

Определение местоположения телефона по данным сенсоров*

А. А. Остапец
aostapets@mail.ru

Факультет вычислительной математики и кибернетики МГУ, Москва, Ленинские горы, МГУ,
2-й учебный корпус

Данная статья посвящена использованию методов машинного обучения в задаче определения местоположения телефона (сумка, карман, рука), который несет движущийся человек. Задача является актуальной и имеет множество практических применений, как, например, автоматическое включение/выключение энергозатратных сервисов при различном положении мобильного устройства. Поставленная задача решается по сигналам двух датчиков телефона – акселерометра и гироскопа. Основной смысл работы – это способ выбора и предобработки признаков, позволяющий уменьшить влияние шума на результат классификации и анализировать активность в независимости от пространственной ориентации мобильного устройства. Результаты, полученные в ходе вычислительного эксперимента, подтверждают применимость предложенного подхода.

Ключевые слова: обработка сигналов; сенсоры; акселерометр; гироскоп; машинное обучение.

Smartphone location recognition using mobile sensors*

A. A. Ostapets

MSU Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics, Moscow

This article focuses on the use of machine learning methods in the task of determining the location of the phone (bag, pocket, hand). This problem is important in many practical applications, such as automatic on / off energy-intensive services at various positions of the mobile device. The aim of this study was to evaluate and validate the possibility of detecting mobile phone place. The data were collected using the accelerometer and the gyroscope. The whole classification process (preprocessing, feature extraction and classification) is presented in this article. Acceleration data acquired suffers from changes due accelerometer noise which needs to be eliminated. It's solved using low-pass filter. Primary features that are often used when working with the signals from the sensors are described in this paper. Feature selection was conducted on real data, and the best features were selected. Algorithms have trained using phone orientation independent features to recognize several locations of the phone. It's was tested by two different datasets. The paper presents an experimental study and comparative analysis of algorithms. It is shown that the proposed approach achieved 88% accuracy on the used datasets.

Keywords: signal processing; sensors; accelerometer; gyroscope; machine learning.

Введение

Существуют много публикаций, которые посвящены задаче классификации вида физической активности человека и идентификации по походке. Например в статье [1] рас-

*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 14-07-00965.

считается задача определения активности человека по данным пяти акселерометров, закрепленных на человеке. В статье [2] авторы решают проблему классификации шагов пешехода. Они выделяют три класса: шаги по ровной поверхности, шаги по лестнице вверх или вниз. В статье [3] осуществляется попытка предсказать текущую частоту сердечного ритма человека по данным от сенсоров смартфона.

Задача определения местоположения произвольного телефона для любого пользователя является сложной по следующим причинам: манера движения, в частности походка, у людей сильно различается; характеристики одежды, карманов и сумок варьируются в широких пределах, ориентация телефона в пространстве может быть произвольной. Датчики мобильных устройств имеют значительный разброс параметров.

В статье [4] рассматривается вопрос определения верной позиции смартфона. Авторы выделяют девять возможных позиций, в которых может находиться телефон. Для классификации используются алгоритм SVM, который обучают на 60 отобранных признаках. Эксперимент производился по методике Leave-One-Out: на всех пользователях, кроме одного, производится обучение, на отобранном пользователе тестирование. Итоговая точность по всем классам получается около 75%.

В статье [5] рассматривается вопрос определения верной позиции сенсора на теле человека. Сенсор может находиться в одной из шести различных позиций. Стоит отметить, что в данной работе использовались медицинские датчики, которые отличаются повышенной точностью. Для классификации также использовался алгоритм SVM. Эксперимент производился по следующей методике: здесь в обучение могли попадать временные ряды того человека, на котором производится в данный момент классификация. Поэтому итоговая точность в данном случае получается намного выше – около 89%.

Сенсоры

Сенсором называется устройство, преобразующее измеряемую величину в сигнал для последующего анализа. В данной работе рассматривается работа с двумя сенсорами: акселерометром и гироскопом.

Основным назначением акселерометра является предоставление информации о текущем ускорении устройства, вернее разности ускорения устройства и ускорения свободного падения. В состоянии покоя показания датчика совпадают с вектором ускорения свободного падения. В условиях невесомости истинное ускорение объекта вызывается лишь гравитационной силой и потому в точности равно гравитационному ускорению. Таким образом, кажущееся ускорение отсутствует и показания любого акселерометра равны нулю [6].

Гироскоп измеряет угловую скорость. Обычно используется совместно с акселерометром для отслеживания изменений в движениях. В электронных устройствах программное обеспечение, используемое вместе с гироскопом, способно быстро реагировать на перемещение устройства в пространстве и принимать соответствующие решения. Например, в ноутбуках гироскоп позволяет быстро включить режим фиксации жесткого диска в случае падения или просто резкого перемещения устройства. В мобильных устройствах используются датчики угловой скорости. Этот тип гироскопов является намного более простым и дешёвым при достаточно высокой точности [7].

Описание данных

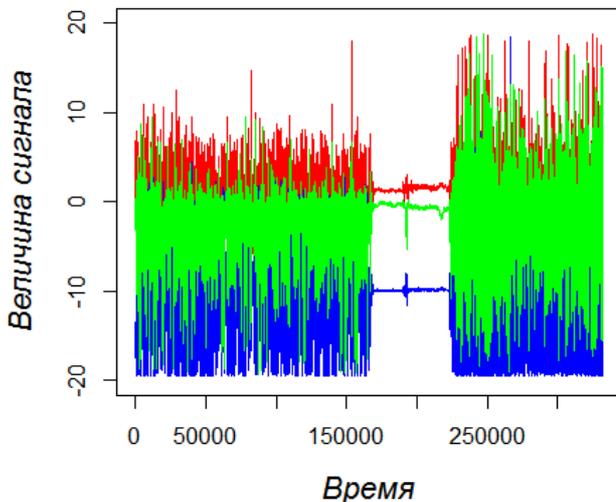
В рамках данной работы ставилась задача исследования возможности определения местоположения мобильного устройства с помощью данных акселерометра и гироскопа. Было выделено 3 основных месторасположения телефона: сумка(bag), карман(pocket),

рука(hand). Каких-либо ограничений на ориентацию устройства в пространстве не ставилось – в любом месторасположении телефон может находиться в произвольной ориентации.

Данные, на которых проводились эксперименты:

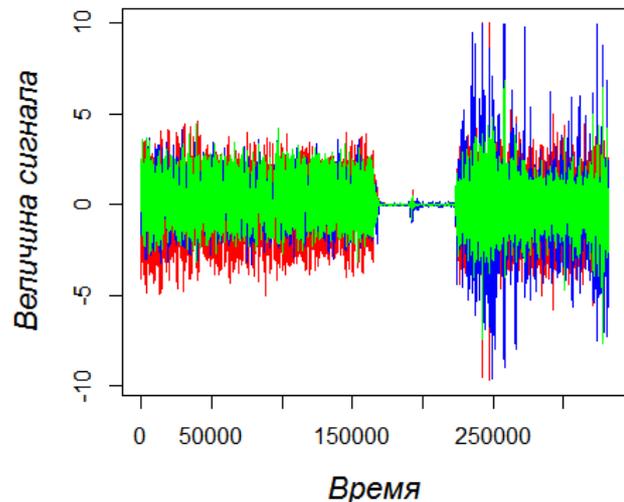
- Собственный набор данных. Эти данные содержат результаты измерений для 9 человек. Все люди осуществляли одинаковые действия - ходили по одной лестнице вверх и вниз. Частота дискретизации сигналов для всех наборов данных равна 100 Гц. Практически для каждого человека присутствуют 3 различных месторасположения телефона. Информация собиралась с помощью разных устройств (Nokia Lumia 720, Samsung Galaxy, ...). Для некоторых данных (например, для тех которые получены с помощью Lumia 720), отсутствуют показания гироскопа.
- Общедоступный набор данных Walk Detection and Step Counting on Unconstrained Smartphones, который содержит измерения для 27 человек. Каждый участник проходил одну и ту же дистанцию. Данные собирались с помощью телефона Galaxy Nexus GT-I9250 под системой Android 4.1.1, с помощью акселерометра Bosch BMA220 с частотой данных 100 Гц). Подробное описание данных содержится в статье [8]. Ниже приведена статистика о пользователях из этого набора данных.

Пример сигнала акселерометра



(а) Пример данных акселерометра

Пример сигнала гироскопа



(б) Пример данных гироскопа

Таблица 1. Пол

Мужчин	18
Женщин	9

Таблица 2. Возраст

15-19	9
20-29	18

Таблица 3. Рост[см]

150-159	3
160-169	5
170-179	11
180-189	8

Фильтр нижних частот

Показания акселерометра и гироскопа на мобильных устройствах подвержены достаточно сильному шуму. Например, погрешность показаний акселерометра иногда достигает $0.05g$, поэтому необходима борьба с шумом. Фильтры нижних частот – это группа фильтров основной особенностью которых является способность фильтровать сигналы выше указанной частоты, то есть такие фильтры пропускают сигналы низкой частоты, что позволяет избавиться от шумовых помех сигнала.

Самый простой фильтр нижних частот описывается следующей формулой:

$$O_n = O_{n-1} + \alpha(I_n - O_{n-1}),$$

где O_n – выходное значение сигнала (отфильтрованное), I_n – входное значение (неотфильтрованное), α – коэффициент фильтрации, принимающий значения от 0 до 1. При α равном 1, выходные значения совпадают с входными. В качестве примера, на Рис. 1 приводятся два варианта отфильтрованных с помощью фильтра нижних частот данных с коэффициентом $\alpha = 0.2$ и $\alpha = 0.05$, соответственно.

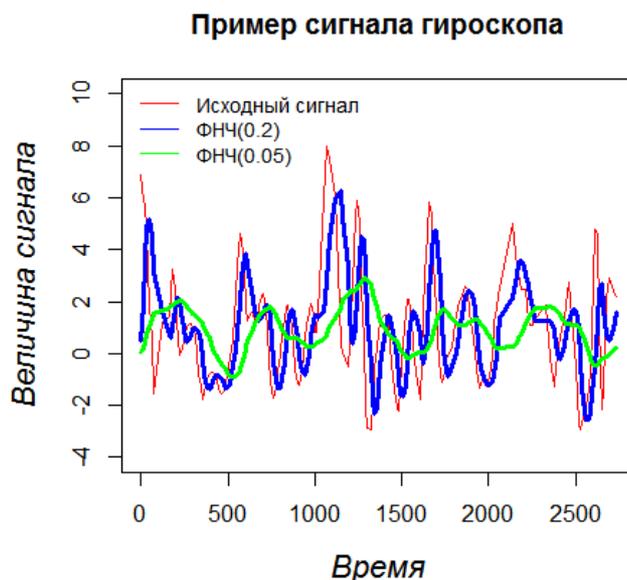


Рис. 1. Применение фильтра нижних частот для фильтрации сигнала

Как видно из примеров меньший коэффициент дает более гладкий результат. Получающийся в результате сигнал достаточно гладкий, но, так же как и при сглаживании методом скользящего среднего, присутствует некоторая задержка, особенно при резком колебании значений. Фильтр нижних частот подавляет сигналы выше некоторой критической частоты ω и пропускает сигналы ниже этой частоты. Пример применения данного метода для работы с сигналами от акселерометра в статьях [9], [10].

Дополнительная очистка сигнала

Помимо погрешностей в показаниях сенсоров существует проблема с неоднородностью деятельности человека при сборе данных. Например, на Рис. 2 представлены показания акселерометра при ходьбе человека по лестнице вверх и вниз. Участок в середине наблюдения соответствует остановке и смене направления движения. Для многих задач

распознавания такой участок будет только мешать решению, особенно, когда обучение и классификация происходит на небольших участках сигнала – окнах.

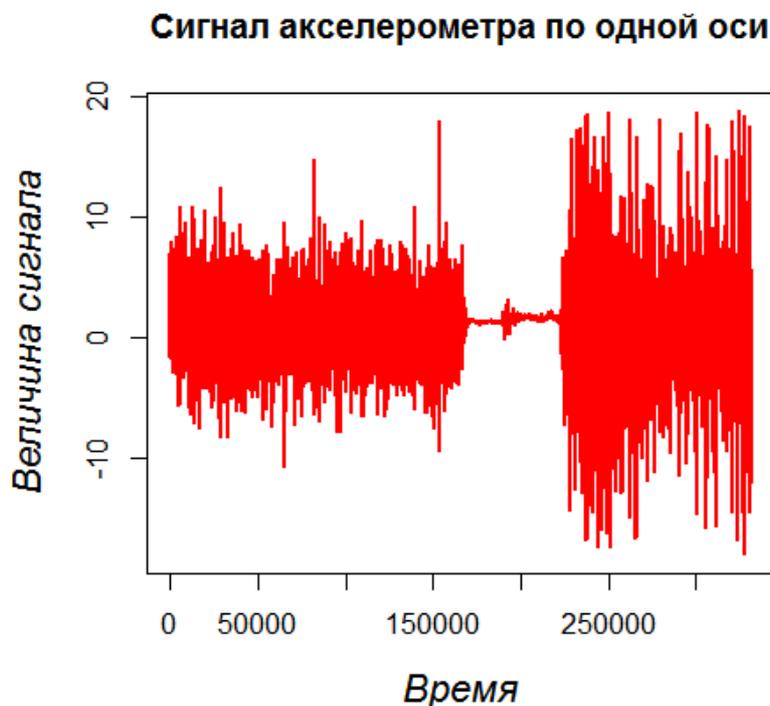


Рис. 2. Пример сигнала акселерометра за длительный промежуток времени

В рамках данной задачи было принято решение удалять такие участки.

Выделение признаков

Даже при небольшом изменении ориентации телефона в пространстве сигналы получаемые от сенсоров могут «значимо» измениться. Под термином «значимо» здесь подразумевается неинвариантность к изменению направления телефона основных статистических характеристик, таких как среднее значение, дисперсия, квантили, ... на каждую ось сенсора.

В данной работе исследуется вопрос определения местоположения телефона при отсутствии каких-либо ограничений на ориентацию телефона в пространстве. Поэтому особенно важно найти такие признаки, которые не зависят или хотя бы минимизируют влияние направления телефона.

Проекция на вертикальную ось и горизонтальную плоскость

Для уменьшения влияния ориентации телефона разложим исходный сигнал акселерометра на две составляющих – вертикальную и горизонтальную компоненты [11].

Оценка вектора силы тяжести может быть получена путем усреднения показаний акселерометра. Это оценка вектора гравитации в свою очередь, позволяет оценить вертикальную составляющую и величину горизонтальной составляющей движения пользователя, независимо от того, как ориентированы оси акселерометра. В идеале, хотелось бы извлечь информацию об ускорении с точки зрения системы координат, сопоставленной с движением человека. Для наблюдений акселерометра получаем оценку вектора силы тяжести

на каждую ось путем усреднения всех показаний акселерометра на эту ось. Фактически, мы оцениваем вертикальный вектор ускорения v соответствующей вектору силы тяжести как $v = (v_x, v_y, v_z)$, где v_x, v_y и v_z являются средними значениями всех измерений интервала дискретизации на соответствующие оси.

Обозначим через $\mathbf{a} = (a_x, a_y, a_z)$ вектор, который является одним измерением внутри окна. Тогда через $\mathbf{d} = (a_x - v_x, a_y - v_y, a_z - v_z)$ обозначим динамическую компоненту, которая вызвана движения пользователя, а не гравитацией. Затем, с помощью скалярного произведения, можно вычислить проекцию \mathbf{p} вектора \mathbf{d} на вертикальную ось \mathbf{v} : $\mathbf{p} = \left(\frac{\mathbf{d} \cdot \mathbf{v}}{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}}\right) \mathbf{v}$.

Далее, так как вектор является суммой своих вертикальной и горизонтальной компонент, можно вычислить горизонтальную составляющую динамического ускорения путем вычитания векторов $\mathbf{h} = \mathbf{d} - \mathbf{p}$. Однако, в отличие от вертикального случая, мы не знаем ориентацию горизонтальной оси \mathbf{h} относительно оси \mathbf{f} . На самом деле ее и невозможно обнаружить. Там нет статического ускорения, которое присутствует в вертикальном случае. Соответственно, можно вычислить общее ускорение на горизонтальную плоскость составляющей динамического ускорения, поскольку это лучшее, что можно сделать в данном случае.

Фильтрация ударов

Основной проблемой при работе с сигналами акселерометра является отсутствие информации об ориентации осей акселерометра. Поэтому нельзя отделить ускорение, вызванное деятельностью человека от ускорения силы тяжести и определить направления наблюдаемых ускорений точно. В качестве одного из решений рассматривается переход к новому каналу, где анализируется изменение ускорений вместо оригинального сигнала ускорения. Общая величина изменения ускорения является полностью независимой от ориентации и отражает ускорение, которое связано только с движением человека. Если направление гравитации может быть аппроксимировано хотя бы приблизительно, то такой канал может дать ценную информацию о изменениях направления движения.

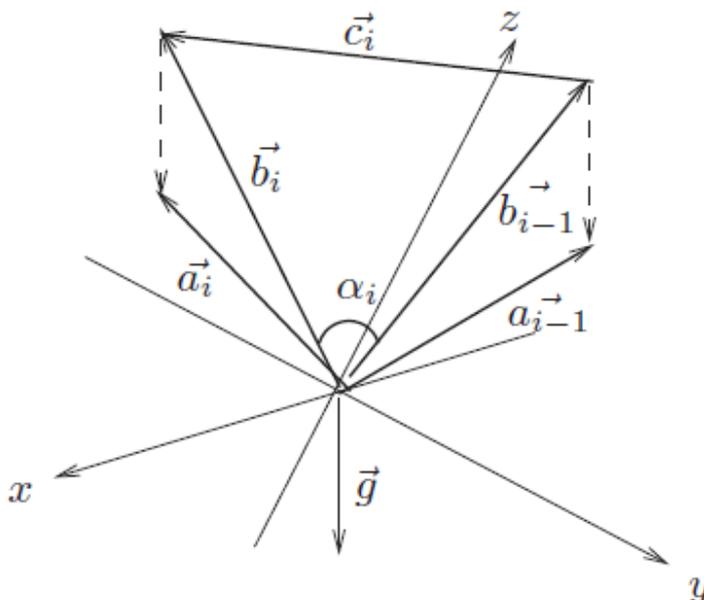


Рис. 3. Разложение сигнала на компоненты

В идеальном случае все измерение ускорения акселерометром \mathbf{a} зависят от двух компонент: гравитационного ускорения \mathbf{g} и ускорения \mathbf{b} , которое связано с движением человека: $\mathbf{a} = \mathbf{g} + \mathbf{b}$. Идея фильтрации ударов состоит в рассмотрении рывков (изменений ускорения) вместо самого ускорения. Этот подход дает возможность получить признаки, которые не зависят от ориентации телефона без необходимости оценки вектора гравитации точно.

Базовая идея метода показана на Рис. 3. Из двух последовательных ускорений \mathbf{a}_{i-1} и \mathbf{a}_i мы составляем вектор их разности $\mathbf{c}_i = \mathbf{a}_{i-1} - \mathbf{a}_i$. Это соответствует среднему рывку на временном интервале $[t_{i-1}, t_i]$. Предполагая, что ориентация телефона телефона не изменилась на этом временном отрезке, получаем, что гравитационная компонента одинакова на этих двух временных шагах, т.е. $\mathbf{g}_{i-1} = \mathbf{g}_i$. Тогда $\mathbf{c}_i = \mathbf{b}_i - \mathbf{b}_{i-1}$ и получаем разницу без учета вектора \mathbf{g} . Дополнительно получаем независимость от ориентации телефона величины ускорения вектора \mathbf{c}_i .

Обозначим угол между векторами \mathbf{b}_i и \mathbf{b}_{i-1} за α_i . Этот угол также не зависит от ориентации телефона, но точность его оценки сильно зависит от точности оценки вектора \mathbf{g} .

Одним из примеров применения фильтрации ударов является фильтр, приведенный в работе [12]. Он определяется следующей функцией:

$$f(c_i, \alpha_i) = \left(1 + \frac{|\alpha_i|}{180}\right) c'_i,$$

где

$$c'_i = \begin{cases} |\mathbf{c}_i|, & \text{если } |\mathbf{a}_i| \geq |\mathbf{a}_{i-1}|, \\ -|\mathbf{c}_i|, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Здесь c'_i является величиной вектора изменения ускорения, знак которого показывает увеличилось ускорение или уменьшилось. Угол α_i измеряется в градусах и принимает значения в интервале $[-180, 180]$. Поскольку оценка углов изменения направления является менее точной, чем величина рывка, то оценка угла используется только для модификации. Если направление не изменилось, то $f(c_i, \alpha_i)$ является просто разностью векторов $\mathbf{b}_i - \mathbf{b}_{i-1}$. Чем больше изменяется направление, тем больший коэффициент стоит при этой разности.

Признаки от сигналов акселерометра

Для работы с данными от акселерометра было выбрано 6 групп признаков:

1. Первая группа признаков, которая включает в себя стандартные статистические характеристики сигнала (\min , \max , mean , ...).
2. Вторая группа – это часто использующиеся признаки при работе с сигналами (SMA, MMV, AAD).
3. Третья группа – это признаки, заимствованные из анализа EEG сигналов. Впервые были представлены в статье [13].
4. Четвертая группа признаков основана на использовании числа пересечений сигналом определенных значений (crossing rate, cr). Вычисляется эта характеристика для произвольного сигнала $\{s(t), t = 0, \dots, T\}$ следующим образом:

$$\text{cr} = \sum_{t=1}^{T-1} \mathbb{I} \{s'_t s'_{t-1} < 0\},$$

где $s'(t)$ – это сигнал, полученный после вычитания из исходного сигнала значения соответствующего квантиля.

5. Пятая группа – это признаки, состоящие из различных коэффициентов авторегрессии. К ним относятся статистика Дарбина-Уотсона (Durbin-Watson autocorrelation)[14], максимальное значение корреляции, период автокорреляции[15].
6. Шестая группа признаков включает себя корреляции между различными каналами.

Признаки от сигналов гироскопа

Для гироскопа были выбраны следующие признаки:

1. Средние значения для каждой из осей: $\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$.
2. Стандартные отклонения для каждой из осей: s_x^2, s_y^2, s_z^2 .
3. Корреляция между показаниями различных осей: r_{XY}, r_{XZ}, r_{YZ} .
4. Площадь под величиной сигнала = $\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |x_i| + |y_i| + |z_i|$.
5. Мощность сигнала по каждой из осей: $P_v = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T v_i^2$.
6. Среднее значение величины сигнала = $\sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2 + \bar{z}^2}$.

Вычислительные эксперименты

При решении задачи важно, чтобы построенный алгоритм был независим от конкретного пользователя. Таким образом, не нужно каждый раз проводить предварительную настройку на пользователя, а можно сразу проводить классификацию на новых данных. Поэтому все эксперименты осуществлялись по методике leave-one-out: контроль – это все данные одного человека, обучение – данные от всех других людей.

Для работы с сигналами была выбрана техника 50% пересекающих окон [16]. Два соседних окна имеют пересечение в 256 измерений. Для обучения выбирается окно небольшого размера (для каждого сигнала рассматриваются окна по 512 отсчетов). Для этого окна мы знаем верный класс и можем извлечь признаки. Таким образом формируется обучающая выборка. В контроле считаем, что нужно определить месторасположение телефона по 5 окнам, которые пересекаются на 50%, т.е. информации за 1536 измерений. В качестве итогового ответа выбирался самый часто предсказываемый класс: $\arg \max_i \sum_{w=1}^5 [p_w = i]$, где

$$[z] = \begin{cases} 1, & \text{если выражение } z \text{ истинно,} \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Методы оценки качества решения

В области машинного обучения широко используется матрица неточностей (confusion matrix) [17], которая позволяет визуализировать результаты работы алгоритма. Эта матрица размера N на N , где N – это количество классов. Строки этой матрицы соответствуют истинным классам, а столбцы решениям классификатора. При классификации объекта из тестовой выборки мы увеличиваем число, стоящее на пересечении столбца класса, который вернул классификатор и строки класса к которому действительно относится данный объект. Название связано с тем, что такая матрица позволяет легко увидеть те классы, которые путает алгоритм.

Имея такую матрицу точность и полнота для каждого класса рассчитывается очень просто. Точность равняется отношению соответствующего диагонального элемента матрицы и суммы всего столбца класса. Полнота – отношению диагонального элемента матрицы и суммы всей строки класса:

$$\text{Precision}_c = \frac{A_{c,c}}{\sum_{i=1}^n A_{c,i}}$$

$$\text{Recall}_c = \frac{A_{c,c}}{\sum_{i=1}^n A_{i,c}}$$

Результирующая точность классификатора рассчитывается как арифметическое среднее его точности по всем классам. Аналогично вычисляется результирующая полнота.

В данной работе каждое значение confusion matrix делилось на сумму строки, чтобы сразу было понятно качество работы алгоритма.

Распознавание по данным от акселерометра

Для удаления неинформативных участков сигнал по каждой из осей x, y, z разбивался на окна. Считалась дисперсия сигнала D_x, D_y, D_z . Для каждого окна w_{ij} , где $i \in \{x, y, z\}$, j – это порядковый номер окна, считалась характеристика

$$\lambda_i = \begin{cases} 0, & \text{если дисперсия окна } w_{ij} \text{ в } \beta \text{ раз меньше, чем } D_i, \\ 1, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Оставлялись только те окна, где $\lambda_x \lambda_y \lambda_z = 1$. Данный алгоритм позволяет убирать участки на которых колебания сигнала очень малы. Для подбора значения β вручную для нескольких человек были размечены участки на 2 класса: информативные и неинформативные. Экспериментальным путем было получено значение $\beta = 10$.

Для очистки сигнала от шума был выбран фильтр нижних частот с критической частотой равной $\alpha = 0.1$. На Рис. 4 показан пример применения этого фильтра. Синим цветом отмечены оригинальные значения. Красной линией соединены значения после фильтрации. Видно, что после фильтрации сигнал становится намного более гладким и становится возможным анализировать сигнал.

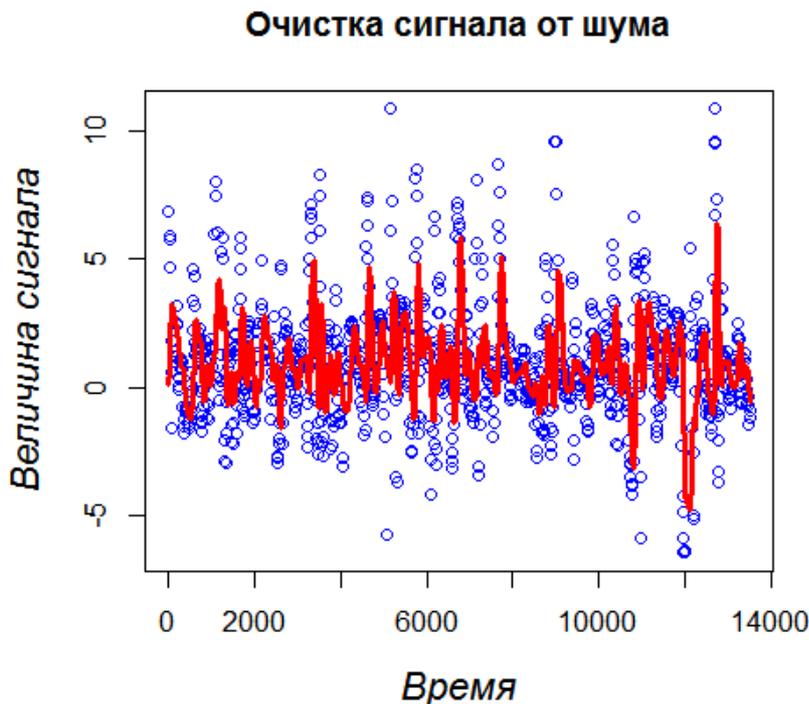


Рис. 4. Применение фильтра нижних частот

В ходе экспериментов были отобраны 8 лучших признаков:

- `quantile0.1Z` – квантиль порядка 0.1 для оси Z,
- `meanY` – среднее значение для оси Y,
- `mobilityAH` – `mobility` для горизонтальной проекции,
- `dwa` – Durbin-Watson autocorrelation,
- `quantile0.25X` – квантиль порядка 0.25 для оси X,
- `complexityAV` – `complexity` для вертикальной проекции,
- `quantile0.1diff0.05Jerk` – разность квантилей порядка 0.1 и 0.05 для фильтрации ударов,
- `corrMagAv` – корреляция между значениями общего ускорения и вертикальной проекции.

Таблица 4. Результаты работы алгоритма RF при использовании 8 признаков

actual/prediction	bag	hand	pocket
bag	0.647	0.160	0.192
hand	0.076	0.903	0.020
pocket	0.105	0.044	0.850

Таблица 5. Результаты работы алгоритма LDA при использовании 8 признаков

actual/prediction	bag	hand	pocket
bag	0.362	0.205	0.433
hand	0.032	0.927	0.041
pocket	0.158	0.076	0.766

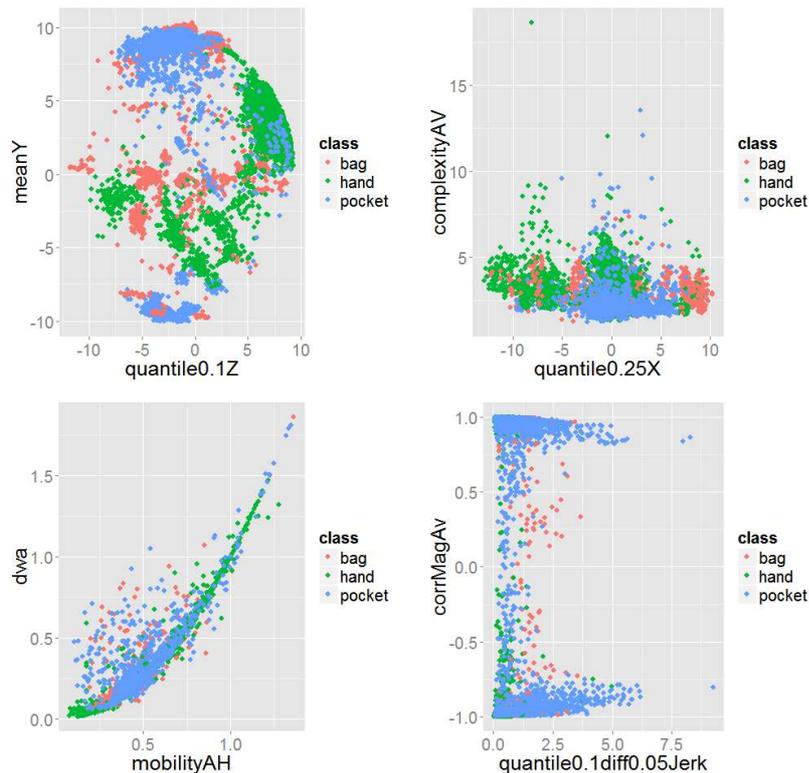


Рис. 5. Распределение объектов в пространствах 8 лучших признаков

Из графиков видим, что нахождение телефона в руке определяется практически без ошибок. Два оставшихся класса сильно перепутаны между собой. Это подтверждает матрица неточностей.

Распознавание по данным от акселерометра и гироскопа

Теперь попробуем использовать данные акселерометра и гироскопа вместе.

Таблица 6. Результаты работы алгоритма RF на данных акселерометра и гироскопа

actual/prediction	bag	hand	pocket
bag	0.7960	0.1040	0.1000
hand	0.0311	0.9654	0.0035
pocket	0.0189	0.0038	0.9773

Итоговый классификатор состоит из 18 признаков:

- Нормированное на длину окна количество пересечений квантиля уровня 0.25 для общего ускорения.
- Нормированное на длину окна количество пересечений квантиля уровня 0.5 для общего ускорения.
- Нормированное на длину окна количество пересечений квантиля уровня 0.5 для вертикальной проекции.
- Mobility для вертикальной проекции.
- Complexity для вертикальной проекции.
- Среднее значение мощности первой производной для горизонтальной проекции.

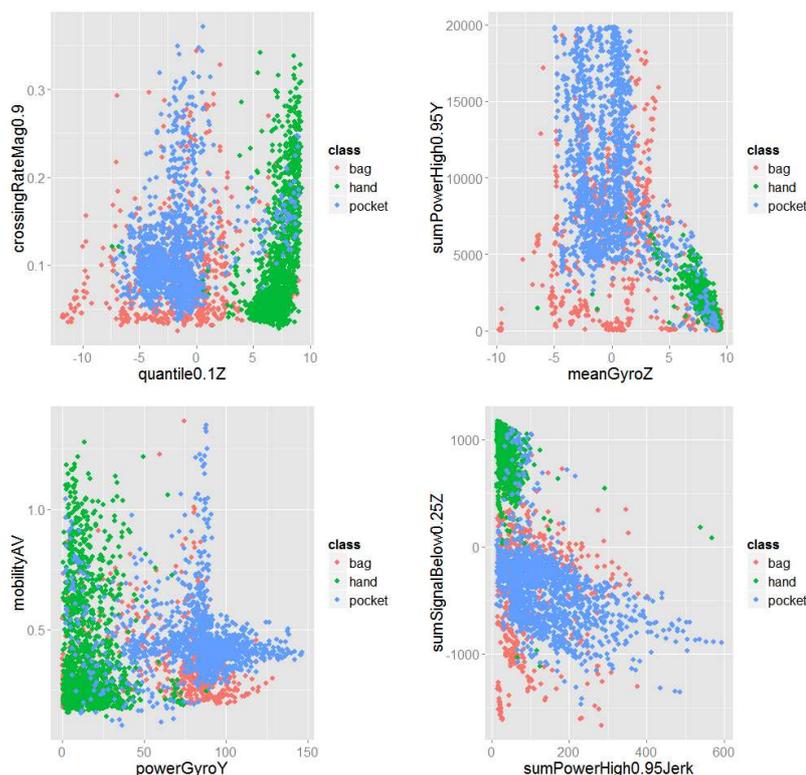


Рис. 6. Распределение объектов в пространствах лучших пар признаков от акселерометра и гироскопа

- Сумма значений сигнала, лежащих выше квантиля уровня 0.9 для оси Y.
- Мощность сигнала, лежащего выше квантиля уровня 0.9 для оси Y.
- Квантиль уровня 0.1 для оси Z.
- Сумма значений сигнала, лежащих ниже квантиля уровня 0.25 для оси Z.
- Сумма значений сигнала, лежащих выше квантиля уровня 0.95 для jerk-фильтра.
- Сумма значений сигнала, лежащих ниже квантиля уровня 0.1 для jerk-фильтра.
- Среднее значение показаний гироскопа для оси Y.
- Среднее значение показаний гироскопа для оси Z.
- Мощность сигнала гироскопа для оси X.
- Мощность сигнала гироскопа для оси Y.
- Durbin-Watson autocorrelation.
- Magnitude Mean Value.

Из графиков видно, что положение телефона в руке опять же определяется почти без ошибок по нескольким признакам. Зато теперь из таблицы неточностей замечаем, что и положение телефона в кармане определяется с 97% точностью.

Рассмотрим устойчивость решения. Для каждого значения количества деревьев будем производить 10 запусков и вычислять среднее качество классификации и стандартное отклонение. Под средним качеством подразумевается среднее значение диагональных элементов в матрице неточностей.

Видим, что при количестве деревьев ≥ 30 качество классификации превышает 90% и стандартное отклонение между различными запусками не превосходит 0.005. Предполагая, что качество между различными запусками распределено нормально, находим, что среднее качество решения не менее 88 %.

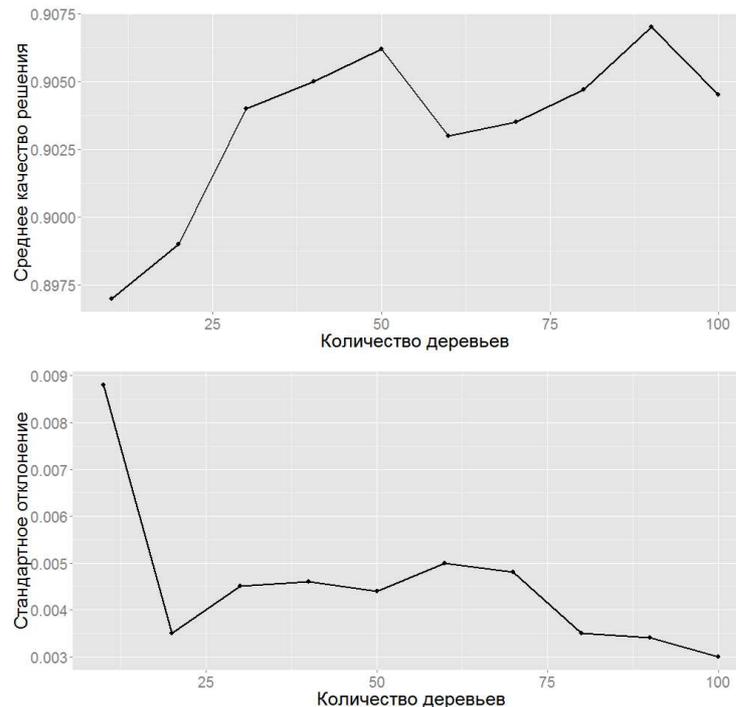


Рис. 7. Качество решение в зависимости от числа деревьев

Исходный код для генерации признаков находится в <https://github.com/MoRandi91/On-body-mobile-phone-localization>.

Заключение

В работе представлено экспериментальное исследование задачи определения местоположения телефона. Был произведен обзор алгоритмов вычисления признаков для сигналов трехосевого акселерометра, которые являются инвариантными к ориентации телефона. Описаны преимущества совместного использования данных акселерометра и гироскопа. Построен алгоритм, который более чем с 97% точностью определяет положение телефона в кармане и в руке. Общее качество построенного алгоритма порядка 88%. Используя полученные результаты, можно модифицировать методы решения задачи и улучшить их производительность. В работе не затронут анализ влияния параметров алгоритмов предварительной обработки и вычисления признаков, таких как частота дискретизации, размер окна, доля перекрытия окон, на качество классификации, что может послужить темой для дальнейших работ.

Автор выражает глубокую признательность компании Nokia и лично Сафонову Илье Владимировичу за предоставленные для экспериментов данные, консультации при проведении экспериментов и ценные замечания, способствовавшие улучшению работы. Также автор выражает признательность своему научному руководителю Александру Геннадьевичу Дьяконову, который контролировал весь процесс работы с задачей.

Литература

- [1] Bao L., Intille S.S. Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data // *In Proc. of the 2nd International Conference on Pervasive Computing (Pervasive 2004)*. Vienna, 2004. P. 1–17.

- [2] Lee S.-W., Mase K. Recognition of walking behaviors for pedestrian navigation // *In Proc. of 2001 IEEE Conference on Control Applications (CCA 2001)*. Los Alamitos, 2001. P. 1152–1155.
- [3] Sumida M., Mizumoto T., Yasumoto K. Smartphone-based heart rate prediction for walking support application // *IEICE Technical Report*, 2013.
- [4] Fujinami K., Kouchi S. Recognizing a Mobile Phone's Storing Position as a Context of a Device and a User // *Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking, and Services., Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering*, 2013. Vol. 120. P. 76–88.
- [5] Vahdatpour A., Amini N., Sarrafzadeh M. On-body Device Localization for Health and Medical Monitoring Applications // *In Proc. of the 2011 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PERCOM '11)*. Seattle, 2011. P. 37–44.
- [6] Dixon B. C. Zero-gravity maneuver instruments and instrumentation. Defense Technical Information Center, 1966. 60 p.
- [7] Crossbow, Inc. Rate Gyro Application Note: Theory of Operation of Angular Rate Sensors. Available at: www.moog-crossbow.com/Literature/Application_Notes_Papers/Theory_of_Operation_of_Rate_Sensors.pdf
- [8] Brajdic A., Harle R. Walk Detection and Step Counting on Unconstrained Smartphones // *Proceedings of the 2013 ACM international joint conference on Pervasive and ubiquitous computing (UbiComp '13)*. Zurich, 2013. P. 225–234.
- [9] Cobb J. E. An accelerometer based gestural capture system for performer based music composition. MSc by Research in Music Technology. University of York, 2011.
- [10] Stoichkov R. Android Smartphone Application for Driving Style Recognition. Lehrstuhl für Medientechnik, Technische Universität München, 2013.
- [11] M. Khan, S. I. Ahamed, M. Rahman, R. O. Smith A Feature Extraction Method for Realtime Human Activity Recognition on Cell Phones // *Proc. of 3rd International Symposium on Quality of Life Technology (isQoLT 2011)*. Toronto, 2011.
- [12] Batist P., Silvestre C., Oliveira P., Cardeira B. Accelerometer Calibration and Dynamic Bias and Gravity Estimation: Analysis, Design, and Experimental Evaluation // *IEEE Trans. Contr. Sys. Techn.*, 2011. Vol. 9, No. 5. P. 1128–1137.
- [13] Hjorth B. EEG analysis based contributions on time domain properties // *Electroenceph. clin. Neurophysiol.*, 1970. Vol. 29. P. 306–310.
- [14] Durbin J., Watson G. S. Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression // *Biometrika*, 1950. Vol. 34, No. 3–4. P. 409–428.
- [15] Ustev Y. E., Ersoy C., Incel O. D. User, Device and Orientation Independent Human Activity Recognition on Mobile Phones: Challenges and a Proposal // *Proc. of the 2013 ACM Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing Adjunct Publication (UbiComp '13 Adjunct)*. New York, 2013. P. 1427–1436.
- [16] Ravi N., Dandekar N., Mysore P., Littman M. L. Activity Recognition from Accelerometer Data // *Proc. of the 17th conference on Innovative applications of artificial intelligence (IAAI'05)*. Pittsburgh, 2005. P. 1541–1546.
- [17] Stehman S. V. Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy // *Remote Sensing of Environment*, 1997. Vol. 62, No. 1. P. 77–89.