

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ЧЕЛОВЕКА ПО ПОХОДКЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НОСИМЫХ СЕНСОРОВ. ОБЗОР ИССЛЕДОВАНИЙ

А.Г. Казанцева

В статье приводится обзор существующих на данный момент подходов к идентификации человека по походке с использованием носимых сенсоров. Рассматриваются методики записи походки, применяемые для этого сенсоров, алгоритмы распознавания и полученные исследователями результаты.

Введение

В настоящее время достаточно активно ведётся исследовательская работа в области распознавания человека по походке. Предлагаются различные методы: от ставшей уже обыденной идентификации по силуэту на видеоизображении, до такого экзотического, как идентификация человека по его тени с воздуха [1]. Согласно [2], исследования в области биометрической идентификации/аутентификации по походке можно разделить на три основных направления: машинное зрение, сенсоры в полу и носимые сенсоры. Последнему из этих направлений и посвящена данная статья.

1. Обзор

1.1. Сенсоры

Из таблицы 1 можно видеть, что в качестве носимых сенсоров чаще всего выступают акселерометры [3–25]. Но предлагаются и другие датчики. Так Morris [3] и Huang [5] в своих системах «умной» обуви, помимо акселерометров, используют гироскопы, датчики силы, сгиба, давления и ультразвуковые датчики. Mondal et al. [26] предлагают для идентификации использовать систему из восьми датчиков угла поворота, расположенных на восьми крупных суставах: плечевых, локтевых, тазобедренных и коленных, а Shiraga [27] — две носимые видеокамеры, расположенные на рюкзаке.

Не менее разнообразным оказывается и размещение акселерометров на теле субъекта. Их, как правило, располагают на талии [4, 6–8, 10, 14, 15, 21, 22, 24, 25],

Таблица 1. Используемые датчики

| Исследование | Используемые датчики и их частоты дискретизации |
|---|--|
| Morris [3] | 1x3A, 1x3G, 4xF, 2xB, 2xP, 1xEF, 1xU* @ >25Hz |
| Huang et al. [5] | 1x3A, 1x3G, 4xF, 1xB, ?xP, 1xU, ?xI, 2xS* @ 50Hz |
| Ailisto et al. [6], Mantyjarvi et al. [4], Vildjiounaite et al. [9] | 1x3A @ 256Hz |
| Rong et al. [7, 8] | 1x3A @ 250Hz |
| Pan et al. [10] | 5x3A @ 100Hz |
| Gafurov et al. [11–17], Bours et al. [23] | 1x3A @ 100Hz |
| Kobayashi et al. [19] | 1x3A @ 33Hz |
| Hoang et al. [18] | 1x3A @ 27Hz, 1x3A @ 100Hz |
| Kwapisz et al. [20] | 1x3A @ 20Hz |
| Yan et al. [21] | 1x3A @ 40Hz |
| Derawi et al. [22], Nickel et al. [24, 25] | 1x3A @ 40–50Hz |
| Mondal et al. [26] | 8xR |
| Shiraga et al. [27] | 2xV @ 30FPS |

[Условные обозначения] 3A — трёхосевой акселерометр; 3G — трёхосевой гироскоп; F — датчик силы; B — датчик сгиба; P — датчик давления; EF — датчик электрического поля; U — ультразвуковой датчик; S — датчик переключения; I — инклинометр; R — датчик угла поворота; V — видеокамера. [Примечания] *На каждом ботинке.

в руке/на запястье [9, 10, 16, 19], на щиколотке [10–13] и в кармане брюк [9, 17, 18, 20]. Другие возможные расположения: в нагрудном кармане [9], на бедре [10], на плече [10], на обуви [3, 5].

Применяемая для записи частота дискретизации варьируется от 20 до 256 Hz.

1.2. Данные

Несмотря на то что во всех исследованиях используются трёхосевые акселерометры, для распознавания не всегда применяют показания всех трёх осей.

Так Ailisto [6] и Mantyjarvi [4] предположили, что движение из стороны в сторону является наименее стабильным, и им можно пренебречь. С этим согласны и Derawi et al. [22], которые пошли ещё дальше и в качестве входных данных для алгоритма взяли только ускорения вдоль вертикальной оси. С другой стороны, Gafurov et al. [11, 12] пришли к прямо противоположному выводу — горизонтальное движение ноги в плоскости, перпендикулярной направлению движения, является самым характерным. Применив для распознавания измерения именно по этой оси, они получили наилучшую производительность. Здесь стоит отметить, что такие результаты, скорее всего, вызваны разным расположением сенсоров (на талии и щиколотке соответственно).

Многие исследователи вместо непосредственно ускорений по осям X, Y, Z используют их модуль, что позволяет не заботиться об ориентации сенсора в пространстве.

1.3. Предобработка

Т.к. данные акселерометра обычно довольно сильно зашумлены, для их предобработки часто применяются различные фильтры. Например, в [11–13,22] используются фильтры скользящего среднего, а в [18] и [7, 8, 21] — вейвлеты Добеши порядков 6 и 8 соответственно.

1.4. Сегментация сигнала

Существуют два основных подхода к сегментации сигнала: сегментация на интервалы фиксированной длины [16, 20, 24, 25] и поиск шаговых циклов [4, 6–8, 10–15, 17, 18, 22, 26]. Сегментация на фиксированные интервалы, как правило, применяется в связке с машинным обучением. Это не случайно: Nickel et al. [28] утверждают, что шаговые циклы, будучи более трудоемкими с точки зрения вычисления, не дают прироста точности распознавания в случае применения подходов, основанных на машинном обучении.

1.5. Параметризация

Во многих работах в качестве вектора параметров используют различные комбинации статистических величин, таких как: минимум/максимум [18, 25, 26], среднее арифметическое [20, 25], гистограмма [4, 17, 25], стандартное [20, 25] и среднеквадратическое [18, 25] отклонения, моменты высших порядков (коэффициенты эксцесса и асимметрии) [4, 17].

Там, где производится сегментация на шаговые циклы, чаще всего используется подход с нахождением усреднённого цикла. При этом усреднение может производиться как с использованием динамического искажения времени (DTW) [7, 8, 22], так и без него [4, 6, 12, 15, 17].

Также возможно разложение сигнала по спектру (коэффициенты разложения Фурье [5, 8, 9, 16], кепстральные коэффициенты [25]) и параметризация методами главных [5, 23] и независимых [5] компонент. В некоторых случаях параметризация не производится вовсе [5, 10, 24].

1.6. Классификация

Подходы к классификации можно разделить на две основные группы: т.н. «template matching», т.е. сравнение с шаблоном по какой-либо метрике, и подходы, основанные на машинном обучении.

Метрики для «template matching»: евклидово расстояние [11–16, 23], манхэттенское расстояние [17, 23], DTW [7, 8], корреляция [6, 8, 17].

В категории машинного обучения используются искусственные нейронные сети [3, 5, 26], деревья решений [3, 20], скрытые Марковские модели [24], а также метод опорных векторов [18, 25] и дискриминантный анализ [26].

1.7. Производительность

В связи с тем, что производительность алгоритмов распознавания, как правило, тестируется на различных наборах образцов с различным количеством уникальных субъектов (зачастую не очень большим), записанных в разных условиях и разными приборами, и приводится в разных единицах измерения, сравнивать её довольно затруднительно. Тем не менее, мы попытаемся провести сравнение там, где это возможно.

Коэффициент распознавания в системах «умной обуви» [3, 5] достигает ~97% (при количестве субъектов в тестовом наборе ~10).

У Pan et al. [10] в случае одновременного использования пяти сенсоров, расположенных на пяти частях тела, коэффициент распознавания получается равным 96,7%. Однако в случае одиночного сенсора производительность падает до 66,8–74,5%. У Mondal et al. [26] наблюдается аналогичная картина с сенсорами поворота: восемь сенсоров дают коэффициент распознавания до 100%, только сенсоры на ногах — от 87 до 93%. Стоит отметить, что применение для распознавания личности системы из нескольких сенсоров, расположенных на разных частях тела, не представляется нам целесообразным.

EER метода распознавания с помощью носимых камер [27] составляет 5,6%.

Немного больше можно сказать об относительной эффективности алгоритмов, когда тестирование происходит на одном и том же наборе данных.

Так Derawi et al. [22] при использовании «template matching» усреднённых шаговых циклов получили EER в 20,1%. На той же базе данных из ~50 человек Nickel et al. добились FNMR 10,42% и 6,3% при FMR 10,29% и 5,9% соответственно, использовав для классификации скрытые модели Маркова [24] и метод опорных векторов [25].

Ailisto и Mantyjarvi на базе из 36 человек получили следующие результаты: EER для метода усреднённых шаговых циклов с корреляционной метрикой [4,6] составил ~7%, в то время как коэффициенты разложения Фурье, гистограмма и моменты высших порядков [4] дали EER в 10, 19 и 18% соответственно. Здесь стоит упомянуть также и работу [17], в которой тестирование, хотя и проводилось на другой БД, включало в себя все алгоритмы из [4] и [6]. Согласно этому исследованию, использование манхэттенского расстояния вместо корреляции в методе усреднённых циклов позволит ещё немного улучшить производительность: с 9,2 до 7,3% EER (на БД из 50 человек).

Gafurov et al. при использовании в качестве метрики евклидова расстояния между наиболее совпадающими парами шаговых циклов [14] удалось снизить EER до 7,5% (по сравнению с EER ~13% для простого «template matching» на основе усреднённых шаговых циклов [15]). Ту же тенденцию можно наблюдать и в другой группе исследований Gafurov et al., объединённых общей БД: при замене метода усреднённых циклов [12] на метод наиболее совпадающих пар [11], EER снижается с ~28 до ~20%. В [13] удаётся снизить его ещё больше, до ~17%, применив слияние показаний всех трёх осей акселерометра.

БД в [7] и [8] хотя и не являются идентичными, собраны одними исследователями, в аналогичных условиях, с помощью одного и того же устройства

и содержат примерно одинаковое количество субъектов. Поэтому мы считаем сравнение результатов в этих двух работах допустимым. При сравнении усреднённых циклов по метрике DTW, EER в [7] получается равным 6,7%, а в [8] — 5,6%. Подход же с коэффициентами Фурье и корреляцией в качестве метрики в [8] даёт существенно худшие результаты: 21,1% EER.

Bours et al. [23], применив метод главных компонент к усреднённым шаговым циклам, получили очень хороший EER в 1,6% для всех протестированных метрик на достаточно большой БД из 720 записей/60 субъектов.

Сводка рассмотренных в статье алгоритмов приведена в таблице 2.

2. Проблемы

2.1. Влияние ковариатов на распознавание

Из работы Kobayashi et al. [19] можно сделать вывод, что наибольшее влияние на точность распознавания оказывает положение сенсора в пространстве. В работе предпринимается попытка создать инвариантный относительно ориентации сенсора алгоритм, но полученная точность распознавания оказывается меньше 50%. Впрочем, подходы, полагающиеся на метод главных компонент и использование модуля ускорений для достижения инвариантности, на данном наборе данных ведут себя ещё хуже: коэффициенты распознавания < 25 и 10% соответственно. Как нам кажется, такую низкую производительность можно частично объяснить тем, что сбор данных происходил в неконтролируемых условиях.

Gafurov et al. в [11–13] рассматривают влияние обуви на качество распознавания. Несмотря на то, что вся используемая в экспериментах обувь имеет плоскую подошву и отличается только весом, производительность распознавания на смешанном наборе данных падает достаточно сильно. Например, в [13] EER для отдельных типов обуви в среднем составляет ~2%, в то время как в смешанном эксперименте — целых ~17%.

В исследовании Kwapisz [20], кроме ходьбы по ровной поверхности, рассматривается также бег и подъём/спуск по лестнице. В смешанном эксперименте производительность падает до ~70%, по сравнению с ~87% в случае только ходьбы. Знание о типе активности позволяет незначительно улучшить результат, что говорит о том, что распознавание типа двигательной активности (помимо детектирования самого события походки), скорее всего, бесперспективно.

Sprager et al. [29] утверждают, что точность распознавания не зависит от типа поверхности (трава, каменные плиты, гравий, земля). А исследование [17] даёт основания полагать, что ношение рюкзака также не оказывает большого влияния на походку: при перекрёстном тестировании с набором данных без рюкзака EER вырос с 7,3 до 9,3%.

2.2. Возможность подделки походки

Исследований на тему имитации чужой походки немного.

Таблица 2. Используемые алгоритмы

| Ref. | Описание алгоритма |
|------|---|
| [3] | $D:\{AD, GD, FD\} \rightarrow FV:\{\text{см. [3]}\} \rightarrow M:ML\{CART, NB, ANN\}$ |
| [5] | $D:\{?\} \rightarrow FV:\{D, \{FFT(D)\}, \{PCA(D)\}, \{ICA(D)\}\} \rightarrow M:ML(ANN)$ |
| [6] | $D:\{AX, AY\} \rightarrow S:SD(SP) \rightarrow FV:AVG(S) \rightarrow M:TM(COR)$ |
| [4] | 1) [6], 2) [6] $\rightarrow FV:\{FFT\}, \{BD\}, \{HOM\} \rightarrow M:TM(?)$ |
| [9] | $D:AX, AY, AZ \rightarrow DN:LPF \rightarrow$ 1) [6], 2) $FV:FFT \rightarrow M:TM(FFT, \text{см. [9]})$ |
| [7] | $D:\{AX, AY, AZ\} \rightarrow DN:DW8 \rightarrow S:SD(GC) \rightarrow FV:AVG(S) \rightarrow M:TM(DTW)$ |
| [8] | 1) $D:\{AX, AY\} \rightarrow DN:DW8 \rightarrow S:SD(GC) \rightarrow FV:AVG(S) \rightarrow M:TM(DTW)$ 2) $D:\{AX, AY, AZ\} \rightarrow 1) \rightarrow FV:FFT \rightarrow M:TM(COR)$ |
| [10] | $D:\{AM\} \rightarrow S:SD(GC) \rightarrow M:V(SP)$ |
| [16] | $D:\{AM\} \rightarrow S:FI \rightarrow FV:FFT \rightarrow M:TM(E)$ |
| [15] | $D:\{AM\} \rightarrow DN:MA \rightarrow S:SD(GS) \rightarrow FV:AVG(S) \rightarrow M:TM(E)$ |
| [14] | [15] $\rightarrow FV:S \rightarrow M:TM(E(BM))$ |
| [12] | $D:\{AX\}, \{AY\}, \{AZ\} \rightarrow DN:WMA \rightarrow S:SD(GC) \rightarrow FV:AVG(S) \rightarrow M:TM(E)$ |
| [11] | $D:\{AX\}, \{AY\}, \{AZ\} \rightarrow DN:MA \rightarrow S: [12] \rightarrow FV:S \rightarrow M:TM(E(BM))$ |
| [13] | $D:\{AX, AY\}, \{AX, AZ\}, \{AY, AZ\}, \{AX, AY, AZ\} \rightarrow D:WMA \rightarrow S:SD(GC) \rightarrow FV:S$ $\rightarrow M:TM(E(BM))$ |
| [17] | $D:\{AM\} \rightarrow DN:MA \rightarrow S:SD(GS) \rightarrow$ 1) $FV:AVG(S) \rightarrow M:TM\{M, COR\}$ 2) $FV:\{BD\}, \{HOM\} \rightarrow M:TM(?)$ |
| [23] | $D:\{AX, AY, AZ\} \rightarrow S:SD(GC) \rightarrow FV:PCA \rightarrow M:TM\{E, WE, M, MW\}$ |
| [18] | $D:\{AX, AY, AZ, AM\} \rightarrow DN:WD6 \rightarrow S:SD(GS) \rightarrow$ 1) $FV:\{MAX\}, \{MIN\}, \dots, \{RMS\}, \{BD\}, \{SD\}$ 2) $FV:\{FFT\}, \{DCT\}$ $\rightarrow M:ML(SVM)$ |
| [20] | $D:\{AX, AY, AZ, AM\} \rightarrow S:FI \rightarrow FV:\{AVG, SD, \dots, BD\} \rightarrow M:ML\{ANN, J48\}$ |
| [22] | $D:\{AX\} \rightarrow DN:WMA \rightarrow S:SD(GC) \rightarrow FV:AVG(S) \rightarrow M:TM(DTW)$ |
| [24] | $D:\{AX, AY, AZ\} \rightarrow S:FI \rightarrow M:ML(HMM)$ |
| [25] | $D:\{AX, AY, AZ, AM\} \rightarrow S:FI \rightarrow FV:\{MIN, MAX, AVG, SD, RMS, \dots, BD, MFCC, BFCC\}$ $\rightarrow M:ML(SVM)$ |
| [26] | $D:\{R1, \dots, R8\} \rightarrow S:SD(GC) \rightarrow FV:\{MIN(D), MAX(D), \dots\} \rightarrow M:ML\{ANN, LDA\}$ |

[Условные обозначения] DN: x — применяемые фильтры; $x \in X = \{LPF, DWN, MA, WMA\}$, где LPF — фильтр низких частот, DWN — вейвлет Добеши порядка N , MA/WMA — (взвешенный) фильтр скользящего среднего. S: $x\{y\}$ — применяемый способ сегментации сигнала; $x \in X = \{FI, SD\}$, где FI — интервалы фиксированной длины, SD — поиск шагов; $y \in Y = \{SP, GC\}$, где SP — пары шагов, GC — шаговые циклы. FV: x — вектор параметров, где $x \in X = \{FFT, DCT, PCA, ICA, AVG(S), BD, HOM, SD, RMS, MFCC, BFCC, MIN, MAX, AVG\}$, где FFT — коэффициенты разложения Фурье, DCT — дискретное косинусное преобразование, PCA — метод главных компонент, ICA — метод независимых компонент, AVG(S) — усреднённый шаговый цикл, BD — гистограмма, HOM — моменты высших порядков, SD — стандартное отклонение, RMS — среднеквадратическое отклонение, MFCC — мел-частотные кепстральные коэффициенты, BFCC — барк-частотные кепстральные коэффициенты, MIN — минимум, MAX — максимум, AVG — среднее арифметическое. M: x — алгоритм классификации; $x \in X = \{TM(y), ML(z), V(SP)\}$, где V(SP) — голосование сигнатурными точками, TM — сравнение шаблонов, ML — машинное обучение; $y \in Y = \{E, WE, E(BM), M, WM, DTW\}$ — используемая для сравнения метрика, где E/WE — (взвешенное) евклидово расстояние, E(BM) — евклидово расстояние между наиболее похожими парами циклов, M/WM — (взвешенное) манхэттенское расстояние, DTW — динамическое искажение времени, COR — корреляция; $z \in Z = \{ANN, SVM, LDA, HMM, J48, CART\}$, где ANN — искусственная нейронная сеть, SVM — метод опорных векторов, LDA — дискриминантный анализ, HMM — скрытая Марковская модель, NB — наивный байесовский классификатор, J48 — дерево решений J48, CART — дерево классификации и регрессии.

Gafurov et al. в работе [15] исследуют имитацию походки «минимальными усилиями». Полученные ими результаты свидетельствуют о том, что такая имитация не повышает шансы ложного пропуска по сравнению с настоящей походкой злоумышленника.

В [31] проведено более глубокое исследование вопроса. Изучено влияние долговременного обучения на качество имитации. Исследование показало, что у всех участников процесс обучения практически отсутствует: большинство очень быстро достигает предела обучаемости (похоже, обусловленного физиологией), а у некоторых даже наблюдается ухудшение результата.

Заключение

До появления алгоритмов распознавания походки, пригодных для массового использования, ещё очень многое предстоит сделать. В первую очередь, необходимо добиться приемлемой точности распознавания при различных размещениях и положениях датчика, а также при использовании различной обуви. Кроме того, необходимы более глубокие исследования индивидуальности человеческой походки и возможности/невозможности её имитации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Iwashita Y., Stoica A., Kurazume R. Gait identification using shadow biometrics // Pattern Recognition Letters. New York: Elsevier Science Inc., December, 2012. Volume 33, Issue 16. P. 2148–2155.
2. Gafurov D. A survey of biometric gait recognition: Approaches, security and challenges // Annual Norwegian Computer Science Conference. 2007. P. 19–21.
3. Morris S.J. A shoe-integrated sensor system for wireless gait analysis and real-time therapeutic feedback. PhD dissertation. MIT, 2004.
4. Identifying users of portable devices from gait pattern with accelerometers / Mantyjarvi J., Lindholm M., Vildjiounaite E. et al. // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP '05). Proceedings. Philadelphia : IEEE, March 2005. Volume 2. P. 973–976.
5. Gait modeling for human identification / Huang B., Chen M., Huang P. et al. // 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Roma : IEEE, 10–14 April 2007. P. 4833–4838.
6. Identifying people from gait pattern with accelerometers / Ailisto H.J., Lindholm M., Mantyjarvi J. et al. // Proc. SPIE 5779, Biometric Technology for Human Identification II. 2005. P. 7–14.
7. Identification of individual walking patterns using gait acceleration / Rong L., Zhiguo D., Jianzhong Z. et al. // The 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2007. ICBBE 2007. Wuhan : IEEE, 6–8 July 2007. P. 543–546.
8. A wearable acceleration sensor system for gait recognition / Rong L., Jianzhong Z., Ming L. et al. // 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, 2007. ICIEA 2007. Harbin : IEEE, 23–25 May 2007. P. 2654–2659.

9. Unobtrusive multimodal biometrics for ensuring privacy and information security with personal devices / Vildjiounaite E., Makela S.-M., Lindholm M., et al. // *Pervasive Computing*. 4th International Conference, PERVASIVE 2006, Dublin, Ireland, May 7–10, 2006. Proceedings. P. 187–201.
10. Pan G., Zhang Y., Wu Z. Accelerometer-based gait recognition via voting by signature points // *Electronics Letters*. 2009. Volume 45, Issue 22. P. 1116–1118.
11. Gafurov D., Snekkenes E., Bours P. Improved gait recognition performance using cycle matching // 2010 IEEE 24th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA). 20–23 April 2010. P. 836–841.
12. Gafurov D., Snekkenes E. Towards understanding the uniqueness of gait biometric // 8th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2008. FG '08. 17–19 September 2008. P. 1–8.
13. Gafurov D., Bours P., Snekkenes E. User authentication based on foot motion // *Signal, Image and Video Processing*, Volume 5, Issue 4. November 2011. P. 457–467.
14. Gafurov D., Bours P. Improved hip-based individual recognition using wearable motion recording sensor // *Security Technology, Disaster Recovery and Business Continuity*. 2010. P. 179–186.
15. Gafurov D., Snekkenes E., Bours P. Spoof attacks on gait authentication system // *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*. September 2007. Volume 2, Issue 3. P. 491–502.
16. Gafurov D., Snekkenes E. Arm swing as a weak biometric for unobtrusive user authentication // *IHMSP '08 International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, 2008. 15–17 August 2008. P. 1080–1087.
17. Gafurov D., Snekkenes E., Bours P. Gait authentication and identification using wearable accelerometer sensor // 2007 IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies. Alghero : IEEE, 7–8 June 2007. P. 220–225.
18. Adaptive cross-device gait recognition using a mobile accelerometer / Hoang T., Nguyen T., Luong C. et al. 2013.
19. Kobayashi T., Hasida K., Otsu N. Rotation invariant feature extraction from 3-d acceleration signals // 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). 22–27 May 2011. P. 3684–3687.
20. Kwapisz J.R., Weiss G.M., Moore S.A. Cell phone-based biometric identification // 2010 Fourth IEEE International Conference on Biometrics: Theory Applications and Systems (BTAS). *IEEE Biometrics Compendium*. Washington : IEEE, 27–29 September 2010. P. 1–7.
21. Yan L., Yue-e L., Jian H. Gait recognition based on MEMS accelerometer // 2010 IEEE 10th International Conference on Signal Processing (ICSP). Beijing : IEEE, 24–28 October 2010. P. 1679–1681.
22. Unobtrusive user-authentication on mobile phone using biometric gait recognition / Derawi M.O., Nickel C., Bours P. et al. // 2010 Sixth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IHMSP). Darmstadt : IEEE, 15–17 October 2010. P. 306–311.
23. Bours P., Shrestha R. Eigensteps: A giant leap for gait recognition // 2010 2nd International Workshop on Security and Communication Networks (IWSCN). Karlstad: IEEE, 26–28 May 2010. P. 1–6.
24. Using Hidden Markov Models for accelerometer-based biometric gait recognition /

-
- Nickel C., Busch C., Rangarajan S. et al. // 2011 IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and its Applications. Penang : IEEE, 4–6 March 2011. P. 58–63.
25. Nickel C., Brandt H., Busch C. Classification of acceleration data for biometric gait recognition on mobile devices // BIOSIG. 2011. P. 57–66.
 26. Gait based personal identification system using rotation sensor / Mondal S., Nandy A., Chakraborty P. et al. // Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences. 2012. Volume 3, Issue 3.
 27. Gait-based person authentication by wearable cameras / Shiraga K., Trung N.T., Mitsugami I. et al. // 2012 Ninth International Conference on Networked Sensing Systems (INSS). Antwerp : IEEE, 11–14 June 2012. P. 1–7.
 28. Nickel C., Busch C. Does a cycle-based segmentation improve accelerometer-based biometric gait recognition? // 2012 11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA). Montreal : IEEE, 2–5 July 2012. P. 746–751.
 29. Sprager S., Zazula D. Impact of different walking surfaces on gait identification based on higher-order statistics of accelerometer data // 2011 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA). Kuala Lumpur: IEEE, 16–18 November 2011. P. 360–365.
 30. Mantyjarvi J., Himberg J., Seppanen T. Recognizing human motion with multiple acceleration sensors // 2001 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Tucson : IEEE, 07–10 October 2001. Volume 2. P. 747–752.
 31. Mjaaland B.B. Gait Mimicking: Attack resistance testing of gait authentication systems. Master's thesis. Norwegian University of Science and Technology, 2009.