(19) Евразийское патентное ведомство

(11) 045294 (13) B1

(12) ОПИСАНИЕ ИЗОБРЕТЕНИЯ К ЕВРАЗИЙСКОМУ ПАТЕНТУ

(45) Дата публикации и выдачи патента
2023.11.14

(21) Номер заявки
202291885

(22) Дата подачи заявки
2020.12.08

(51) Int. Cl. ***G06T 7/11*** (2017.01)
G06T 7/00 (2017.01)
G06T 7/10 (2017.01)

(54) СПОСОБ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СТЕПЕНИ ТЯЖЕСТИ КОЖНОГО ЗАБОЛЕВАНИЯ НА ОСНОВАНИИ ПРОЦЕНТНОГО ЗНАЧЕНИЯ ПЛОЩАДИ ПОВЕРХНОСТИ ТЕЛА, ПОКРЫТОЙ ОЧАГАМИ ПОРАЖЕНИЯ

(31) **62/945,642**
(32) **2019.12.09**
(33) **US**
(43) **2022.09.09**
(86) **PCT/IB2020/061648**
(87) **WO 2021/116909 2021.06.17**

(71)(73) Заявитель и патентовладелец:
ЯНССЕН БАЙОТЕК, ИНК. (US)

(72) Изобретатель:
Чэнь Яньцин, Тан Чарльз, Муньос-Элиас Эрнесто Х. (US)

(74) Представитель:
Веселицкий М.Б., Кузенкова Н.В., Каксис Р.А., Белоусов Ю.В., Куликов А.В., Кузнецова Е.В., Соколов Р.А., Кузнецова Т.В. (RU)

(56) US-A1-20130018271
US-A1-20150206022
US-A1-20090136101
US-A1-20140316235

(57) В изобретении предложен способ обработки изображений, который автоматически вычисляет оценку площади поверхности тела (BSA) с использованием методов машинного обучения. Алгоритм сегментации изображений Фельценшвальба используют для определения предложенных областей в каждом из множества изображений обучающего набора. Изображения обучающего набора пересегментируют и затем каждую из предложенных областей в каждом из множества пересегментированных изображений обучающего набора классифицируют как "с поражением" или "без поражения". Затем обучают сверточную нейронную сеть (CNN, Convolutional Neural Network) с использованием классифицированных ручным способом предложенных областей в каждом из множества изображений обучающего набора. Затем обученную CNN используют на контрольных изображениях для вычисления показателей BSA.

045294 B1

045294 B1

Предпосылки создания изобретения

Оценки степени тяжести заболеваний, таких как псориаз, включают вычисление процентного значения площади поверхности тела, которая покрывается очагами поражения и воспалением (т.е. показатель BSA (Body Surface Area)). В дальнейшем поражения и воспаление в совокупности называют "поражениями". BSA представляет собой измеренную или вычисленную площадь поверхности тела человека.

Псориаз представляет собой аутоиммунное кожное заболевание, проявляющееся в виде красных и воспаленных областей, которые отличаются от здоровой нормальной кожи. Важным компонентом измерений степени тяжести заболевания для псориаза является контроль того, какое процентное значение площади поверхности тела покрыто воспаленными областями, называемыми "очагами поражения". Для бляшковидного псориаза два основных измерения степени тяжести заболевания представляют собой BSA и PASI (индекс площади поверхности псориаза и степени тяжести), оба из которых включают в себя вычисление процентного значение, которое используется для контроля прогрессирования заболевания и лечебного эффекта (A Bozek, a. Reich (2017). Надежность трех инструментов оценки псориаза: Индекс площади поверхности псориаза и степени тяжести, площадь поверхности тела и общая оценка врачом. Adv Clin Exp Med. 2017 Aug;26(5):851-856. doi: 10.17219/acem/69804). В настоящее время эти процентные значения часто оцениваются в кабинете врача дерматологом или медсестрой. Одной из основных проблем, связанных с существующими показателями заболевания посориаза является то, что они являются неточными и грубыми оценками, подверженными субъективному влиянию. Кроме того, процесс вычисления процентных значений для получения общей оценки PASI является трудоемким и продолжительным. Еще одна клиническая потребность заключается в том, что в настоящее время отсутствует возможность измерения BSA для каплевидного псориаза, при котором пораженные области тела являются большими и покрыты множеством воспалительных очагов поражения в диапазоне от 2 до 10 мм, что затрудняет измерение с помощью зрения.

Соответственно, существует потребность в более объективном и количественном способе контроля воспаления кожи с использованием вычислительных способов. Настоящее изобретение удовлетворяет такую потребность.

Изложение сущности изобретения

Предложен способ обработки изображений, который автоматически вычисляет оценку BSA с использованием методов машинного обучения. Алгоритм сегментации изображений Фельценшвальба используют для определения предложенных областей в каждом из множества изображений обучающего набора. Изображения обучающего набора пересегментируют и затем каждую из предложенных областей в каждом из множества пересегментированных изображений обучающего набора классифицируют как "с поражением" или "без поражения". Затем обучают сверточную нейронную сеть (CNN, Convolutional Neural Network) с использованием классифицированных ручным способом предложенных областей в каждом из множества изображений обучающего набора. Затем обученную CNN используют на контрольных изображениях для вычисления показателей BSA. Также в настоящее изобретение включено устройство (или компьютерная система), приводимое в действие с помощью компьютерных команд, используемых в связи с указанным способом, например, компьютерное устройство или носитель для выполнения способа, известного в соответствующей области техники.

Краткое описание

Патент или файл заявки содержит по меньшей мере один цветной графический материал. Копии данного патента или публикации заявки на патент с цветными графическими материалами можно получить после подачи соответствующей заявки и внесения оплаты.

Приведенное выше краткое описание, а также приведенное ниже подробное описание предпочтительных вариантов осуществления изобретения будут более понятны при изучении вместе с приложенными графическими материалами. Для иллюстрации изобретения на чертежах показаны предпочтительные в настоящее время варианты осуществления. Однако изобретение не ограничивают приведенными точными системами и средствами. На графических материалах показано следующее.

На фиг. 1 проиллюстрирована сегментация изображения псориаза с использованием методов Фельценшвальба, Quickshift, SLIC и Compact watershed.

На фиг. 2 проиллюстрировано изображение псориаза, правильно сегментированное с помощью метода Фельценшвальба.

На фиг. 3 проиллюстрированы три различных типа неточно сегментированных изображений псориаза: недосегментированный, пересегментированный и с сегментацией полного изображения.

На фиг. 4 проиллюстрировано как фильтр CNN улучшает результаты сегментации Фельценшвальба.

На фиг. 5A проиллюстрирована недосегментация изображения.

На фиг. 5B проиллюстрирована пересегментация изображения.

На фиг. 6 представлена блок-схема способа с использованием вычислительной техники для определения тяжести кожного заболевания на основании процентного значения BSA, которая покрывается очагами поражения, в соответствии с одним предпочтительным вариантом осуществления настоящего изобретения.

На фиг. 7A и 7B представлены принципиальные схемы программного обеспечения и аппаратного обеспечения системы для реализации фиг. 6.

Подробное описание изобретения

Определенная терминология в настоящем документе применяется только для удобства и не должна рассматриваться как ограничивающая настоящее изобретение.

I. Общее описание.

На фиг. 6 представлена блок-схема способа с использованием вычислительной техники для определения тяжести кожного заболевания (например, псориаза) на основании процентного значения BSA, которая покрывается очагами поражения. На фиг. 7A и 7B представлены принципиальные схемы программного обеспечения и аппаратного обеспечения системы для реализации фиг. 6.

Со ссылкой на фиг. 6, 7A и 7B способ выполняется следующим образом.

Этап 600: выполнить сегментацию изображения на множестве изображений обучающего набора площадей поверхности тела с использованием алгоритма сегментации Фельценшвальба (FSA) и вывести предложенные области в каждом из множества изображений обучающего набора. Каждое из множества изображений обучающего набора площадей поверхности тела содержит кожное заболевание. Этап сегментации изображения выполняется процессором 700, показанным на фиг. 7A.

Этап 602: пересегментировать каждое из множества изображений обучающего набора.

Данный этап также выполняется процессором 700.

Этап 604: классифицировать ручным способом каждую из предложенных областей в каждом из множества пересегментированных изображений обучающего набора как "с поражением" или "без поражения". Данная стадия выполняется одним или более людьми-классификаторами 702, показанными на фиг. 7A.

Этап 606: обучить нейронную сеть с использованием классифицированных ручным способом предложенных областей в каждом из множества изображений обучающего набора. Данный этап выполняется посредством нейронной сети 704, показанной на фиг. 7A.

Этап 608: выполнить сегментацию изображения на контрольном изображении площади поверхности тела, которое содержит кожное заболевание, с использованием алгоритма сегментации Фельценшвальба и вывести области в контрольном изображении площади поверхности тела. Этап сегментации изображения выполняется процессором 700, показанным на фиг. 7B. Процессор 700' может быть тем же процессором, что 700 или другим процессором.

Этап 610: пересегментировать контрольное изображение. Данный этап также выполняется процессором 700'.

Этап 612: ввести области пересегментированного контрольного изображения в обученную нейронную сеть, обозначенную как 704' на фиг. 7B, поскольку она является той же самой нейронной сетью, что и нейронная сеть 704 на фиг. 7A, за исключением того, что она теперь обучена.

Этап 614: использовать обученную нейронную сеть 704' для определения и отфильтровывания областей "без поражения" из пересегментированного контрольного изображения, причем остальные области пересегментированного контрольного изображения классифицируются как области "с поражением".

Этап 616: вычислить процентное значение BSA в контрольном изображении, которое покрыто поражениями, с использованием площадей классифицированных областей поражения с пересегментированным контрольным изображением, а также площадей, определенных как области "без поражения", пересегментированного контрольного изображения. Данная стадия выполняется в процессоре 700". Процессор 700" может представлять собой тот же, что процессор 700 или процессор 700' или другой.

II. Подробное описание.

В подробном описании изобретения ниже описан экспериментальный процесс, который привел к настоящему изобретению, и объяснены подходы, которые были более успешными, чем другие.

В настоящем изобретении решается проблема вычисления площади поверхности тела при сегментации изображения. Сегментация изображения стала одним из краеугольных вопросов в компьютерном зрении и определяется как процесс разделения цифровых изображений на множество сегментов, тем самым организуя данные изображения в значимые части данных. Исследовали ряд способов сегментации изображения, которые могут эффективно вычислять площадь поверхности тела пациента, имеющего такое заболевание как псориаз. Предпочтительные варианты осуществления заявленного в настоящем документе изобретения используют алгоритм сегментации изображения Фельценшвальба [3] и сверточные нейронные сети (A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton (2012) Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Advances in Neural Information Processing (NeurIPS), 2012) в качестве ложноположительного фильтра для улучшения результатов сегментации Фельценшвальба.

Несколько способов обработки изображений были протестированы для автоматического вычисления оценки BSA с использованием методов машинного обучения, применяемых на 117 изображениях каплевидного и бляшковидного псориаза, загруженных из Интернета. По сравнению с некоторыми другими способами сегментации без контроля, алгоритм сегментации изображения Фельценшвальба показал самые высокие процентные значения правильных сегментаций областей "с поражением" по сравнению с областями "без поражения" с 56% изображений, имеющих хорошую сегментацию, в то время как 44%

изображений являются пере- или недосегментированными. Для улучшения результатов сегментации была реализована сверточная нейронная сеть (CNN), основанная на архитектуре группы визуальной геометрии (VGG) для дополнительного отфильтровывания ложноположительных поражений из предложенных областей алгоритма Фельценшвальба. Обучающие данные для CNN состояли из наборов данных, отобранных людьми, областей "с поражением" или "без поражения", выходящих из алгоритма Фельценшвальба. CNN была достигнута с помощью 90% 5-кратной оценки точности перекрестной проверки при классификации между "с поражением" и "без поражения". Данный фильтр CNN, применяемый вместе с алгоритмом Фельценшвальба, точно сегментировал 77% обучающих данных или 67 из 86 изображений каплевидного псориаза. Данный способ полезен для оцифровки измерений тяжести заболевания и удаленного мониторинга заболеваний кожи, таких как псориаз, для пациентов и врачей.

Изображения-данные для псориаза.

Чтобы собрать набор данных, около 300 изображений каплевидного псориаза и 100 изображений хронического бляшковидного псориаза собирали из Google изображений. Неточные и/или ошибочные данные изображения отфильтровывали, оставляя конечный набор данных из 86 изображений каплевидного псориаза и 31 изображения хронического бляшковидного псориаза.

Методы сегментации изображения псориаза.

Были протестированы пять различных алгоритмов сегментации изображения, все из которых реализованы с использованием библиотеки Scikit-learn и библиотеки OpenCV в Python. Пять протестированных алгоритмов представляли собой алгоритм Фельценшвальба, Quickshift, SLIC, Compact watershed и пороговый алгоритм Otsu (см. обзор в D.Liu, B. Soran, G. Petrie, and L. Shapiro. A review of computer vision segmentation algorithms. Lecture notes, 53, 2012). После визуального осмотра примеров пар изображений стало очевидным, что способ Фельценшвальба (P.F. Felzenszwalb and D.P. Huttenlocher (2004) Efficient Graph-Based Image Segmentation. International Journal of Computer Vision 59(2), 167-181) давал наиболее многообещающую сегментацию на дальнем расстоянии.

На фиг. 1 показаны выходные изображения четырех различных алгоритмов сегментации. Границы желтого цвета обозначают сегментацию алгоритмом предполагаемой (предложенной) области. После этих испытаний было принято решение сегментировать все изображения с помощью алгоритма Фельценшвальба.

Сегментации псориаза и алгоритм фильтрации двоичной классификации

Для улучшения результатов сегментации Фельценшвальба использовали новый алгоритм на основе фильтра сверточной нейронной сети, который удаляет ложноположительные результаты сегментации. Этот алгоритм возник на основании и имеет сходство со сверточными нейронными сетями на основе области (R-CNN), которые в настоящее время становятся известными в данной области техники, при решении проблем, связанных с сегментацией изображения. Алгоритм работает следующим образом.

1. Обучить нейронную сеть различать между областями "с поражением" и "без поражения" среди предложенных областей из алгоритма сегментации Фельценшвальба.

2. Пересегментировать изображения путем увеличения параметра к-значения до оптимального порогового значения (k = 250).

3. Использовать нейронную сеть для отфильтровывания областей "без поражения", предложенных сегментацией Фельценшвальба.

Пересегментация изображения на этапе 2 гарантирует, что большинство областей "с поражением" будут включены внутрь сегментации. Затем для отфильтровывания избыточных областей "без поражения" или ложноположительных результатов используют предварительно обученную нейронную сеть на этапе 1 для различения областей "без поражения" из областей "с поражением" на этапе 3.

Обучающие данные.

Предлагаемые области, выходящие из алгоритма сегментации Фельценшвальба (с k-значением, установленного на 250), использовали для пересегментации изображения, таким образом включая насколько возможно много истинных положительных областей поражения. Затем выбирали примерно 30 изображений каплевидного псориаза, с помощью которых сгенерировали около 3000 изображений предложенных областей. Затем каждую из 3000 предлагаемых областей классифицировали ручным способом (человек) как "с поражением" или "без поражения". Для проверки точности данного набора данных процесс повторяли три раза. Некоторые из этих областей "без поражения" были легко идентифицированы, включая большие области, покрывающие большие участки кожи, черные фоновые области, петли, шум и т.п. Другие области были более сложными для отличия между областями "с поражением" и "без поражения", включая области, которые имели затемнение, плохое освещение, швы и т.п. Считается, что большим источником ошибки приписывается несоответствие в наборе данных в этих более сложных областях для классификации областей "с поражением" по сравнению "без поражения". Это может быть еще одним объяснением, почему результаты двоичной классификации все еще не находятся в непосредственной близости от результатов, представленных в наборах данных Modified National Institute of Standards and Technology (MNIST) или Canadian Institute for Advanced Research (CIFAR).

Эксперименты по нейронным сетям с двоичной классификацией.

Для обучения моделей нейронной сети применяли процедуру, аналогичную описанной ниже.

Во-первых, все вводимые предлагаемые области были предварительно обработаны путем изменения размера всех изображений до определенного постоянного размера пикселя с использованием метода кубической интерполяции из библиотеки onencv. Затем были изменены различные параметры модели нейронной сети, включая архитектуру модели (плотную нейронную сеть по сравнению со сверточной нейронной сетью, размеры скрытых слоев, нормализацию партии), параметры (скорость обучения) и размеры пикселей ввода изображения (4 × 4, 8 × 8, 16 × 16, 32 × 32, 64 × 64). В завершение все модели тестировали с коэффициентом разделения данных обучающего теста 80-20 для определения точности, логарифмической потери и оценок среднеквадратичной ошибки соответствующих моделей. Это означает, что для построения модели использовали 80% данных, а для оценки прогнозируемой эффективности модели использовали 20% остальных данных (которые не были видны модели).

Конечная модель CNN, которая была выбрана и основана на архитектуре VGG, не использовала нормализацию партии, имела меньшие скрытые слои (как в количестве скрытых слоев, так и в ширине скрытых слоев), имела скорость обучения 1e-4 и использовала оптимизатор Adam. (Adam представляет собой адаптивный алгоритм оптимизации скорости обучения, который был разработан специально для обучения глубоких нейронных сетей). Для обеспечения точности конечной модели эта модель была протестирована с использованием 5-кратной перекрестной оценки и была получена средняя 5-кратная оценка точности обучения 94% и средняя 5-кратная оценка точности проверки 90%.

Условия, которые повышают результаты точности.

Использовали три подхода, которые значительно улучшали точность двоичной классификации нейронной сети.

Первый подход представлял собой кубическую интерполяцию формы входных изображений с постоянным размером 16 × 16 пикселей. Сначала, когда размер изображений был установлен на 64 × 64, точность классификации при чрезвычайно низких скоростях составляет 60%. По мере уменьшения размера изображений было обнаружено, что стандартная небольшая плотная нейронная сеть будет обеспечивать все лучшие и лучшие характеристики классификации до достижения оптимального размера изображений 16 × 16. Причина этого может заключаться в том, что большинство предлагаемых областей были размером около 16 × 16. Таким образом, интерполяция большего количества информации может привести к тому, что область получает ошибочную информацию, а интерполяция меньшего количества информации может привести к потере важной информации.

Второй подход заключался в использовании сверточных нейронных сетей в отличие от плотных нейронных сетей. Хорошо известно, что сверточные нейронные сети превосходят плотные нейронные сети в задачах классификации изображений по множеству причин.

Третий подход заключался в том, что "меньшее является большим" при создании архитектур модели сверточных нейронных сетей. Например, если размеры скрытых слоев были уменьшены, было достигнуто более быстрое обучение и более точные оценки проверки. В частности, при уменьшении скрытого размера первого плотного слоя особенно важно уменьшить значительное количество параметров. Это может быть связано с тем, что избыточность параметров может предотвращать появление лунки на модели и вызывать избыточные эффекты. Эта проблема избыточности может быть лучше всего видна при почти 10% потери точности между оценками проверки обучения и тестирования в больших моделях VGG.

Условия, которые не оказывали влияния или не ухудшили результаты сегментации.

Несколько подходов не улучшали результаты точности. В частности, три подхода имели незначительные или отрицательные влияния на модели.

Во-первых, считалось, что добавление уровней нормализации партии, как видно из моделей VGG, улучшает результаты, но как показано в некоторых документах (S. Santurkar, D. Tsipras, A. Ilyas, A. Madry (2018) How Does Batch Normalization Help Optimization? Advances in Neural Information Processing (NeurIPS), 2018), нормализация партии, по-видимому, не улучшает точность классификации во всех случаях.

Во-вторых, регулирование скорости обучения не обеспечило повышения производительности. После испытания скоростей 0,01, 0,001, 0,0003 и 0,0001 было обнаружено, что скорость обучения приводит к пренебрежимо малому различию в производительности между параметрами скорости обучения 0,001, 0,0003 и 0,0001.

В-третьих, более глубокая и более широкая сеть не увеличивала точность модели. По-видимому, модели нейронных сетей большей плотности и модели сверточных нейронных сетей хуже, чем даже до 10% при перекрестном проверочном тестировании, чем простые малые модели VGG, которые были исследованы. Это, по-видимому, подтверждает, что основополагающим принципом гибкой разработки является простота.

Результаты и обсуждение.

i. Преимущества и недостатки алгоритмов сегментации изображения.

После тестирования небольшой пробы изображений на пяти различных алгоритмах стало ясно, что алгоритм Фельценшвальба имел более превосходные результаты, чем другие пять неконтролируемых

алгоритмов, как показано на фиг. 1. Одной из важных характеристик этого способа является его способность сохранять подробности в областях изображений с низкой вариабельностью, игнорируя при этом детали в областях с высокой вариабельностью. Кроме того, он является быстрым (< 1 с для изображения 512 × 512) с временем прогона O(n log n), где n представляет собой число пикселей. Исходя из этих наблюдений, способ Фельценшвальба был выбран в качестве основного способа, применяемого для изображений псориаза.

ii. Мера оценки сегментации изображения Фельценшвальба и результаты.

На фиг. 2 показан пример хорошей сегментации изображения. Хорошая сегментация изображения определяется как любая сегментация изображения, которая не пропускает явные значительные содержащие поражения части, которые должны быть классифицированы обычным врачом.

На фиг. 3 показаны три примера неточной сегментации изображения. Первое изображение является примером пересегментированной области. Для уменьшения данной проблемы следует уменьшить параметр k-значения. Второе изображение является примером недосегментированной области. Для ослабления данной проблемы следует увеличить параметр к-значения. Последний пример представляет собой экземпляр больших областей, классифицируемых как очаги поражения. Для ослабления этого следует увеличить параметр k-значения. На фиг. 5A и 5B также показаны примеры недосегментации и пересегментации.

Исходный алгоритм Фельценшвальба был способен сегментировать 49 из 88 входных изображений с хорошей сегментацией, 30 из 88 изображений входных изображений были недосегментированы, а 9 из 88 входных изображений были пересегментированы. В конце каждого результата сегментации получали вычисления показателя BSA.

iii. Нейронные сети, основанные на фильтрации результатов.

25 различных моделей нейронной сети тестировали с различными параметрами, архитектурами и размерами ввода. Вычисляли точности тестирования для каждой модели. Установка более низких размеров изображения, выбор сверточных нейронных сетей на основе VGG и скорости обучения 1e-4 позволяет получить наилучшую модель с наивысшей точностью тестирования 0,9.

iv. Результаты сегментации изображения фильтра сверточной нейронной сети и Фельценшвальба.

После реализации сегментации изображения Фельценшвальба, отфильтрованного с помощью сверточной нейронной сети, 67 из 86 изображений обеспечили хорошую сегментацию, 16 из 86 изображений - недосегментацию, и 3 из 86 изображений - пересегментацию. Два входных изображения удалили из исходной набора изображений Фельценшвальба из-за неточных представлений каплевидного псориаза. Пример сверточной нейронной сети с улучшением результаов сегментации, можно увидеть на изображениях фиг. 4.

На изображении слева, показанном на фиг. 4, сверточная нейронная сеть была выполнена с возможностью фильтрации больших областей на левой стороне руки, всех белых фоновых областей, а также многих областей с небольшим шумом, которые вручную классифицировали как области "без поражения". При улучшенных обучающих данных и более обширном обучении модель нейронной сети может достигать даже лучших результатов фильтрации и использоваться в качестве эффективного дополнения с алгоритмом сегментации Фельценшвальба для удаления ложных положительных областей "без поражения".

Выводы.

В результате было обнаружено, что алгоритм сегментации изображения Фельценшвальба предоставил хороший алгоритм начальной диагностики, который может эффективно вычислять площадь поверхности повреждения тела пациента. Также было обнаружено, что сверточные нейронные сети могут классифицировать с высокой точностью между предполагаемыми областями "с поражением" и "без поражения" из сегментации Фельценшвальба при заданном хорошем обучающем наборе данных. В сочетании с этими двумя результатами было показано, что алгоритм сегментации изображения Фельценшвальба в сочетании со сверточной нейронной сетью имеет более точный исходный диагноз путем вычисления сегментации изображения и, таким образом, оценки площади поверхности тела для заболевания псориазом.

Описанные выше способы вычисления BSA могут быть использованы для создания системы вычисления оцифрованной оценки заболевания псориазом. Например, путем обучения аналогичных сверточных нейронных сетей с 5 входными изображениями областей передней части тела, спины, передней части ноги, задней части ноги и головы для автоматизации полной системы оценки PASI может выводить индекс PASI степени тяжести в диапазоне 0-72. Такие компьютерные системы, например, были недавно предложены в (C. Fink, L. Uhlmann, C. Kutter, et al. (2018) Автоматическое, управляемое компьютером измерения PASI с помощью анализа цифрового изображения по сравнению с обычными врачами калькуляции: протокол исследования для сравнительного анализа, одиночного центра, исследования BMJ Open 2018; 8: e018461. doi: 10.1136/bmjopen-2017-018461), может помочь врачам создать лучшие, более быстрые и более информированные решения при диагностике и контроле заболеваний кожи, таких как псориаз.

Специалистам в данной области будет понятно, что в варианты осуществления, описанные выше, можно вносить изменения без отступления от общей концепции изобретения. Таким образом, следует

понимать, что данное изобретение не ограничено конкретными описанными вариантами осуществления, но предполагается, что оно охватывает модификации в пределах сущности и объема настоящего изобретения.

ФОРМУЛА ИЗОБРЕТЕНИЯ

1. Способ с использованием вычислительной техники для определения степени тяжести кожного заболевания на основании процентного значения площади поверхности тела (BSA, Body Surface Area), которая покрыта поражениями, включающий:

(а) выполнение сегментации изображения на множество изображений обучающего набора BSA с применением алгоритма сегментации, причем каждое из множества изображений обучающего набора BSA содержит кожное заболевание, причем сегментация изображения, выполненная с использованием алгоритма сегментации, выводит предлагаемые области в каждом из множеств изображений обучающего набора;

(б) классификацию каждой из предложенных областей как "с поражением" или "без поражения";

(в) обучение нейронной сети с использованием классифицированных предложенных областей в каждом из множества изображений обучающего набора;

(г) выполнение сегментации изображения на контрольном изображении BSA, которое содержит кожное заболевание, с использованием алгоритма сегментации, причем сегментация изображения, выполненная с использованием алгоритма сегментации, выводит области в контрольном изображении BSA;

(д) ввод области контрольного изображения в обученную нейронную сеть;

(е) использование обученной нейронной сети для определения и отфильтровывания областей "без поражения" из контрольного изображения, причем остальные области контрольного изображения классифицируются как области "с поражением"; и

(ж) вычисление процентного значения BSA в контрольном изображении, которое покрыто поражениями, с использованием площадей классифицированных областей поражения с контрольным изображением, а также площадей, определенных как области "без поражения", контрольного изображения.

2. Способ по п.1, в котором как изображения обучающего набора, так и контрольное изображение пересегментированы.

3. Способ по п.1 или 2, в котором нейронная сеть представляет собой сверточную нейронную сеть.

4. Способ по любому из предыдущих пунктов, в котором перед этапом (в) обучения изменяют размер множества областей изображений обучающего набора до размера интерполяции изображения примерно 16 × 16 пикселей, и перед этапом (д) изменяют размер областей контрольного изображения до размера интерполяции изображения примерно 16 × 16 пикселей.

5. Способ по любому из предыдущих пунктов, в котором используют алгоритм сегментации Фельценшвальба.

6. Способ по любому из предыдущих пунктов, в котором этап (б) включает следующие шаги:

пересегментация каждого из множества изображений обучающего набора и

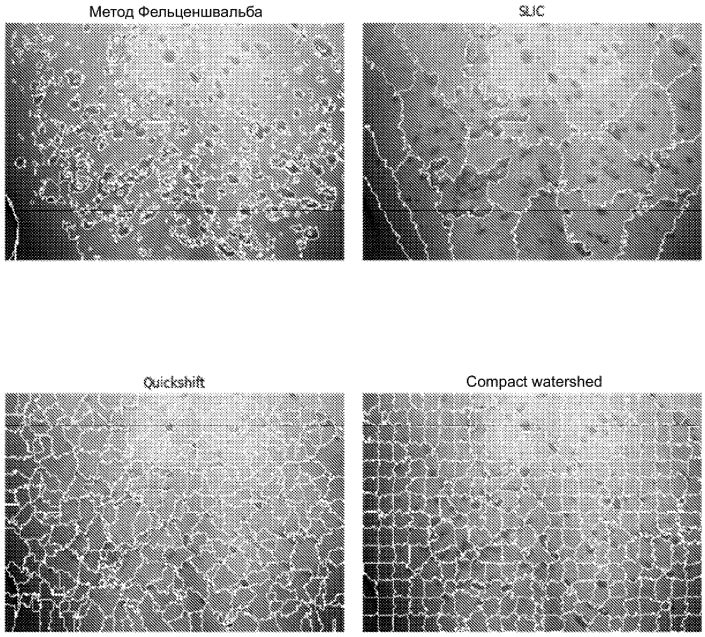
классификация ручным способом каждой из предложенных областей в каждом из множества пересегментированных изображений обучающего набора как "с поражением" или "без поражения".

7. Способ по любому из предыдущих пунктов, дополнительно включающий этап пересегментации контрольного изображения до ввода области пересегментированного контрольного изображения в обученную нейронную сеть.

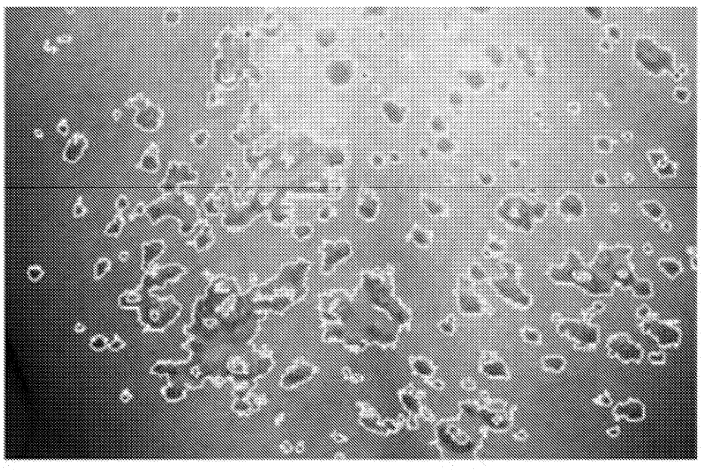
8. Способ по любому из предыдущих пунктов, в котором как изображения обучающего набора, так и контрольное изображение пересегментированы путем увеличения параметра k-значения до примерно 250.

9. Способ по любому из предыдущих пунктов, в котором кожное заболевание представляет собой псориаз.

10. Компьютерная система, содержащая процессор и носитель компьютерных команд, при исполнении которых процессором выполняется способ по любому из пп.1-9.

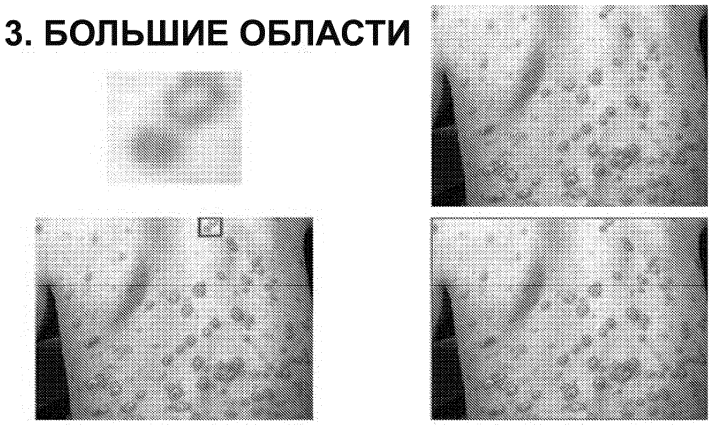


Фиг. 1

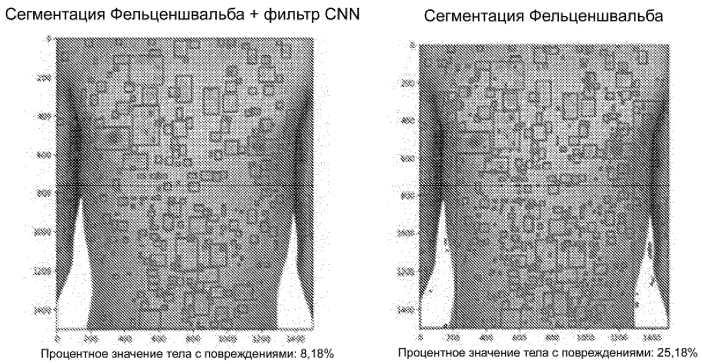


Процентное значение BSA: 19,78%

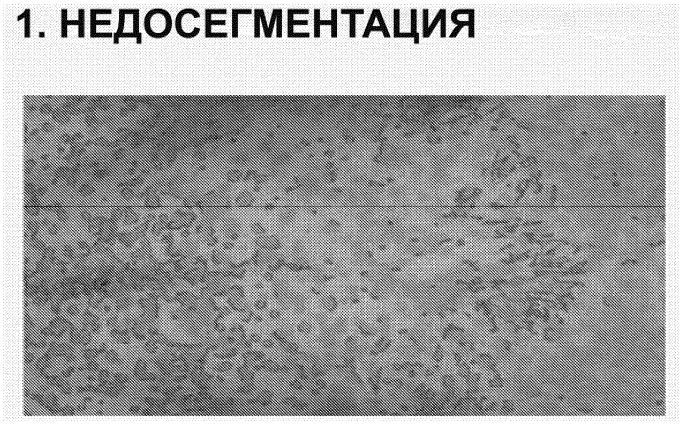
Фиг. 2



Фиг. 3



Фиг. 4

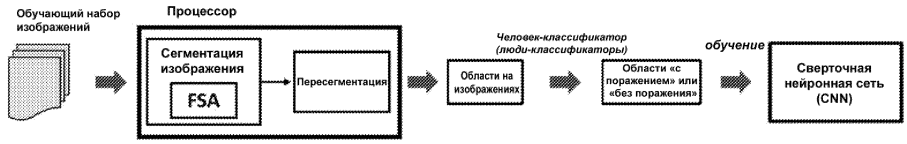


Фиг. 5A

Фиг. 5B

НАЧАЛО
↓
600— Выполнить сегментацию изображения на множестве изображений обучающего набора площадей поверхности тела с использованием алгоритма сегментации Фельценшвальба и вывести предложенные области в каждом из множества изображений обучающего набора
↓
602 — Пересегментировать каждое из множества изображений обучающего набора
↓
604 — Классифицировать ручным способом каждую из предложенных областей в каждом из множества пересегментированных изображений обучающего набора как «с поражением» или «без поражения»
↓
606 — Обучить нейронную сеть с использованием классифицированных ручным способом предложенных областей в каждом из множества изображений обучающего набора
↓
608 — Выполнить сегментацию изображения на контрольном изображении площади поверхности тела, которое содержит кожное заболевание, с использованием алгоритма сегментации Фельценшвальба и вывести области в контрольном изображении площади поверхности тела
↓
610 — Пересегментировать контрольное изображение
↓
612 — Ввести области пересегментированного контрольного изображения в обученную нейронную сеть
↓
614 — Использовать обученную нейронную сеть для определения и отфильтровывания областей «без поражения» из пересегментированного контрольного изображения, причем остальные области пересегментированного контрольного изображения классифицируются как области «с поражением»
↓
616 — Вычислить процентное значение BSA в контрольном изображении, которое покрыто поражениями, с использованием площадей классифицированных областей поражения с пересегментированным контрольным изображением, а также площадей, определенных как области «без поражения», пересегментированного контрольного изображения
↓
КОНЕЦ

Фиг. 6



Фиг. 7A

Фиг. 7B