Step detection via deep learning

 $A.\,B.\,\,\Phi$ илиппов $a^1,\,\,T.\,\,\Gamma a\partial aee^1,\,\,B.\,B.\,\,Cm$ рижов 1 Московский физико-технический институт

В данной работе рассматривается задача предсказания траектории человека по показаниям аксселрометра и гироскопа, которые установлены в телефоне. Так как система отсчета, связанная с устройством, постоянно вращается и движется ускоренно относительно мировой системы, поставленная задача не является тривиальной. Существует много различных необучаемых алгоритмов для описания траектории человека. Минус этих алгоритмов в том, что модель не может подстраиваться под конкретную постановку задачи и учитывать детали (пол, возраст, особенность походки объекта). В данной работе предлагается нейросетевой подход для решения задачи, а также описываются полезные эвристики.

Наше исследование можно разделить на три логические части: проектирование устойчивых к ошибкам гироскопов кватернионов, прогнозирование изменения положения на фиксированном периоде с помощью различных нейронных сетей и применение идеи детекции шагов с целью улучшения показаний модели и уменьшения дрифта.

Ключевые слова: аксселерометр и гироскоп; детекция шагов ;кватернионы; дрифт; нейросетевой подход; предсказание траектории

1 Введение

Задача точного определения положения смартфона в пространстве,и, как следствие, оценка местоположения объекта решается с высокой точностью на открытых площадках с 3 использованием GPS [1]. Современные технологии демонстрируют отличные результаты при отклонении менее чем на несколько метров [2]. Однако у системы есть недостаток: она требует открытого пространства между устройством и спутником для передачи радиосигналов. В реальном мире нас часто окружают деревья, неровности ландшафта, высокие здания. Качество геолокации снижается из-за отражения радиоволн. Например, использование GPS для отслеживания траекторий внутри зданий практически бесполезно [3]. В этом случае используются методы, основанные на данных других датчиков. Наиболее распро-10 страненными датчиками IMU смартфона являются гироскоп, магнитометр и акселерометр. 11 Основной проблемой такого подхода является накопление ошибок позиционирования из-за 12 дрейфа, вызванного несовершенствами и шумом в датчиках (тут будет ссылка на статью 13 моего куратора, которая пока не была опубликована). В данной работе предлагается по 14 мимо методов, описанных в статье (тут будет ссылка на статью моего куратора, которая 15 пока не была опубликована) использовать детекцию шагов с целью улучшения показаний 16 модели и уменьшения дрифта. 17

2 Постановка задачи

Задача состоит в том, чтобы найти суперпозицию функций, которые мы обозначим как $F_{\rm tr+st}$, которая преобразует данные датчиков в оценку траектории, , которая будет близка к истиной, а также дает оценку вероятности совершения шага вдоль траетории в каждый момент времени.

$$\underset{F_{\text{tr+st}}}{\operatorname{arg\,min}} \,\mathcal{L}\left(F_{\text{tr+st}}\left(\mathcal{A},\mathcal{W}\right),\mathcal{T},\mathcal{S}\right) \tag{1}$$

24

18

19

20

21

22

23

В качестве функции потерь предлагается использовать комбинированную функцию $\mathcal{L}(F_{tr}(\mathcal{A}, \mathcal{W}), \mathcal{T}, \mathcal{S}) = \mathbf{MSE}(F_{tr}(\mathcal{A}, \mathcal{W}), \mathcal{T}) + \mathbf{BCElogloss}(F_{st}(\mathcal{A}, \mathcal{W}), \mathcal{S}).$

Данная функция потерь позволяет обучить модель таким образом, чтобы для вещественных выходов модели решалась задача регрессии, для категориальных - классификации.

29 3 Данные

В эксперементе мы использовали набор данных RuDaCop [4]. Данные состоят из 1200 измерений траекторий для разных положений смартфона (в руке, в сумке, в кармане брюк). Для каждого объекта сняты показания аксселерометра, гироскопа, координаты человека в мировой системе отсчета, состояние правой и левой ног (0 - поднята, 1 - на земле). При сборке данных соблюдены следующие требования:

- 1. Траектории находятся на плоских горизонтальных поверхностях нет лестниц или значительных изменений высоты ландшафта.
- 2. Все траектории замкнуты. Это означает, что точка начала равна точке финиша. Участников попросили использовать маркер для отметки положения старта, что позволяет утверждать, что разница в исходном и финишном положениях не более 5 см для каждой ноги.
- 3. Участники только ходили, другого движения (прыжков/бега) не было.
- 4. Участники не были ограничены в скорости движения. Пример показаний аксселерометра представлен на изображении 1.

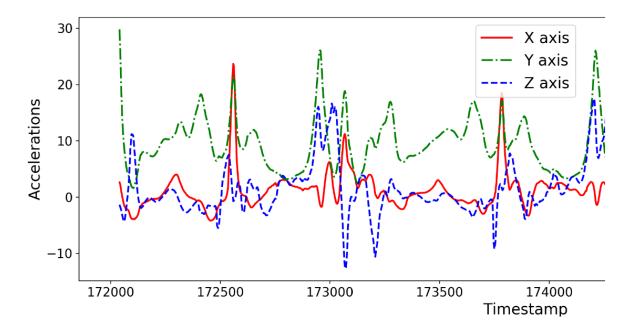


Рис. 1 Пример показаний аксселерометра

44 4 Эксперимент

¹⁵ 4.1 Архитектура

46

47

48

49

50

51

52

Известно, что сверточные сети умеют хорошо выявлять локальную информацию в поданных объектах благодаря обучаемуму скрытому представлению (детекция изображений, сегментация изображений). Рекуррентные нейронные сети хорошо подходят для задач регрессии временных рядов, так как имеют способность "хранить" информацию. В данной статье предлагается использовать некоторую модификацию известной архитектуры ResNet, состоящей из чередования сверточных слоев, пулингов и residual block - техника позволяющая решать проблему "утекающего градиента". Наша архитектура ResNetLSTM - сетка, в которой последовательно соеденены ResNet и двухслойная LSTM. Архитектура сетки представлена на изображении 2.

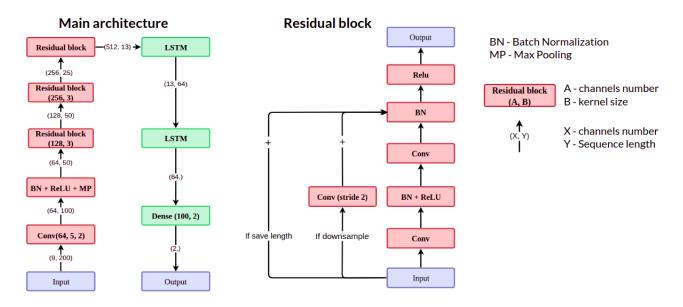


Рис. 2 Схема нейронной сети

₅ 4.2 Обучение

56

На изображение 3 представлен график лосса обучения и валидации сетки.

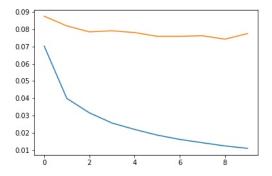


Рис. 3 Лосс во время обучения и валидации.

58

4.3 Результаты

Пример предсказания.

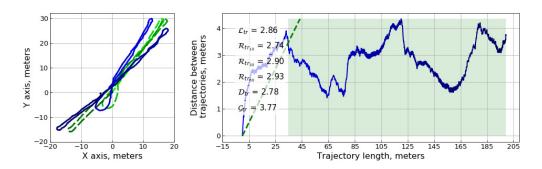


Рис. 4 Пример предсказанной траектории.

59 Литература

72

- [1] AH Mohamed and KP Schwarz. Adaptive kalman filtering for ins/gps. Journal of geodesy, 73(4):193–
 203, 1999.
- [2] Wan Rahiman and Zafariq Zainal. An overview of development gps navigation for autonomous car.
 In 2013 IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), pages 1112–1118.
 IEEE, 2013.
- George Dedes and Andrew G Dempster. Indoor gps positioning-challenges and opportunities. In
 VTC-2005-Fall. 2005 IEEE 62nd Vehicular Technology Conference, 2005., volume 1, pages 412–415.
 Citeseer, 2005.
- [4] Andrey Bayev, Ivan Chistyakov, Alexey Derevyankin, Ilya Gartseev, Alexey Nikulin, and Mikhail
 Pikhletsky. Rudacop: The dataset for smartphone-based intellectual pedestrian navigation. In 2019
 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), pages 1–8. IEEE,
 2019.

Поступила в редакцию