством переноса признака на исходное изображение, при этом признак является дефектом, связанным с образцом, представленным на исходном изображении, включающий:

прием или генерирование матрицы признака, представляющей собой числовое представление изображения признака, на котором изображен признак, причем каждый элемент матрицы признака соответствует разному пикселю изображения признака, при этом матрица признака включает в себя первую часть, которая представляет признак, и вторую часть, которая не представляет признак;

прием или генерирование матрицы зоны замещения, представляющей собой числовое представление зоны на исходном изображении, в которую будет перенесен признак, причем каждый элемент матрицы зоны замещения соответствует разному пикселю исходного изображения;

нормирование матрицы признака относительно второй части матрицы признака, которая не представляет признак, по строкам или по столбцам посредством:

генерирования гистограммы строки признака из значений элементов для строки или столбца матрицы признака,

идентификации пиковой области гистограммы строки признака, которая соответствует второй части матрицы признака, которая не представляет признак, и

для каждого элемента строки или столбца матрицы признака вычитание центрального значения пиковой области из значения элемента посредством вычитания (i) среднего значения всех значений в строке или столбце, соответствующих пиковой области, из (ii) значения элемента; и

генерирование синтетического изображения посредством отображения нормированной матрицы признака в матрицу зоны замещения посредством итеративного выполнения сравнения для каждого элемента нормированной матрицы признака.

2. Способ по п.1, отличающийся тем, что образцом является емкость и признак представляет собой дефект, связанный с емкостью или содержимым емкости.

3. Способ по п.2, отличающийся тем, что:

емкость представляет собой шприц и признак представляет собой дефект, связанный с цилиндром шприца, поршнем шприца, колпачком иглы шприца или текучей средой в шприце; или

емкость представляет собой флакон и признак представляет собой дефект, связанный со стенкой флакона, крышкой флакона, буртиком флакона или текучей средой или лиофилизированной массой во флаконе.

4. Способ по любому из пп.1-3, отличающийся тем, что дополнительно включает:

для каждой строки или столбца матрицы зоны замещения генерирование гистограммы строки зоны замещения;

идентификацию пиковой области гистограммы строки зоны замещения и

определение числового диапазона, представляющего ширину пиковой области гистограммы строки зоны замещения,

при этом генерирование синтетического изображения включает генерирование синтетического изображения на основе (i) числового диапазона для каждой строки или столбца матрицы признака и (ii) нормированной матрицы признака.

5. Способ по п.4, отличающийся тем, что генерирование синтетического изображения включает для каждой строки или столбца матрицы признака:

для каждого элемента строки или столбца матрицы признака определение того, имеет ли элемент матрицы признака значение в пределах числового диапазона; и

модификацию матрицы исходного изображения, представляющей собой числовое представление исходного изображения, или (i) посредством сохранения исходного значения соответствующего элемента в матрице исходного изображения, когда элемент матрицы признака имеет значение в пределах числового диапазона, или (ii) посредством установки соответствующего элемента в матрице исходного изображения равным сумме исходного значения и значения элемента в матрице признака, когда значение элемента матрицы признака не находится в пределах числового диапазона.

6. Способ по п.5, отличающийся тем, что генерирование синтетического изображения включает преобразование модифицированной матрицы исходного изображения в растровое изображение.

7. Способ по любому из пп.1-6, отличающийся тем, что прием или генерирование матрицы признака включает вращение или изменение размера матрицы признака или изображения признака.

8. Способ по п.7, отличающийся тем, что вращение матрицы признака или изображения признака включает вращение матрицы признака или изображения признака на величину, которая основана на (i) повороте признака, представленного на изображении признака, и (ii) желаемом повороте признака, представленного на изображении признака.

9. Способ по п.8, отличающийся тем, что дополнительно включает определение желаемого поворота на основе положения зоны, в которую будет перенесен признак.

10. Способ по любому из пп.1-9, отличающийся тем, что дополнительно включает повторение спо-

соба для каждого из множества признаков, соответствующих разным признакам в библиотеке признаков.

11. Способ по любому из пп.1-10, отличающийся тем, что дополнительно включает генерирование множества синтетических изображений посредством повторения способа для каждого из множества исходных изображений.

12. Способ по п.11, отличающийся тем, что дополнительно включает:

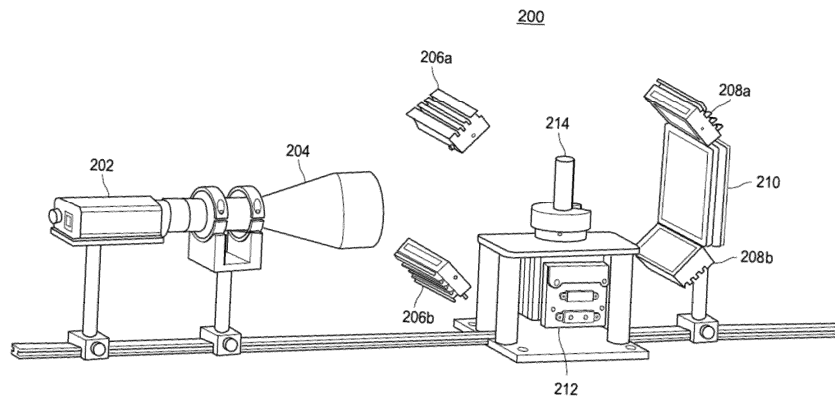
обучение нейронной сети для автоматизированного визуального контроля с использованием множества синтетических изображений и множества исходных изображений; и опционально

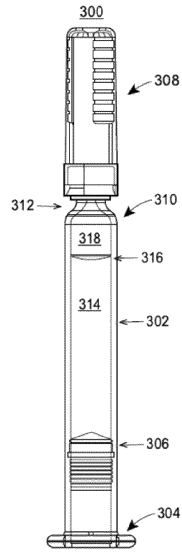
контроль множества изображений на предмет изображенных дефектов с использованием обученной нейронной сети.

13. Вычислительная система, содержащая:

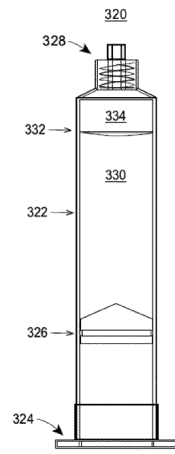
один или несколько процессоров и

один или несколько энергонезависимых машиночитаемых носителей данных, хранящих команды, которые при исполнении одним или несколькими процессорами приводят к тому, что вычислительная система выполняет способ по любому из пп.1-12.

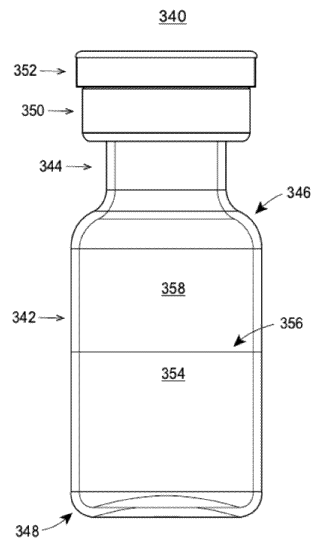




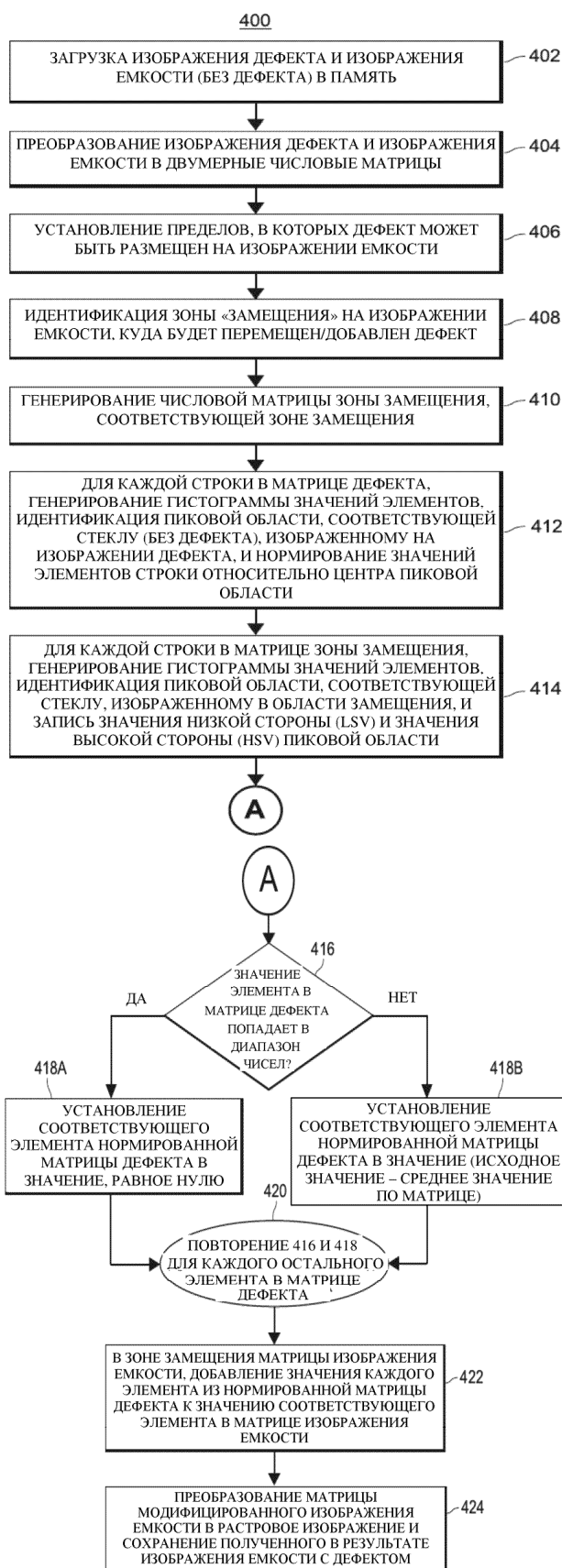
Фиг. 3А



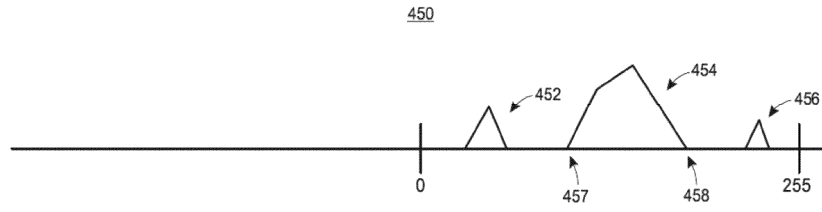
Фиг. 3В



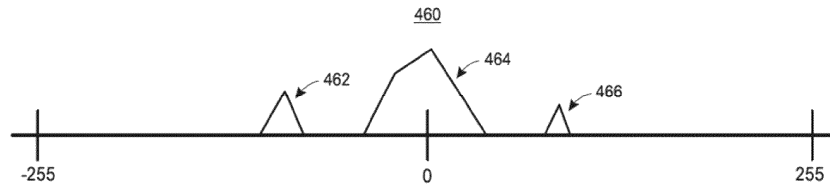
Фиг. 3С



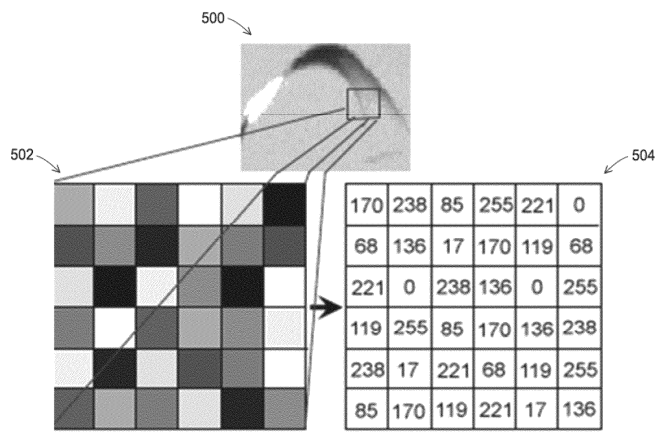
Фиг. 4А



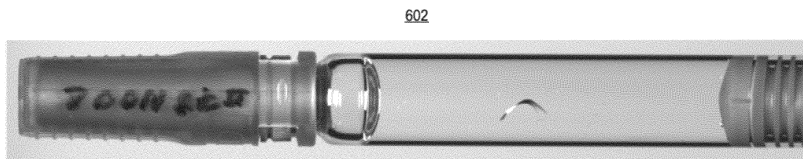
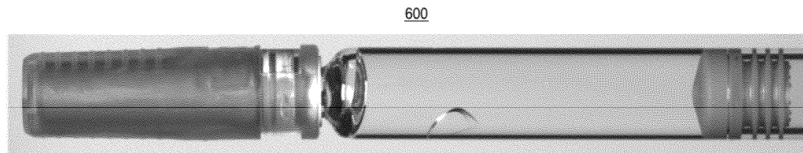
Фиг. 4В



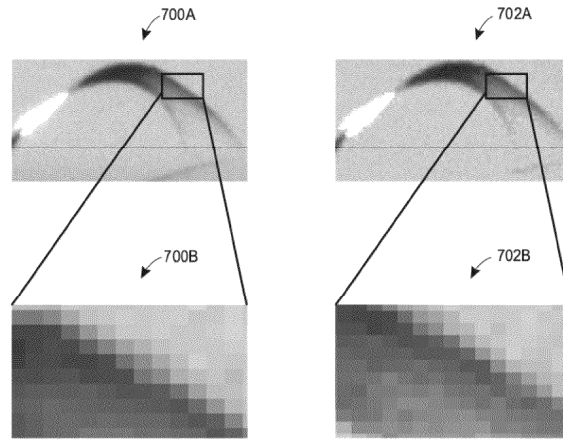
Фиг. 4С



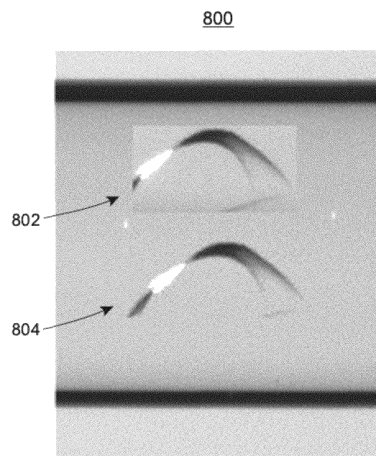
Фиг. 5



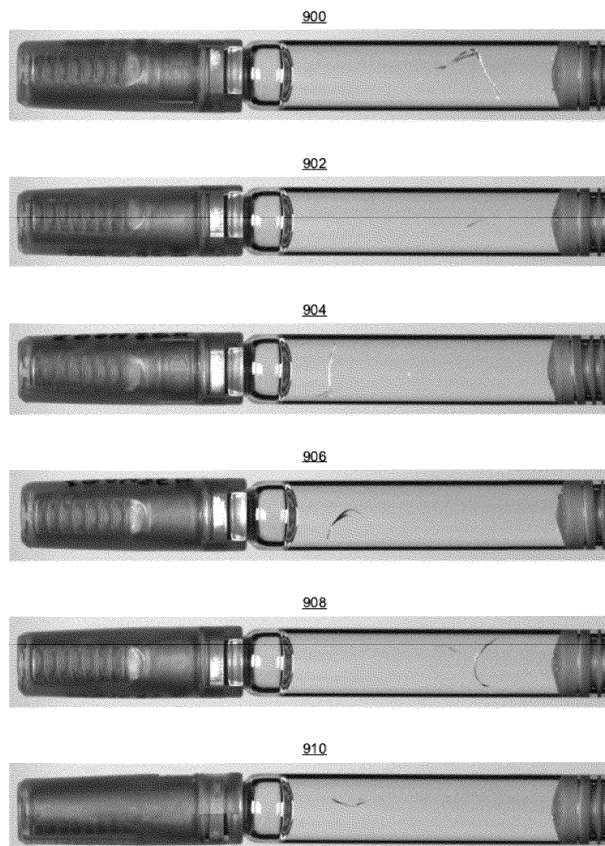
Фиг. 6



Фиг. 7

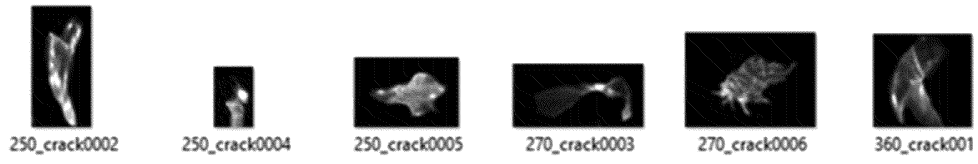


Фиг. 8



Фиг. 9А

920

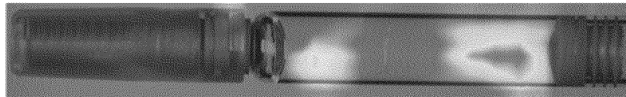


Фиг. 9В

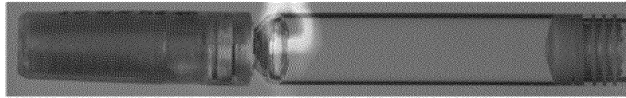
1000



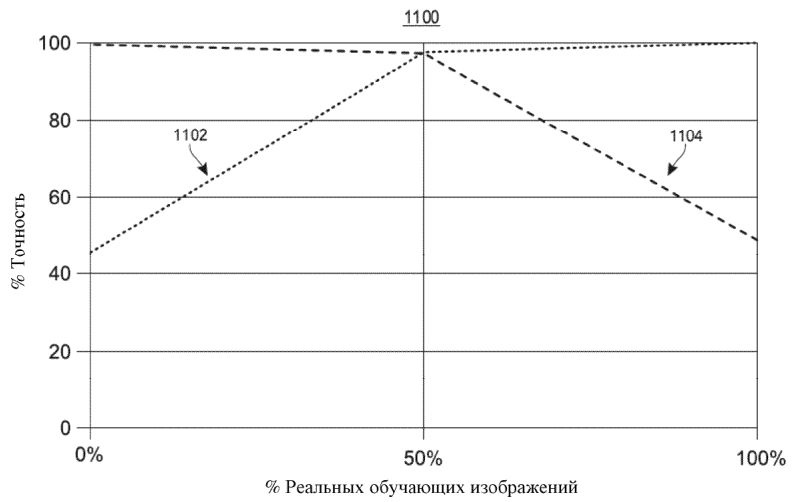
1002



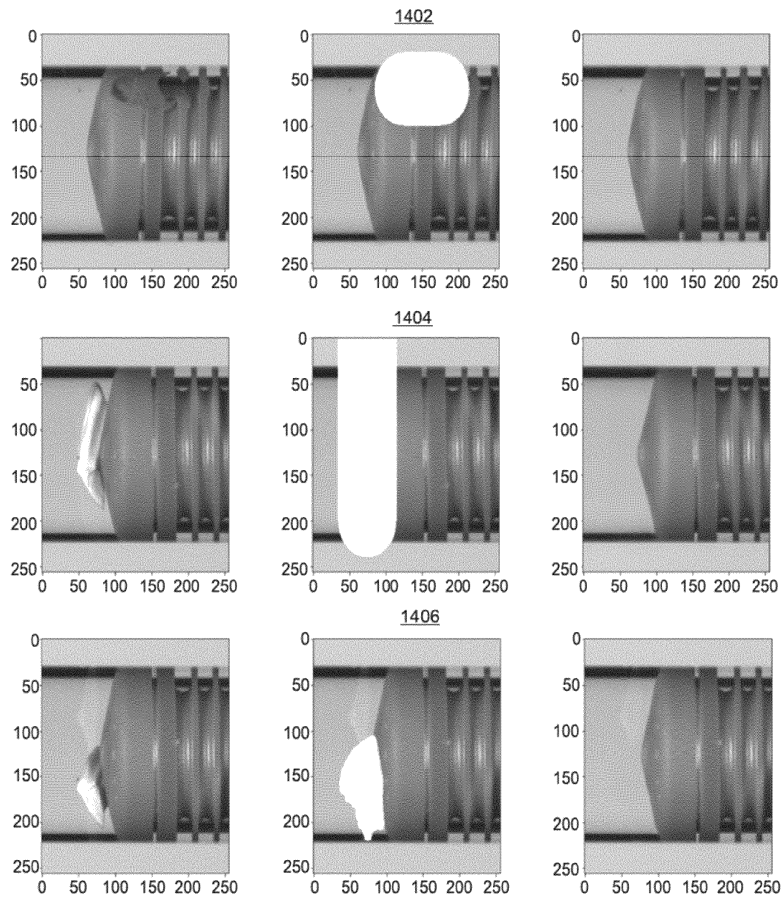
1004



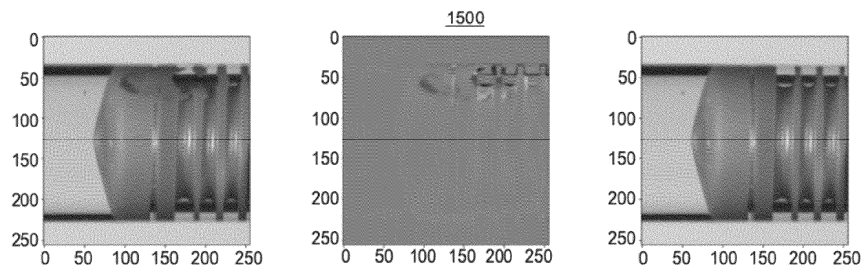
Фиг. 10



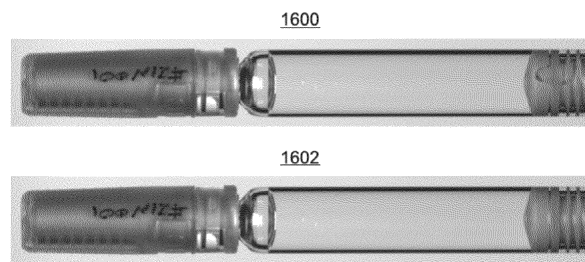
Фиг. 11



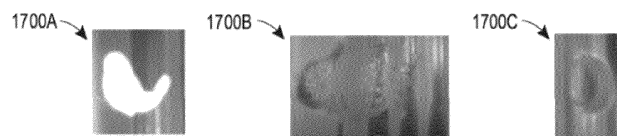
Фиг. 14



Фиг. 15

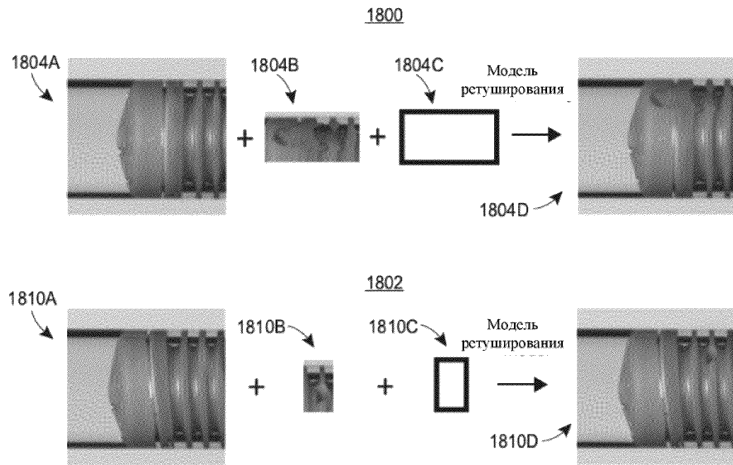


Фиг. 16

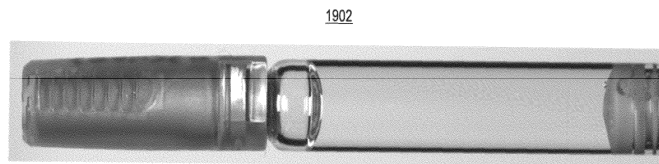
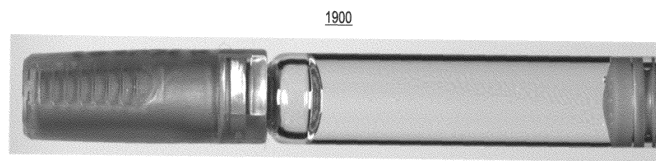


Фиг. 17

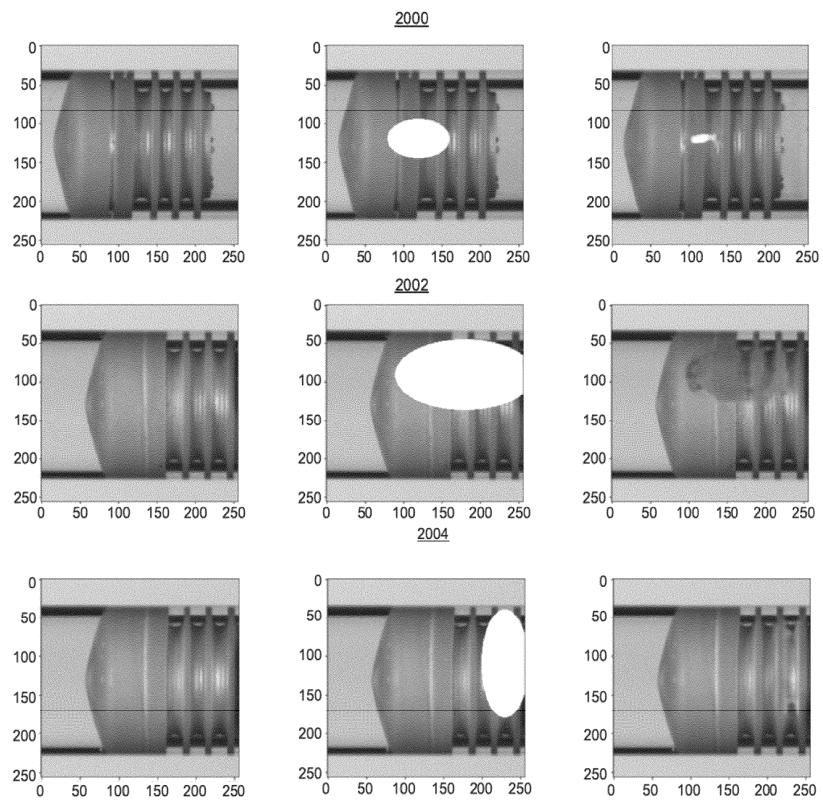
048123



Фиг. 18

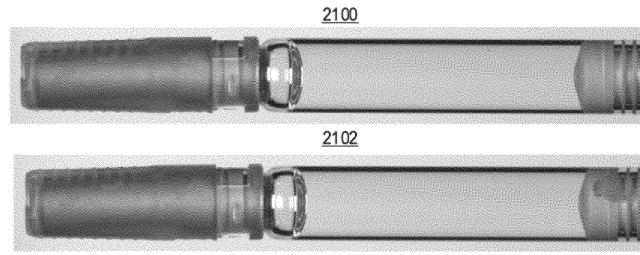


Фиг. 19

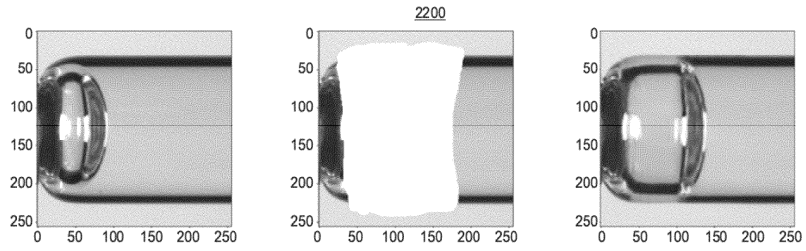


Фиг. 20

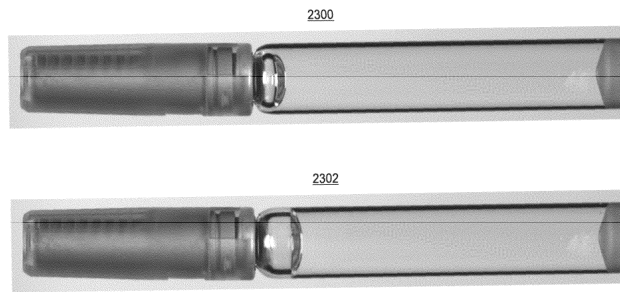
048123



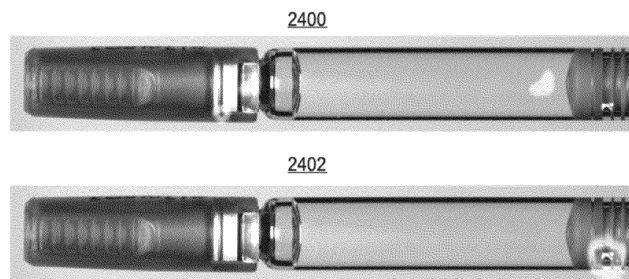
Фиг. 21



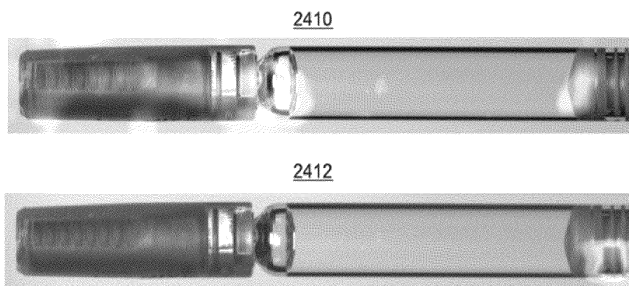
Фиг. 22



Фиг. 23

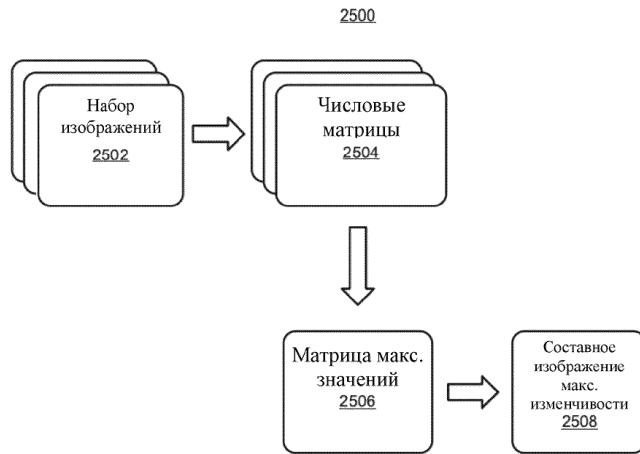


Фиг. 24А

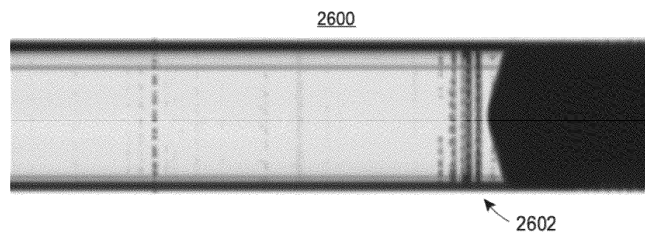


Фиг. 24В

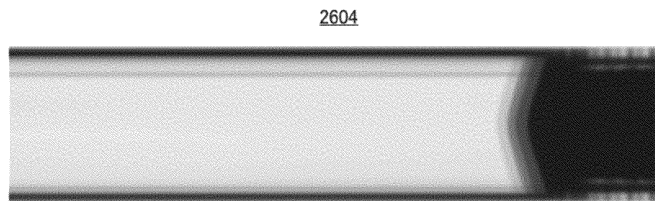
048123



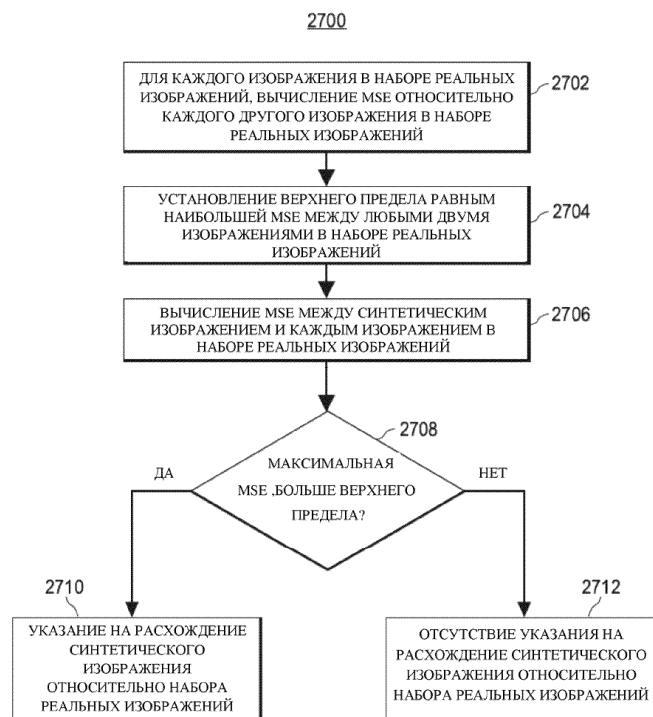
Фиг. 25



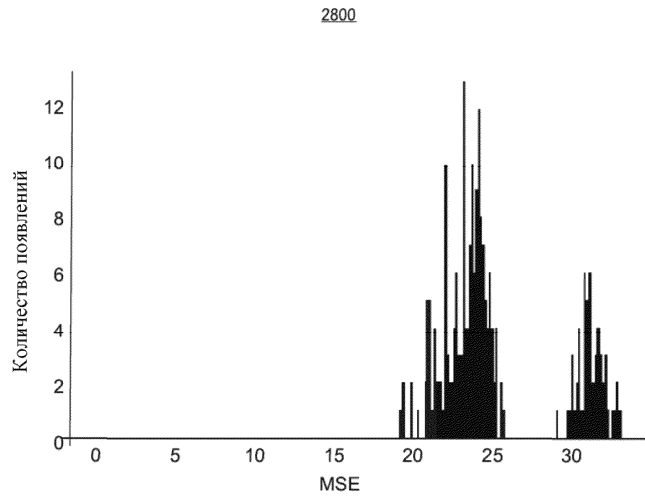
Фиг. 26А



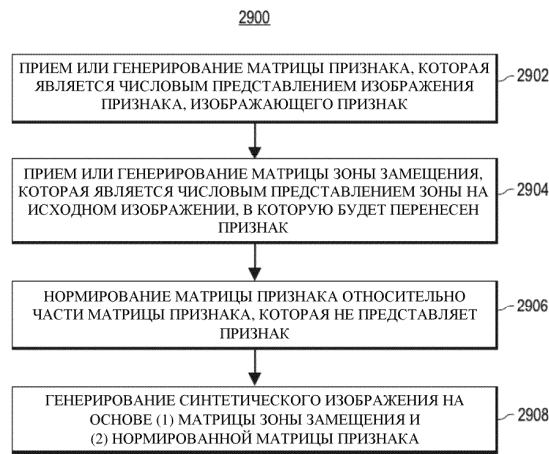
Фиг. 26В



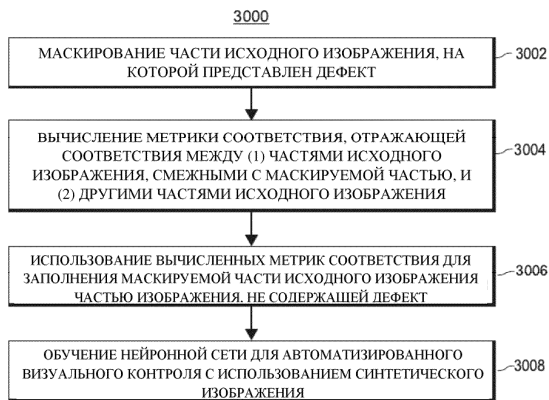
Фиг. 27



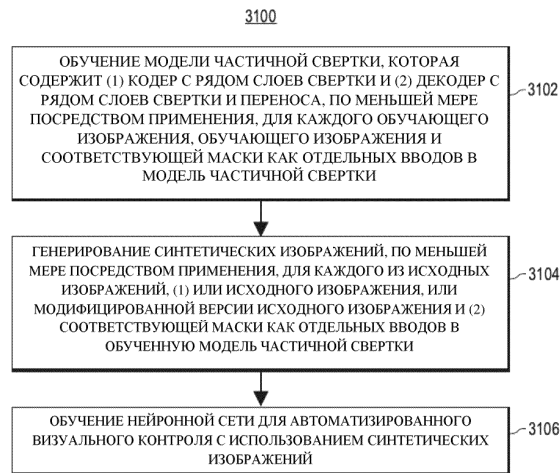
Фиг. 28



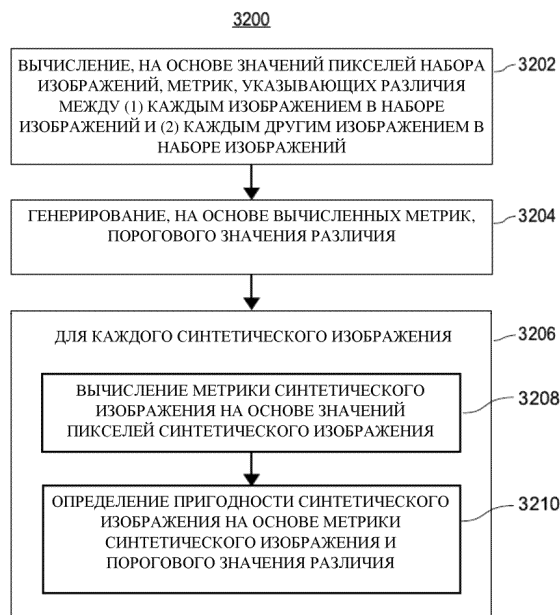
Фиг. 29



Фиг. 30



Фиг. 31



Фиг. 32

