

(19)



Евразийское  
патентное  
ведомство

(21) 202390322

(13) A1

(12) ОПИСАНИЕ ИЗОБРЕТЕНИЯ К ЕВРАЗИЙСКОЙ ЗАЯВКЕ

(43) Дата публикации заявки  
2023.07.28

(51) Int. Cl. G06K 9/00 (2006.01)

(22) Дата подачи заявки  
2021.06.11

(54) КЛАССИФИЦИРОВАНИЕ ДОКУМЕНТОВ ФАРМАКОНАДЗОРА С  
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЯ

(31) 63/056,501

(72) Изобретатель:

(32) 2020.07.24

Десай Самин Маюр (US)

(33) US

(74) Представитель:

(86) PCT/US2021/036986

Медведев В.Н. (RU)

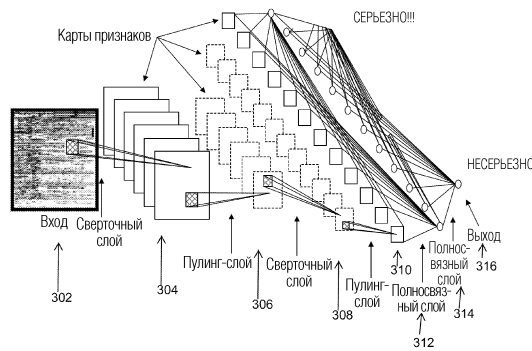
(87) WO 2022/020026 2022.01.27

(71) Заявитель:

БРИСТОЛЬ-МЕЙЕРЗ СКВИББ  
КОМПАНИ (US)

(57) Предусмотрены варианты осуществления системы, устройства, прибора, способа и/или программного продукта и/или их комбинации и подкомбинации для классификации документа с использованием анализа изображений. В варианте осуществления, сервер может обучать и реализовывать модель глубокого обучения для классификации документов с использованием представлений изображений документов.

АЛГОРИТМ CNN  
300



202390322

A1

A1

202390322

## **ОПИСАНИЕ ИЗОБРЕТЕНИЯ**

2420-577022EA/032

### **КЛАССИФИЦИРОВАНИЕ ДОКУМЕНТОВ ФАРМАКОНАДЗОРА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЯ**

#### **ПЕРЕКРЕСТНАЯ ССЫЛКА НА РОДСТВЕННЫЕ ЗАЯВКИ**

[0001] Настоящая заявка испрашивает приоритет по предварительной патентной заявке США № 63/056,501, поданной 24 июля 2020, содержимое которой включено в настоящий документ во всей своей полноте посредством ссылки.

#### **ПРЕДШЕСТВУЮЩИЙ УРОВЕНЬ ТЕХНИКИ**

[0002] Субъекты, такие как компании, правительственные учреждения, образовательные учреждения или т.п., часто получают тысячи документов, которые включают в себя комбинацию текста, изображений, карт, таблиц и других форм представлений данных/информации/знаний. Эти документы могут быть разных типов, включая документы MICROSOFT WORD, MICROSOFT EXCEL, png, tiff, jpg, raw, gif, PDF, электронную почту, txt-файлы, рукописные примечания, HTML, XML отсканированные документы или тому подобное. Классифицирование и приоритизация вручную таких документов на основании их содержимого могут быть обременительной и склонной к ошибкам задачей. Субъекты пытались автоматизировать процесс с использованием определенных типов алгоритмов машинного обучения, таких как обработка на естественном языке (NLP). Однако модели машинного обучения, которые были использованы, требуют ручного извлечения информации или высокоинтеллектуальных инструментов третьей стороны для извлечения текстового содержимого каждого PDF с приемлемой точностью (например, оптическое распознавание символов (OCR)) и корректного извлечения и соединения этих данных в единое целое в машиночитаемом формате. Кроме того, традиционные методологии, реализующие такие модели машинного обучения, могут сталкиваться со многими препятствиями при попытке извлечения текста из документа, такими как оптическая прозрачность, буквенно-цифровые символы, ориентация или тому подобное. По существу, эти модели машинного обучения NLP могут потребовать годы для обучения и реализации, в то же время являясь дорогостоящим. Поэтому традиционные способы классификации и приоритизации документов могут быть обременительными, дорогостоящими и склонными к ошибкам.

#### **КРАТКОЕ ИЗЛОЖЕНИЕ СУЩНОСТИ ИЗОБРЕТЕНИЯ**

[0003] В настоящем документе предоставлены варианты осуществления системы, устройства, прибора, способа и/или компьютерного программного продукта и/или их комбинаций и подкомбинаций для классифицирования документов с использованием анализа изображений.

[0004] Данный вариант осуществления включает реализуемый компьютером способ для автоматического классифицирования документов. В данном варианте осуществления, для каждого документа извлекается набор документов и метаданные.

Каждый из документов из набора документов конвертируется в файл изображения. Это приводит в результате к набору файлов изображений. Механизм (движок) обучения обучается классифицировать каждый документ из набора документов с использованием набора файлов изображений и метаданных, соответствующих каждому соответствующему документу. Принимается запрос на классификацию другого документа. Этот другой документ конвертируется в новый файл изображения. Страницы файла изображения смешиваются в один стек изображения. Механизм обучения назначает первую, вторую и третью классификацию упомянутому другому документу на основе одного стека изображения. Механизм обучения определяет значение приоритета упомянутого другого документа на основе одной или более из первой, второй или третьей классификации

[0005] Другой вариант осуществления включает в себя систему для автоматического классифицирования документов. Система может включать в себя память и процессор, связанный с памятью. В одном варианте осуществления, процессор сконфигурирован, чтобы извлекать набор документов и метаданные для каждого документа в наборе документов. Процессор дополнительно сконфигурирован, чтобы конвертировать каждый документ из набора документов в файл изображения, в результате чего получают набор файлов изображений. Кроме того, процессор обучает механизм обучения классифицировать каждый документ из набора документов с использованием набора файлов изображений. Процессор дополнительно сконфигурирован, чтобы принимать запрос на классификацию другого документа, конвертировать другой документ в новый файл изображения и смешивать страницы другого файла изображений в один стек изображения. Затем процессор, используя обученный механизм обучения, назначает первую, вторую и третью классификацию упомянутому другому документу на основе одного стека изображения. Процессор, используя обученный механизм обучения, определяет значение приоритета упомянутого другого документа на основе одной или более из первой, второй или третьей классификации.

[0006] Еще один вариант осуществления включает в себя долговременный (нетранзиторный) считываемый компьютером носитель, хранящий инструкции, исполнение которых одним или более процессорами устройства побуждает один или более процессоров выполнять операции. В варианте осуществления, операции включают в себя извлечение набора документов и метаданных для каждого документа в наборе документов. Операции дополнительно включают в себя конвертирование каждого документа из набора документов в файл изображения, в результате чего получают набор файлов изображений. Кроме того, операции включают в себя обучение механизма обучения классифицировать каждый документ из набора документов с использованием набора файлов изображений. Операции дополнительно включают в себя прием запроса на классификацию другого документа, конвертирование упомянутого другого документа в новый файл изображения и смешивание страниц упомянутого другого файла изображения в один стек изображения. Кроме того, операции включают в себя назначение, с использованием обученного механизма обучения, первой, второй и третьей

классификации упомянутому другому документу на основе одного стека изображения. Операции дополнительно включают в себя определение значения приоритета другого документа на основе одной или более из первой, второй или третьей классификации.

[0007] В данном варианте осуществления, первая классификация соответствует действительности упомянутого другого документа. Вторая классификация соответствует показателю серьезности (степени важности) содержимого в упомянутом другом документе. Третья классификация соответствует одному или более элементам, соответствующим серьезности содержимого.

[0008] Другой вариант осуществления включает в себя устройство, содержащее память и процессор, связанный с памятью. Процессор сконфигурирован, чтобы извлекать набор документов и метаданные для каждого документа в наборе документов и конвертировать каждый документ из набора документов в файл изображения, в результате чего получают набор файлов изображений. Кроме того, процессор сконфигурирован, чтобы обучать механизм обучения классифицировать каждый документ из набора документов с использованием набора файлов изображений и метаданных, соответствующих каждому соответствующему документу из набора документов. Процессор дополнительно сконфигурирован, чтобы принимать запрос на классификацию другого документа и смешивать страницы другого документа в один стек изображения. Процессор дополнительно сконфигурирован, чтобы назначать, используя обученный механизм обучения, классификацию другому документу на основе одного стека изображения и вызывать отображение классификации.

#### КРАТКОЕ ОПИСАНИЕ ЧЕРТЕЖЕЙ

[0009] Приложенные чертежи, которые включены в настоящий документ и образуют часть спецификации, иллюстрируют настоящее раскрытие и вместе с описанием дополнительно служат для объяснения принципов раскрытия и дают возможность специалисту в релевантной области техники осуществить и использовать раскрытие.

[0010] Фиг. 1 является блок-схемой примерной системы для классификации документов с использованием анализа изображения.

[0011] Фиг. 2А является блок-схемой потока данных в системе для классификации документов с использованием анализа изображения, показанной на фиг. 1.

[0012] Фиг. 2В является блок-схемой, иллюстрирующей пользовательское устройство, классифицирующее документ, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0013] Фиг. 3 является блок-схемой примера модели обучения, реализующей алгоритм CNN, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0014] Фиг. 4 является блок-схемой потока одобрения модели, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0015] Фиг. 5 является блок-схемой, иллюстрирующей поток данных классифицирования документов с использованием обученного механизма обучения, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0016] Фиг. 6 является блок-схемой, иллюстрирующей матрицу неточностей для обнаружения серьезности случая с использованием модели обучения, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0017] Фиг. 7 является примером одного стека изображения, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0018] Фиг. 8 иллюстрирует распределение векторного пространства в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0019] Фиг. 9 иллюстрирует графики рабочей характеристики приемника (ROC), сгенерированные на основе классификаций, назначенных документу, посредством первой, второй и третьей моделей обучения, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0020] Фиг. 10 иллюстрирует карты признаков, сгенерированные с использованием сверточных слоев алгоритма CNN, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0021] Фиг. 11А является графиком, показывающим анализ главных компонент (РСА) для классификации действительности, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0022] Фиг. 11В иллюстрирует распределение действительных документов по сравнению с недействительными документами, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0023] Фиг. 12А является графиком, показывающим РСА для классификации серьезности, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0024] Фиг. 12В иллюстрирует распределение серьезных документов по сравнению с несерьезными документами, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0025] Фиг. 13А является графиком, показывающим РСА для классификации серьезности, связанности и ожидаемости (SRE), в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0026] Фиг. 13В иллюстрирует распределение документов ожидаемого эффекта по сравнению с документами неожиданного эффекта, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0027] Фиг. 14 иллюстрирует график инструмента TensorBoard, показывающий визуализацию обучения модели обучения, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0028] Фиг. 15 является блок-схемой последовательности операций, иллюстрирующей процесс для подготовки файлов изображений для обучения модели обучения, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0029] Фиг. 16 является блок-схемой последовательности операций, иллюстрирующей процесс для обучения модели обучения, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0030] Фиг. 17 является блок-схемой последовательности операций,

иллюстрирующей процесс для классификации документа с использованием обученной модели обучения, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0031] Фиг. 18 является блок-схемой последовательности операций, иллюстрирующей процесс для классифицирования документа с использованием обученной модели обучения, реализуемый на пользовательском устройстве, в соответствии с примерными вариантами осуществления.

[0032] Фиг. 19 является блок-схемой примерных компонентов устройства в соответствии с вариантом осуществления.

[0033] Чертеж, на котором элемент появляется первым, как правило, указан самой левой цифрой или цифрами в соответствующей ссылочной позиции. На чертежах, одинаковые ссылочные позиции могут указывать идентичные или функционально подобные элементы.

### ПОДРОБНОЕ ОПИСАНИЕ

[0034] В настоящем документе предоставлены варианты осуществления системы, устройства, прибора, способа и/или компьютерного программного продукта и/или их комбинаций и подкомбинаций для классифицирования документов с использованием анализа изображения.

[0035] Как описано выше, традиционные способы для классифицирования и приоритизации документов могут быть обременительными, дорогостоящими и склонными к ошибкам. Например, области фармаконадзора (PV), e-discovery (электронного раскрытия), регуляторные отрасли и т.д. включают классифицирование больших объемов документации. Это может потребовать исполнения оптического распознавания символов (OCR) и ручного классифицирования документов. Это может быть сопряжено с ошибками и высокими операционными затратами.

[0036] Например, в области операций фармаконадзора (PV), компании получают документы, такие как отчеты по безопасности в индивидуальных случаях (ICS), касающиеся различных лекарственных средств. PV-документы могут включать важную медицинскую информацию о пользователе. Может быть важным быстро определить степень важности (серьезность) медицинской информации, указанной в PV-документе. Например, ICSR представляет собой письменный отчет о неблагоприятном событии, произошедшем с пациентом, проходившим конкретное лечение или принимавшим конкретное лекарственное средство, которое потенциально может быть связано с этим лечением или лекарственным средством.

[0037] Для того чтобы ICSR было рассмотрено как “действительное” (достоверное), ICSR должен содержать информацию, относящуюся к четырем элементам: идентифицируемому пациенту, идентифицируемому составителю отчета, вызывающему подозрение лекарственному средству и неблагоприятному событию. Если ICSR является действительным, то определяют, является или нет описанное неблагоприятное событие “серьезным” неблагоприятным событием. Неблагоприятное событие является серьезным неблагоприятным событием, если оно удовлетворяет одному из следующих требований:

приводит к смерти или угрожает жизни, требует госпитализации пациента или продлевает действующую госпитализацию; приводит к продолжительной или значительной нетрудоспособности или недееспособности; приводит к врожденной инвалидности; или является иным образом значимым в медицинском аспекте, поскольку необходимо лечение и/или вмешательство для предотвращения одного из предыдущих требований. Кроме того, при проведении клинических испытаний лекарственных средств или других продуктов может быть определено, является ли неблагоприятный (побочный) эффект, указанный в форме ICSR, серьезным неожиданным результатом неблагоприятной реакции (SUSAR).

[0038] ICSR может соответствовать конкретному случаю. Различные регуляторные организации могут потребовать предпринять соответствующее действие в случаях, имеющих соответствующий ICSR. Регуляторные организации могут предоставлять различные временные графики для различных случаев. Например, если случай включает серьезный побочный эффект, отраженный в ICSR, то данный случай может быть приоритизирован так, что компания может предпринять действие по этому случаю. И наоборот, если случай включает несерьезный побочный эффект, отмеченный в ICSR, то данному случаю может быть присвоен более низкий приоритет.

[0039] PV-документ может быть предоставлен в различных форматах, таких как документы MICROSOFT WORD, MICROSOFT EXCEL, png, tiff, jpg, raw, gif, электронная почта, PDF, txt-файлы, рукописные примечания, HTML, XML отсканированные документы или тому подобное. PV-документ может также представлять собой комбинацию множества форматов. Например, PV-документ может быть в формате.doc; однако, он может также включать вставленное изображение JPEG. В другом примере, часть документа ICSR может быть сообщением электронной почты, в то время как другая часть может быть в формате MICROSOFT Word или MICROSOFT Excel.

[0040] PV-документ может поступать от различных составителей отчетов, таких как фармацевт, клиницист или пациент. Кроме того, каждый из документов может включать сообщаемый побочный эффект лекарственного средства вместе с другой информацией о лекарственном средстве. Компании может потребоваться определить, например, является ли документ действительным PV-документом, серьезность содержимого PV-документа (например, серьезность побочного эффекта, приведенного в документе ICSR), и серьезность, связанность и ожидаемость (SRE) содержимого PV-документа. Учитывая количество отчетов и различные типы форматов документов, классифицирование документов таким способом может оказаться сложной задачей. Следовательно, обычные способы могут не обеспечить классифицирование PV-документов эффективным и действенным образом.

[0041] Например, традиционные способы могут включать в себя то, что эксперт по данному предмету (SME) вручную просматривает PV-документы и выполняет определение. Или индивидум может вручную извлекать релевантную информацию из PV-документа и вводить информацию в базу данных, которую затем профессиональный

медик просматривает, чтобы классифицировать PV-документ. Однако компании могут принимать тысячи PV-документов в течение короткого периода времени. Учитывая большое количество PV-документов, которые компания может получать, ручной просмотр PV-документов может представлять собой обременительную задачу. Кроме того, многие из PV-документов могут быть нерелевантными, поскольку они могут не быть действительными документами, могут не указывать серьезный эффект или могут не указывать серьезный, связанный или ожидаемый эффект. Это может создавать большие отставания и задержки при обработке релевантных и важных PV-документов.

[0042] Традиционные способы могут также включать использование алгоритмов машинного обучения, которые требуют конвертирования документов в текст (например, посредством оптического распознавания символов (OCR)) перед операцией. Эти алгоритмы машинного обучения могут включать в себя обработку на естественном языке (NLP)/распознавание именованных объектов (NER). В комбинации со сложностью OCR и созданием нормализованных шаблонов, эти алгоритмы машинного обучения требуют значительных временных, человеческих и финансовых ресурсов для обучения, реализации и обновления алгоритмов. Например, обучение и реализация алгоритмов машинного обучения, таких как NLP/NER, и способы конвертирования текста для классификации PV-документов, могут потребовать более двух лет при использовании 90 разработчиков. Таким образом, эти алгоритмы машинного обучения могут быть операционно неэффективными и дорогостоящими для обучения и реализации.

[0043] В данном варианте осуществления, сервер может автоматически классифицировать документы фармаконадзора (PV). В частности, сервер может извлекать набор PV-документов и метаданные для каждого PV-документа в наборе PV-документов. Сервер может конвертировать каждый PV-документ из набора PV-документов в файл изображения, в результате получая набор файлов изображений. Кроме того, сервер может обучать механизм обучения классифицировать каждый PV-документ из набора PV-документов с использованием набора файлов изображений. Механизм обучения может реализовать сверточную нейронную сеть (CNN). Сервер может дополнительно принимать запрос на классификацию другого PV-документа, конвертировать этот другой PV-документ в новый файл изображения и смешивать страницы упомянутого другого файла изображений в один стек изображения. Кроме того, сервер может использовать обученный механизм обучения для назначения первой, второй и третьей классификации упомянутому другому PV-документу на основе одного стека изображения.

[0044] Набор PV-документов и упомянутый другой PV-документ представляют собой отчеты о неблагоприятных событиях (побочных эффектах), испытанных пациентами, прошедшими лечение или принимавшими лекарственное средство. Первая классификация соответствует действительности упомянутого другого PV-документа. Вторая классификация соответствует серьезности побочного эффекта, указанного в упомянутом другом PV-документе. Третья классификация соответствует тому, является ли побочный эффект, указанный в упомянутом другом PV-документе, серьезным,



связанным и ожидаемым.

[0045] Вышеуказанная конфигурация позволяет обрабатывать и классифицировать многочисленные форматы документов и языки без транскрипции и извлечения элементов данных из исходных документов. Это позволяет классифицировать документы при приеме и предоставляет возможность субъекту масштабировать прием данных. Кроме того, по сравнению с традиционными методологиями машинного обучения, указанная конфигурация требует 1/4 времени для обучения и реализации модели обучения и приблизительно 1/25 человеческих и финансовых ресурсов. Как указано выше, обучение и реализация алгоритмов машинного обучения, таких как NLP/NER, для классификации документов ICSR могут занимать, в одном известном примере, более двух лет при использовании 90 индивидуумов, включая разработчиков, специалистов по данным и экспертов по тематике. По сравнению с этим, варианты осуществления настоящего раскрытия могут занимать два месяца для обучения и реализации при использовании трех индивидуумов. В области PV, эффективная классификация и приоритизация документов уменьшает затраты и повышает эффективность и согласованность в сборе данных для улучшения обнаружения сигнала и управления рисками. Это позволяет обеспечить более надежный анализ и более глубокую характеристику выгоды продуктов по безопасности/рискам.

[0046] Кроме того, вышеуказанная конфигурация пропускает обработку текста, включая, но без ограничения, транскрипцию и перевод, за счет получения выгод от обработки изображения. Эта методология увеличивает скорость, с которой могут обучаться модели для понимания концепций области в PV и вне, с использованием представлений изображения документов.

[0047] В некоторых вариантах осуществления, пользовательское устройство может реализовать полностью обученный механизм обучения, сконфигурированный классифицировать PV-документы. В частности, пользовательское устройство может локально захватывать изображение PV-документа и назначать классификацию PV-документа. Полностью обученный механизм обучения, реализованный на пользовательском устройстве, может не идентифицировать или извлекать какие-либо РП из PV-документа при назначении классификации. Эта конфигурация позволяет пользователю определить серьезность (тяжесть) медицинского состояния или ситуации, описанной в PV-документе, без совместного использования или передачи РП по сети. При этом такая конфигурация устраняет проблемы безопасности, связанные с совместным использованием РП, такие как фишинг, кибератаки, мошенничество или тому подобное.

[0048] Фиг. 1 является блок-схемой системы классификации документов с использованием анализа изображений. Система может включать в себя сервер 100, клиентское устройство 110, приемное устройство 115, базу данных 120 и пользовательское устройство 130. Устройства системы могут быть соединены через сеть. Например, устройства системы могут быть соединены посредством проводных соединений, беспроводных соединений или комбинации проводных и беспроводных

соединений. В примерном варианте осуществления, одна или более частей сети могут представлять собой самоорганизующуюся (ad hoc) сеть, интранет, экстранет, виртуальную частную сеть (VPN), локальную сеть (LAN), беспроводную LAN (WLAN), глобальную сеть (WAN), беспроводную глобальную сеть (WWAN), городскую сеть (MAN), часть сети Интернет, часть коммутируемой телефонной сети общего пользования (PSTN), сотовую телефонную сеть, беспроводную сеть, сеть WiFi, сеть WiMax, любой другой тип сети или комбинацию двух или более таких сетей. Альтернативно, сервер 100, клиентское устройство 110 и база данных 120 могут быть расположены на одной физической или виртуальной машине.

[0049] В некоторых вариантах осуществления, сервер 100 и база данных 120 могут находиться в облачной вычислительной среде. В других вариантах осуществления, сервер 100 может находиться в облачной вычислительной среде, в то время как база данных 120 находится вне облачной вычислительной среды. Кроме того, в других вариантах осуществления, сервер 100 может находиться вне облачной вычислительной среды, в то время как база данных 120 находится в облачной вычислительной среде.

[0050] Приемное устройство 115 может представлять собой устройство, приводимое в действие лицами, ассоциированными с администратором сервера 100. Приемное устройство 115 может быть сконфигурировано, чтобы принимать подлежащие классификации документы. Приемное устройство 115 может представлять собой сервер электронной почты или другие серверы, которые могут принимать объемные данные. Приемное устройство 115 может включать в себя механизм 116 принятия решения. Механизм 116 принятия решения может быть исполняемым приложением, сконфигурированным, чтобы определять, необходимо ли классифицировать документ. Работа механизма принятия решения будет описана более подробно со ссылкой на фиг. 2.

[0051] Клиентское устройство 110 может быть устройством, приводимым в действие лицами, ассоциированными с администратором сервера 100 (например, программистами, пользователями и т.д.). Клиентское устройство 110 может включать в себя обучающее приложение 112 и приложение 114 классификации. Облачная вычислительная среда может также хостировать обучающее приложение 112 и приложение 114 классификации. Альтернативно, одно или оба из обучающего приложения 112 и приложения 114 классификации могут быть установлены на клиентском устройстве 110 или приемном устройстве 115.

[0052] Обучающее приложение 112 и приложение 114 классификации могут быть исполняемыми приложениями, сконфигурированными, чтобы взаимодействовать с сервером 100. Обучающее приложение 112 может передавать запросы на сервер 100, чтобы обучать модель обучения классифицировать документы с использованием анализа изображений. Приложение 114 классификации может быть сконфигурировано, чтобы передавать запросы на сервер 100 для классификации документации с использованием модели обучения. Приложение 114 классификации также может устанавливаться и исполняться пользовательскими устройствами третьих сторон. В связи с этим,

авторизованные третьи стороны могут передавать запросы на классификацию документов с использованием сервера 100.

[0053] Приложение 114 классификации может включать в себя службу электронной почты или обмена сообщениями. Кроме того, служба электронной почты или обмена сообщениями может включать в себя почтовый ящик входящих сообщений, сконфигурированный, чтобы сохранять или удерживать документы, которые должны быть классифицированы.

[0054] База данных 120 может представлять собой одно или более устройств хранения данных, сконфигурированных, чтобы хранить документы различных типов и форматов. База данных 120 может хранить структурированные или неструктурированные данные.

[0055] Пользовательское устройство 130 может включать в себя камеру 132 и пользовательское приложение 134 классификации. Пользовательское приложение 134 классификации может быть сконфигурировано для реализации полностью обученной модели обучения, чтобы классифицировать документы на изображениях, захваченных камерой 132. Альтернативно, пользователь может выгружать документ (например, из электронной почты, локальной памяти, внешней памяти, связанной с пользовательским устройством 130, и т.д.) с использованием пользовательского приложения 134 классификации для классификации, и пользовательское приложение 134 классификации может классифицировать выгруженный документ. Пользовательское устройство 130 может приводиться в действие пользователями, такими как пациенты. Пациенты могут получать классификацию данного PV-документа с использованием пользовательского приложения 134 классификации. Пользовательское приложение 134 классификации также может передавать классификацию данного PV-документа на сервер 100. Сервер 100 может сохранить классификацию в базе данных 120.

[0056] В некоторых вариантах осуществления, пользовательское приложение 134 классификации может передавать запросы на сервер 100, чтобы классифицировать документы. Пользовательское приложение 134 классификации может включать в себя службу электронной почты или обмена сообщениями. Кроме того, служба электронной почты или обмена сообщениями может включать в себя почтовый ящик входящих сообщений, сконфигурированный, чтобы сохранять или удерживать документы, которые должны быть классифицированы.

[0057] Сервер 100 может включать в себя механизм 101 обучения, механизм 103 конвертирования и сценарий (скрипт) 109. Сценарий 109 может представлять собой автоматизированный сценарий или бот, сконфигурированный, чтобы опрашивать почтовый ящик входящих сообщений в службе электронной почты или обмена сообщениями, включенной в приложение 114 классификации или пользовательское приложение 134 классификации, для обнаружения документов, которые должны быть классифицированы. Сценарий 109 может быть запланирован, чтобы периодически опрашивать почтовый ящик входящих сообщений в службе почты или обмена

сообщениями, включенной в приложение 114 классификации или пользовательское приложение 134 классификации. После того как сценарий 109 извлекает документ из почтового ящика входящих сообщений службы электронной почты или обмена сообщениями, включенной в приложение 114 классификации или пользовательское приложение 134 классификации, сценарий 109 может передавать документ в механизм 103 конвертирования.

[0058] Механизм 103 конвертирования может быть сконфигурирован, чтобы конвертировать документы в файлы изображений, так что механизм 101 обучения может использовать файлы изображений для классификации и приоритизации соответствующих документов. В некоторых вариантах осуществления, документы конвертируются непосредственно в файлы изображений. В некоторых других вариантах осуществления, это является двухэтапным процессом, где электронный документ сначала конвертируется, например, в файл формата переносимых документов (PDF), и затем файл PDF конвертируется в файл изображения. Механизм 103 конвертирования может использовать приложение для обработки слов, такое как, например, LibreOffice, разработанное The Document Foundation of Berlin, Germany. Приложение обработки слов может быть сконфигурировано, чтобы сохранять документ как PDF-файл. Механизм 103 конвертирования может использовать приложение конвертора файлов для конвертирования PDF-файла в файл изображения, такое как Ghostscript. Приложение конвертора файлов может быть сконфигурировано, чтобы растривать PDF-файл в файл изображения JPEG. Кроме того, механизм 103 конвертирования может быть сконфигурирован, чтобы смешивать все страницы файла изображения в один стек изображения с использованием приложения манипулирования изображением. Один стек изображения может представлять собой композицию каждой страницы файла изображения. Таким образом, механизм 103 конвертирования может генерировать один стек изображения для каждого файла изображения. В случае, когда файл изображения включает в себя одну страницу, механизм 103 конвертирования может конвертировать одну страницу в изображение белой или серой шкалы (полутонное изображение). Один стек изображения может включать в себя полутонное представление изображения одной страницы соответствующего документа. В других вариантах осуществления, механизм 103 конвертирования может конвертировать одну страницу в другую шкалу, и один стек изображения для одной страницы может включать в себя масштабированное представление изображения одной страницы соответствующего документа. Файл изображения может включать в себя один стек изображения. Один стек изображения может включать в себя характерный признак (отпечаток) изображения, который может использовать алгоритм CNN для классификации изображения с использованием анализа изображения. Файлы изображений, соответствующие документам, могут быть предоставлены как входы (входные данные) для механизма 101 обучения для обучения модели обучения.

[0059] Получение характерных признаков (отпечатков) изображения обеспечивает

значительное количество данных для обучения и тестирования модели обучения. Например, в качестве эксперимента, модель обучения может быть обучена и проверена с использованием документов ICSR, полученных в течение, например, десятилетнего периода. Это представляет увеличение в 12 раз числа используемых ICSR по сравнению с методом корпуса текстов традиционного обучения для обучения на основе текстов. При получении отпечатков изображения, поддержание и обновление модели обучения может быть настроено на периодический график, во время которого все ICSR, полученные в течение этого временного периода, будут предоставлены модели обучения в качестве входов для настройки.

[0060] Механизм 101 обучения может включать в себя API 102, первую модель 104 обучения, вторую модель 106 обучения, и третью модель 108 обучения. API 102 обучения может быть сконфигурировано, чтобы принимать запросы на классификацию документов от механизма 103 конвертирования. API 102 может пересылать запросы на первую модель 104 обучения.

[0061] Первая модель 104 обучения, вторая модель 106 обучения и третья модель 108 обучения могут быть сконфигурированы для рекурсивной реализации алгоритма глубокого машинного обучения, такого как сверточная нейронная сеть (CNN), для классификации и приоритизации документов с использованием представлений изображений документов. Первая модель 104 обучения, вторая модель 106 обучения и третья модель 108 обучения могут быть обучены для генерации первой, второй и третьей классификации для документа, соответственно. Каждая из этих классификаций будет объяснена более подробно ниже. В некоторых вариантах осуществления, для классификации набора документов можно использовать меньше или больше модулей обучения. Например, дополнительные модели обучения могут быть использованы для назначения дополнительных классификаций для набора документов. Альтернативно, единственная модель обучения может быть сконфигурирована для назначения множества классификаций для набора документов.

[0062] Фиг. 2А является блок-схемой потока данных в системе для классификации документов с использованием анализа изображения. Как описано выше, система для классификации документов с использованием анализа изображения может включать в себя сервер 100, клиентское устройство 110 и базу данных 120. Клиентское устройство 110 может включать в себя обучающее приложение 112, сконфигурированное, чтобы взаимодействовать с сервером 100.

[0063] Обучающее приложение 112 может передавать запрос 200-1 для обучения первой модели 104 обучения, второй модели 106 обучения и третьей модели 108 обучения механизма 101 обучения с использованием набора документов. Запрос 200-1 может включать в себя запрос 200-2 для извлечения набора документов и его соответствующих метаданных из базы данных 120.

[0064] Сервер 100 может принимать запрос 200-1. Механизм 103 конвертирования может передавать запрос 200-2 в базу данных 120 для извлечения набора документов и

соответствующих метаданных. Метаданные, соответствующие документу, могут включать в себя первую, вторую и третью классификацию для документа, идентифицированного экспертом по тематике (SME) или третьей стороной. Альтернативно, первая, вторая и третья классификация, включенная в метаданные, могут быть предварительно назначены первой, второй и третьей моделями 104-108 обучения. База данных 120 может передать ответ 200-3 на сервер 100. Ответ 200-3 может включать в себя набор документов и соответствующие метаданные для каждого документа. Набор документов может быть предоставлен в различных форматах, таких как документы MICROSOFT WORD, MICROSOFT EXCEL, png, tiff, jpg, raw, gif, PDF, txt-файлы, рукописные примечания, HTML, XML, электронная почта, отсканированные документы или тому подобное. Данный документ также может быть комбинацией нескольких форматов. Например, данный документ может быть в формате.doc; однако, он может также включать вставленное изображение JPEG. В другом примере, часть данного документа может быть сообщением электронной почты, в то время как другая часть может быть в формате.doc.

[0065] Механизм 103 конвертирования может подтвердить, что каждый документ из набора документов находится в общем формате. Формат PDF будет упоминаться в настоящем документе, хотя дополнительно или альтернативно могут использоваться другие форматы. В случае, когда данный документ не находится в формате PDF, механизм 103 конвертирования может конвертировать данный документ в формат PDF. Механизм 103 конвертирования затем может конвертировать каждый документ, теперь в формате PDF, в файл изображения. Таким образом, механизм 103 конвертирования может генерировать файл изображения для каждого документа, в результате чего получается набор файлов изображений. В некоторых вариантах осуществления, механизм 103 конвертирования может конвертировать данный документ из набора документов непосредственно в файл изображения, даже если данный документ не находится в формате PDF. Файл изображения может представлять собой, например, файл изображения JPEG. Файл изображения JPEG может включать в себя представление изображения соответствующего документа.

[0066] Кроме того, механизм 103 конвертирования может генерировать один стек изображения для каждого файла изображения. Один стек изображения может включать композицию всех страниц данного файла изображения. Один стек изображения для каждого документа может быть, например, изображением JPEG. В случае, когда файл изображения включает в себя одну страницу, механизм 103 конвертирования может конвертировать одну страницу в полутоновое изображение. Один стек изображения может включать в себя представление изображения белой шкалы или серой шкалы одной страницы соответствующего документа. В других вариантах осуществления, механизм 103 конвертирования может конвертировать одну страницу в другую шкалу, и один стек изображения для одной страницы может включать масштабированное представление изображения одной страницы соответствующего документа. В случае, когда данный

документ является множеством страниц, один стек изображения для документа может включать все страницы данного документа, смешанные как одно изображение JPEG, как будет дополнительно описано со ссылкой на фиг. 6. Каждый файл изображения может включать соответствующий один стек изображения файла изображения. При смешивании страниц файла изображения, механизм 103 конвертирования создает отпечаток изображения. Алгоритм CNN может использовать отпечаток изображения для классификации файла изображения с использованием анализа изображения.

[0067] Механизм 103 конвертирования может передавать файлы изображений, параметры для характеристики файлов изображений для набора документов и метаданные, соответствующие набору документов, в механизм 101 обучения для обучения первой модели обучения 104, второй модели 106 обучения и третьей модели 108 обучения для классификации каждого документа из набора документов. Параметры для характеристики файлов изображений могут включать отправителя документа (соответствующего файлу изображения), время получения документа и значение срочности, ассоциированное с документом. Параметры могут включать характеристики относительно файлов изображений, такие как водяные знаки, маркировки, редакции или тому подобное. Механизм 101 обучения может получать файлы изображений для набора документов, параметры, характеризующие файл изображения, и метаданные, соответствующие набору документов.

[0068] Механизм 101 обучения может обучать первую, вторую и третью модели 104-108 обучения, чтобы назначить первую, вторую и третью классификацию документов, с использованием набора файлов изображений. Механизм 101 обучения может обучать первую, вторую и третью модели 104-108 обучения последовательно или параллельно. В частности, механизм 101 обучения может инструктировать первую, вторую и третью модели 104-108 обучения рекурсивно назначать первую, вторую и третью классификацию набору документов, соответствующему набору файлов изображений, и подтверждать (валидировать) классификацию по отношению к метаданным документов. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут реализовывать один или несколько алгоритмов CNN, чтобы назначать соответствующую классификацию и валидировать классификацию. Кроме того, алгоритм CNN может использовать анализ изображения для идентификации паттернов в наборе файлов изображений, чтобы идентифицировать конкретные признаки в изображениях. В некоторых вариантах осуществления, алгоритм CNN может использовать параметры, указывающие характеристики файлов изображений, чтобы идентифицировать паттерны в наборе файлов изображений. Например, алгоритм CNN может учитывать любые редакции, водяные знаки или другие маркировки при выполнении анализа изображения. Алгоритм CNN может использовать обученные признаки для классификации данного документа, соответствующего данному файлу изображения. Алгоритм CNN будет описан более подробно со ссылкой на фиг. 3. Хотя алгоритм CNN особенно полезен для обработки изображений и поэтому будет упоминаться здесь, специалисту в данной области техники будет понятно, что другие

статистические модели обучения могут быть использованы в дополнение или вместо CNN.

[0069] Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут быть сконфигурированы, чтобы идентифицировать первый, второй и третий паттерн, соответственно, в представлениях изображения буквенно-цифрового текста по набору файлов изображений, используя алгоритмы CNN. Первый, второй и третий паттерны могут включать в себя сходство в признаках, извлеченных из других файлов изображений. Кроме того, первый, второй и третий паттерны могут включать различия в признаках, извлеченных из других файлов изображений. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут использовать первый, второй и третий паттерны для идентификации или распознавания признаков в данном файле изображения. На основе идентификации или распознавания признаков данного файла изображения, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут соответственно идентифицировать первый, второй и третий атрибуты, ассоциированные с данным файлом изображения. Таким образом, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут соответственно идентифицировать первый, второй и третий атрибут для каждого файла изображения из набора файлов изображений. Кроме того, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут использовать первый, второй и третий атрибуты, чтобы соответственно назначать первую, вторую и третью классификацию документу из набора документов.

[0070] Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут соответственно валидировать первую, вторую и третью классификацию каждого поднабора документов из набора документов. В частности, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут сравнивать метаданные для каждого документа с классификацией каждого документа из набора документов. Как указано выше, метаданные для каждого документа могут включать первую, вторую и третью классификацию документа, как идентифицировано SME или третьей стороной. В случае, когда первая, вторая и третья классификация, назначенная данному документу первой, второй и третьей моделями 104-108 обучения, соответствует метаданным для данного документа, соответствующая модель обучения (первая, вторая или третья) может определить, что назначенная классификация назначена корректно. В случае, когда первая, вторая или третья классификация, назначенная данному документу первой, второй и третьей моделями 104-108 обучения, не соответствует метаданным для данного документа, соответствующая модель обучения (первая, вторая или третья) может определить, что назначенная классификация назначена некорректно. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут генерировать результаты валидации. Результаты валидации могут включать корректно классифицированные документы и некорректно классифицированные документы.

[0071] Механизм 101 обучения может инструктировать первую, вторую и третью модели 104-108 обучения рекурсивно выполнять алгоритм(ы) CNN на каждом файле изображения из набора файлов изображений для классификации каждого соответствующего документа из набора документов по заданному числу итераций.



Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут генерировать результаты валидации после каждой итерации. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут использовать результаты валидации, чтобы оптимизировать алгоритм CNN и лучше идентифицировать признаки в данном файле изображения.

[0072] Предопределенное число итераций или других параметров может быть включено в запрос 200-1. Альтернативно, предопределенное число итераций может быть предварительно запрограммировано механизмом 101 обучения. В ответ на выполнение предопределенного числа итераций и других параметров посредством каждой из первой, второй и третьей моделей 104-108 обучения, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут считаться полностью обученными. Сервер 100 может передавать ответ 200-4 на клиентское устройство 110. Ответ 200-4 может указывать, что первая, вторая и третья модели 104-108 обучения полностью обучены для назначения первой, второй и третьей классификации данному документу.

[0073] Приемное устройство 115 может принять другой документ для классификации. Другой документ может быть новым документом или документом, который был принят ранее приемным устройством 115. В качестве примера, приемное устройство 115 может принять другой документ для классификации по электронной почте. Альтернативно, приемное устройство 115 может принимать другой документ как объемное поступление документов, принятых в партии документов. Другой документ может быть предоставлен в различных форматах, таких как документы MICROSOFT WORD, документы MICROSOFT EXCEL, png, jpg, raw, gif, tiff, PDF, txt-файлы, рукописные примечания, XML, электронная почта, HTML, отсканированные документы или тому подобное. Другой документ также может быть комбинацией нескольких форматов. Например, другой документ может быть в формате.doc; однако, он может также включать вставленное изображение JPEG. В другом примере, одна часть другого документа может быть сообщением электронной почты, в то время как другая часть может быть в формате.doc.

[0074] Механизм 116 принятия решения может определять, необходимо ли классифицировать другой документ. Например, механизм 116 принятия решения может электронным способом сканировать другой документ для определения содержимого документа. В случае, когда механизм 116 принятия решения может идентифицировать большую часть содержимого другого документа, механизм 116 принятия решения может определить, что этот документ не требуется классифицировать. Механизм 116 принятия решения может сам назначить классификацию документа. В случае, когда механизм 116 принятия решения не может идентифицировать пороговое количество содержимого другого документа, механизм 116 принятия решения может определить, что другой документ необходимо классифицировать. Механизм 116 принятия решения может передать запрос 202-1 на клиентское устройство 110 для классификации другого документа. Механизм 116 принятия решения может сохранить другой документ в базе данных 120. Запрос 202-1 также может включать параметры, ассоциированные с другим

документом. Параметры могут включать отправителя другого документа, дату и время получения другого документа, уровень срочности другого документа или тому подобное. Параметры также могут включать любые характеристики относительно другого документа, такие как редакции, водяные знаки, другие маркировки или тому подобное.

[0075] Приложение 114 классификации может принимать запрос 202-1 и может передавать запрос 202-2 на сервер 100 для классификации другого документа с использованием уже обученных первой, второй и третьей моделей 104-108 обучения. В некоторых вариантах осуществления, приложение 114 классификации может удерживать или сохранять запрос 202-2 в почтовом ящике входящих сообщений приложения электронной почты или обмена сообщениями. Запрос 202-2 может включать подлежащий классификации документ.

[0076] Сервер 100 может принимать запрос 202-2. Запрос 202-2 может включать в себя информационный запрос 202-3 для извлечения другого документа из базы данных 120. Запрос 202-2 также может включать в себя параметры другого документа. Механизм 103 конвертирования может передать информационный запрос 202-3 в базу данных 120. База данных 120 может передать ответ 202-4 на сервер 100. Ответ 202-4 может включать в себя другой документ.

[0077] В некоторых вариантах осуществления, сценарий 109 может периодически опрашивать почтовый ящик входящих сообщений приложения электронной почты или обмена сообщениями, включенного в приложение 114 классификации. Сценарий 109 может извлекать запрос 202-2 и другой документ, включенный в запрос 202-2. Сценарий 109, может определить, находится ли другой документ в предопределенном формате (например, формате PDF). В случае, когда другой документ не находится в предопределенном формате, сценарий 109 может конвертировать другой документ в предопределенный формат. Сценарий 109 может переслать другой документ в механизм 103 конвертирования.

[0078] Механизм 103 конвертирования может подтвердить, что другой документ находится в формате PDF. В случае, когда другой документ не находится в формате PDF, механизм 103 конвертирования может конвертировать другой документ в формат PDF. Механизм 103 конвертирования может конвертировать другой документ в файл изображения. В некоторых вариантах осуществления, механизм 103 конвертирования может конвертировать другой документ в файл изображения, даже если другой документ не находится в формате PDF. Кроме того, механизм 103 конвертирования может смешивать все страницы файла изображения в один стек изображения. В случае, когда файл изображения включает в себя одну страницу, механизм 103 конвертирования может конвертировать одну страницу в изображение шкалы белого или шкалы серого. Один стек изображения может включать представление изображения шкалы белого или шкалы серого одной страницы соответствующего документа. В других вариантах осуществления, механизм 103 конвертирования может конвертировать одну страницу в другую шкалу, и один стек изображения для одной страницы может включать масштабированное

представление изображения одной страницы соответствующего документа. В случае, когда файл изображения включает множество страниц, один стек изображения для документа может включать композицию всех страниц файла изображения как одно изображение JPEG. Файл изображения может включать один стек изображения. Механизм 103 конвертирования передает файл изображения в механизм обучения, включая запрос на классификацию другого документа с использованием файла изображения.

[0079] API 102 может получать файл изображения и запрос на классификацию документа с использованием файла изображения. API 102 может пересылать другой документ и запрос на классификацию документа с использованием файла изображения на первую, вторую и третью модели 104-108 обучения. В ответ на прием файла изображения и запроса, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут использовать обученный алгоритм CNN, соответствующий модели обучения, чтобы идентифицировать первый, второй и третий атрибут, ассоциированный с файлом изображения, соответственно. Обученная модель обучения CNN для каждой первой, второй и третьей модели обучения 104-108 может учитывать параметры файлов изображений, включая любые редакции, водяные знаки или другие маркировки. Алгоритм CNN может использовать анализ изображения для идентификации первого, второго и третьего атрибутов, ассоциированных с файлом изображения. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут назначить первую, вторую и третью классификацию другому документу на основе первого, второго и третьего атрибутов, соответственно. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения также могут присвоить показатель (балльную оценку) достоверности для соответствующей классификации. Балльная оценка достоверности указывает вероятную точность соответствующей классификации. Как указано выше, алгоритм CNN будет описан более подробно со ссылкой на фиг. 3.

[0080] Механизм 101 обучения может использовать первую, вторую и третью классификацию для другого документа, чтобы сгенерировать значение приоритета. Значение приоритета может указывать, должен ли документ быть доведен до сведения кого-либо. Например, более высокое значение приоритета может указывать на необходимость в более быстром ответе на документ. Механизм 101 обучения может также использовать элементы, такие как производительность, объем и потребность. Например, механизм 101 обучения может идентифицировать документы, которые уже были классифицированы, которые ожидают действия. Механизм 101 обучения может сравнивать классификации документов, которые уже были классифицированы и ожидают действия, с первой, второй и третьей классификациями другого документа. Первая классификация соответствует действительности другого документа. Вторая классификация соответствует показателю серьезности (степени важности) содержимого другого документа. Третья классификация соответствует одному или более элементам, соответствующим серьезности содержимого.

[0081] Кроме того, механизм 101 обучения может также идентифицировать параметры, ассоциированные с другим документом. Например, механизм 101 обучения

может определить отправителя другого документа, время получения другого документа и значение срочности, ассоциированное с другим документом. Механизм 101 обучения может также определять элементы производительности, объема и потребности, ассоциированные с человеческими или агентскими ресурсами, обрабатывающими документы, которые уже были классифицированы. Механизм 101 обучения может использовать первую, вторую и третью классификации уже классифицированных документов, которые ожидают действия, первую, вторую и третью классификации другого документа, параметры другого документа, и производительность, объем и потребность в человеческих ресурсах обработки документов, чтобы определить значение приоритета для другого документа. Значение приоритета может указывать положение в очереди для времени обработки другого документа. Значение приоритета может также указывать на потребность в больших человеческих или агентских ресурсах из-за большого объема документов, которые необходимо обработать.

[0082] Механизм 101 обучения может передать ответ 202-5 на клиентское устройство 110. Ответ 202-5 может включать в себя первую, вторую и третью классификацию другого документа и значение приоритета. Приложение 114 классификации может вызывать отображение первой, второй и третьей классификации на дисплее клиентского устройства 110. Выходы (выходные данные) для первой, второй и третьей классификаций могут быть представлены как: метка, процент, числовой диапазон или тому подобное. Метка может быть двоичной или другой классификацией. Процент или числовой диапазон может указывать значение, ассоциированное с документом, относительно соответствующей классификации. Ответ 202-5 может включать в себя первую, вторую и третью классификацию и значение приоритета. Механизм 101 обучения также может сохранять назначенные классификации как метаданные для другого документа в базе данных 120. Метаданные могут использоваться для обновления и оптимизации первой, второй и третьей моделей 104-108 обучения.

[0083] В некоторых вариантах осуществления, пользователь клиентского устройства 110 может одобрить или отклонить значение приоритета, первую классификацию, вторую классификацию и третью классификацию, включенную в ответ 202-5, с использованием приложения 114 классификации, на основе понимания пользователем другого документа. Одобрение или отклонение значения приоритета, первой классификации, второй классификации и третьей классификации могут быть переданы на сервер 100. Механизм 101 обучения может обновлять и оптимизировать первую, вторую и третью модели 104-108 обучения с учетом одобрения или отклонения. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут оптимизировать соответствующий алгоритм CNN на основе одобрения или отклонения. Например, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут лучше понять, как классифицировать документы на основе одобрения или отклонения. В этой связи, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут непрерывно обновляться при классификации каждого другого документа. Например, клиентское устройство 110, сервер 100, механизм 101

обучения или база данных 120 могут сохранять обратную связь от пользователя для будущих оптимизации моделей обучения.

[0084] В качестве неограничивающего примера, вышеописанная система классификации документов с использованием анализа изображения может быть использована для классификации PV-документов. PV-документы могут включать в себя документы ICSR (например, статьи в литературе и клинические отчеты). Кроме того, PV-документы включают информацию о пациенте, географию, побочные эффекты, характеристики качества и соответствия ICSR, характеристику выгоды-риска, подробную информацию о продукте, подробные данные об исследовании, жалобы потребителей, юридические концепции или другие медицинские концепции, ассоциированные с использованием продуктов, регламентированных FDA. Компании в фармацевтической сфере могут нуждаться в обработке PV-документов для определения того, требуется ли какое-либо действие для конкретного продукта.

[0085] Технологический поток для PV может включать в себя три блока обработки: прием дела (случая), обработку дела и передачу отчета о деле. При приеме, отделения PV глобально принимают PV-документы из различных источников в различных форматах и языках. Отчеты поступают от разных составителей отчетов, работников здравоохранения, иных специалистов и различных средств связи, например, по электронной почте, факсу, почте и телефону. Некоторые важные оценки делаются при приеме дел, которые являются критическими в случаях маршрутизации, учитывая их тяжесть, чтобы удовлетворять предопределенным регуляторным предписаниям.

[0086] Соответствие регуляторным (надзорным) органам определяется на основании предоставления отчетов в специфичные для страны регуляторные органы в рамках соответственно установленных временных шкал. Таким образом, предварительная приоритизация должна быть точной, чтобы ограничить распространение трудозатрат, применяемых для менее срочных отчетов. Оценка для приоритизации может включать в себя следующие ключевые характеристики: действительность случая (действительный или недействительный), серьезность случая (серьезный или несерьезный), связанность (связан или не связан с подозрительным продуктом) и SRE побочного эффекта (маркирован или не маркирован). Действительность случая может указывать, является ли PV-документ действительным документом. Серьезность случая может указывать, является ли побочный эффект, приведенный в PV-документе, серьезным или несерьезным. SRE может указывать, является ли побочный эффект серьезным, связанным и ожидаемым (например, маркированным на продукте) эффектом.

[0087] Компании может потребоваться предпринять действие в отношении конкретного продукта, если побочный эффект, приведенный в действительном PV-документе, является серьезным и неожиданным. В результате первая модель 104 обучения может обучаться классифицировать данный PV-документ как действительный или недействительный. Вторая модель 106 обучения может обучаться классифицировать данный PV-документ на основе серьезности побочного эффекта, приведенного в PV-

документе. Третья модель 108 обучения может обучаться классифицировать данный PV-документ на основе степени серьезности, связанности или ожидаемости (SRE) побочного эффекта.

[0088] Первая модель 104 обучения может присвоить двоичное значение (действительно или недействительно). Вторая и третья модели 106-108 обучения могут присвоить процентные или числовые диапазоны. Например, вторая модель 106 обучения может присвоить числовой диапазон или процент, указывающий серьезность побочного эффекта. Третья модель 108 обучения может присвоить числовой диапазон или процент, ассоциированный с SRE побочного эффекта, приведенного в PV-документе.

[0089] Механизм 101 обучения может использовать комбинацию двоичной классификации действительного или недействительного, числового диапазона или процента, указывающего на серьезность побочного эффекта, и числового диапазона или процента, ассоциированного с SRE побочного эффекта, приведенного в PV-документе, для генерации значения приоритета. Кроме того, механизм 101 обучения может также использовать информацию обработки, такую как производительность, объем и потребность, для определения значения приоритета. Значение приоритета может указывать, что случай, соответствующий PV-документу, требует действий на основе предопределенных временных шкал. Например, как указано выше, соответствие регуляторным органам определяется на основании возможности сообщать отчеты специфичным для страны регуляторным органам в рамках соответствующих определенных временных шкал. PV-документы, которые указывают на серьезные и действительные побочные эффекты продукта, могут потребовать отчета или выполнения необходимых действий в рамках предопределенных временных шкал.

[0090] Обучающее приложение 112 может передавать запрос 204-1 для обучения первой, второй и третьей моделей 104-108 обучения. Это может включать запрос 204-2 для извлечения набора PV-документов и их соответствующих метаданных. Соответствующие метаданные могут включать классификацию действительности, серьезности или SRE побочного эффекта. Классификация может назначаться SME или третьей стороной. Например, обучающий набор PV-документов может включать приблизительно 500000 документов ICSR, из которых приблизительно 80% используются для обучения модели, и приблизительно 20% используются для валидации модели.

[0091] Механизм 103 конвертирования может передавать запрос 204-2 в базу данных 120 для извлечения набора документов ICSR и соответствующих метаданных. База данных 120 может возвращать ответ 204-3 на сервер 100. Ответ 204-3 может включать в себя набор документов ICSR и соответствующие метаданные. Механизм 103 конвертирования может идентифицировать форматы каждого из документов ICSR. В случае, когда ICSR не находится в формате изображения, механизм 103 конвертирования может конвертировать формат документа ICSR в файл изображения. В некоторых вариантах осуществления, документы проходят промежуточный этап конвертирования PDF перед конвертированием изображения. В таких вариантах осуществления, в случае,

когда ICSR не находится в формате PDF, механизм 103 конвертирования может конвертировать формат документа ICSR в формат PDF.

[0092] Механизм 103 конвертирования может затем конвертировать каждый документ ICSR в файл изображения, в результате чего получают набор файлов изображений. Как указано выше, механизм 103 конвертирования может конвертировать данный документ в файл изображения, даже если данный документ не находится в формате PDF. Механизм 103 конвертирования может генерировать один стек изображения для каждого файла изображения. Один стек изображения для каждого файла изображения может включать в себя композицию страниц соответствующего файла изображения. Каждый файл изображения может включать в себя соответствующий один стек изображения. Механизм 103 конвертирования может предоставлять набор файлов изображений как входной параметр в механизм 101 обучения. Механизм 103 конвертирования может также предоставить параметры каждого файла изображения в механизм 101 обучения. Параметры могут включать отправителя документа (соответствующего файлу изображения), дату и время получения документа, уровень срочности, связанный с документом, или тому подобное. Параметры также могут включать характеристики о каждом файле изображения, включая редакции, водяные знаки, другие маркировки или тому подобное.

[0093] Механизм 101 обучения может использовать набор файлов изображений для обучения первой, второй и третьей моделей 104, 106 и 108 обучения для назначения первой, второй и третьей классификации соответственно каждому из ICSR документов, соответствующих набору файлов изображений. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут использовать алгоритмы CNN для назначения первой, второй и третьей классификаций. Алгоритмы CNN могут выполнять анализ изображения на каждом файле изображения для назначения первой, второй и третьей классификаций. Кроме того, алгоритмы CNN могут учитывать параметры каждого файла изображения, такие как редакции, водяные знаки, маркировки или тому подобное, при выполнении анализа изображений.

[0094] Первая модель 104 обучения может использовать алгоритм CNN для идентификации одного или более атрибутов, ассоциированных с данным файлом изображения, соответствующим данному документу ICSR, указывающих действительность. Первая модель 104 обучения может использовать идентифицированный атрибут(ы) для классификации данного документа ICSR как действительного или недействительного. Первая модель 104 обучения может назначить классификацию действительного или недействительного для каждого документа ICSR, соответствующего набору файлов изображений. Первая модель 104 обучения может валидировать классификацию действительности или недействительности на основе поднабора документов ICSR, используя метаданные, соответствующие документам ICSR. Первая модель 104 обучения может генерировать результаты валидации. Результаты валидации могут указывать, точно ли классифицировала первая модель 104 обучения документ ICSR.

[0095] Вторая модель 106 обучения может использовать алгоритм CNN для идентификации одного или более атрибутов, ассоциированных с данным файлом изображения, соответствующим данному документу ICSR, указывающих серьезность. В качестве неограничивающего примера, алгоритм CNN может идентифицировать интенсивность пикселей, ассоциированную с данным документом ICSR, посредством выполнения анализа изображения на соответствующем файле изображения. Например, вторая модель 106 обучения может определять, что документы ICSR, которые включают серьезные побочные эффекты, могут соответствовать файлам изображений с более высокой интенсивностью пикселей. Вторая модель 106 обучения может использовать идентифицированный атрибут(ы) для классификации данного документа ICSR как серьезный или несерьезный. Вторая модель 106 обучения может назначить классификацию серьезности для каждого документа ICSR, соответствующего набору файлов изображений. Классификация может быть двоичной или представлять собой числовой процент, указывающий серьезность побочного эффекта, приведенного в данном документе ICSR. Вторая модель 106 обучения может валидировать классификацию серьезности или несерьезности для поднабора документов ICSR с использованием метаданных, соответствующих документам ICSR. Вторая модель 106 обучения может генерировать результаты валидации. Результаты валидации могут указывать, точно ли классифицировала вторая модель 106 обучения документ ICSR.

[0096] Таблица 1 включает в себя примерные экспериментальные результаты при обучении второй модели 104 обучения для назначения классификации серьезности документов ICSR и плотностей пикселей соответствующих файлов изображений.

Таблица 1

| Статистика плотности | Серьезный | Несерьезный |
|----------------------|-----------|-------------|
| отсчет               | 153865    | 150755      |
| средняя              | 195       | 207         |
| стандартная          | 32        | 26          |
| мин                  | 12        | 12          |
| 25% квантиль         | 182       | 202         |
| 50% квантиль         | 204       | 216         |
| 75% квантиль         | 219       | 224         |
| max                  | 241       | 239         |

[0097] В среднем, “серьезные” случаи имеют тенденцию быть более “черными” (средняя плотность=195) по сравнению с “несерьезными” случаями (средняя плотность=207). Кроме того, в 25%, 50% и 75% квантилях наблюдается сходное увеличение “черных” пикселей для “серьезных” случаев по сравнению с “несерьезными” случаями.

[0098] Третья модель 108 обучения может использовать алгоритм CNN для идентификации одного или более атрибутов, ассоциированных с данным файлом изображения, соответствующим данному документу ICSR, указывающему SRE побочного эффекта. Третья модель 108 обучения может использовать один или более атрибутов для



назначения классификации, ассоциированной с SRE побочного эффекта, приведенного в данном документе ICSR. Третья модель 108 обучения может назначить классификацию, ассоциированную с SRE побочного эффекта, приведенного в каждом документе ICSR, соответствующем набору файлов изображений. Третья модель 108 обучения может валидировать классификацию, ассоциированную с SRE побочного эффекта, приведенного в данном документе ICSR, для поднабора документов ICSR, используя метаданные, соответствующие документам ICSR. Третья модель 108 обучения может генерировать результаты валидации. Результаты валидации могут указывать, точно ли назначила третья модель 108 обучения классификацию, ассоциированную с SRE побочного эффекта, включенного в документ ICSR.

[0099] Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут использовать результаты валидации для оптимизации алгоритма CNN для соответствующей модели обучения (первой, второй и третьей) и повторно исполнять этапы идентификации, классификации и валидации. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут генерировать результаты валидации после каждой итерации этапов идентификации, классификации и валидации. Кроме того, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут оптимизировать алгоритм(ы) CNN после каждой итерации этапов идентификации, классификации и валидации. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут повторно выполнять этапы идентификации, классификации и валидации на преопределенном числе итераций. Альтернативно, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут повторно исполнять этапы идентификации, классификации и валидации до тех пор, пока не будет достигнут желательный уровень точности назначения классификаций документам.

[0100] После того как этапы идентификации, классификации и валидации были повторно исполнены, было достигнуто предопределенное число итераций или желательная точность классификации документов, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут считаться полностью обученными. После того как алгоритмы CNN для первой, второй и третьей моделей 104-108 обучения полностью обучены, механизм 101 обучения может передать ответ 204-4 на клиентское устройство 110. Ответ 204-4 может указывать, что алгоритмы CNN для первой, второй и третьей моделей 104-108 обучения полностью обучены.

[0101] После того как алгоритмы CNN были обучены, приемное устройство 115 может получать другой PV-документ для классификации. Другой PV-документ может представлять собой другой документ ICSR. Механизм 116 принятия решения может определять, необходимо ли классифицировать другой документ ICSR. Например, механизм 116 принятия решения может электронным способом сканировать другой документ ICSR для определения содержимого другого документа ICSR. В случае, когда механизм 116 принятия решения может идентифицировать большую часть содержимого другого документа ICSR, механизм 116 принятия решения может определить, что документ ICSR не нуждается в классификации. В случае, когда механизм 116 принятия

решений не может идентифицировать пороговое количество содержимого другого документа, механизм 116 принятия решения может определить, что другой документ ICSR необходимо классифицировать. Механизм 116 принятия решения может передать запрос 206-1 на клиентское устройство 110 для классификации другого документа ICSR. Механизм 116 принятия решения может сохранить другой документ в базе данных 120. Запрос 206-1 также может включать параметры, ассоциированные с другим документом ICSR. Параметры могут включать отправителя другого документа ICSR, дату и время получения другого документа ICSR, уровень срочности другого документа ICSR или тому подобное. Параметры также могут включать любые характеристики, относящиеся к другому документу ICSR, такие как редакции, водяные знаки, другие маркировки или тому подобное.

[0102] Приложение 114 классификации может принять запрос 206-1 и передать информационный запрос 206-2 на сервер 100 для классификации другого документа ICSR. Другой документ ICSR может представлять собой документ ICSR, не включенный в обучающий набор документов ICSR. Запрос 206-2 может включать в себя информационный запрос 206-3 для извлечения другого документа ICSR из базы данных 120.

[0103] В некоторых вариантах осуществления, приложение 114 классификации может удерживать или сохранять запрос 206-2 в почтовом ящике входящих сообщений приложения электронной почты или обмена сообщениями. Запрос 206-2 может включать в себя другой документ ICSR, который должен быть классифицирован.

[0104] Сервер 100 может принять запрос 206-2, и механизм 103 конвертирования может передать информационный запрос 206-3 в базу данных 120 для извлечения другого документа ICSR. В некоторых вариантах осуществления, сценарий 109 может периодически опрашивать почтовый ящик входящих сообщений приложения электронной почты или обмена сообщениями, включенного в приложение 114 классификации. Сценарий 109 может извлекать запрос 206-2 и другой документ ICSR, включенный в запрос 206-2. Сценарий 109 может определить, находится ли другой документ ICSR в predetermined формате (например, формате PDF). Если другой документ ICSR не находится в predetermined формате, сценарий 109 может конвертировать другой документ ICSR в predetermined формат. Сценарий 109 может переслать другой документ ICSR на механизм 103 конвертирования.

[0105] Механизм 103 конвертирования может подтвердить, что другой документ ICSR находится в формате PDF. В случае, когда другой документ ICSR не находится в формате PDF, механизм 103 конвертирования может конвертировать другой документ ICSR в формат PDF. Как указано выше, механизм 103 конвертирования также может генерировать файл изображения другого документа ICSR, даже когда другой документ ICSR не находится в формате PDF. Механизм 103 конвертирования также может генерировать один стек изображения файла изображения. Один стек изображения может включать в себя композицию всех страниц файла изображения. Файл изображения может

включать в себя один стек изображения. Механизм 103 конвертирования может передавать файл изображения на механизм 101 обучения вместе с параметрами файла изображения.

[0106] API 102 может получать файл изображения и запрос на классификацию другого документа ICSR. API 102 может пересылать файл изображения на первую, вторую и третью модели 104-108 обучения, чтобы соответственно назначить первую, вторую и третью классификацию другому документу ICSR, последовательно или параллельно. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут использовать алгоритм CNN для идентификации одного или более атрибутов, ассоциированных с файлом изображения, соответствующим другому документу ICSR. Алгоритм CNN может выполнять анализ изображения на файле изображения, чтобы идентифицировать один или более атрибутов, ассоциированных с файлом изображения. Кроме того, алгоритм CNN может учитывать параметры файла изображения, включая редакции, водяные знаки или маркировки, при выполнении анализа изображения.

[0107] В конкретном варианте осуществления, алгоритм CNN, реализуемый первой моделью 104 обучения, может идентифицировать один или более атрибутов, указывающих действительность другого документа ICSR. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут назначить первую, вторую и третью классификацию, соответственно. Первая классификация соответствует действительности другого документа. Вторая классификация соответствует показателю серьезности содержимого другого документа. Третья классификация соответствует одному или более элементам, соответствующим серьезности содержимого.

[0108] Более конкретно, первая модель 104 обучения может назначить классификацию действительного или недействительного другому документу ICSR на основе идентифицированного атрибута(ов). Алгоритм CNN, реализуемый второй моделью 106 обучения, может идентифицировать один или более атрибутов файла изображения, которые указывают серьезность. Вторая модель 106 обучения может назначить классификацию, указывающую серьезность побочного эффекта, приведенного в другом документе ICSR, на основе идентифицированного атрибута(ов). В качестве неограничивающего примера, серьезность может коррелироваться с риском для здоровья. Чем выше риск для здоровья, тем выше серьезность. Наоборот, чем ниже риск для здоровья, тем ниже серьезность. Алгоритм CNN, реализуемый третьей моделью 108 обучения, может идентифицировать один или более атрибутов, указывающих на SRE побочного эффекта, включенного в другой документ ICSR. Третья модель 108 обучения может назначить классификацию, ассоциированную с SRE побочного эффекта, включенного в документ ICSR, на основе идентифицированного атрибута (ов).

[0109] Механизм 101 обучения может генерировать выход, включающий назначенные классификации для документа ICSR. Механизм 101 обучения может также выводить балльную оценку достоверности, указывающую вероятную точность первой, второй и третьей классификации. Механизм 101 обучения может использовать

назначенные классификации для генерирования значения приоритета (например, высокого, среднего, низкого) документа ICSR. Значение приоритета может указывать временную шкалу, в которой должно предприниматься действие для документа ICSR. Механизм 101 обучения может также использовать элементы, такие как производительность, объем и потребность.

[0110] Например, механизм 101 обучения может идентифицировать документы ICSR, которые уже были классифицированы, которые ожидают действия. Механизм 101 обучения может сравнивать классификации документов ICSR, которые были классифицированы и ожидают действия, с первой, второй и третьей классификацией другого документа ICSR. Кроме того, механизм 101 обучения может также идентифицировать параметры, ассоциированные с другим документом. Например, механизм 101 обучения может определить отправителя другого документа ICSR, время приема другого документа ICSR и значение срочности, ассоциированное с другим документом. Это может идентифицировать конкретный регуляторный орган, с которым ассоциирован другой документ ICSR, или является ли документ ICSR частью клинического испытания. Механизм 101 обучения может также определять элементы производительности, объема и потребности, ассоциированные с человеческими ресурсами, обрабатывающими документы ICSR, которые уже классифицированы. Механизм 101 обучения может использовать первую, вторую и третью классификации уже классифицированных документов ICSR, которые ожидают действия, первую, вторую и третью классификации другого документа ICSR, параметры другого документа ICSR и производительность, объем и потребность в человеческих ресурсах для обработки документов ICSR, чтобы определять значение приоритета для другого документа ICSR. Значение приоритета может указывать положение в очереди для времени обработки другого документа ICSR. Значение приоритета может также указывать необходимость больших человеческих ресурсов из-за высокой потребности в документах ICSR, которые необходимо обработать.

[0111] Значение приоритета может быть включено в выход. Механизм 101 обучения может включать выход в ответ 206-5 и передавать ответ 206-5 на клиентское устройство 110. Обучающее приложение 112 может визуализировать выход на дисплее клиентского устройства 110. Механизм 101 обучения также может сохранить назначенные классификации как метаданные для документа ICSR в базе данных 120.

[0112] В некоторых вариантах осуществления, механизм 101 обучения может последовательно классифицировать документ ICSR с использованием первой, второй и третьей моделей 104-108 обучения классификации. Таким образом, механизм 101 обучения может первоначально инструктировать первую модель 104 обучения классифицировать документ ICSR для определения, является ли документ действительным документом. В ответ на определение, что документ ICSR действителен, механизм 101 обучения может инструктировать вторую модель 106 обучения определить, является ли побочный эффект, приведенный в документе ICSR, серьезным или

несерьезным. Альтернативно, в ответ на определение, что документ ICSR является недействительным, механизм 101 обучения может генерировать выход, указывающий, что ICSR является недействительным. Кроме того, выход может включать балльную оценку достоверности, указывающую точность классификации, что документ ICSR является недействительным, и выход передается на клиентское устройство 110 без инструктирования второй или третьей моделей 106-108 обучения классифицировать документ ICSR.

[0113] В ответ на то, что вторая модель 106 обучения классифицирует побочный эффект, указанный в документе ICSR, как серьезный, механизм 101 обучения может инструктировать третью модель 108 обучения назначить классификацию, ассоциированную с SRE побочного эффекта, включенного в документ ICSR. Альтернативно, в ответ на определение, что побочный эффект в документе ICSR не является серьезным, механизм 101 обучения может сгенерировать выход, указывающий, что побочный эффект в документе ICSR не является серьезным, и передать выход на клиентское устройство 110 без инструктирования третьей модели 108 обучения классифицировать документ ICSR. Выход также может включать балльную оценку достоверности, указывающую вероятную точность, что побочный эффект в документе ICSR не является серьезным.

[0114] Система для классификации документов с использованием анализа изображений может быть также использована в других областях, таких как юридическая область, бизнес, финансовые, медицинские, страховые, образовательные учреждения или тому подобное. Например, система может быть использована для классификации юридических документов в области электронного раскрытия. Кроме того, система может быть использована для классификации бизнес-документов, таких как счета, заказы на покупку, предписания и т.п.

[0115] Система для классификации документов с использованием анализа изображений может быть использована в других областях путем обучения соответствующей модели обучения для идентификации определенных признаков документов в соответствующей области. Например, модель обучения может обучаться, чтобы идентифицировать признаки документов путем конвертирования набора документов (конкретной области, такой как электронное раскрытие (e-discovery), торговля, бизнес, страхование, энергетическая, транспорт и логистика, здравоохранение или тому подобное) в набор одного стека изображения и обучения модели обучения с использованием набора отдельных стеков изображений. Признаки могут быть использованы для идентификации атрибута документа, так что система может соответствующим образом классифицировать документ.

[0116] Например, в области электронного раскрытия, система классификации документов с использованием анализа изображений может быть использована для классификации документов как привилегированного или непривилегированного путем обучения модели обучения, чтобы идентифицировать признаки привилегированных

документов на основе файлов изображений, соответствующих этим документам.

[0117] На фиг. 2В представлена блок-схема, иллюстрирующая пользовательское устройство, классифицирующее документ в соответствии с примерными вариантами осуществления. В варианте осуществления, пользователь может запустить пользовательское приложение 134 классификации, чтобы классифицировать документ. Пользовательское приложение 134 классификации может реализовать полностью обученный механизм обучения для классификации документов. Пользовательское приложение 134 классификации может включать в себя механизм обучения, который обучен назначать классификацию документам подобно первой, второй и третьей моделям 104-108 обучения. Более конкретно, пользовательское приложение 134 классификации может включать механизм обучения для классификации документов с использованием CNN в конкретной области (например, медицинских, нормативных, юридических и т.д.).

[0118] Запуск пользовательского приложения 134 классификации может вызвать приведение в действие камеры 132. Пользователь может использовать камеру 132 для захвата изображения документа. В некоторых вариантах осуществления, пользователь может использовать пользовательское приложение 134 классификации для выгрузки документа из электронной почты, локальной памяти, внешней памяти, связанной с пользовательским устройством 130, и т.д. В некоторых вариантах осуществления, пользовательское приложение 134 классификации может быть соединено с устройствами Интернета вещей (IoT), такими как умные часы, датчики, приборы, вычислительные устройства или тому подобное. Пользовательское приложение 134 классификации может получать документы от IoT-устройств.

[0119] Пользовательское приложение 134 классификации может конвертировать изображение документа в файл изображения, включающий в себя одно изображение стека, как описано выше в отношении механизма 103. Альтернативно, пользовательское приложение 134 классификации может определять, является ли выгруженный документ файлом изображения или PDF. В случае, когда выгруженный документ не является файлом изображения или PDF, пользовательское приложение 134 классификации может конвертировать выгруженный документ в файл изображения. Кроме того, пользовательское приложение 134 классификации может конвертировать данный файл изображения в файл изображения, включающий одно изображение стека, как описано выше в отношении механизма 103 конвертирования.

[0120] Например, пользовательское приложение 134 классификации может быть сконфигурировано, чтобы назначать классификацию документу с использованием файла изображения, как описано выше в отношении фиг. 2. Пользовательское приложение 134 классификации может генерировать выход, включающий первую, вторую и третью классификацию, приоритет, присвоенный документу на основе первой, второй и третьей классификации, и балльную оценку достоверности. Балльная оценка достоверности указывает вероятную точность классификации.

[0121] В качестве неограничивающего примера, пользователь может

взаимодействовать с пользовательским приложением 134 классификации, чтобы классифицировать медицинский документ. Медицинский документ может быть, но без ограничения, лабораторным отчетом, отчетом EKG, геномным отчетом, лабораторным отчетом анализа крови и т.д. Пользовательское приложение 134 классификации может использовать CNN для назначения классификации, указывающей на серьезность содержимого медицинского документа. Пользовательское приложение 134 классификации также может определять, следует ли пользователю консультироваться с медицинским специалистом, на основе серьезности содержимого медицинского документа. Пользовательское приложение 134 классификации может генерировать выход, включающий классификацию, рекомендацию, следует ли пользователю консультироваться с медицинским специалистом, и балльную оценку достоверности. Балльная оценка достоверности указывает вероятную точность классификации. Пользовательское приложение 134 классификации может вызывать отображение классификации и определение того, следует ли пользователю консультироваться с медицинским специалистом, на пользовательском устройстве 130.

[0122] Пользовательское приложение 134 классификации может генерировать классификацию и определять, следует ли пользователю консультироваться с медицинским специалистом локально на пользовательском устройстве 130. Кроме того, пользовательское приложение 134 классификации может генерировать классификацию и определять, следует ли пользователю консультироваться с медицинским специалистом, без идентификации или извлечения какой-либо персонально идентифицируемой информации (PII) из документа. Это снижает любые риски безопасности, связанные с разглашением PII (например, фишинг, взлом, кибер-атаки и т.д.).

[0123] Например, документ может представлять собой отчет EKG (ЭКГ). Следовательно, пользователь может идентифицировать серьезность отчета EKG на основе классификации, назначенной пользовательским приложением 134 классификации без передачи или разглашения PII.

[0124] В некоторых вариантах осуществления, пользовательское приложение 134 классификации может передавать документ или файл изображения, включающий один стек изображения документа, на сервер 100 для классификации. Первая, вторая или третья модели 104-108 обучения могут классифицировать документ с использованием файла изображения.

[0125] Фиг. 3 представляет собой блок-схему примера модели обучения, реализующей алгоритм CNN, в соответствии с примерными вариантами осуществления. Фиг. 3 будет описана со ссылкой на фиг. 1-2.

[0126] Как описано выше, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут реализовывать алгоритм глубокого обучения с учителем, такой как CNN, для классификации документов на основе их соответствующих файлов изображений. Алгоритм 300 CNN может быть обучен классифицировать документы. Каждая из первой, второй и третьей моделей 104-108 обучения может реализовывать различный вариант

осуществления алгоритма 300 CNN.

[0127] Алгоритм CNN 300 может обучаться в двух фазах, прямой фазе и обратной фазе. Прямая фаза включает в себя сверточные слои 304 и 308, объединяющие (пулинг-) слои 306 и 310 и полносвязные слои 312 и 314. Сверточные слои 304 и 308 могут применять фильтры к файлу 302 входного изображения для формирования карты признаков. Пулинг-слои 306 и 310 могут генерировать уменьшенную карту признаков. Полносвязные слои 312 и 314 могут затем классифицировать признаки изображения с использованием весов и смещений, чтобы сгенерировать выход 316. Выход 316 может представлять собой классификацию файла 302 входного изображения. Значения фильтров, весов и смещений могут представлять собой параметры, принимаемые алгоритмом CNN 300 (например, от клиентского устройства 110).

[0128] В обратной фазе, алгоритм 300 CNN может использовать обратное распространение для определения того, был ли алгоритм CNN в состоянии классифицировать изображение корректным образом. Затем алгоритм CNN может обновлять значения для фильтров, весов и смещений с использованием алгоритма градиентного спуска и повторно выполнять прямую фазу на файле 302 входного изображения. При этом алгоритм CNN может обучаться классифицировать файл 302 входного изображения с использованием обучения и классификации признаков.

[0129] В качестве примера, алгоритм 300 CNN может обучаться с использованием набора файлов изображений, включая файл 302 входного изображения. Файл 302 входного изображения может соответствовать документу, содержащему буквенно-цифровой текст. Файл 302 входного изображения может включать в себя представление изображения документа. Кроме того, файл 302 входного изображения может представлять собой композицию всех страниц документа. В качестве неограничивающего примера, файл 302 входного изображения может иметь размер  $160 \times 160$  пикселей, делая его матрицей размером  $160 \times 160$ . Матрица размером  $160 \times 160$  может быть преобразована в 25600-мерный вектор. Каждый компонент вектора может включать в себя значение между 0 и 1. Значение может описывать интенсивность пиксела. Файл 302 входного изображения может включать уникальный “отпечаток” (характерный признак) JPEG в формате шкалы серого.

[0130] В сверточном слое 304, алгоритм 300 CNN может исполнять извлечение признаков на файле 302 входного изображения. Признаки могут включать в себя части файла 302 входного изображения. Например, признаки могут быть различными краями или формами файла 302 входного изображения. Алгоритм CNN может извлекать различные типы признаков для генерации разных типов карт признаков. Например, алгоритм 300 CNN может применять массив чисел (например, ядро) по различным частям файла 302 входного изображения. Ядро также может упоминаться как фильтр. Как указано выше, различные типы фильтров могут быть применены к файлу 302 входного изображения для генерации различных карт признаков. Например, фильтр для идентификации формы в файле 302 входного изображения может отличаться от фильтра



для обнаружения края. Поэтому, различные ядра могут быть применены для идентификации формы в файле 302 входного изображения по сравнению с обнаружением краев. Каждое ядро может включать в себя другой массив чисел. Значения фильтров или ядер могут случайным образом назначаться и оптимизироваться во времени (например, с использованием алгоритма градиентного спуска). Ядро может применяться как скользящее окно на различных частях файла 302 входного изображения. Ядро может суммироваться с заданной частью файла 302 входного изображения, чтобы сгенерировать выходное значение. Выходное значение может быть включено в карту признаков. Карты признаков могут включать выходное значение из различных ядер, примененных к каждой части входного файла 302. Сгенерированные карты признаков могут быть двумерным массивом.

[0131] В пулинг-слое 306, алгоритм 300 CNN может уменьшать размерность каждой карты признаков, сгенерированной в сверточном слое 304. В частности, алгоритм 300 CNN может извлекать части заданной карты признаков и отбрасывать остальное. Пулинг изображения сохраняет важные признаки. Например, карта признаков может включать активированные области и неактивированные области. Активированные области могут включать обнаруженные признаки, тогда как неактивированные области могут указывать, что данная часть изображения не включает признак. Пулинг может удалять неактивированные области. Таким образом, размер изображения уменьшается. Алгоритм 300 CNN может использовать максимальный пулинг (max-pooling) или средний пулинг (mean-pooling) в пулинг-слое для выполнения этих операций. Максимальный пулинг сохраняет более высокие значения частей карты признаков, отбрасывая оставшиеся значения. Усредненный пулинг сохраняет среднее значение различных частей карты признаков. Таким образом, алгоритм 300 CNN может генерировать уменьшенную карту признаков для каждой из карт признаков, сгенерированных в сверточном слое 304.

[0132] В сверточном слое 308, алгоритм 300 CNN может генерировать дополнительные карты признаков на основе уменьшенных карт признаков, сгенерированных в пулинг-слое 306. Кроме того, в пулинг-слое 310, алгоритм 300 CNN может генерировать дополнительные уменьшенные карты признаков на основе карт признаков, сгенерированных в сверточном слое 308. Множество различных сверточных слоев и пулинг-слоев могут быть добавлены в алгоритм 300 CNN.

[0133] Сверточные слои 304 и 308 также могут применять функцию линейной ректификации (ReLU) к файлу 302 входного изображения. Функция ReLU применяется к файлу 302 входного изображения для удаления линейности из файла 302 входного изображения. Например, функция ReLU может удалять все черные элементы из входного изображения 302 и сохранять только серые и белые цвета. Это вызывает более резкое изменение цвета во входном изображении 302, что удаляет линейность из входного изображения 302.

[0134] Сверточные слои 304 и 308 и пулинг-слои 306 и 310 могут быть использованы для обучения признакам. Обучение признакам позволяет алгоритму 300

CNN идентифицировать желательные признаки в файле 302 входного изображения и точно классифицировать файл 302 входного изображения. Поэтому, путем оптимизации сверточных слоев 304 и 308 и пулинг-слоев 306 и 310, алгоритм 300 CNN может применять корректные фильтры на файле 302 входного изображения для извлечения необходимых признаков, требуемых для классификации файла 302 входного изображения.

[0135] В полносвязном слое 312, алгоритм 300 CNN может преобразовывать уменьшенные карты признаков, сгенерированные в пулинг-слое 310, в одномерный массив (или вектор). Полносвязный слой представляет собой нейронную сеть. Алгоритм 300 CNN может исполнять линейное преобразование на одномерном массиве в полносвязном слое 312. Алгоритм 300 CNN может выполнять линейное преобразование посредством применения весов и смещений к одномерному массиву для генерации полносвязного слоя 314. Первоначально, веса и смещения случайным образом инициализируются и могут быть оптимизированы с течением времени.

[0136] В полносвязном слое 314, алгоритм 300 CNN может выполнять нелинейное преобразование, такое как функция слоя активации (например, softmax или сигмоидальная), чтобы классифицировать файл 302 входного изображения. Алгоритм CNN может использовать классификацию файла 302 входного изображения, чтобы классифицировать соответствующий документ.

[0137] Алгоритм 300 CNN может использовать обратное распространение для валидации своей классификации файла 302 входного изображения. Как описано на фиг. 2, в режиме обучения, алгоритм 300 CNN может принимать файл изображения и метаданные соответствующего документа. Метаданные могут включать классификацию, назначенную документу. Алгоритм 300 CNN может сравнивать классификацию, назначенную документу алгоритмом 300 CNN, с классификацией, включенной в метаданные документа. Если классификация, назначенная документу алгоритмом CNN 300, соответствует классификации, включенной в метаданные документа, алгоритм 300 CNN может определить, что алгоритм 300 CNN корректно назначил классификацию документу. Альтернативно, если классификация, назначенная документу алгоритмом CNN 300, не соответствует классификации, включенной в метаданные документа, алгоритм CNN 300 может определить, что он некорректно назначен классификацию документу.

[0138] Обратное распространение также может включать оптимизацию входных параметров, так что алгоритм 300 CNN может более точно классифицировать документы. Входные параметры могут включать значения для ядер, весов, смещений или тому подобное. Для оптимизации параметров может использоваться градиентный спуск. В частности, градиентный спуск может использоваться для оптимизации классификации документа алгоритмом 300 CNN.

[0139] Градиентный спуск является итеративным процессом для оптимизации алгоритма 300 CNN. Градиентный спуск может обновлять параметры алгоритма 300 CNN и заставлять алгоритм 300 CNN классифицировать файл 302 входного изображения и другие файлы изображений в наборе файлов изображений на основе обновленных

параметров и валидировать классификации поднабора файлов изображений. После каждой итерации алгоритма 300 CNN, классифицирующего набор файлов изображений и валидирующего поднабор из набора файлов изображений, параметры могут быть дополнительно обновлены (или оптимизированы). Каждая итерация алгоритма 300 CNN, классифицирующего набор файлов изображений и валидирующего поднабор из набора файлов изображений, может упоминаться как период. Алгоритм 300 CNN может исполнять predetermined число периодов, чтобы считаться полностью обученным. Предetermined число периодов может быть выбрано на основе точности алгоритма 300 CNN при классификации файлов изображений (или документов).

[0140] После того как алгоритм CNN 300 полностью обучен, алгоритм CNN 300 может классифицировать другой файл изображения, который не включен в обучающий набор файлов изображений. Например, алгоритм 300 CNN может принимать другой файл изображения в качестве входа. Алгоритм 300 CNN может исполнять сверточные слои 304 и 308, пулинг-слои 306 и 310 и полносвязные слои 312 и 314 на другом файле изображения, чтобы классифицировать другой файл изображения.

[0141] В качестве неограничивающего примера, алгоритм 300 CNN может быть использован для классификации документов ICSR. Алгоритм 300 CNN может быть реализован посредством первой, второй и третьей моделей 104-108 обучения для назначения классификаций, ассоциированных с действительности, серьезностью и SRE, данному документу ICSR.

[0142] Как указано выше, первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут реализовывать различные варианты осуществления алгоритма 300 CNN. Например, первая модель 104 обучения может использовать первый набор параметров для обучения алгоритма 300 CNN классифицировать данный документ ICSR на основе действительности. Параметры могут представлять собой фильтры, веса, смещения или тому подобное. Кроме того, вторая модель 106 обучения может использовать второй набор параметров для обучения алгоритма 300 CNN классифицировать данный документ ICSR на основании серьезности побочного эффекта, приведенного в документе ICSR.

[0143] Алгоритм 300 CNN может использовать обучение признакам, чтобы идентифицировать конкретные признаки действительных документов по сравнению с недействительными документами. Подобным образом, алгоритм 300 CNN может использовать обучение признакам, чтобы идентифицировать конкретные признаки документов, перечисляющие серьезные побочные эффекты, по сравнению с документами, перечисляющими несерьезные побочные эффекты. Более того, алгоритм 300 CNN может использовать обучение признакам, чтобы идентифицировать конкретные признаки документов, включая SRE побочного эффекта.

[0144] Как указано выше, алгоритм 300 CNN может исполнять predetermined число периодов, чтобы считаться полностью обученным. Пользователь (например, разработчик) может определить, что алгоритм CNN полностью обучен, на основе оценки F-1 и оценки площади под кривой (AUC) алгоритма 300 CNN. Оценка F-1 и оценка

площади под кривой (AUC) могут указывать точность классификаций, назначенных алгоритмом 300 CNN.

[0145] Ниже приведены примерные экспериментальные результаты при идентификации точности классификаций алгоритма CNN после заданного числа периодов:

- После 25 периодов обучения алгоритма 300 CNN для назначения классификации, ассоциированной с действительностью, алгоритм 300 CNN достиг оценки F-1 96% и AUC 0,99 по сравнению с фактическими классификациями документов ICSR.

- После 30 периодов обучения алгоритма 300 CNN для назначения классификации, ассоциированной с серьезностью, алгоритм 300 CNN достиг оценки F-1 81% и AUC 0,90 по сравнению с фактическими классификациями документов ICSR.

- После 25 периодов обучения алгоритма 300 CNN для назначения классификации, ассоциированной с SRE неблагоприятного события, алгоритм 300 CNN достиг оценки F-1 78% и AUC 0,87 по сравнению с фактическими классификациями документов ICSR.

[0146] На фиг. 4 представлена блок-схема потока одобрения модели, в соответствии с примерным вариантом осуществления. Поток 400 одобрения модели может быть использован для определения того, классифицирует ли модель обучения документы на приемлемом уровне точности. В операции 402, эксперт по тематике (SME) или разработчик передает запрос на обучение модели обучения с использованием набора документов из базы данных 120. Модель обучения может реализовывать алгоритм CNN. Таким образом, модель обучения может обучаться классифицировать документы с использованием представлений изображения набора документов, как описано выше. Обучение модели обучения может включать рекурсивное классифицирование каждого документа из набора документов и валидирование классификаций каждого из поднабора документов по отношению к метаданным для каждого документа. Поднабор документов может составлять 10% от набора документов.

[0147] В операции 404, модель обучения может определять, удовлетворяет ли точность классификации модели обучения порогу, на основе валидации поднабора документов. Порог может быть предварительно запрограммирован или может быть предоставлен в запросе на обучение модели обучения. В случае, если точность порога модели обучения не удовлетворена, может быть передан запрос на повторное обучение модели обучения с тем же набором документов или другим набором документов.

[0148] В случае, если точность классификации модели обучения удовлетворяет порогу, поток 400 одобрения модели может перейти к операции 406. В операции 406, SME может вручную подтвердить классификации, назначенные поднабору документов из набора документов механизмом обучения. В некоторых вариантах осуществления, SME может валидировать классификации того же поднабора документов, что и модель обучения. Альтернативно, SME может валидировать классификации другого поднабора документов. Например, поднабор документов может составлять 10% от набора документов.

[0149] SME может подтвердить на основе метаданных документа, действительно ли механизм обучения точно классифицировал каждый документ из поднабора документов. Кроме того, SME может также подтвердить, являются ли метаданные точными. Например, как указано выше, метаданные могут быть назначены документу посредством SME или получены от третьей стороны. Поэтому, SME может идентифицировать любые сценарии, где модель обучения корректно классифицировала документ, и метаданные включают некорректную классификацию документа. В ответ на валидацию классификации поднабора документов, SME может определить, был ли достигнут приемлемый предел качества (AQL). AQL может быть значением, ассоциированным с желательным уровнем точности модели обучения. В некоторых вариантах осуществления, AQL может быть тем же, что и порог. В других вариантах осуществления, AQL может отличаться от порога. В случае, когда SME определяет, что AQL не был удовлетворен, может быть передан запрос на повторное обучение модели обучения.

[0150] В операции 408, в ответ на определение SME, что AQL был удовлетворен, SME может одобрить модель обучения. Модель обучения может считаться полностью обученной и готовой классифицировать документы.

[0151] На фиг. 5 представлена блок-схема, иллюстрирующая поток данных классификации документов с использованием обученного механизма обучения, в соответствии с примерными вариантами осуществления. Фиг. 5 будет описана со ссылкой на фиг. 1.

[0152] В варианте осуществления, механизм 115 приема может принимать запрос на классификацию документа. Например, пользователь 500 может предоставить начальную оценку документа. Например, пользователь 500 может предоставить начальное значение приоритета (например, высокий, средний или низкий). Запрос может включать начальную оценку и документ, который должен быть классифицирован. Документ может представлять собой PV-документ.

[0153] Механизм 115 приема может передавать запрос в приложение 114 классификации. Приложение 114 классификации может сохранить запрос в почтовом ящике входящих сообщений 502 приложения почты или обмена сообщениями.

[0154] Сценарий 109 может периодически опрашивать почтовый ящик входящих сообщений 502, чтобы определить, имеются ли какие-либо новые запросы на классификацию документов. В ответ на обнаружение нового запроса на классификацию документа, сценарий 109 может переслать документ в механизм 103 конвертирования. Если документ не находится в предопределенном формате (например, формате PDF), сценарий 109 может конвертировать документ в предопределенный формат. Сценарий 109 может передать документ в когнитивные сервисы 503. Когнитивные сервисы могут включать механизм 101 обучения и механизм 103 конвертирования. Механизм 103 конвертирования может конвертировать документ в файл изображения, включающий один стек изображения, как описано выше. Механизм 103 конвертирования может

передать файл изображения и запрос на классификацию документа на механизм 101 обучения.

[0155] API 102 может получать файл изображения и запрос на классификацию документа и пересылать файл изображения и запрос на классификацию документа на первую, вторую и третью модели 104-108 обучения. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут назначить первую, вторую и третью классификацию документу с использованием файла изображений, как описано выше в отношении фиг. 1-3. Механизм 101 обучения может генерировать выход 504. Выход 504 может включать в себя первую, вторую и третью классификацию, приоритет на основе первой, второй и третьей классификации и балльную оценку достоверности. Балльная оценка достоверности указывает вероятную точность первой, второй и третьей классификации. Механизм 101 обучения может переслать выход 504 в сервис 506 технологии интерактивного ответа (IRT).

[0156] IRT-сервис 506 может представлять собой сервис, сконфигурированный, чтобы взаимодействовать с механизмом 101 обучения. Например, IRT-сервис 506 может быть сконфигурирован, чтобы собирать информацию классификации от механизма 101 обучения, такую как выход 504. IRT-сервис 506 приоритизирует документ на основе присвоенного приоритета в выходе 504. IRT-сервис 506 может находиться на сервере 100 или отдельном сервере.

[0157] IRT-сервис 506 может переслать выход 504 на транзакционный сервис 508. Транзакционный сервис 508 может запросить пользовательский ввод для верификации приоритизации документа на основе первой, второй и третьей классификации. Транзакционный сервис 508 может находиться на сервере 100 или отдельном сервере.

[0158] Транзакционный сервис 506 может переслать выход 504 в рабочий поток 510 анализа. В рабочем потоке 510 анализа, пользователь (например, эксперт по тематике) может верифицировать точность выхода 504 с учетом документа. В частности, пользователь может верифицировать точность первой, второй и третьей классификации и приоритета. В ответ на верификацию точности выхода 504, механизм 101 обучения может настраиваться или повторно обучаться. Например, если механизм 101 обучения некорректно назначил первую, вторую и третью классификацию или приоритет, механизм 101 обучения может настраиваться или повторно обучаться для повышения его точности.

[0159] На фиг. 6 представлена блочная диаграмма, иллюстрирующая матрицу неточностей для обнаружения степени важности случая с использованием модели обучения, в соответствии с примерными вариантами осуществления. Матрица 600 неточностей может указывать истинно-положительные, ложноположительные, истинно-отрицательные и ложноотрицательные результаты классификаций, назначенных моделью обучения. Матрицу 600 неточностей можно использовать для определения эффективности и точности модели обучения.

[0160] Матрица 600 неточностей может быть ассоциирована с классификациями, назначенными документу ICSR. В частности, классификатор может быть

классификатором несерьезности. То есть, модель обучения может быть обучена классифицировать документы как несерьезные (низкой степени важности). Модель обучения будет предполагать, что документы, не классифицированные как несерьезные, классифицируются как серьезные.

[0161] Матрица 600 неточностей может включать в себя первую ось 602, указывающую фактическую классификацию документа, и вторую ось 604, указывающую предсказанную классификацию посредством модели обучения. Первая и вторая оси 602-604 могут включать в себя метки документов на основе классификации. Метки могут соответствовать серьезности или несерьезности. Модель обучения, сконфигурированная классифицировать документы на основе серьезности, может быть сконфигурирована, чтобы идентифицировать документы, которые указывают на несерьезный побочный эффект. То есть истинное значение документа, включающего “серьезный” побочный эффект, является отрицательным, а истинное значение документа, включающего “несерьезный” побочный эффект, является положительным.

[0162] Матрица 600 неточностей может включать в себя квадранты 606, 608, 610 и 612. В примере на фиг. 6, квадрант 606 может указывать на то, что модель обучения точно предсказала, что 9927 документов не включали несерьезный побочный эффект (истинно-отрицательный результат). Квадрант 608 может указывать на то, что модель обучения неточно предсказала, что 2379 документов включали несерьезный побочный эффект (ложноположительный результат). Квадрант 610 может указывать на то, что модель обучения неточно предсказала, что 2388 документов включали несерьезный побочный эффект (ложноотрицательный результат). Квадрант 612 может указывать на то, что модель обучения точно предсказала, что 9918 документов включали несерьезный побочный эффект (истинно-положительный результат).

[0163] Матрицы неточностей также могут быть сгенерированы для действительности и SRE. Например, в таблице 2 приведены примерные экспериментальные данные из матриц неточности для серьезности, действительности и SRE.

Таблица 2

|                       | Серьезность случая | Действительность случая | SRE случая |
|-----------------------|--------------------|-------------------------|------------|
| Истинно-отрицательные | 9927               | 49537                   | 5431       |
| Ложноположительные    | 2379               | 1076                    | 1508       |
| Ложноотрицательные    | 2388               | 1199                    | 1532       |
| Истинно-положительные | 9918               | 7100                    | 5407       |

[0164] Как указано в таблице 2, при обучении модели обучения для назначения классификации, ассоциированной с действительностью для документа, модель обучения может сгенерировать 48537 истинно-отрицательных результатов, 1076 ложноположительных результатов, 1199 ложноотрицательных результатов и 7100 истинно-положительных результатов. Кроме того, при назначении классификации, ассоциированной с SRE побочного эффекта, модель обучения может генерировать 5431

истинно-отрицательных результатов, 1508 ложноположительных результатов, 1532 ложноотрицательных результатов и 5407 истинно-положительных результатов.

[0165] Фиг. 7 является примерным одним стеком изображения, в соответствии с примерными вариантами осуществления. Как указано выше, механизм конвертирования (например, механизм 103 конвертирования, как показано на фиг. 1-2) может конвертировать документ в файл изображения (например, файл изображения JPEG). Файл изображения может включать множество страниц. Таким образом, механизм 103 конвертирования может объединять страницы файла изображения, чтобы сгенерировать один стек 700 изображения. Таким образом, один стек 700 изображения может представлять собой композицию всех страниц файла изображения.

[0166] Например, механизм конвертирования может использовать приложение манипулирования изображением, такое как ImageMagick, разработанное компанией ImageMagick Studio LLC (<https://imagemagick.org/>). Для генерирования одного стека изображения, механизм конвертирования может предоставлять в приложение манипулирования изображением одно или более из следующего: желательное разрешение изображения в точках на дюйм (например, 3000), цветовое пространство целевого изображения (например, серое), желательную ширину и высоту файла изображения и желательный фон одного стека изображения (например, белый, светло-серый, прозрачный, синевато-серый 1 и темно-серый).

[0167] Кроме того, механизм конвертирования может предоставлять инструкцию в приложение манипулирования изображением для наложения каждой страницы файла изображения поверх друг друга путем умножения содержимого каждой страницы файла изображения на место назначения (например, первую страницу файла изображения) и замены места назначения получаемым произведением. Например, в случае, когда файл изображения включает в себя три страницы, содержимое второй страницы умножается на первую страницу, и результирующее произведение содержимого первой и второй страниц может заменить первую страницу. Произведение содержимого первой и второй страниц может быть новой первой страницей файла изображения. Затем содержимое новой первой страницы умножается на содержимое третьей страницы, и результат произведения содержимого третьей страницы и содержимого новой первой страницы может заменить новую первую страницу. Произведение содержимого третьей страницы и содержимого новой первой страницы может представлять собой одну страницу, которая включает в себя содержимое первой, второй и третьей страниц. Операция умножения может позволить приложению манипулирования изображением накладывать содержимое множества страниц на одну страницу. Следующие операции могут также или альтернативно использоваться для наложения содержимого множества страниц на одну страницу: исключение, плюс, добавление и вычитание.

[0168] Механизм конвертирования также может предоставлять инструкцию, чтобы объединять страницы файла изображения с использованием самого темного пиксела в стеке для каждой страницы файла изображения. Инструкцией использовать самый темный



пиксел в стеке для каждой страницы файла изображения может быть “min”. Инструкцией использовать самый светлый пиксел в стеке для каждой страницы файла изображения может быть “max”. Инструкцией генерировать среднее страниц файла изображения может быть “mean”. Инструкция “min” может генерировать четкий и считываемый результат.

[0169] В варианте осуществления, механизм конвертирования может инструктировать приложение манипулирования изображением создать новый файл изображения посредством объединения страниц файла изображения. Таким образом, механизм конвертирования может инструктировать приложение манипулирования изображением генерировать композицию страниц файла изображения и сохранять композицию в качестве нового файла изображения. Например, единый стек 700 изображения может быть сохранен как новый файл изображения.

[0170] Фиг. 8 показывает распределение векторного пространства, в соответствии с примерными вариантами осуществления. Распределение 800 векторного пространства может включать в себя положительные и отрицательные классы, обработанные полносвязными слоями алгоритма CNN. Алгоритм CNN может классифицировать документ отрицательно или положительно. Например, в случае, когда алгоритм CNN классифицирует документ как действительный документ, алгоритм CNN классифицирует этот документ положительно. Альтернативно, в случае, когда алгоритм CNN классифицирует документ как недействительный, алгоритм CNN классифицирует документ отрицательно. Распределение 800 векторного пространства иллюстрирует точность, с которой алгоритм CNN проводит различие между положительными классами 802 и отрицательными классами 804. Каждая точка может указывать документ в положительном и отрицательном классах 802-804.

[0171] На фиг. 9 представлены примерные графики рабочей характеристики приемника (ROC), сгенерированные на основе классификаций, назначенных документу посредством первой, второй и третьей моделей обучения, согласно некоторым вариантам осуществления. Например, графики 900, 902 и 904 ROC могут быть использованы для определения того, обучены ли первая, вторая или третья модели обучения надлежащим образом для классификации документов.

[0172] Как указано выше, первая, вторая и третья модели обучения могут генерировать первую, вторую и третью классификацию документа. В качестве примера, документ может представлять собой документ ICSR. Кроме того, первая классификация может указывать действительность документа ICSR, вторая классификация может указывать серьезность документа ICSR, и третья классификация может быть ассоциирована с SRE побочного эффекта, включенного в документ ICSR.

[0173] В примере на фиг. 8, график 900 ROC соответствует первой классификации (например, действительности), график 902 ROC соответствует второй классификации (например, серьезности), и график 904 ROC соответствует третьей классификации (например, SRE побочного эффекта). Поэтому, для определения эффективности или точности каждой модели обучения могут быть использованы графики 900-904 ROC.

[0174] Графики 900-904 ROC включают в себя ось x, представляющую частоту ложноположительных результатов, и ось y, представляющую частоту истинно-положительных результатов. Кроме того, графики 900-904 ROC включают кривую ROC для каждой соответствующей классификации. Кривые ROC графически представляют частоту истинно-положительных результатов относительно частоты ложноположительных результатов на основе порога классификации. Графики 900-904 ROC также указывают значение площади под кривой (AUC) на основе кривой ROC. Значение AUC является мерой способности соответствующей модели обучения различать классы. Значение AUC может быть значением от 0 до 1. Чем выше значение AUC, тем выше способность соответствующей модели обучения различать классы. Когда значение AUC равно единице, соответствующая модель обучения может идеально классифицировать документы. Однако если AUC равно 0, то соответствующая модель обучения некорректно классифицирует все документы.

[0175] В примере, показанном на фиг. 9, который представляет значения, полученные изобретателями при тестировании моделей по набору выборок приблизительно 500000 ICSR, график 900 ROC указывает значение AUC 0,99 для первой модели обучения, график 902 ROC указывает значение AUC 0,90 для второй модели обучения, и график 904 ROC указывает значение AUC 0,87 для третьей модели обучения.

[0176] На фиг. 10 показаны карты признаков, сгенерированные с использованием сверточных слоев алгоритма CNN, в соответствии с примерными вариантами осуществления. Как указано выше, сверточные слои алгоритма CNN могут извлекать признаки из изображения путем применения фильтра к изображению. Множество различных фильтров может применяться к изображению, чтобы сгенерировать различные карты признаков. Фильтр может пытаться извлечь заданный признак. Например, фильтр может быть сконфигурирован, чтобы извлекать все края из изображения. Альтернативно, фильтр может быть сконфигурирован, чтобы извлекать заданную форму из изображения. Кроме того, множество различных сверточных слоев может быть включено в алгоритм CNN. Таким образом, карта признаков может быть сгенерирована для каждого сверточного слоя. Первая карта признаков, сгенерированная в первом сверточном слое алгоритма CNN, может сохранять большую часть информации изображения. Для каждой карты признаков, сгенерированной последующим сверточным слоем, карта признаков может выглядеть менее похожей на изображение и вместо этого в большей степени подобной абстрактному представлению изображения, потому что, для каждого сверточного слоя, может быть меньше признаков для обнаружения.

[0177] Как иллюстрируется на фиг. 10, карты 1000 и 1002 признаков включают в себя яркие области и более темные области. Яркие области указывают активированную область. Активированная область может указывать, что фильтр обнаруживает паттерн, для обнаружения которого он был сконфигурирован (например, край или форму). Более темные области представляют области изображения, где фильтр не обнаруживает никаких признаков.

[0178] Фиг. 11А-13В иллюстрируют экспериментальные значения, полученные изобретателями при обучении модели обучения с использованием набора выборок приблизительно 500000 ICSR. Алгоритм CNN, используемый в эксперименте, использовал архитектуру LeNet-5. Архитектура CNN LeNet-5 может быть использована для идентификации паттернов в рукописных или набранных символах. Архитектура CNN LeNet-5 может быть оптимизирована с увеличенным размером изображения источника данных, измененным оптимизатором модели, повышенной частотой выпадений и функциями активации для обработки большого разнообразия поступающих данных изображения. Этот эксперимент проводился с использованием образца Linux на AWS с 32 ядрами CPU, 240 Гб RAM, 4 Tesla V100 GPU/32 Гб памяти каждое для обучения модели с использованием API Keras/Tensorflow.

[0179] Фиг. 11А иллюстрирует график 1100, указывающий анализ главных компонент (РСА) для классификации действительности в соответствии с примерными вариантами осуществления. РСА может использоваться для уменьшения размерности признаков, извлекаемых из изображения с использованием алгоритма CNN. В частности, РСА может использоваться для идентификации признаков, которые отвечают за пороговую величину дисперсии. Таким образом, РСА может идентифицировать признаки, которые не требуется извлекать из изображения.

[0180] Например, график 1100 может указывать РСА для классификации действительности. В примере на фиг. 11А, который представляет экспериментальные значения, полученные изобретателями на наборе выборок приблизительно 500000 ICSR, график 1100 указывает, что 40 признаков из более 120 признаков отвечают за 90% дисперсии для классификации действительности. Таким образом, идентифицированные 40 признаков могут быть извлечены из данного изображения для назначения классификации действительности документу, соответствующему данному изображению.

[0181] Фиг. 11В иллюстрирует выходы, полученные с помощью инструмента визуализации TensorBoard (tensorboard-выходы), показывающие экспериментальные результаты для распределения действительных документов по сравнению с недействительными документами, с использованием набора выборок приблизительно как на фиг. 11. tensorboard-выходы могут быть показаны в виде графика 1050. График 1050 иллюстрирует кластеризацию классификации документов по трехмерному пространству. График 1150 включает множество видов кластеризации классификации документов по трехмерному пространству. Каждая точка или элемент представляет документ, который был классифицирован с использованием модели обучения. График 1150 показывает четкое разграничение между документами, которые классифицированы как действительные, по сравнению с недействительными. Это указывает точность, с которой обучение классифицирует каждый документ.

[0182] Фиг. 12А иллюстрирует график 1200, указывающий РСА для классификации серьезности, согласно некоторым вариантам осуществления. В примере на фиг. 12А, который представляет экспериментальные значения, полученные изобретателями на

наборе выборок примерно 500000 ICSR, график 1200 указывает, что 25 признаков из более 120 признаков отвечают за 90% дисперсии для классификации серьезности. Таким образом, идентифицированные 25 признаков могут быть извлечены из данного изображения для назначения классификации серьезности документу, соответствующему данному изображению.

[0183] Фиг. 12В иллюстрирует tensorboard-выходы, показывающие экспериментальные результаты для распределения серьезных документов по сравнению с несерьезными документами, с использованием набора выборок на фиг. 12А. tensorboard-выходы могут быть показаны на графике 1250. График 1250 иллюстрирует кластеризацию классификации документов по трехмерному пространству. График 1250 включает множество представлений кластеризации классификации документов по трехмерному пространству. Каждая точка или элемент представляет документ, который был классифицирован с использованием модели обучения. График 1250 показывает четкое разграничение между документами, которые классифицируются как серьезные, по сравнению с несерьезными. Это указывает точность, с которой обучение классифицирует каждый документ.

[0184] Фиг. 13А иллюстрирует график 1300, указывающий PCA для классификации SRE в соответствии с некоторыми вариантами осуществления. В примере на фиг. 12А, который представляет экспериментальные значения, полученные изобретателями на приблизительно 500000 ICSR, график 1300 указывает, что 25 признаков из более 120 признаков отвечают за 90% дисперсии для классификации SRE. Таким образом, идентифицированные 25 признаков могут быть извлечены из данного изображения для назначения классификации, ассоциированной с SRE, документам, соответствующим данному изображению. Это указывает точность, с которой обучение классифицирует каждый документ.

[0185] Фиг. 13В иллюстрирует tensorboard-выходы, показывающие экспериментальные результаты для распределения документов с ожидаемым эффектом по сравнению с документами с неожиданным эффектом (например, SRE) с использованием набора выборок на фиг. 13А. tensorboard-выходы могут быть показаны на графике 1250. График 1350 иллюстрирует кластеризацию классификации документов по трехмерному пространству. График 1350 включает множество представлений кластеризации классификации документов по трехмерному пространству. Каждая точка или элемент представляет документ, который был классифицирован с использованием модели обучения. График 1350 показывает четкое разграничение между документами, классифицированными как имеющие ожидаемый эффект, по сравнению с документами, классифицированными с неожиданным эффектом (классификация SRE). Это указывает точность, с которой обучение классифицирует каждый документ.

[0186] Фиг. 14 иллюстрирует tensorboard-график, показывающий визуализацию обучения модели обучения, в соответствии с примерными вариантами осуществления. Как указано выше, модель обучения (например, первая, вторая и третья модели 104-108

обучения) может реализовывать алгоритмы CNN. График 1400 может включать различные функции, исполняемые при обучении алгоритма CNN. Функции могут быть частью сверточных, max-пулинг и полносвязных слоев алгоритма CNN. Например, функции могут включать в себя функции, относящиеся к извлечению признаков и генерированию карт признаков (например, conv2d\_n), max-пулингу (например, max\_pooling\_n), уменьшению размерности (например, Squeeze\_n), предотвращению переполнения (например, dropout\_n), применению линейной активации (например, dense\_n), уплощению многовекторного массива (например, flatten\_n), идентификации того, насколько далеко предсказанное значение отклоняется от фактических значений (например, loss\_n), захвату метрик обучения модели обучения (например, metrics) и вычислению метрик (например, count и total).

[0187] Функции conv2d\_n, Squeeze\_n и max\_pooling\_n может быть частью сверточного и max-пулинг слоев алгоритма CNN. Функции flatten\_n и dense\_n может быть частью полносвязных слоев алгоритма CNN.

[0188] Фиг. 15 является блок-схемой последовательности операций, иллюстрирующей процесс для подготовки файлов изображений для обучения модели обучения согласно варианту осуществления. Способ 1500 может выполняться логикой обработки, которая может содержать аппаратные средства (например, схемы, специализированную логику, программируемую логику, микрокод и т.д.), программное обеспечение (например, инструкции, исполняемые на устройстве обработки) или их комбинацию. Следует понимать, что не все этапы могут потребоваться для выполнения раскрытия, представленного в настоящем документе. Кроме того, некоторые из этапов могут выполняться одновременно или в другом порядке, чем показано на фиг. 15, как будет понятно специалисту в данной области техники.

[0189] Способ 1500 будет описан со ссылкой на фиг. 1. Однако способ 1500 не ограничивается этим примерным вариантом осуществления.

[0190] В операции 1502, сервер 100 принимает запрос на обучение по меньшей мере одной из первой, второй или третьей моделей 104, 106 и 108 обучения классифицировать документ. Запрос может быть передан клиентским устройством 110. Запрос может включать в себя информационный запрос на извлечение набора документов для обучения по меньшей мере одной из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения и метаданных, соответствующих каждому из документов.

[0191] В операции 1504, механизм 103 конвертирования извлекает набор документов и метаданные для каждого документа в наборе документов с использованием информационного запроса, включенного в запрос, из базы данных 120. Документы могут включать буквенно-цифровой текст. Набор документов может включать документы различных форматов. Кроме того, документы в наборе документов могут включать одну страницу или множество страниц.

[0192] В операции 1505, механизм 103 конвертирования определяет, необходимо ли конвертировать документ в predetermined формат. Если документ был получен от

составителя отчета в формате изображения, то способ 1400 может приступить прямо к операции 1408. Например, если составитель отчета посылает ICSR как файл JPEG, не требуется никакого дополнительного конвертирования, и способ может перейти к операции 1408. Однако, если документ не находится уже в формате изображения, то, в вариантах осуществления, он должен конвертироваться из принятого формата в формат изображения. В некоторых вариантах осуществления, документ конвертируется непосредственно из принятого формата в формат изображения, такой как формат JPEG. В некоторых других вариантах осуществления, документ сначала конвертируется в общий формат, такой как формат PDF, перед конвертированием в формат изображения. Первое конвертирование в общий формат перед конвертированием в изображение позволяет алгоритму конвертирования изображения работать на одном типе документов (например, PDF), что упрощает процесс конвертирования изображения.

[0193] Соответственно, в опциональной операции 1506, механизм 103 конвертирования конвертирует каждый документ из набора документов, который находится в формате, отличном от предопределенного формата, в предопределенный формат. Предопределенный формат может представлять собой, например, формат PDF. Следовательно, механизм 103 конвертирования может конвертировать каждый документ в формате PDF в формат PDF. Специалисту в данной области техники будет понятно, что если документ должен быть конвертирован в файл изображения непосредственно, а не опосредованно, то операция 1506 может быть пропущена.

[0194] В операции 1508, механизм 103 конвертирования преобразует каждый документ из набора документов в файл изображения, в результате чего получается набор файлов изображений. Каждый файл изображения может представлять собой, например, изображение JPEG.

[0195] В операции 1510, механизм 103 конвертирования смешивает каждую страницу каждого файла изображения, включая множество страниц, в один стек изображения. Один стек изображения может включать в себя представления изображений каждой страницы файла изображения в одном изображении JPEG. В случае, если файл изображения является одной страницей, один стек изображения может включать в себя представления изображений одной страницы файла изображения. Таким образом, каждый файл изображения из набора файлов изображений может включать в себя один стек изображения.

[0196] В операции 1512, механизм 101 обучения может обучать одну или более из первой, второй и третьей моделей 104, 106 и 108 обучения с использованием набора файлов изображений. Одна или более из первой, второй и третьей моделей 104-108 обучения могут быть обучены для назначения первой, второй и третьей классификации, соответственно.

[0197] Фиг. 16 является блок-схемой последовательности операций, иллюстрирующей процесс для обучения модели обучения согласно варианту осуществления. Способ 1600 может выполняться логикой обработки, которая может

содержать аппаратные средства (например, схемы, специализированную логику, программируемую логику, микрокод и т.д.), программное обеспечение (например, инструкции, исполняемые на устройстве обработки) или их комбинацию. Следует понимать, что не все этапы могут потребоваться для выполнения раскрытия, представленного в настоящем документе. Кроме того, некоторые из этапов могут выполняться одновременно или в другом порядке, чем показано на фиг. 16, как будет понятно специалисту в данной области техники.

[0198] Способ 1600 будет описан со ссылкой на фиг. 1. Однако способ 1600 не ограничивается этим примерным вариантом осуществления.

[0199] В операции 1602, сервер 100 принимает запрос на обучение одной или более моделей для классификации документов с использованием набора документов. Например, сервер 100 принимает запрос на обучение по меньшей мере одной из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения для классификации документов с использованием набора документов. Набор документов может быть преобразован в набор файлов изображений. Каждый файл изображения может быть представлением изображения документа. Кроме того, каждый файл изображения может включать один стек изображения. Один стек изображения может быть композицией каждой страницы файла изображения. Механизм 101 обучения может инструктировать по меньшей мере одну из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения исполнять алгоритм CNN с использованием набора файлов изображений.

[0200] В операции 1604, механизм 101 обучения извлекает набор признаков из каждого файла изображения из набора файлов изображений. Например, по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения извлекает набор признаков из каждого файла изображения из набора файлов изображений. По меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения может использовать алгоритм CNN для извлечения признаков. Для извлечения признаков, к каждому файлу изображения из набора файлов изображений может применяться фильтр. Признаками могут быть края, формы, объекты или другие признаки в данном файле изображения. Признаки могут извлекаться в сверточном слое алгоритма CNN.

[0201] В операции 1606, механизм 101 обучения генерирует карту признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений. Например, по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения генерирует карту признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений. Карта признаков для каждого файла изображения может включать в себя набор признаков, извлеченных из файла изображения. Например, карта признаков может включать в себя области активации. Области активации могут указывать обнаруженный признак (например, край, форма, объект или т.п.). Карта признаков также может включать в себя более темные области. Более темные области могут указывать отсутствие признаков.

[0202] В операции 1608, механизм 101 обучения генерирует уменьшенную карту признаков для каждого файла изображения в наборе файлов изображений. Например, по

меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения генерирует уменьшенную карту признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений путем уменьшения размерности карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений. Уменьшенная карта признаков может генерироваться путем применения максимального или среднего пулинга к карте признаков.

[0203] На этапе 1610, механизм 101 обучения преобразует уменьшенную карту признаков для каждого файла изображения в вектор. Например, по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения преобразует уменьшенную карту признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений в вектор. Уменьшенная карта признаков для каждого файла изображения может быть преобразована в вектор в полносвязном слое. По меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения может выполнять линейное преобразование для вектора путем применения весов и смещений к вектору.

[0204] В операции 1612, механизм 101 обучения исполняет нелинейное преобразование на векторе для каждого файла изображения, чтобы идентифицировать атрибут, ассоциированный с каждым файлом изображения. Например, по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения исполняет нелинейное преобразование на векторе для каждого файла изображения из набора файлов изображений, чтобы идентифицировать атрибут, ассоциированный с каждым файлом изображения из набора файлов изображений. Нелинейное преобразование может исполняться в полносвязном слое алгоритма CNN.

[0205] В операции 1614, механизм 101 обучения назначает классификацию каждому документу на основе идентифицированного атрибута. Например, по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения назначает классификацию каждому документу из набора документов на основе идентифицированного атрибута для каждого файла изображения из набора файлов изображений. Первая, вторая и третья модели обучения могут назначить первую, вторую, третью классификацию, соответственно.

[0206] В операции 1616, механизм обучения валидирует классификацию каждого из поднабора документов путем сравнения метаданных для каждого документа с классификацией модели. Например, по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения валидирует классификацию каждого из поднабора документов из набора документов путем сравнения метаданных для каждого документа с классификацией каждого документа из набора документов. Метаданные могут включать в себя классификацию, назначенную третьей стороной или SME. Также могут быть сгенерированы результаты валидации. Например, по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения может сгенерировать результаты валидации. Результаты валидации могут указывать, корректно ли классифицировала по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения поднабор



документов на основе метаданных. По меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения может использовать обратное распространение для валидации поднабора документов.

[0207] На основе результатов валидации, градиентный спуск может быть использован, чтобы оптимизировать фильтры, веса и смещения и повторно исполнить операции 1602-1616 predetermined number of times. Например, по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения может оптимизировать фильтры, веса и смещения после каждой итерации операций 1602-1616, используя операцию градиентного спуска.

[0208] Фиг. 17 является блок-схемой последовательности операций, иллюстрирующей процесс для классификации документа с использованием обученной модели обучения. Способ 1700 может выполняться логикой обработки, которая может содержать аппаратные средства (например, схемы, специализированную логику, программируемую логику, микрокод и т.д.), программное обеспечение (например, инструкции, исполняемые на устройстве обработки) или их комбинацию. Следует понимать, что не все этапы могут потребоваться для выполнения раскрытия, представленного в настоящем документе. Кроме того, некоторые из этапов могут выполняться одновременно или в ином порядке, чем показано на фиг. 17, как будет понятно специалисту в данной области техники.

[0209] Способ 1700 описывается со ссылкой на фиг. 1, однако способ 1700 не ограничивается этим примерным вариантом осуществления.

[0210] В операции 1702, сервер 100 принимает запрос на классификацию документа с использованием обученной модели обучения. Например, сервер 100 принимает запрос на классификацию документа фармаконадзора (PV) с использованием обученной модели обучения. PV-документ может представлять собой отчет о безопасности отдельного случая (ICSR) в отношении различных лекарственных средств. ICSR представляет собой письменный отчет о неблагоприятном событии, испытанном пациентом, проходившим конкретное лечение или принимавшим конкретное лекарственное средство, которое потенциально может быть связано с этим лечением или лекарственным средством. Запрос может включать в себя информационный запрос на извлечение PV-документа. Механизм 103 конвертирования может извлекать PV-документ из базы данных 120. Запрос может быть запросом на классификацию PV-документа с использованием по меньшей мере одной из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения. Первая, вторая или третья модели 104-108 обучения могут быть полностью обучены для назначения первой, второй или третьей классификации документу, соответственно.

[0211] В операции 1704, механизм 103 конвертирования конвертирует документ в промежуточный формат, если он уже не был в промежуточном формате, или формат файла изображения. Например, механизм 103 конвертирования конвертирует PV-документ в predetermined format, если документ не был в predetermined

формате. Предопределенным форматом может быть формат PDF.

[0212] В операции 1706, механизм 103 конвертирования конвертирует документ в файл изображения, если он уже не был в формате файла изображения. Например, механизм 103 конвертирования конвертирует PV-документ в файл изображения. Файл изображения может представлять собой изображение JPEG. Файл изображения может включать представление изображения PV-документа.

[0213] В операции 1708, механизм 103 конвертирования смешивает страницы файла изображения для генерации одного стека изображения. Один стек изображения может быть композицией страниц файла изображения. Файл изображения может включать одно изображение стека.

[0214] В операции 1710, механизм 103 конвертирования передает файл изображения на механизм 101 обучения для классификации.

[0215] В операции 1712, механизм 101 обучения идентифицирует атрибут, ассоциированный с файлом изображения, путем исполнения анализа изображения на файле изображения. Например, по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения идентифицирует атрибут, ассоциированный с файлом изображения, путем исполнения анализа изображения на файле изображения. В варианте осуществления, анализ изображения может исполняться путем исполнения операций 1602-1612 блок-схемы 1600 последовательности операций на фиг 16. В некоторых вариантах осуществления, механизм 101 обучения может инструктировать все три из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения, чтобы идентифицировать первый, второй и третий атрибут, ассоциированный с файлом изображения.

[0216] В операции 1714, механизм 101 обучения назначает классификацию документу на основе идентифицированного атрибута. Например, по меньшей мере одна из первой, второй или третьей моделей 104-108 обучения назначает классификацию PV-документу с использованием идентифицированного атрибута. Как указано выше, первая, вторая или третья модели 104-108 обучения могут назначить первую, вторую или третью классификацию, соответственно. Первая классификация соответствует действительности другого PV-документа. Вторая классификация соответствует серьезности побочного эффекта, указанного в другом PV-документе. Наконец, третья классификация соответствует тому, является ли побочный эффект, указанный в другом PV-документе, серьезным, связанным и ожидаемым. Первая, вторая и третья модели 104-108 обучения могут реализовывать алгоритм CNN для назначения первой, второй и третьей классификации, соответственно

[0217] В операции 1716, механизм 101 обучения выводит назначенную классификацию на клиентское устройство, такое как интерфейс. Например, механизм 101 обучения выводит назначенную классификацию документа на клиентское устройство 110. Выход может также включать в себя балльную оценку достоверности, указывающую вероятную точность данной классификации. Например, выход может указывать 90% оценку достоверности, что документ точно классифицируется как первая классификация,

вторая классификация или третья классификация. В некоторых вариантах осуществления, балльная оценка достоверности может быть выдана для всех трех классификаций. В некоторых вариантах осуществления, выход представляет собой ранжирование или процент приоритетов, который учитывает выходы (которые могут включать в себя уровни достоверности) всех трех моделей обучения.

[0218] Фиг. 18 является блок-схемой последовательности операций, иллюстрирующей процесс для классификации документа с использованием обученной модели обучения, реализуемый на пользовательском устройстве, в соответствии с примерными вариантами осуществления. Способ 1800 может выполняться логикой обработки, которая может содержать аппаратные средства (например, схемы, специализированную логику, программируемую логику, микрокод и т.д.), программное обеспечение (например, инструкции, исполняемые на устройстве обработки) или их комбинацию. Следует понимать, что не все этапы могут потребоваться для выполнения раскрытия, представленного в настоящем документе. Кроме того, некоторые из этапов могут выполняться одновременно или в ином порядке, чем показано на фиг. 18, как будет понятно специалисту в данной области техники.

[0219] Способ 1800 будет описан со ссылкой на фиг. 1. Однако способ 1800 не ограничивается этим примерным вариантом осуществления.

[0220] В операции 1802, пользовательское приложение 134 классификации принимает изображение документа, подлежащего классификации. Пользовательское приложение 134 классификации также может принимать выгруженный документ, подлежащий классификации. Пользовательское приложение 134 классификации может конвертировать изображение или выгруженный документ в файл изображения, включающий один стек изображения, как описано в способе 1500 на фиг. 15. Пользовательское приложение 134 классификации может реализовывать полностью обученный механизм обучения для классификации документов. Например, механизм обучения может быть аналогичен механизму 101 обучения. Кроме того, пользовательское приложение 134 классификации может быть сконфигурировано классифицировать PV-документы.

[0221] В операции 1804, пользовательское приложение 134 классификации назначает классификацию документу с использованием файла изображения. Например, пользовательское приложение 134 классификации может назначить классификацию путем исполнения этапов 1704-1716 в способе 1700. Например, документ может быть медицинским документом, и классификация может указывать на серьезность содержимого, описанного в медицинском документе. Пользовательское приложение 134 классификации может генерировать выход, включающий в себя классификацию, рекомендацию, следует ли пользователю проконсультироваться с медицинским специалистом, и балльную оценку достоверности. Балльная оценка достоверности указывает вероятную точность классификации. Пользовательское приложение 134 классификации может назначить классификацию без идентификации или извлечения

какого-либо РП из документа.

[0222] В операции 1806, пользовательское приложение 134 может вызывать отображение выхода на пользовательском устройстве 130. Пользовательское приложение 134 классификации также может передавать выход на сервер 100 для сохранения выхода в базе данных 120. Это позволяет пользователю принимать классификацию документа без необходимости передавать документ на сервер 100. В этом отношении, пользовательское устройство 130 локально назначает классификацию документу. При этом РП пользователя защищается от любых потенциальных рисков безопасности, связанных с передачей РП по сети.

[0223] Различные варианты осуществления могут быть реализованы, например, с использованием одной или более компьютерных систем, таких как компьютерная система 1900, показанная на фиг. 9. Компьютерная система 900 может быть использована, например, для реализации способов 1500 на фиг. 15, 1600 на фиг. 16, 1700 на фиг. 17 и 1800 на фиг. 18. Кроме того, компьютерная система 1900 может быть по меньшей мере частью сервера 100, клиентским устройством 110, базой данных 120 и пользовательским устройством 130, как показано на фиг. 1. Компьютерная система 1900 может представлять собой любой компьютер, способный выполнять функции, описанные в настоящем документе.

[0224] Компьютерная система 1900 может представлять собой любой известный компьютер, способный выполнять функции, описанные в настоящем документе.

[0225] Компьютерная система 1900 включает в себя один или более процессоров (также называемых центральными блоками обработки или CPU), таких как процессор 1904. Процессор 1904 соединен с инфраструктурой связи или шиной 1906.

[0226] Один или более процессоров 1904 может представлять собой, каждый, графический процессор (GPU). В варианте осуществления, GPU представляет собой процессор, который является специализированной электронной схемой, предназначенной для обработки математически интенсивных приложений. GPU может иметь параллельную структуру, которая эффективна для параллельной обработки больших блоков данных, таких как математически интенсивные данные, типичные для приложений компьютерной графики, изображений, видео и т.д.

[0227] Компьютерная система 1900 также включает в себя пользовательское устройство(а) 1903 ввода/вывода, такое как мониторы, клавиатуры, указательные устройства и т.д., которые обмениваются данными с инфраструктурой 1906 связи через пользовательский интерфейс(ы) 1902 ввода/вывода.

[0228] Компьютерная система 1900 также включает в себя основную или первичную память 1908, такую как память с произвольным доступом (RAM). Основная память 1908 может включать в себя один или более уровней кэша. Основная память 1908 имеет сохраненную в ней управляющую логику (т.е. компьютерную программу) и/или данные.

[0229] Компьютерная система 1900 также может включать в себя одно или более

вторичных устройств хранения или память 1910. Вторичная память 1910 может включать в себя, например, накопитель 1912 на жестком диске и/или съемное устройство хранения или накопитель 1914. Съемное устройство хранения 914 может представлять собой накопитель на гибком диске, накопитель на магнитной ленте, накопитель на компакт-диске, оптическое устройство хранения, устройство резервной копии на магнитной ленте и/или любое другое устройство хранения/накопитель.

[0230] Съемный накопитель 1914 для хранения может взаимодействовать со съемным блоком хранения 1918. Съемный блок хранения 1918 включает в себя используемое или считываемое компьютером устройство хранения, имеющее сохраненное на нем компьютерное программное обеспечение (управляющую логику) и/или данные. Съемный блок хранения 1918 может представлять собой гибкий диск, магнитную ленту, компакт-диск, DVD, оптический диск хранения и/любое другое компьютерное устройство хранения данных. Съемный накопитель 1914 для хранения считывает и/или записывает на съемный блок хранения 1918 хорошо известным способом.

[0231] Согласно примерному варианту осуществления, вторичная память 1910 может включать в себя другие средства, инструменты или другие подходы для обеспечения доступа компьютерной системы 1900 к компьютерным программам и/или другим инструкциям и/или данным. Такие средства, инструменты или другие подходы могут включать в себя, например, съемный блок 1922 хранения и интерфейс 1920. Примеры съемного устройства хранения 1922 и интерфейса 1920 могут включать в себя программный картридж и интерфейс картриджа (такие как используются в устройствах видеоигр), съемный чип памяти (такой как EPROM или PROM) и ассоциированный сокет, флэш-память и USB-порт, карту памяти и ассоциированный с ней разъем карты памяти и/или любой другой съемный блок хранения и ассоциированный интерфейс.

[0232] Компьютерная система 1900 может дополнительно включать в себя коммуникационный или сетевой интерфейс 1924. Коммуникационный интерфейс 1924 позволяет компьютерной системе 1900 осуществлять связь и взаимодействовать с любой комбинацией удаленных устройств, удаленных сетей, удаленных объектов и т.д. (индивидуально и совместно упоминаемых под ссылочной позицией 1928). Например, коммуникационный интерфейс 1924 может позволять компьютерной системе 1900 осуществлять связь с удаленными устройствами 1928 по каналу связи 1926, который может быть проводным и/или беспроводным и который может включать в себя любую комбинацию LAN, WAN, Интернет и т.д. Управляющая логика и/или данные могут передаваться на/от компьютерной системы 1900 по каналу связи 1926.

[0233] В варианте осуществления, материальное, долговременное устройство или продукт производства, содержащий материальный, долговременный, используемый или считываемый компьютером носитель, имеющий управляющую логику (программное обеспечение), сохраненную на нем, также упоминается в данном документе как компьютерный программный продукт или устройство хранения программ. Это включает в себя, но без ограничения, компьютерную систему 1900, основную память 1908,

вторичную память 1910 и съемные блоки хранения 1918 и 1922, а также материальные продукты производства, воплощающие любую комбинацию перечисленного. Такая управляющая логика, при исполнении одним или более устройствами обработки данных (такими как компьютерная система 1900), побуждает такие устройства обработки данных работать, как описано в настоящем документе.

[0234] На основе решений, содержащихся в этом раскрытии, специалистам в соответствующей области(ях) техники должно быть очевидно, как осуществить и использовать варианты осуществления этого раскрытия с использованием устройств обработки данных, компьютерных систем и/или компьютерных архитектур, отличных от тех, которые показаны на фиг. 19. В частности, варианты осуществления могут работать с программным обеспечением, аппаратными средствами и/или реализациями операционной системы, иными, чем те, которые описаны в данном документе.

[0235] Следует понимать, что раздел, содержащий подробное описание, а не какой-либо другой раздел, предназначен, чтобы использоваться для интерпретации формулы изобретения. В других разделах могут описываться один или более, но не все примерные варианты осуществления, как предусмотрено изобретателем(ями), и, таким образом, не предназначены для ограничения настоящего раскрытия или прилагаемой формулы изобретения каким-либо образом.

[0236] Хотя это раскрытие описывает примерные варианты осуществления для примерных областей и применений, следует понимать, что раскрытие не ограничено ими. Другие варианты осуществления и их модификации возможны и находятся в пределах объема и сущности настоящего раскрытия. Например, и без ограничения общности этого абзаца, варианты осуществления не ограничены программным обеспечением, аппаратными средствами, программно-аппаратными средствами и/или объектами, проиллюстрированными на чертежах и/или описанными здесь. Кроме того, варианты осуществления (явно описанные или нет в данном документе) имеют существенную полезность для областей и применений за пределами описанных здесь примеров.

[0237] Варианты осуществления были описаны здесь с помощью функциональных компонентов, иллюстрирующих реализацию указанных функций и их взаимосвязей. Границы этих функциональных компонентов были произвольно определены здесь для удобства описания. Альтернативные границы могут быть определены, пока заданные функции и взаимосвязи (или их эквиваленты) соответствующим образом выполняются. Кроме того, альтернативные варианты осуществления могут выполнять функциональные блоки, этапы, операции, способы и т.д., используя упорядочивания, отличные от тех, которые описаны в данном документе.

[0238] Ссылки в данном документе на “один вариант осуществления”, “вариант осуществления”, “примерный вариант осуществления” или аналогичные фразы указывают на то, что описанный вариант осуществления может включать в себя конкретный признак, структуру или характеристику, но каждый вариант осуществления может не обязательно включать в себя конкретный признак, структуру или характеристику. Кроме того, такие

фразы не обязательно относятся к одному и тому же варианту осуществления. Кроме того, когда конкретный признак, структура или характеристика описывается в связи с некоторым вариантом осуществления, включение такого признака, структуры или характеристики в другие варианты осуществления будет в пределах знаний специалистов в релевантной области(ях) техники, независимо от того, упоминается или описывается или нет явным образом в данном документе. Кроме того, некоторые варианты осуществления могут быть описаны с использованием выражения “связанный” или “соединенный” вместе с их производными. Эти термины не обязательно должны подразумеваться как синонимы друг друга. Например, некоторые варианты осуществления могут быть описаны с использованием терминов “связанный” и/или “соединенный”, чтобы указывать, что два или более элементов находятся в непосредственном физическом или электрическом контакте друг с другом. Однако термин “связанный” может означать, что два или более элементов не находятся в непосредственном контакте друг с другом, но все еще совместно работают или взаимодействуют друг с другом.

[0239] Сущность и объем настоящего раскрытия не должны ограничиваться каким-либо из вышеописанных примерных вариантов осуществления, но должны определяться только в соответствии со следующими пунктами формулы изобретения и их эквивалентами.

## ФОРМУЛА ИЗОБРЕТЕНИЯ

1. Способ для автоматической классификации документов, причем способ содержит:

извлечение, одним или более вычислительными устройствами, набора документов и метаданных для каждого документа в наборе документов;

конвертирование, одним или более вычислительными устройствами, каждого документа из набора документов в файл изображения, в результате чего получают набор файлов изображений;

обучение, одним или более вычислительными устройствами, механизма обучения классифицировать каждый документ из набора документов с использованием набора файлов изображений и метаданных, соответствующих каждому соответствующему документу из набора документов;

прием, одним или более вычислительными устройствами, запроса на классификацию другого документа;

конвертирование, одним или более вычислительными устройствами, другого документа в новый файл изображения;

смешивание, одним или более вычислительными устройствами, страниц другого файла изображения в один стек изображения;

назначение, одним или более вычислительными устройствами, с использованием обученного механизма обучения, первой, второй и третьей классификации другому документу на основе одного стека изображения; и

определение, одним или более вычислительными устройствами, значения приоритета другого документа на основе одной или более из первой, второй или третьей классификации.

2. Способ по п. 1, причем первая классификация соответствует действительности другого документа, вторая классификация соответствует указателю серьезности содержимого в другом документе, третья классификация соответствует одному или более элементам, соответствующим серьезности содержимого.

3. Способ по п. 1, причем обучение механизма обучения содержит:

рекурсивно:

идентифицирование, одним или более вычислительными устройствами, атрибута, ассоциированного с каждым файлом изображения из набора файлов изображений, путем исполнения анализа изображения на каждом соответствующем файле изображения из набора файлов изображений;

назначение, одним или более вычислительными устройствами, с использованием механизма обучения, первой, второй и третьей классификации каждому документу из набора документов на основе идентифицированного атрибута для каждого файла изображения из набора файлов изображений; и

валидирование, одним или более вычислительными устройствами, классификации каждого из поднабора документов из набора документов посредством сравнения



метаданных для каждого документа с классификацией каждого документа из набора документов.

4. Способ по п. 3, причем исполнение анализа изображения содержит:

извлечение, одним или более вычислительными устройствами, набора признаков из каждого файла изображения из набора файлов изображений;

генерирование, одним или более вычислительными устройствами, карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений, при этом карта признаков для каждого файла изображения включает в себя набор признаков, извлеченных из файла изображения;

генерирование, одним или более вычислительными устройствами, уменьшенной карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений путем уменьшения характеристики размерности карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений;

преобразование, одним или более вычислительными устройствами, уменьшенной карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений в вектор; и

выполнение, одним или более вычислительными устройствами, нелинейного преобразования на векторе для каждого файла изображения из набора файлов изображений, чтобы идентифицировать атрибут, ассоциированный с каждым файлом изображения из набора файлов изображений, соответствующих каждому файлу изображения из набора файлов изображений.

5. Способ по п. 1, причем механизм обучения реализует алгоритм обучения с учителем.

6. Способ по п. 1, дополнительно содержащий:

идентифицирование, одним или более вычислительными устройствами, типа документа для документа из набора документов, который является иным, чем predetermined тип документа; и

конвертирование, одним или более вычислительными устройствами, документа в predetermined тип документа.

7. Система, содержащая:

память;

процессор, связанный с памятью, причем процессор сконфигурирован, чтобы:

извлекать набор документов и метаданные для каждого документа в наборе документов;

конвертировать каждый документ из набора документов в файл изображения, в результате чего получают набор файлов изображений;

обучать механизм обучения классифицировать каждый документ из набора документов с использованием набора файлов изображений и метаданных, соответствующих каждому соответствующему документу из набора документов;

принимать запрос на классификацию другого документа;

конвертировать другой документ в новый файл изображения;  
смешивать страницы другого файла изображения в один стек изображения;  
назначать, с использованием обученного механизма обучения, первую, вторую и третью классификации другому документу на основе одного стека изображения; и  
определять значение приоритета другого документа на основе одной или более из первой, второй или третьей классификации.

8. Система по п. 7, причем первая классификация соответствует действительности другого документа, вторая классификация соответствует указателю серьезности содержимого в другом документе, третья классификация соответствует одному или более элементам, соответствующим серьезности содержимого.

9. Система по п. 7, причем обучение механизма обучения содержит:  
рекурсивно:

идентифицирование атрибута, ассоциированного с каждым файлом изображения из набора файлов изображений, путем исполнения анализа изображения на каждом соответствующем файле изображения из набора файлов изображений;

назначение, с использованием механизма обучения, первой, второй и третьей классификации каждому документу из набора документов на основе идентифицированного атрибута для каждого файла изображения из набора файлов изображений; и

валидирование классификации каждого из поднабора документов из набора документов путем сравнения метаданных для каждого документа с классификацией каждого документа из набора документов.

10. Система по п. 9, причем исполнение анализа изображений содержит:

извлечение набора признаков из каждого файла изображения из набора файлов изображений;

генерирование карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений, при этом карта признаков для каждого файла изображения включает в себя набор признаков, извлеченных из файла изображения;

генерирование уменьшенной карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений путем уменьшения характеристики размерности карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений;

преобразование уменьшенной карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений в вектор; и

выполнение нелинейного преобразования на векторе для каждого файла изображения из набора файлов изображений, чтобы идентифицировать атрибут, ассоциированный с каждым файлом изображения из набора файлов изображений, соответствующих каждому файлу изображения из набора файлов изображений.

11. Система по п. 7, причем механизм обучения реализует алгоритм обучения с учителем.

12. Система по п. 7, причем процессор дополнительно сконфигурирован, чтобы:

идентифицировать тип документа для документа из набора документов, который отличается от predeterminedного типа документа; и

конвертировать документ в predeterminedный тип документа.

13. Долговременный считываемый компьютером носитель, хранящий инструкции, исполнение которых, одним или более процессорами устройства, побуждает один или более процессоров выполнять операции, содержащие:

извлечение набора документов и метаданных для каждого документа в наборе документов;

конвертирование каждого документа из набора документов в файл изображения, в результате чего получают набор файлов изображений;

обучение механизма обучения классифицировать каждый документ из набора документов с использованием набора файлов изображений и метаданных, соответствующих каждому соответствующему документу из набора документов;

прием запроса на классификацию другого документа;

конвертирование другого документа в новый файл изображения;

смешивание страниц другого файла изображения в один стек изображения; и

назначение, с использованием обученного механизма обучения, первой, второй и третьей классификации другому документу на основе одного стека изображения.

14. Долговременный считываемый компьютером носитель по п. 13, причем первая классификация соответствует действительности другого документа, вторая классификация соответствует указателю серьезности содержимого в другом документе, третья классификация соответствует одному или более элементам, соответствующим серьезности содержимого.

15. Долговременный считываемый компьютером носитель по п. 13, причем обучение механизма обучения содержит:

рекурсивно:

идентифицирование атрибута, ассоциированного с каждым файлом изображения из набора файлов изображений, путем выполнения анализа изображения на каждом соответствующем файле изображения из набора файлов изображений;

назначение, с использованием механизма обучения, первой, второй и третьей классификации каждому документу из набора документов на основе идентифицированного атрибута для каждого файла изображения из набора файлов изображений; и

валидирование классификации каждого из поднабора документов из набора документов путем сравнения метаданных для каждого документа с классификацией каждого документа из набора документов.

16. Долговременный считываемый компьютером носитель по п. 15, причем исполнение анализа изображения содержит:

извлечение набора признаков из каждого файла изображения из набора файлов изображений;

генерирование карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений, при этом карта признаков для каждого файла изображения включает в себя набор признаков, извлеченных из файла изображения;

генерирование уменьшенной карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений путем уменьшения характеристики размерности карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений;

преобразование уменьшенной карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений в вектор; и

выполнение нелинейного преобразования на векторе для каждого файла изображения из набора файлов изображений, чтобы идентифицировать атрибут, ассоциированный с каждым файлом изображения из набора файлов изображений, соответствующих каждому файлу изображения из набора файлов изображений.

17. Долговременный считываемый компьютером носитель по п. 15, причем процессор дополнительно сконфигурирован, чтобы:

идентифицировать тип документа для документа из набора документов, который является иным, чем predetermined тип документа; и

конвертировать документ в predetermined тип документа.

18. Устройство, содержащее:

память и

процессор, связанный с памятью, причем процессор сконфигурирован, чтобы:

извлекать набор документов и метаданные для каждого документа в наборе документов;

конвертировать каждый документ из набора документов в файл изображения, в результате чего получают набор файлов изображений;

обучать механизм обучения классифицировать каждый документ из набора документов с использованием набора файлов изображений и метаданных, соответствующих каждому соответствующему документу из набора документов;

принимать запрос на классификацию другого документа;

смешивать страницы другого документа в один стек изображения;

назначать, с использованием обученного механизма обучения, классификацию другому документу на основе одного стека изображения; и

вызывать отображение классификации.

19. Устройство по п. 18, причем обучение механизма обучения содержит:

рекурсивно:

идентифицирование атрибута, ассоциированного с каждым файлом изображения из набора файлов изображений, путем исполнения анализа изображения на каждом соответствующем файле изображения из набора файлов изображений;

назначение, с использованием механизма обучения, первой, второй и третьей классификации каждому документу из набора документов на основе идентифицированного атрибута для каждого файла изображения из набора файлов

изображений; и

валидирование классификации каждого из поднабора документов из набора документов путем сравнения метаданных для каждого документа с классификацией каждого документа из набора документов.

20. Устройство по п. 18, причем процессор сконфигурирован, чтобы:

извлекать набор признаков из каждого файла изображения из набора файлов изображений;

генерировать карту признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений, при этом карта признаков для каждого файла изображения включает в себя набор признаков, извлеченных из файла изображения;

генерировать уменьшенную карту признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений путем уменьшения характеристики размерности карты признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений;

преобразовывать уменьшенную карту признаков для каждого файла изображения из набора файлов изображений в вектор; и

выполнять нелинейное преобразование на векторе для каждого файла изображения из набора файлов изображений, чтобы идентифицировать атрибут, ассоциированный с каждым файлом изображения из набора файлов изображений, соответствующих каждому файлу изображения из набора файлов изображений.

21. Устройство по п. 18, дополнительно содержащее камеру, связанную с процессором, причем процессор дополнительно сконфигурирован, чтобы принимать изображение другого документа, захваченного камерой.

22. Устройство по п. 21, причем смешивание страниц другого документа в один стек изображения включает в себя смешивание страниц изображения другого документа.

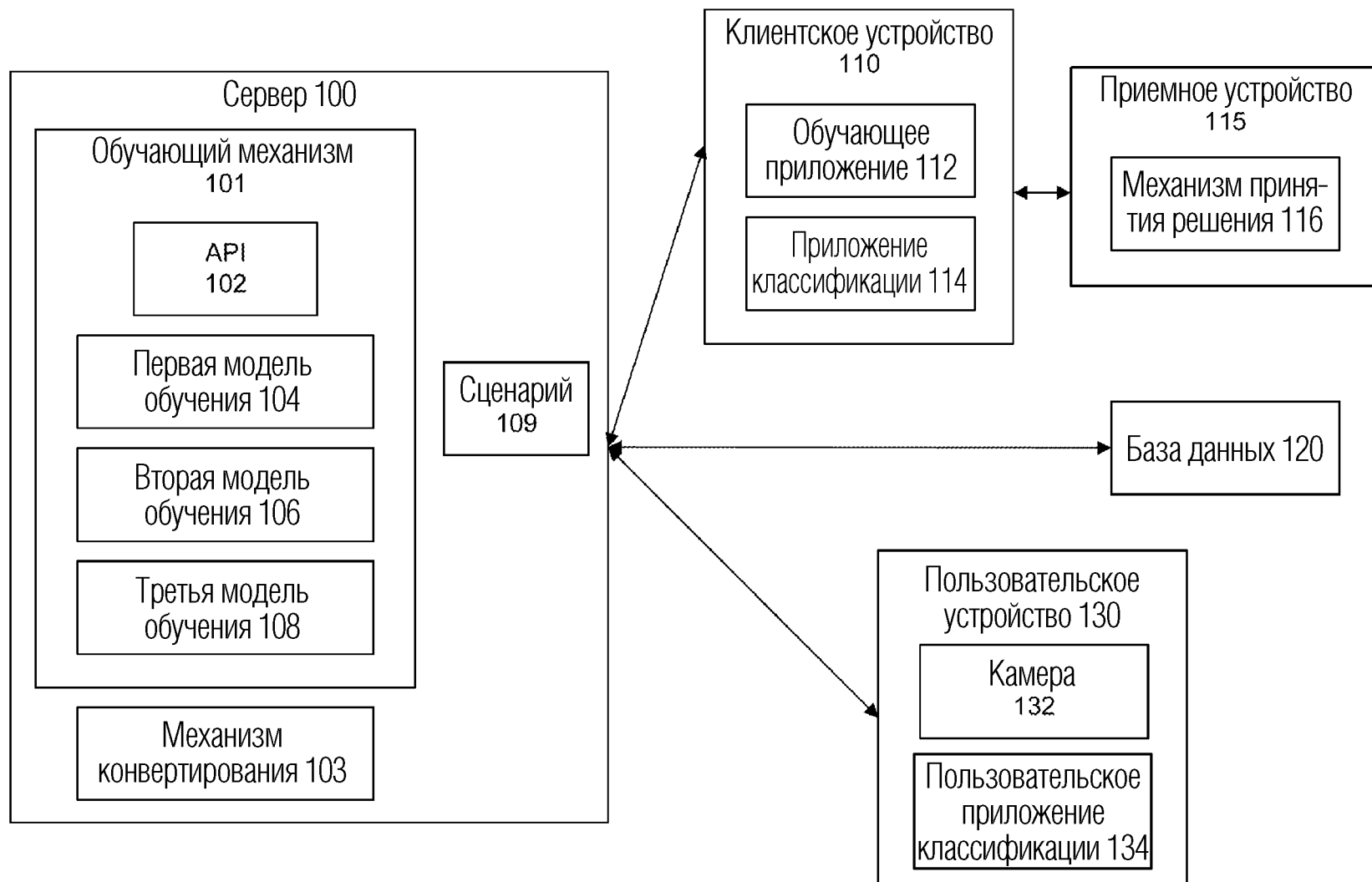
23. Устройство по п. 18, причем классификация указывает серьезность содержимого другого документа.

24. Устройство по п. 18, причем другой документ включает в себя персональную идентифицируемую информацию (PII).

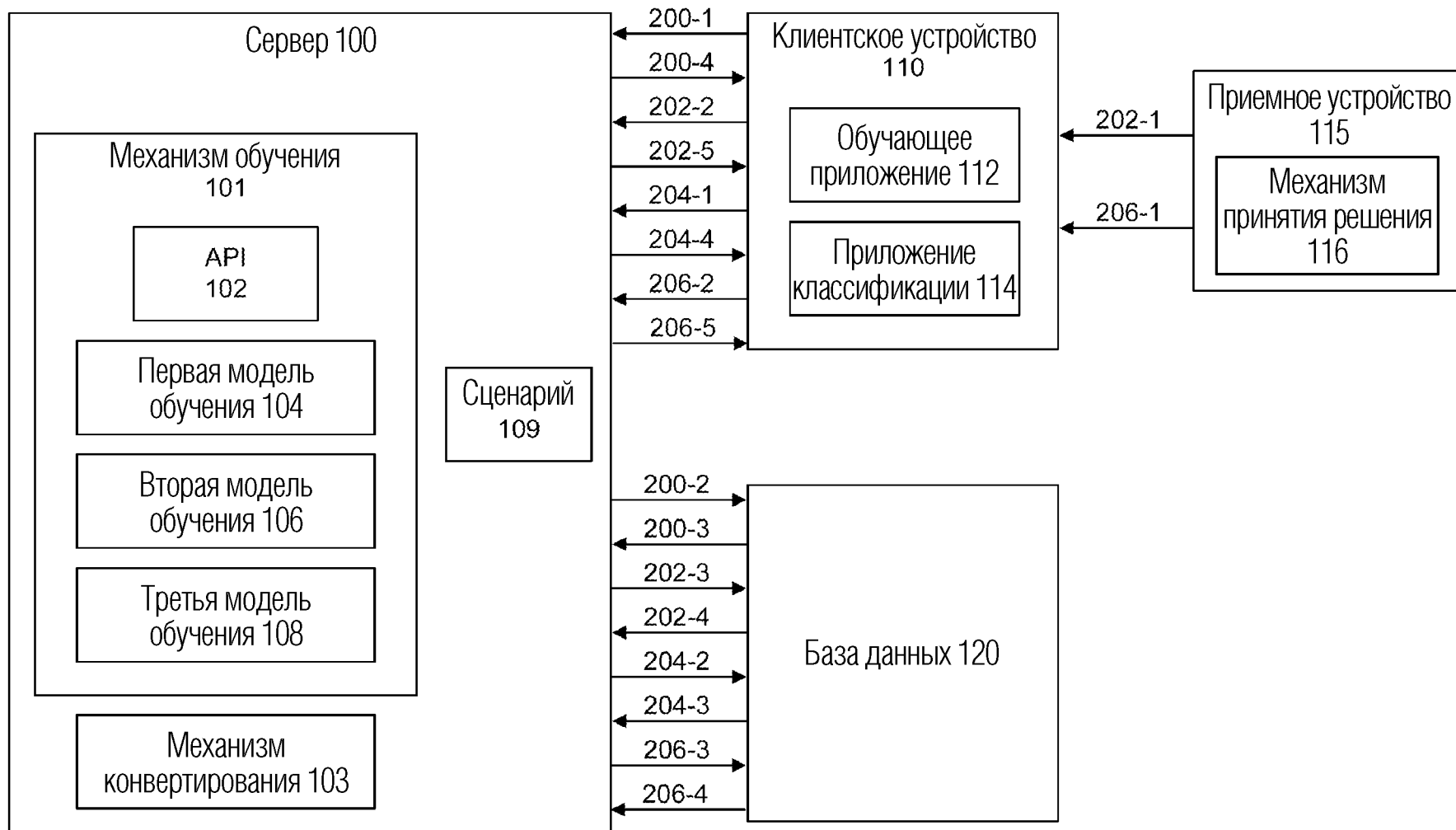
25. Устройство по п. 18, причем процессор дополнительно сконфигурирован, чтобы определять рекомендацию для пользователя, соответствующего другому документу, на основе классификации.

26. Устройство по п. 18, причем процессор сконфигурирован, чтобы принимать другой документ от устройства Интернета вещей (IoT), коммуникативно связанного с упомянутым устройством.

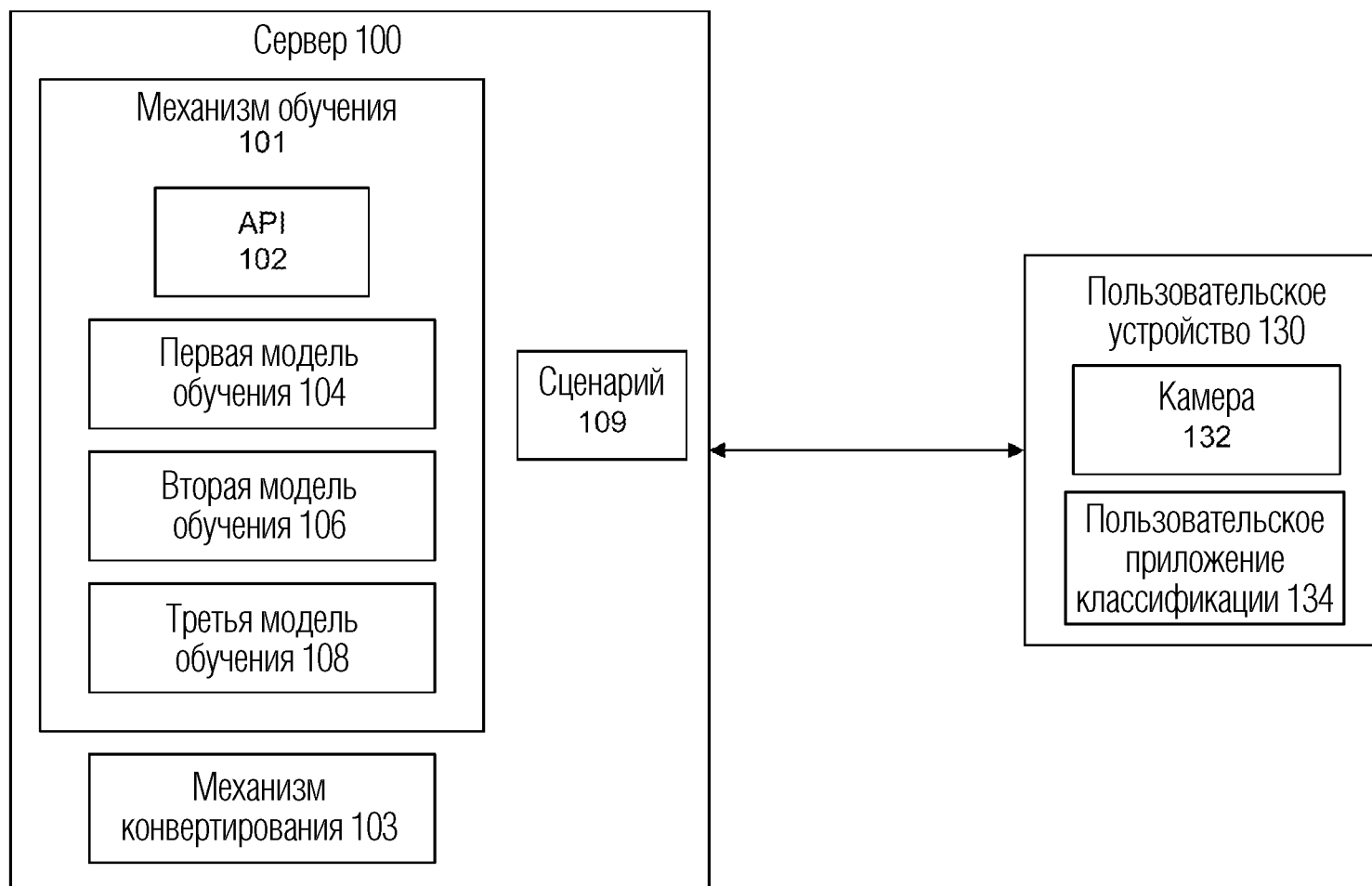
27. Устройство по п. 18, причем механизм обучения находится на упомянутом устройстве.



ФИГ. 1

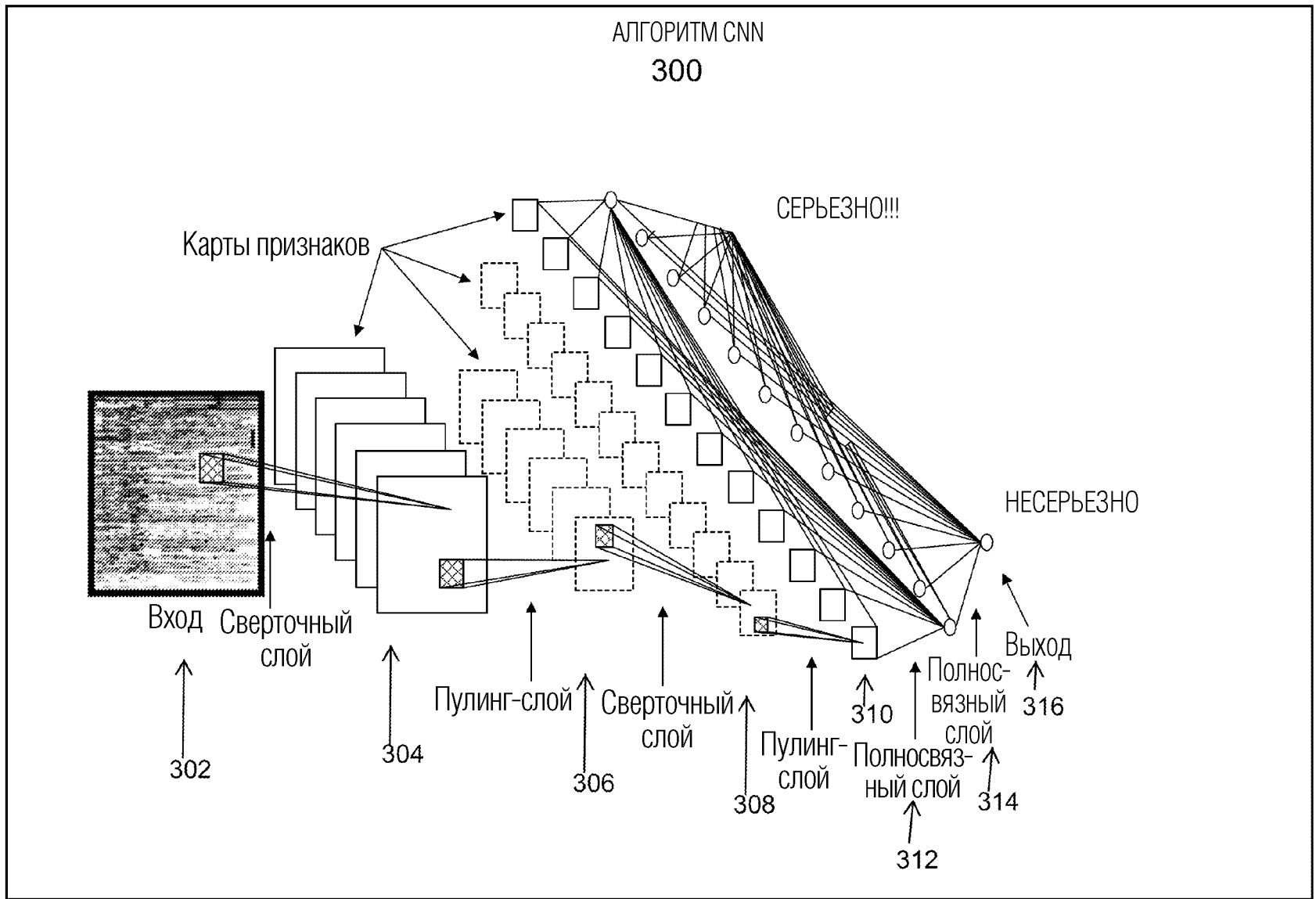


ФИГ. 2А

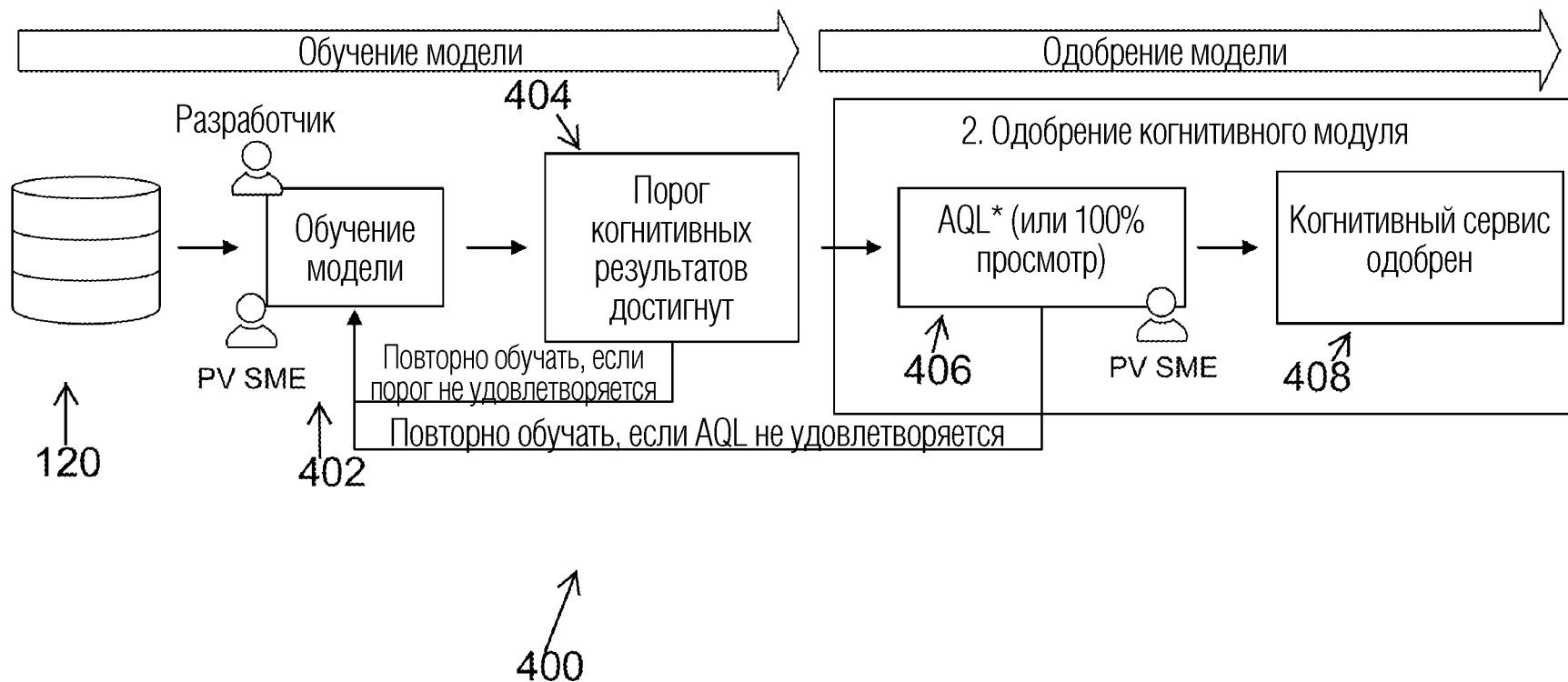


ФИГ. 2В

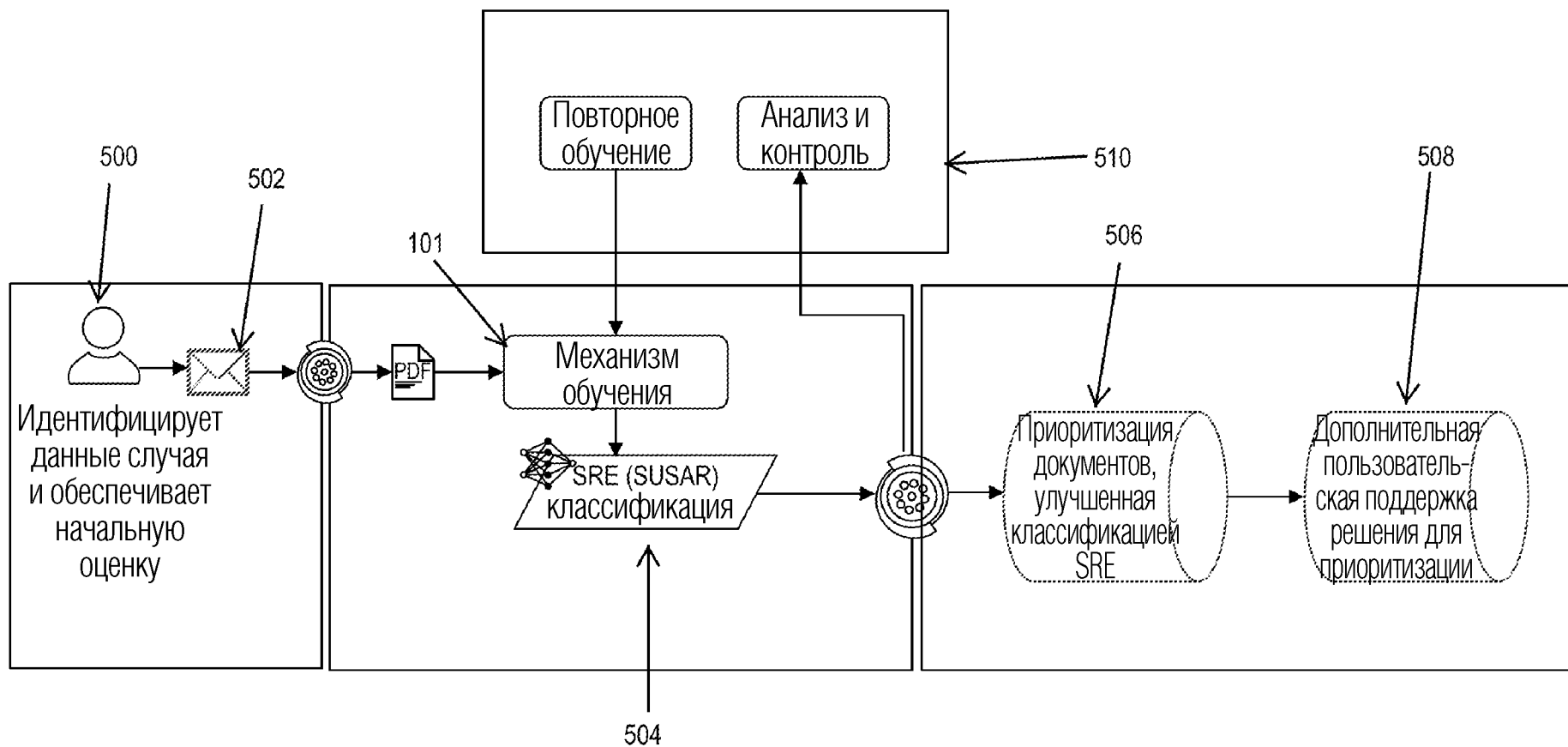




ФИГ. 3

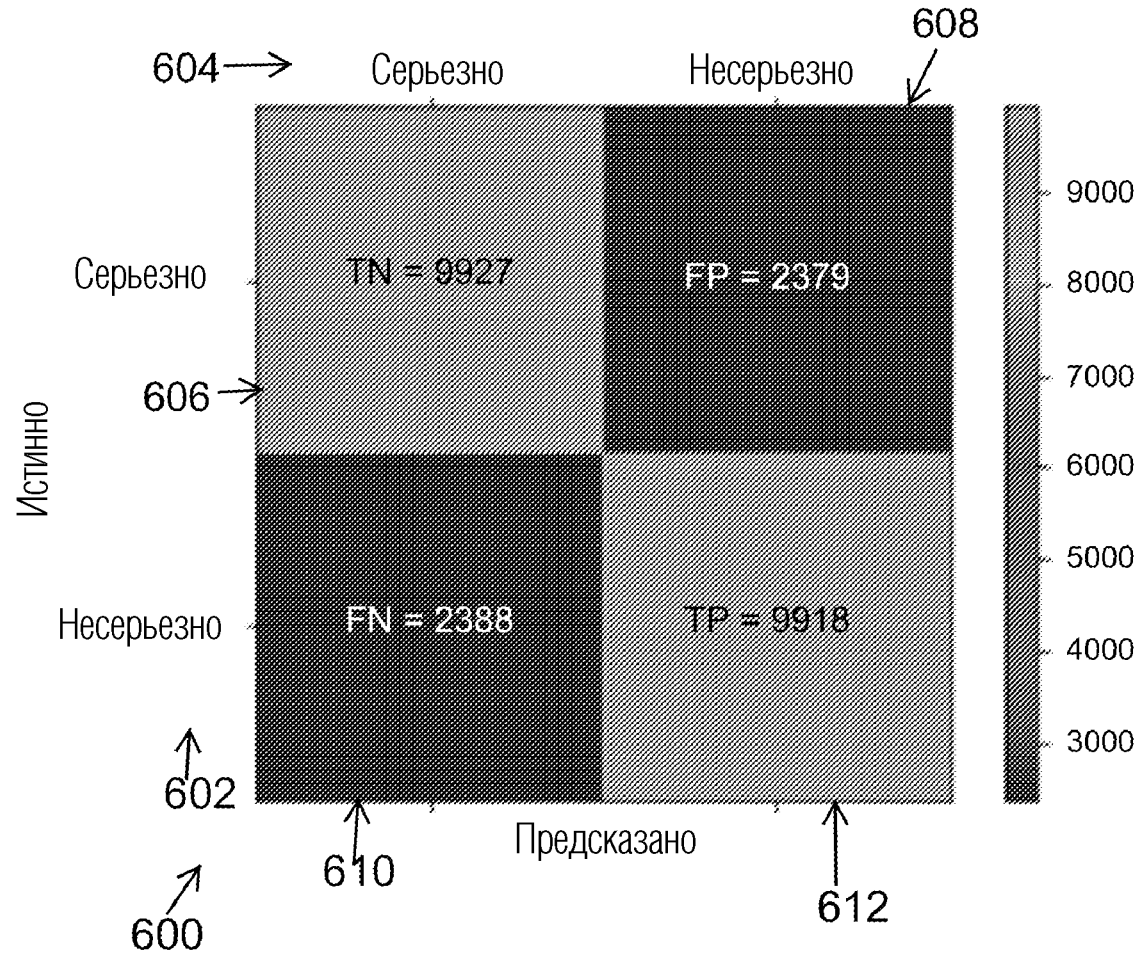


ФИГ. 4



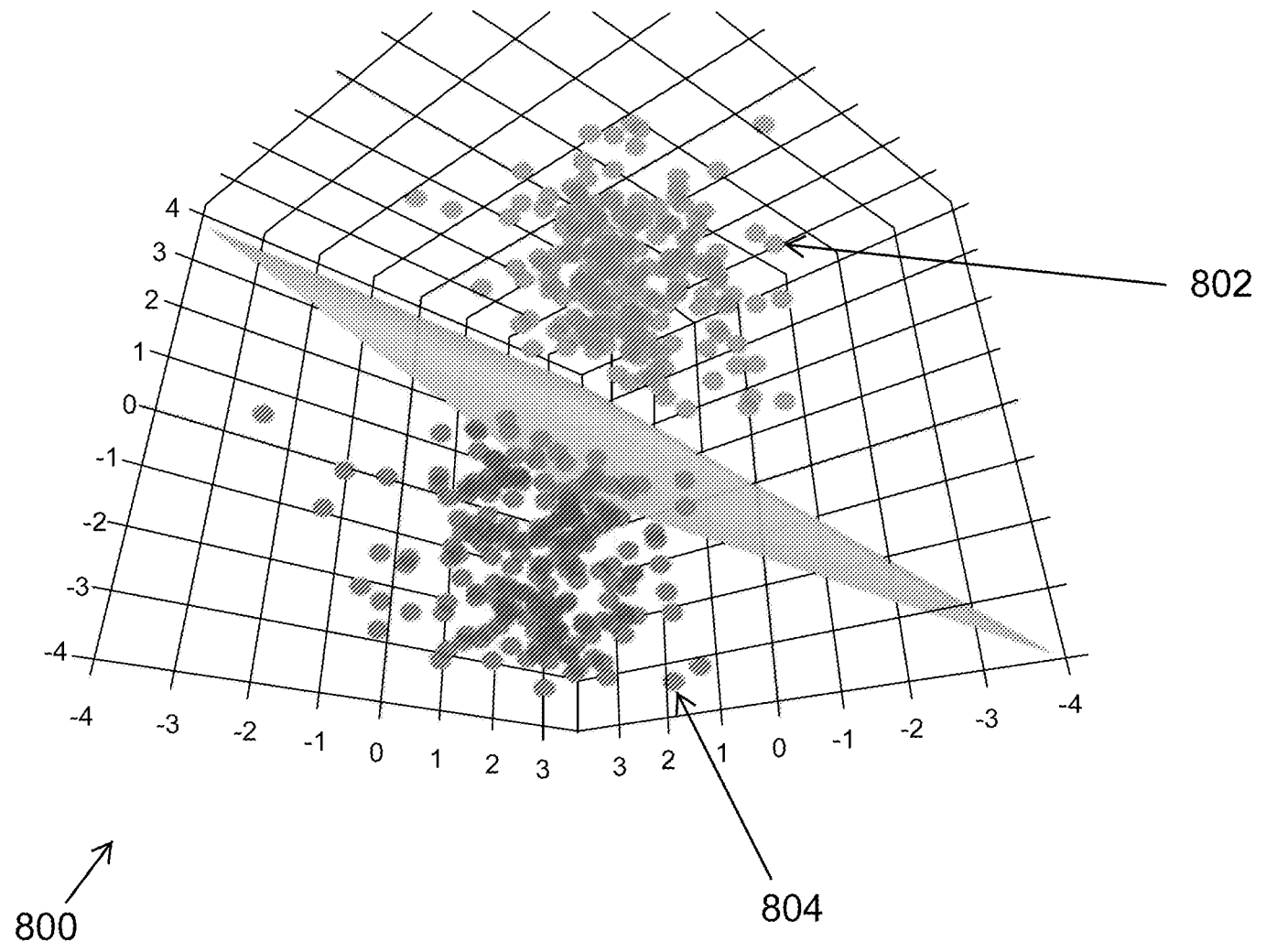
ФИГ. 5

Матрица неточностей для обнаружения серьезности случая с использованием плотностей изображений

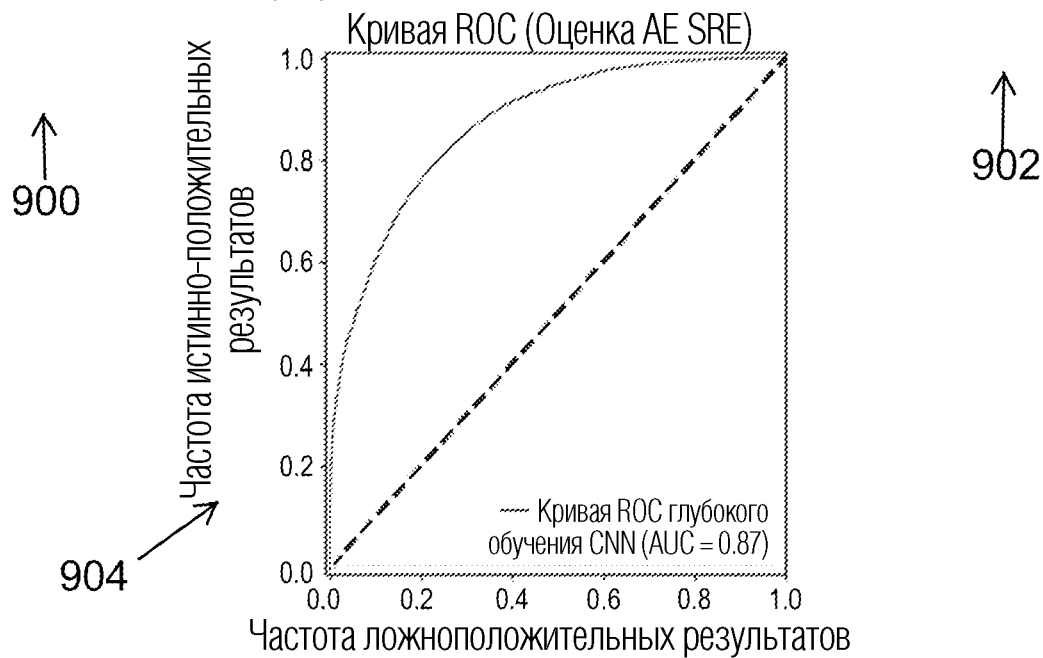
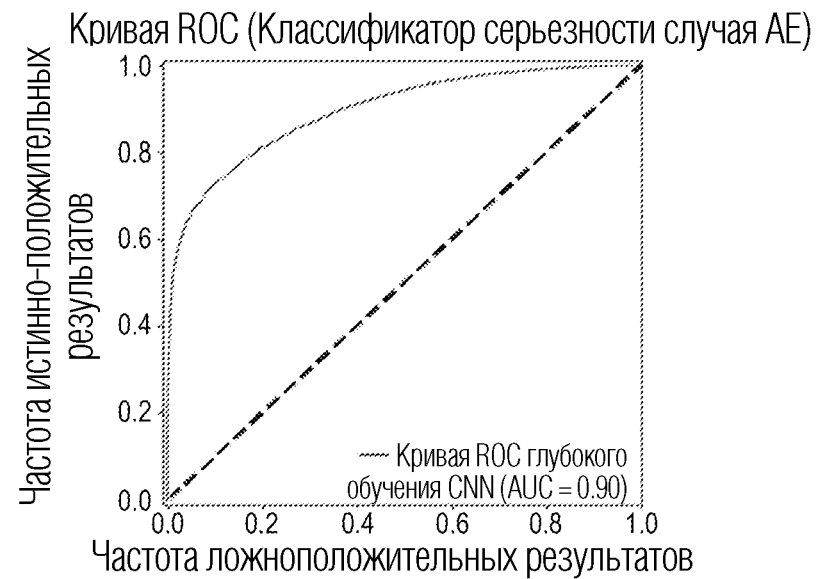
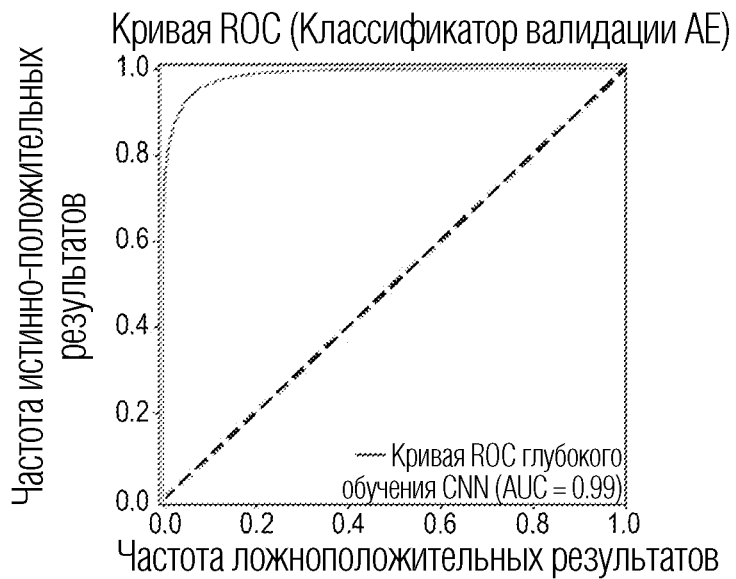


ФИГ. 6

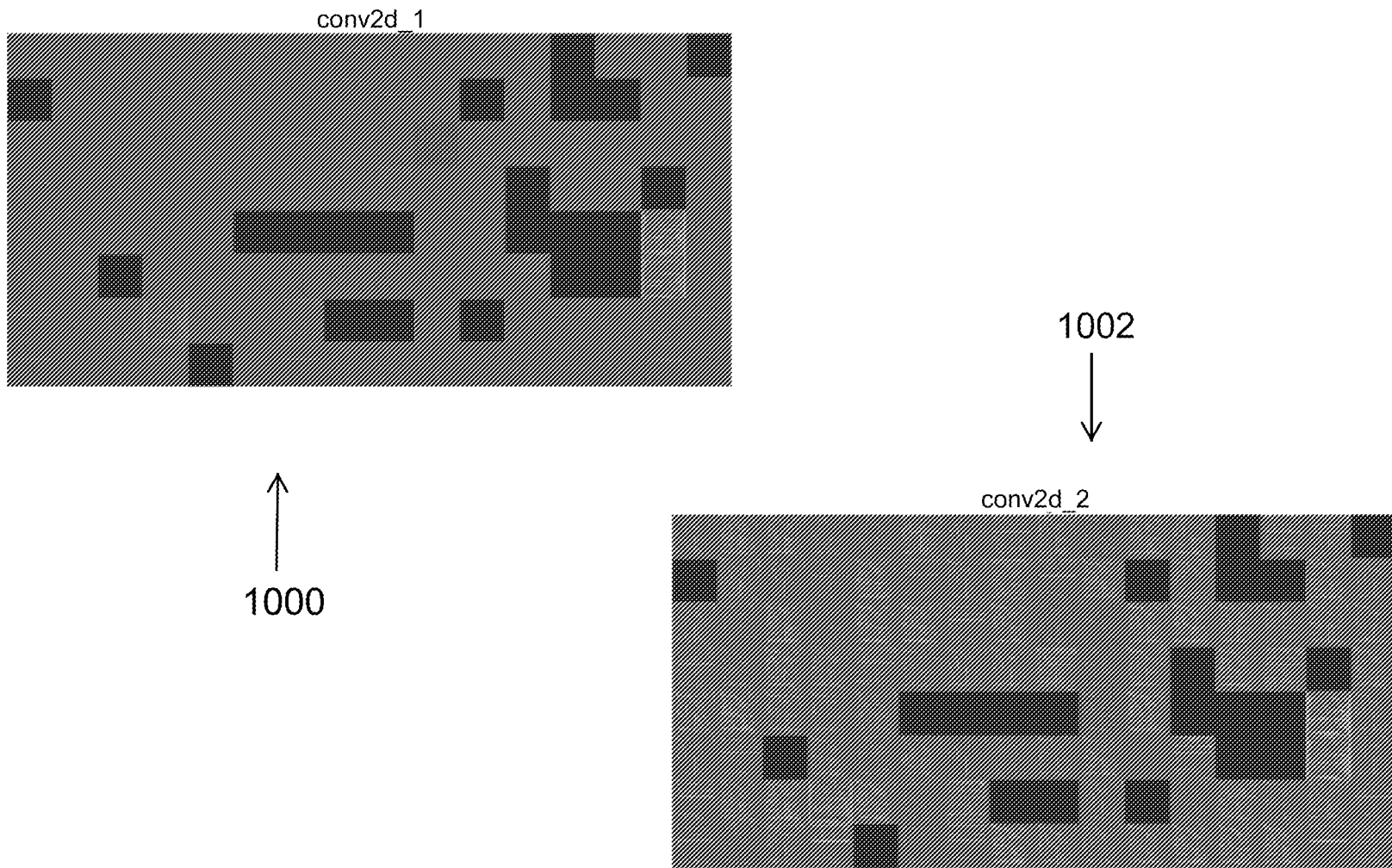




ФИГ. 8

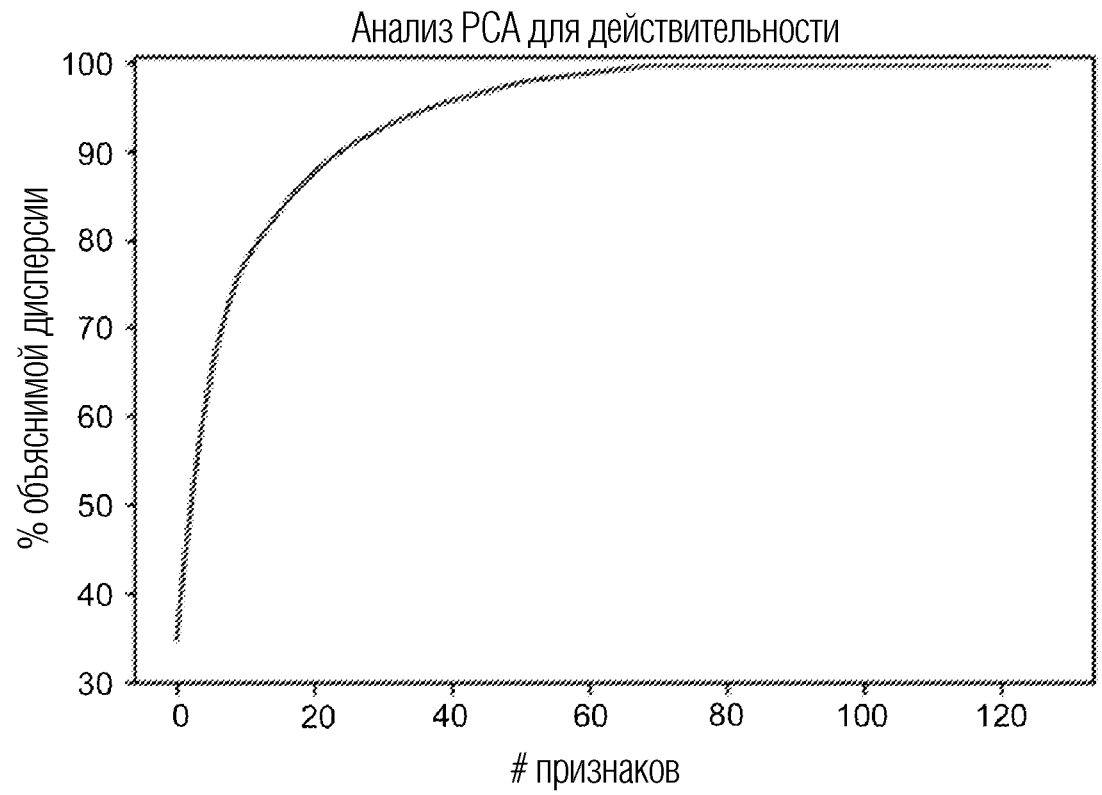


ФИГ. 9



ФИГ. 10

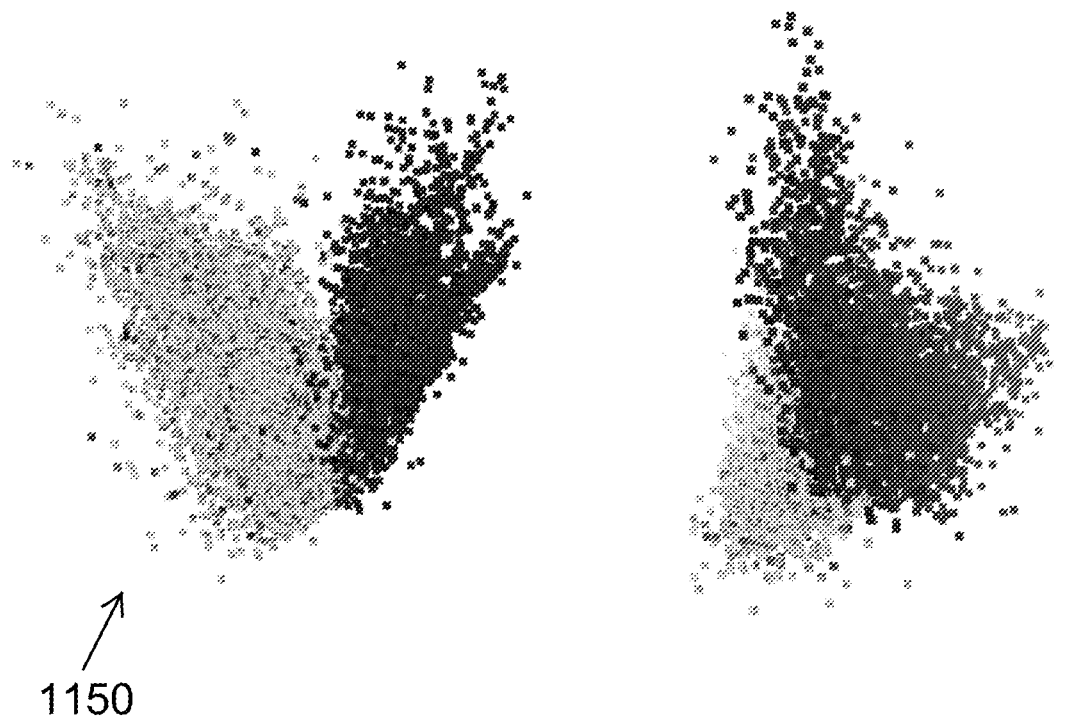




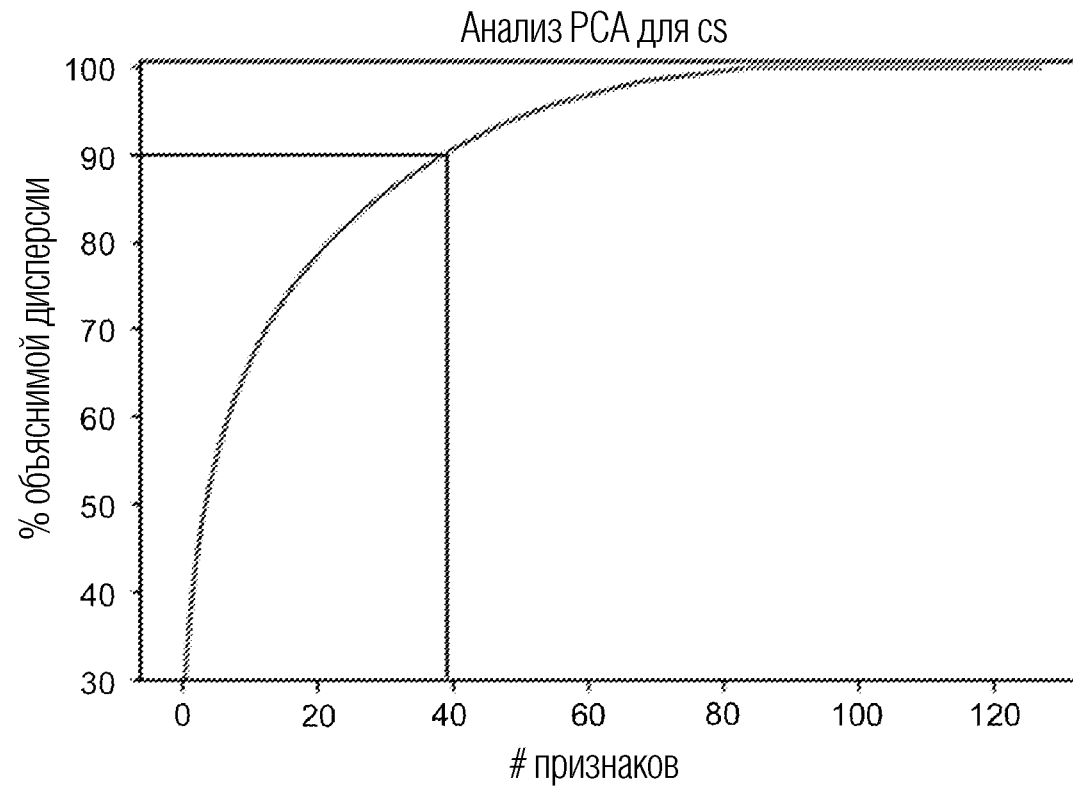
↑  
1100

ФИГ. 11А

Распределение действительных по отношению к недействительным



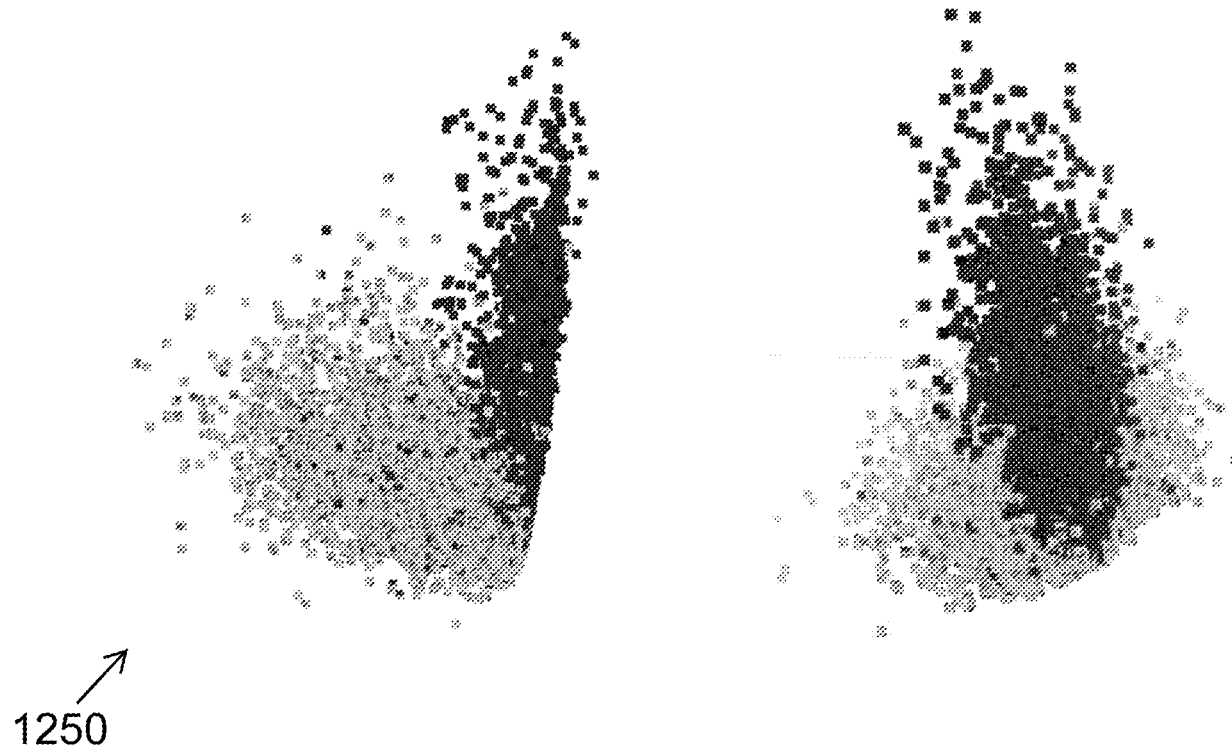
ФИГ. 11В



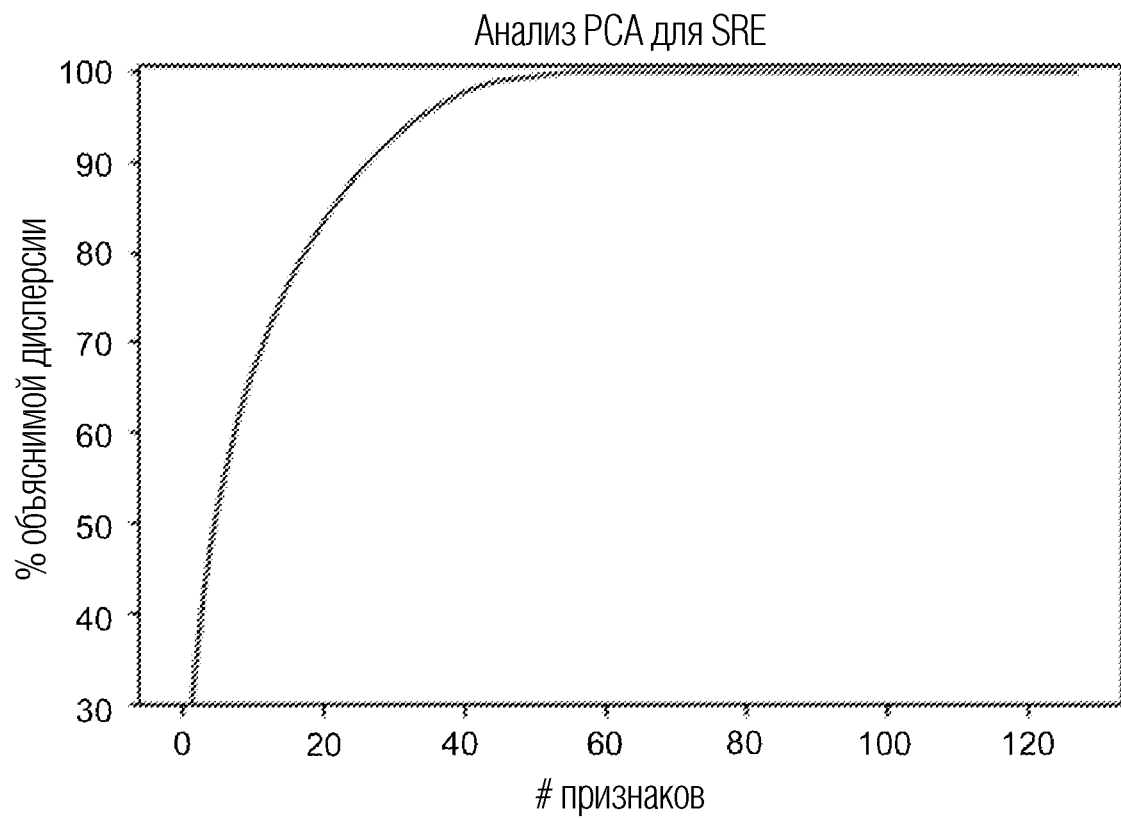
↑  
1200

ФИГ. 12А

Распределение серьезных документов по отношению к несерьезным



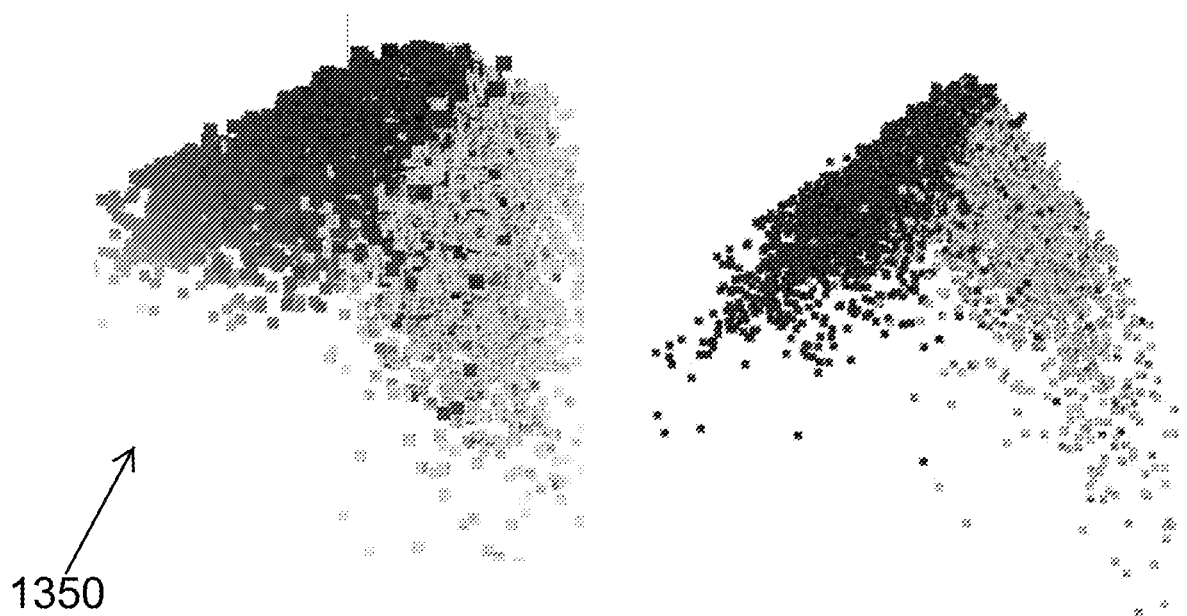
ФИГ. 12В



↑  
1300

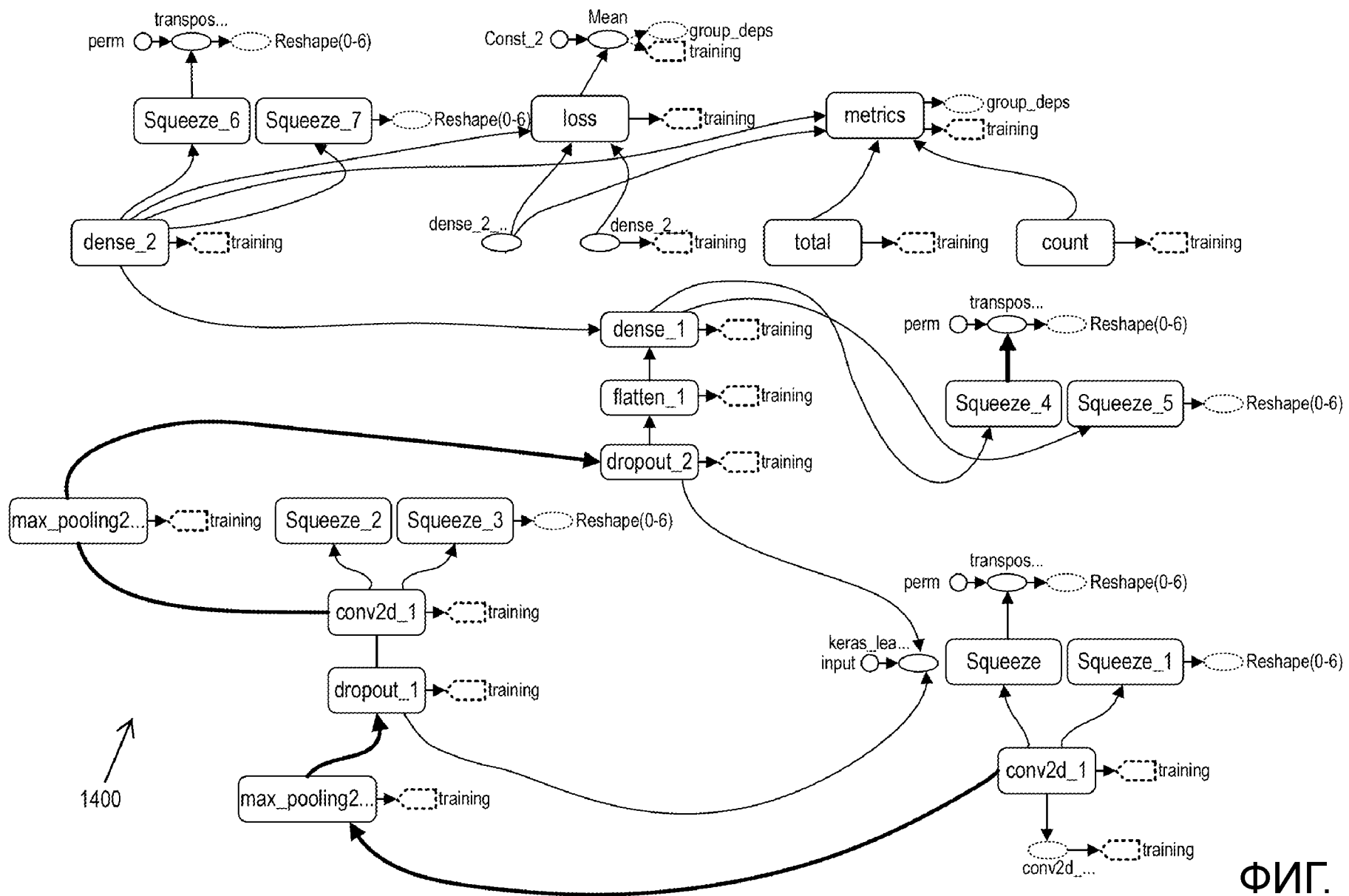
ФИГ. 13А

Распределение SRE



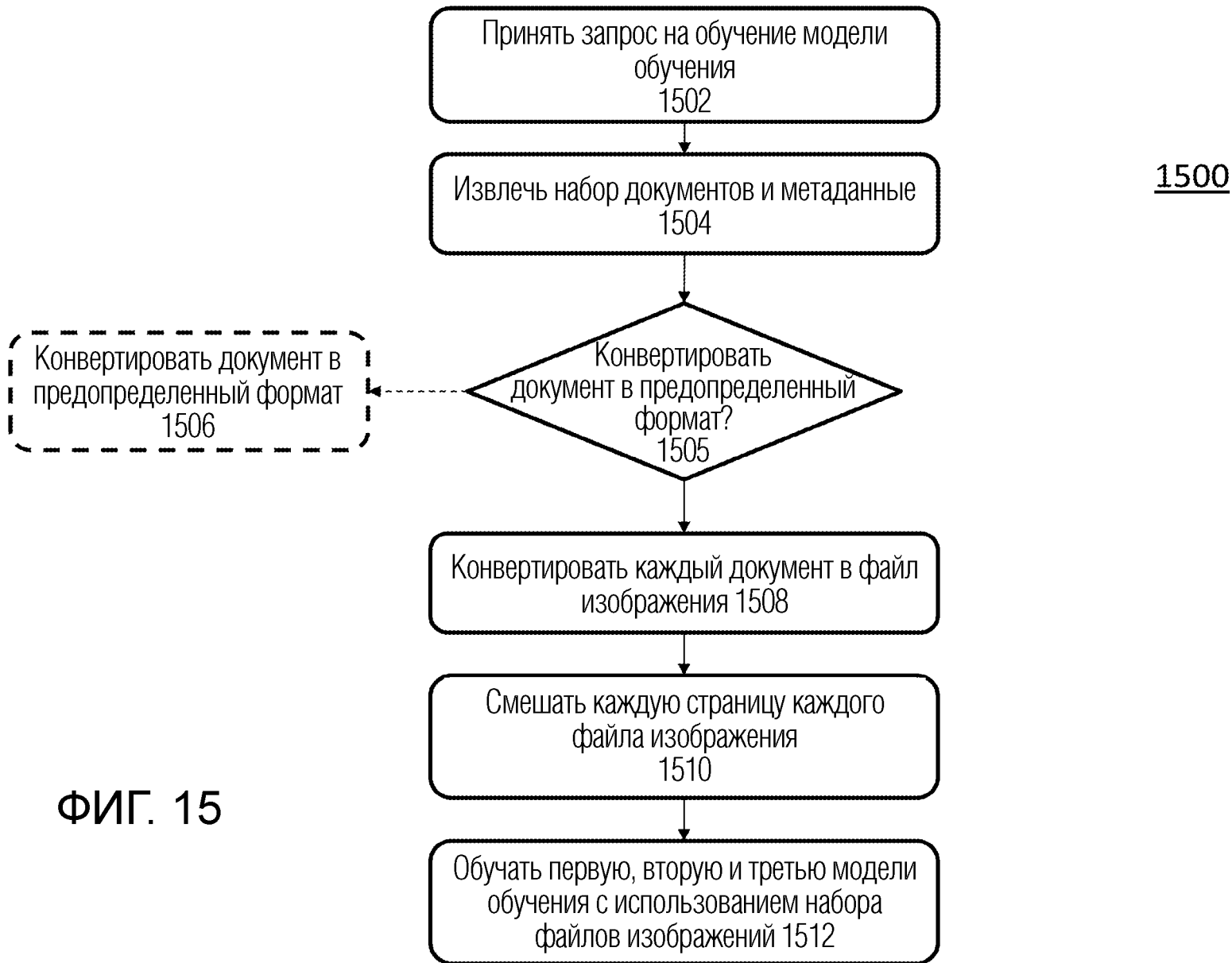
17/23

ФИГ. 13В



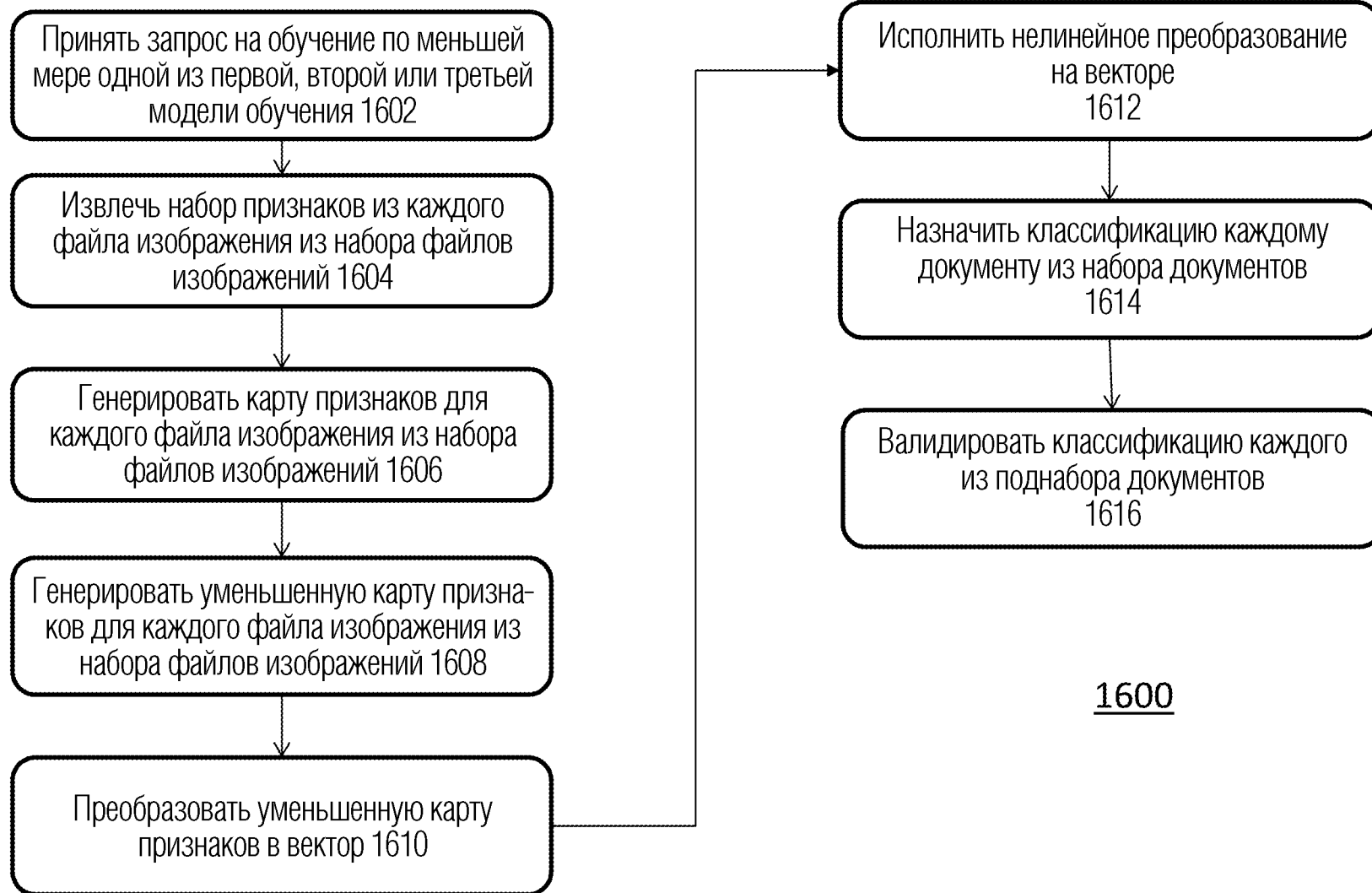
18/23

ФИГ. 14

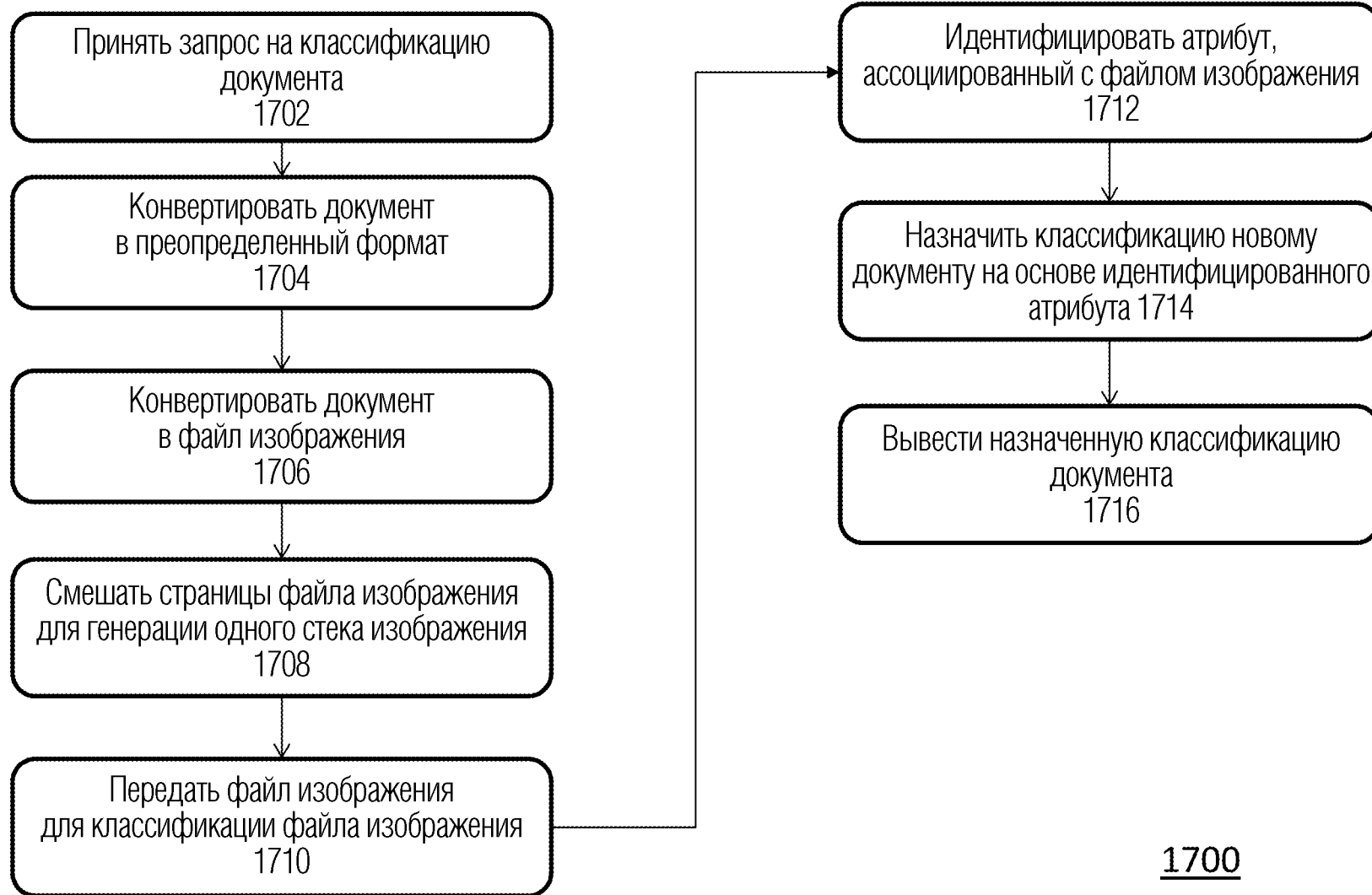


ФИГ. 15

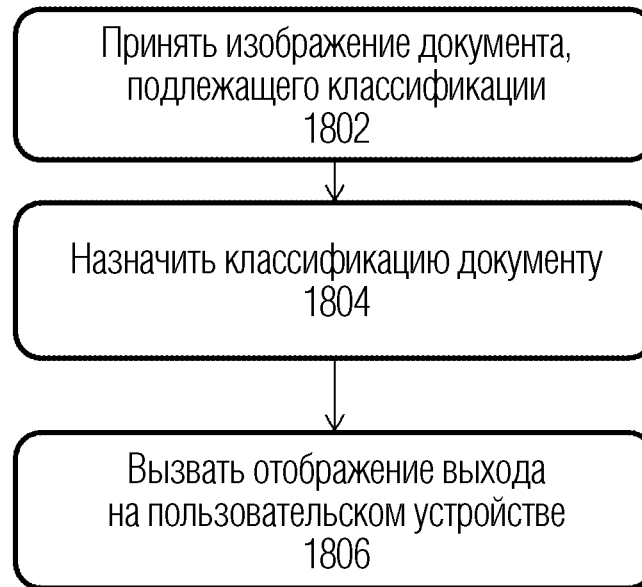




ФИГ. 16

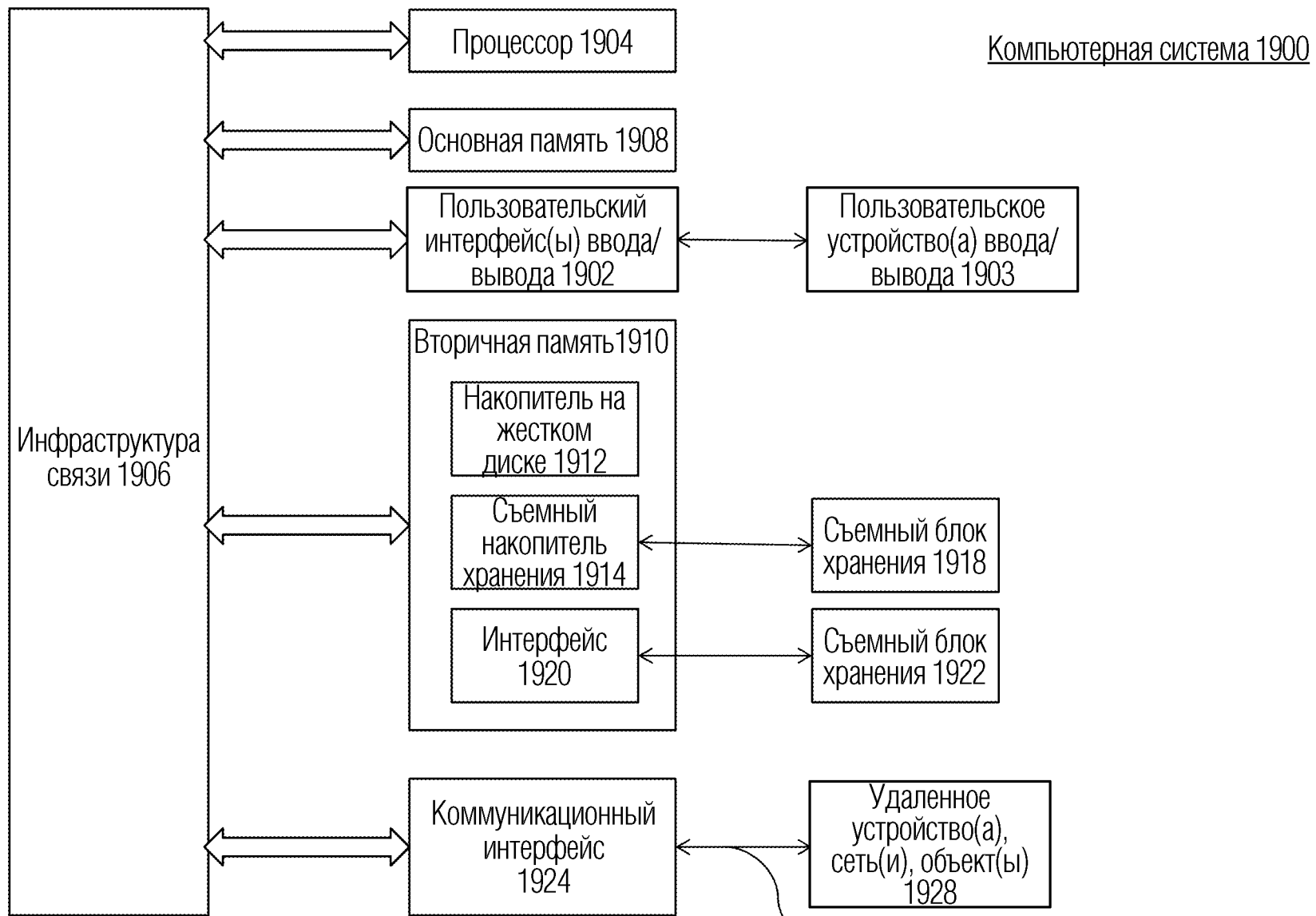


ФИГ. 17



1800

ФИГ. 18



ФИГ. 19

Канал связи 1926