

(19)



Евразийское
патентное
ведомство

(11) 049278

(13) B1

(12) ОПИСАНИЕ ИЗОБРЕТЕНИЯ К ЕВРАЗИЙСКОМУ ПАТЕНТУ

(45) Дата публикации и выдачи патента
2025.03.05

(21) Номер заявки
202490648

(22) Дата подачи заявки
2024.02.27

(51) Int. Cl. A61B 5/11 (2006.01)
G06V 10/52 (2022.01)
G06V 40/10 (2022.01)

(54) СПОСОБ ДИСТАНЦИОННОЙ ДИАГНОСТИКИ БОЛЕЗНИ ПАРКИНСОНА В СЕТИ
ИНТЕРНЕТ ВЕЩЕЙ, ОСНОВАННЫЙ НА АНАЛИЗЕ ЗАМЕДЛЕНИЯ ПОХОДКИ

(43) 2025.03.03

(96) 2024/EA/0008 (BY) 2024.02.27

(71)(73) Заявитель и патентовладелец:
УЧРЕЖДЕНИЕ ОБРАЗОВАНИЯ
"БЕЛОРУССКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАТИКИ И
РАДИОЭЛЕКТРОНИКИ" (BY)

(56) US-A1-2014235965
US-A1-2022330903
CN-A-112057080
CN-A-115171886
RU-C1-2764568

(72) Изобретатель:
Вишняков Владимир Анатольевич,
Ся Ивэй (BY)

(57) Изобретение относится к способу обработки движений человека и может быть использовано для дистанционной диагностики болезни Паркинсона в сети интернет вещей с использованием нейронной сети, на основе анализа замедления походки. Задачей настоящего изобретения является сокращение времени и затрат на диагностику болезни Паркинсона дистанционно и повышение точности классификации с помощью вейвлет-функций и нейронных сетей. Поставленная задача достигается способом идентификации болезни Паркинсона в сети интернет вещей, с использованием обученной на данных пациентов с установленной болезнью Паркинсона нейронной сети с долгой краткосрочной памятью LSTM, для оперативной дистанционной диагностики, включая последовательное выполнение следующих этапов: получение данных с акселерометров, размещенных на теле тестируемого, передача полученных данных на сервер интернета вещей, который включает в себя ранее обученную нейронную сеть, выполнение обработки полученных данных при помощи сегментации этих данных с использованием алгоритма скользящего фиксированного окна и извлечение признаков при помощи вейвлет-алгоритма (вейвлет-энтропия, вейвлет-энергия, длина вейвлет-сигнала, дисперсия вейвлет-коэффициента и стандартное отклонение вейвлет-коэффициента), классификация полученных признаков о возможном наличии болезни Паркинсона, направление полученных результатов в клиентское приложение.

B1

049278

049278

B1

Изобретение относится к способу обработки движений человека и может быть использовано для дистанционной диагностики болезни Паркинсона в сети интернет вещей с использованием нейронной сети, на основе анализа замедления походки.

Наиболее близкими к настоящему изобретению являются способ и система для обнаружения замедления походки, основанные на поэтапном выделении признаков [1]. В данном изобретении задача обнаружения признаков замедления походки рассматривается как задача бинарной классификации с контролем, основанная на сигналах ускорения, собранных с акселерометров, что требует создания помеченного необработанного набора данных об ускорении. Исходный набор выборок составляется путем разделения временного окна и балансировки положительных и отрицательных выборок, что повышает точность и скорость определения походки. Оригинальность способа заключается в выделении компонента движения из сигнала ускорения (который является решающим для определения состояния движения и характеризует обнаружение замедления походки человека), а также в синтезе и разложении сигнала движения. Недостатками данного изобретения является то, что точность обнаружения недостаточно высока, составляет около 94,66% [1] и отсутствует удаленная диагностика.

Целью предложенного изобретения является повышение точности выявления болезни Паркинсона (БП) в режиме удаленной диагностики.

Описание изобретения

1. Способ дистанционной диагностики БП в сети интернет вещей, основанный на анализе замедления походки включает следующее:

Шаг 1. Сбор данных

Предварительный сбор акселерометрических данных от пациентов с установленной БП для обучения на их основе нейронной сети. Сбор акселерометрических данных у тестируемого пациента, с подозрением на БП, при помощи 3 беспроводных акселерометров, которые регистрируют трехмерное ускорение с частотой 64 Гц. Акселерометры размещаются на теле человека в следующих местах: на лодыжке (голенище), бедре и тазобедренном суставе, как показано на фиг. 1. Тестируемый должен выполнять реалистичные действия, как в обычной повседневной жизни.

Шаг 2. Передача данных с акселерометров

Акселерометры подключаются напрямую к аппаратной плате, которая служит центральным устройством для сбора данных. На этой плате производится настройка сетевого подключения Wi-Fi для обеспечения связи с сервером. Также на аппаратной плате настраиваются параметры подключения MQTT, включая адрес сервера MQTT, номер порта, имя пользователя и пароль. После настройки проверяется соответствие указанной информации на стороне сервера. Данные считываются с акселерометров в трехмерном формате при частоте 64 Гц, используя стандартные методы или функции, предусмотренные их производителем или программным обеспечением устройства. Затем эти данные передаются на сервер через сетевой модуль Wi-Fi. Создается клиент MQTT, который использует протокол MQTT для отправки собранных данных акселерометра на сервер для дальнейшей обработки.

Шаг 3. Обработка полученных данных

Подавление шума, сегментация скользящего фиксированного окна, извлечение объектов и выбор объектов выполняют на сервере для данных полученных с акселерометров.

Исходные данные представляют собой временные ряды, поэтому объекты не могут быть извлечены напрямую, и данные необходимо сегментировать. В предложенном способе в качестве алгоритма для разложения непрерывного потока данных, полученного с акселерометров, на отдельные сегменты, для облегчения анализа походки используют скользящее окно с фиксированным размером. Длина окна равна 32, перекрытие составляет 50%, а период действия окна составляет 0,5 с.

Метод, применяемый в предложенном способе, заключается в разложении данных на 4 уровня вейвлет-коэффициентов с использованием вейвлета db6. Затем производится вычисление статистических характеристик для каждого уровня вейвлет-коэффициентов. С каждого уровня извлекаются 5 вейвлет-характеристик: вейвлет-энтропия, вейвлет-энергия, длина вейвлет-сигнала, дисперсия вейвлет-коэффициента и стандартное отклонение вейвлет-коэффициента. Учитывая, что каждый акселерометр имеет три оси, в общей сложности получается 75 вейвлет-функций. На фиг. 2 представлена схема обработки данных.

Шаг 4. Классификация признаков БП

Использование обученной модели нейронной сети с долгой кратковременной памятью (LSTM) на данных полученных от пациентов с установленным диагнозом БП (выполнение шагов 1-3) для классификации извлеченных признаков и определения наличия БП у пациентов, проходящих тестирование.

LSTM представляет собой модифицированную рекуррентную нейронную сеть, которая за счет введения стробирующего механизма для управления скоростью накопления информации, включая выборочное добавление новой информации и выборочное забывание ранее накопленной информации, таким образом преодолевает проблему долгосрочной зависимости рекуррентных нейронных сетей (RNNS) и уменьшает градиент проблемы исчезновения при обучении длинным последовательностям. Идея LSTM заключается в том, что скрытый уровень исходных RNNS имеет только одно состояние, которое не может обрабатывать данные дальнего действия. Таким образом, LSTM добавляет блок памяти для хранения

долгосрочного состояния, называемого состоянием ячейки; добавляется блок управления для управления входом, выходом или забыванием информации. На фиг. 3 показана структура LSTM.

В ячейку помещаются три вентиля: входной вентиль, вентиль забывания и выходной вентиль. Сообщение поступает в сеть LSTM и может быть оценено как полезное или нет в соответствии с установленными критериями. Сохраняется только информация, соответствующая сертификации алгоритма, в то время как информация, которая не соответствует критериям, забывается через вентиль забывания.

1. Вентиль забывания определяет, какая часть предыдущего состояния ячейки должна быть забыта. Он принимает входные характеристики (X_t) и предыдущее скрытое состояние (h_{t-1}) в качестве входных данных и выводит активацию элемента забывания (f_t) в диапазоне от 0 до 1.

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, X_t] + b_f), \quad (1)$$

где σ - сигмовидная функция активации,

W_f - весовая матрица,

b_f - член смещения, связанный с элементом забывания.

2. Входной вентиль определяет, какой объем новой информации следует сохранить в состоянии ячейки. Он также принимает входные характеристики (X_t) и предыдущее скрытое состояние (h_{t-1}) в качестве входных данных, производя активацию входного элемента (i_t) в диапазоне от 0 до 1.

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, X_t] + b_i) \quad (2)$$

3. Состояние ячейки-кандидата (C_t) представляет новую информацию, которая может быть добавлена к состоянию ячейки. Он принимает входные объекты (X_t) и предыдущее скрытое состояние (h_{t-1}) в качестве входных данных и генерирует вектор значений-кандидатов.

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c * [h_{t-1}, X_t] + b_c), \quad (3)$$

где $\tanh$ - гиперболическая функция активации касательной,

W_c - весовая матрица,

b_c - член смещения, связанный с состоянием ячейки-кандидата.

4. Обновление состояния ячейки (C_t) объединяет предыдущее состояние ячейки (C_{t-1}) с состоянием ячейки-кандидата (C_t) на основе активаций элемента забывания и элемента ввода.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

5. Выходной вентиль определяет, какая часть состояния ячейки должна быть отображена в качестве текущего скрытого состояния. Он принимает входные характеристики (X_t) и предыдущее скрытое состояние (h_{t-1}) в качестве входных данных и выдает активацию выходного элемента (o_t) в диапазоне от 0 до 1.

$$o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, X_t] + b_o) \quad (5)$$

6. Скрытое состояние (h_t) является выходным значением ячейки LSTM и вычисляется путем применения активации выходного элемента к обновленному состоянию ячейки.

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (6)$$

Эти уравнения представляют вычисления, выполняемые в сети LSTM, где X_t представляет входные объекты на временном шаге t , h_{t-1} представляет предыдущее скрытое состояние, f_t , i_t , o_t представляют активации элементов forget, input и output, C_t представляет текущее состояние ячейки, а h_t представляет текущее скрытое состояние. Веса (W) и смещения (b) являются поддающимися изменению параметрами сети LSTM.

Нейронная сеть LSTM в данном изобретении имеет 6 слоев и 1,9 тыс. обучаемых свойств (табл. 1). На фиг. 4 представлена общая схема нейронной сети.

Таблица 1. Активации и обучаемые свойства нейронных сетей LSTM

Название	Активации	Обучаемые свойства
Вход последовательности	75 (C) × 1 (B) × 1 (T)	
LSTM	6(C) × 1 (B)	Веса входа 24×75 Рекуррентные веса 24 × 6 Смещение 24 × 1
RELU	6(C) × 1 (B)	
Полносвязный слой	2(C) × 1 (B)	Веса 2 × 6 Смещение 2 × 1
Softmax	2(C) × 1 (B)	
Выход классификации	2(C) × 1 (B)	

В табл. 2 показаны настройки гиперпараметров модели нейронной сети LSTM.

Таблица 2. Настройка гиперпараметров модели нейронной сети LSTM

Номер	Имя параметра	Значение параметра
1	Размер мини-партии	64
2	Максимальные эпохи	1000
3	Скорость обучения	0.01
4	Начальная скорость обучения	0.1
5	Коэффициент падения скорости обучения	700
6	Период снижения ставки обучения	каждая эпоха
7	Перемешать	Adam

Шаг 5. Направление результатов. Полученные результаты после классификации нейронной сетью отправляют в клиентское приложение через протокол MQTT, для принятия решения о дальнейшей идентификации БП.

Описание набора терминов оконной вейвлет-функции приведено в табл. 3.

Таблица 3. Описания набора терминов оконной вейвлет-функции

№	Термины	Описание
	J	-я (уровень вейвлет-декомпозиции)
	K	Детализированный коэффициент K -го вейвлета
	d_{jk}	В j -й шкале коэффициент детализации k -го вейвлета
	a_{jk}	По j -й шкале - коэффициент k -й вейвлет-аппроксимации
	E_j	Вейвлет-детализированный коэффициент энергии сигнала Асс в масштабе j
	E	Суммарный вейвлет-детализированный коэффициент энергии сигнала Асс
	N_j	Общее количество точек выборки для j -го слоя коэффициентов детализации вейвлета
	S_j	Вейвлет-энтропия j -го подинтервала
	d_j	$\bar{d}_j = \frac{\sum_{i=1}^M d_j}{M}$
	M	Общее количество шкал сигнала Асс

1. Оконная вейвлет-энтропия i -го подинтервала вейвлет-коэффициентов (или аппроксимации) на шкале определяется с использованием уравнения

$$S_j = -\sum_i P_{ji} \ln P_{ji} \quad (7)$$

P_{ji} - вероятность появления i -го подинтервала коэффициентов вейвлета (или аппроксимации).

$$P_{ji} = E_{ji}/E_j \quad (8)$$

Из теории вейвлет-фреймворка может быть известно, что энергия вейвлета в одном масштабе равна сумме квадратов вейвлет-коэффициентов в этом масштабе. Уравнения для вычисления энергии вейвлета в j -м масштабе

$$E_j = \sum_{k=1}^{N_j} |d_{jk}|^2 \quad (9)$$

Общая энергия сигнала - это сумма энергии вейвлета на каждом шаге, то есть сумма мощности каждого компонента

$$E = \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{N_j} |d_{jk}|^2 = \sum_{j=1}^M E_j \quad (10)$$

Что касается коэффициентов детализации (объема высокочастотной информации) на каждом шаге в качестве отдельного источника сигнала, коэффициенты детализации каждого слоя делятся на n равных ячеек, где N - количество точек выборки коэффициентов детализации каждого слоя, затем каждый интервал делится на N/n точек выборки. Энергия i -го подинтервала для j -го слоя вейвлет-коэффициентов (аппроксимации) определяется с использованием уравнения

$$E_{ji} = \sum_{k=1}^{N_j/n} |d_{jik}|^2 \quad (11)$$

где n - количество подинтервалов j -го масштаба;

N_j/n - количество вейвлет-коэффициентов i -го подинтервала;

d_{jik} - по j -й шкале k -й вейвлет-детализированный коэффициент энергии i -го подинтервала.

2. Вейвлет-дисперсия i -го окна по шкале вейвлет-коэффициентов (аппроксимации) определяется с использованием уравнения

$$\sigma_{ji}^2 = \sum_{k=1}^{N_j/n} \frac{(d_{jik} - \bar{d}_j)^2}{N_j/n} \quad (12)$$

3. Стандартное отклонение вейвлета i -го окна для шкалы вейвлет-коэффициентов (аппроксимации) определяется с использованием уравнения

$$S_{ji} = \sqrt{\sum_{k=1}^{N/n} \frac{(d_{jik} - \bar{d}_j)^2}{n-1}} \quad (13)$$

5. Длина вейвлет-сигнала i -го окна, коэффициенты вейвлета (аппроксимации) определяются с использованием уравнения

$$L_i = \sum_{k=1}^{N_j/n} |d_{jik} - d_{ji(k-1)}| \quad (14)$$

Метод нейронной сети с долгой краткосрочной памятью (LSTM), используемый в данном изобретении, с 6-слойной сетевой структурой: входной слой, слой LSTM, слой ReLu, полностью подключенный слой, слой Softmax и выходной слой. Сначала наборы данных FoG (Freezing of Gait) сегментируются с использованием алгоритма фиксированного скользящего окна, и вейвлет-алгоритм используется для извлечения характеристик из набора данных: вейвлет-энтропии, вейвлет-энергии, длины вейвлет-сигнала, дисперсии вейвлет-коэффициента и стандартного отклонения вейвлет-коэффициента. Впоследствии алгоритм улучшения данных используется для балансировки количества выборок в наборах данных. Модель обладает 1,9 тыс. подающихся обучению свойств. После обучения модели в течение 1000 эпох, алгоритм нейронной сети LSTM достиг точности 96,3%, прецизионности 96,05%, чувствительности 96,5% и среднего значения F1 96,24% для распознавания БП на основе тестовых наборов данных. Анализ по сравнению с прототипом показывает, что точность предлагаемого способа на 1,64% выше.

Обнаружение БП при помощи установленных акселерометров, обеспечивает долгосрочный дистанционный мониторинг, оповещение в режиме реального времени, и принятие дальнейших медицинских решений, на основе полученных данных, а также способствует вовлечению пациентов к самоуправлению здоровьем. Эти преимущества могут повысить эффективность диагностики и, как следствие, дают возможность для своевременного начала лечения, что может помочь улучшить качество жизни людей с БП.

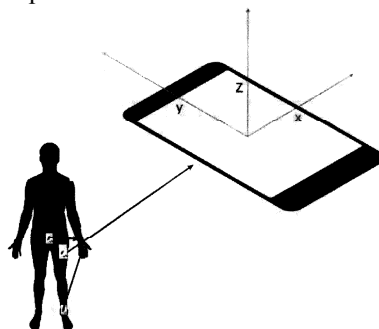
Источники информации

1. Патент CN 112057080 A, G06N 20/00. Метод и система обнаружения замирания походки, основанные на поэтапном извлечении признаков Чжао Цзинь, Рен Кан, Лю Сихуа, Чжоу Ян, Линь Юнь, Чэнь Чжунлю/(Китай). - № CN 202010798417.2; заявл. 10.08.2020.; опубл. 11.12.2020.

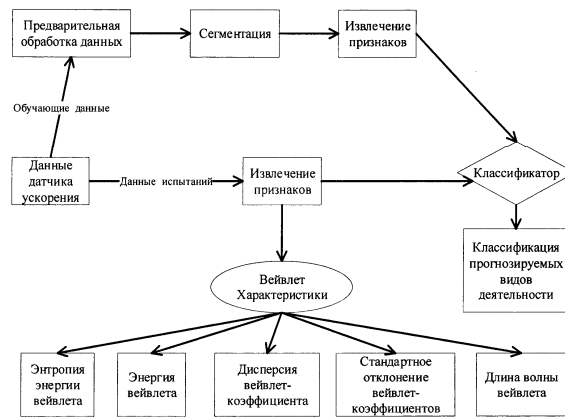
2. Специализированные IoT-сети: модели, структуры, алгоритмы, программно-аппаратные средства = Specialized IoT systems: Models, Structures, Algorithms, Hardware, Software Tools/В.А. Вишняков - Минск: БГУИР, 2023 - с. 184 : ил.

ФОРМУЛА ИЗОБРЕТЕНИЯ

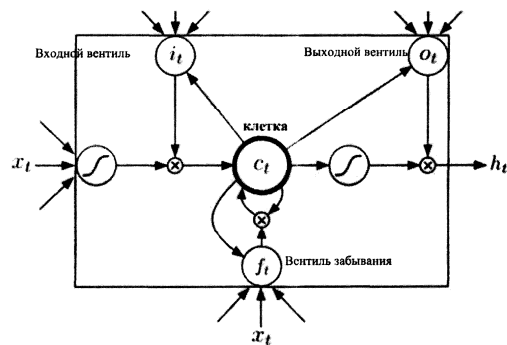
Способ дистанционной диагностики болезни Паркинсона в сети интернет вещей на основе анализа замедления походки, включающий сбор акселерометрических данных у пациентов с установленной болезнью Паркинсона и обучение на их основе нейронной сети, сбор акселерометрических данных у тестируемого на наличие болезни Паркинсона, отличающийся тем, что полученные акселерометрические данные обрабатываются путем их разложения на четыре уровня с помощью вейвлет-преобразования db6, для каждого из этих уровней вычисляются статистические характеристики: энтропия, энергия, длина сигнала, дисперсия и стандартное отклонение коэффициентов, а также для подавления шума и сегментации скользящего фиксированного окна, извлечения и выбора объектов, далее полученные признаки передаются дистанционно через клиентское приложение на платформу интернет вещей по протоколу MQTT с использованием смартфона и классифицируются на основе обученной рекуррентной нейронной сети с долгой краткосрочной памятью - LSTM с 6-слойной сетевой структурой на наличие или отсутствие симптомов, присущих болезни Паркинсона.



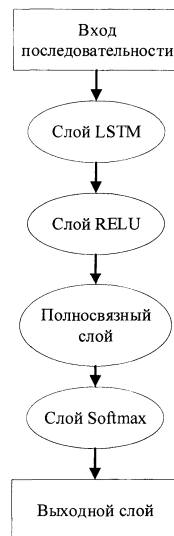
Фиг. 1



Фиг. 2



Фиг. 3



Фиг. 4

