

DOI:10.25743/ICT.2021.26.2.007

## Автоматизация активации устройств Интернета вещей на основе классификации геопозиции мобильного устройства

М. Л. Воскобойников\*, Р. К. Федоров, Г. М. Ружников

Институт динамики систем и теории управления им. В.М. Матросова СО РАН, 664033, Иркутск, Россия

\*Контактный автор: Воскобойников Михаил Леонтьевич, e-mail: voskoboynikov1988@gmail.com

Поступила 11 июня 2020 г., доработана 18 февраля 2021 г., принята в печать 9 марта 2021 г.

Предложен метод автоматизации активации устройств Интернета вещей на основе классификации геопозиции мобильного устройства. В отличие от других методов пользователь обучает систему активации устройств с помощью примеров и контрпримеров, что значительно снижает требования к квалификации пользователя. Проведено тестирование метода на таких двух устройствах, как шлагбаум и электромеханический замок двери. Полученные результаты тестирования позволяют судить о работоспособности метода и возможности его использования в системах умного дома и города.

*Ключевые слова:* web-сервис, умный дом, Интернет вещей, Wi-Fi, контекст мобильного устройства, классификация контекста мобильного устройства, кластеризация прецедентов.

*Цитирование:* Воскобойников М.Л., Федоров Р.К., Ружников Г.М. Автоматизация активации устройств Интернета вещей на основе классификации геопозиции мобильного устройства. Вычислительные технологии. 2021; 26(2):88–97. DOI:10.25743/ICT.2021.26.2.007.

### Введение

В наши дни активно создаются устройства Интернета вещей [1], например, для управления системами безопасности, климата, освещения, мультимедиа домов и т. п. Большинство устройств предоставляют услуги по управлению устройствами со смартфона пользователя. Все это позволяет повысить уровень автоматизации управления операциями, выполняемыми человеком. Большое количество устройств и регулярное их использование выявили необходимость автоматизации их применения. Управление устройствами является специфичным относительно каждого пользователя и зависит от множества внешних факторов, таких как геопозиция пользователя, скорость и направление движения, время и т. д. Часто управление устройством выполняется пользователем при возникновении определенных ситуаций, условий (например, наступление темноты, достижение заданной точки на местности или определенного времени). На большинстве мобильных устройств имеется набор сенсоров (например, акселерометр, гироскоп, цифровой компас и т. д.), с помощью которых можно программно учитывать эти ситуации.

В частности, для определения геопозиции вне помещений используют данные, получаемые со спутников GPS и ГЛОНАСС. Для позиционирования внутри помещений в большинстве случаев анализируется уровень сигнала Wi-Fi точек доступа. Формирование управления является нетривиальной задачей из-за необходимости определения важности сенсоров, диапазонов значений сенсоров, наличия шумов и т. д. С решением этой задачи сложно справиться пользователям, не специалистам в информационных технологиях. Поэтому сегодня актуальна разработка методов автоматизации управления устройствами Интернета вещей на основе сенсоров.

Как правило, устройства Интернета вещей обеспечивают программный интерфейс в виде web-сервисов [2], доступных через Интернет, что позволяет унифицировать их использование, организовать каталогизацию сервисов, поиск и т. д. В статье рассматривается задача вызова web-сервиса в зависимости от геопозиции пользователя. Вызов web-сервиса производится без каких-либо параметров и приводит к активации некоторого состояния устройства.

Согласно [3] "... контекст — это любая информация, которая может быть использована для описания ситуации, в которой находится сущность. Сущностью является человек, место или объект, который рассматривается релевантным к взаимодействию между пользователем и приложением, включая местоположение, время, виды деятельности и параметры каждой сущности". В статье контекстом является информация, получаемая от сенсоров мобильного устройства. Определение необходимости вызова web-сервиса сводится к задаче распознавания.

Пусть,  $x = (v_1, \dots, v_r)$  — контекст, где  $v_1, \dots, v_r$  — значения сенсоров;  $X = \{x\}$  — множество контекстов;  $Y = \{c, m\}$  — множество наименований классов из двух элементов, где  $c$  — вызов web-сервиса,  $m$  — отсутствие вызова web-сервиса.

Предполагается, что существует отображение  $u: X \rightarrow Y$ , характеризующее индивидуальные предпочтения пользователя в необходимости вызова web-сервиса. Требуется построить алгоритм  $a: X \rightarrow Y$ , способный классифицировать произвольный контекст  $x \in X$ , так же как пользователь, т. е. как отображение  $u: X \rightarrow Y$ . Критерий оценки работы построенного алгоритма является классическим для задач распознавания — точность выше заданного порога. Точность определяется как отношение одинаковых классификаций  $u$  и  $a$  к общему числу попыток. Значение порога варьируется в зависимости от типа сервиса.

Решаемая задача тесно связана с распознаванием человеческой деятельности (human activity recognition, HAR), под которой подразумевается использование информации, получаемой с сенсоров носимых устройств, таких как смартфон или специализированные устройства, для построения модели деятельности человека с последующим предсказанием его действий. Для решения задачи HAR применяются нейронные сети глубокого обучения [4], методы машинного обучения [5]. Применение этих методов требует формирования достаточно большой обучающей выборки для каждого пользователя, что является трудоемким.

В работе [6] рассмотрены формирование базы знаний в виде правил, ассоциированных с конкретными Wi-Fi точками доступа, и редактор в виде web-приложения, позволяющий создавать/редактировать эти правила. По созданным правилам происходит проверка контекста (определенный набор Wi-Fi точек доступа) и определяется необходимость вызова web-сервиса. Этот подход имеет недостаток, связанный со сложностью формирования правил и требованием высокой квалификации пользователя.

В работах [7, 8] применено распознавание человеческой деятельности в задачах мониторинга поведения людей в области взаимодействия с окружающей средой, выявления спортивных травм, ухода за пожилыми людьми, реабилитации, а также развлечений и наблюдения в среде умного дома. В работе [9] авторы совместно используют HAR и распознавание положения смартфона для идентификации пользователя, что позволяет создавать более надежные контекстно-зависимые приложения, в которых действия пользователя являются ключевым знанием. В задаче идентификации пользователя отслеживаются значительные изменения контекста, например смена списка Wi-Fi точек доступа. В то же время незначительные изменения уровня сигнала Wi-Fi точек доступа, необходимые для определения позиции в помещении, не учитываются.

Активация устройств Интернета вещей тесно связана с задачей определения положения мобильного устройства. В работах [10–12] для распознавания контекста мобильного устройства внутри помещения используется метод учета отпечатков пальцев (fingerprint), анализирующий информацию от Wi-Fi точек доступа. Данный метод состоит из оффлайн- и онлайн-фаз. Оффлайн-фаза заключается в построении радиокарты (radiomap): в помещении через равное расстояние замеряются значения уровня сигнала Wi-Fi точек доступа в текущем местоположении и сохраняются в базе данных. Онлайн-фаза заключается в определении местоположения на основе сравнения значений уровня сигнала Wi-Fi точек доступа в текущем местоположении мобильного устройства с радиокарты. Основным недостатком метода является необходимость проведения продолжительной по времени оффлайн-фазы построения радиокарты.

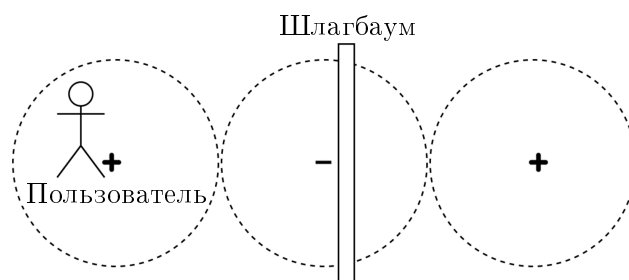
В работе [13] рассмотрена система, основанная на устройствах iBeacon для позиционирования мобильного устройства в помещении и управления устройствами Интернета вещей. Данная система требует установки дополнительного оборудования, ручного конфигурирования пользователем Android-приложения.

Таким образом, можно отметить, что автоматизация вызова web-сервисов в соответствии с пользовательской моделью требует высокой квалификации пользователя. Поэтому автоматизация определения зон вызова web-сервисов на основе классификации контекста мобильного устройства является перспективной задачей.

Ранее в работе [14] авторами предложен метод классификации контекстов мобильного устройства на основе метода опорных векторов (обучение с учителем). В качестве учителя выступает пользователь, который должен предоставить несколько примеров вызова web-сервиса и контрпримеров (где не надо вызывать). Примеры и контрпримеры сохраняются в виде прецедентов, представленных контекстами. На основе прецедентов строится классификатор вызова web-сервиса. Применение методов обучения с учителем значительно снижает требования к квалификации пользователя и позволяет задавать управление на основе выявленных закономерностей в предоставленных пользователем прецедентах. Недостатком метода опорных векторов для классификации контекста является необходимость формирования пользователем большого набора контрпримеров для повышения качества распознавания.

## 1. Метод классификации контекстов

В статье рассмотрено развитие метода классификации контекстов мобильного устройства на основе обучения с учителем. Для формирования контекста используются сенсоры мобильного устройства — GPS/ГЛОНАСС-модуль и Wi-Fi модуль. С помощью GPS/ГЛОНАСС-модуля определяются координаты (широта, долгота) и точность.



Пользователь находится в зоне вызова сервиса  
A user is in the service invocation area

Wi-Fi модуль используется для измерения уровня сигнала ближайших Wi-Fi точек доступа. В процессе обучения метода пользователь задает прецеденты, где необходимо вызывать сервис, а где не надо. Помехи, шум, которые возникают при работе сенсоров мобильного устройства, приводят к некоторому разбросу значений в пространстве признаков. Обычно пользователь вызывает сервис не в конкретной точке, а некоторой зоне вокруг нее. Необходимо определить границы зон на основе нескольких прецедентов, как показано на рисунке (зоны обозначены кругами со знаком +). Возникает задача определения метрики и приемлемого порога  $th$ , в пределах которого контекст классифицируется как вызов.

Введем используемую метрику и необходимые обозначения:  $p = (x, y)$  — прецедент, состоящий из контекста и его класса  $y \in Y$ ;  $P = \{p\}$  — множество прецедентов, заданных пользователем.

Пусть в контексте  $x = (v_1, \dots, v_r)$  значения сенсоров  $v_1, v_2$  — это GPS-координаты (широта и долгота), а  $v_3, \dots, v_r$  — это уровень сигнала Wi-Fi точек.

Если данные GPS-приемника доступны, то для вычисления метрики между двумя контекстами  $x_i = (v_1^i, \dots, v_r^i)$ ,  $x_j = (v_1^j, \dots, v_r^j)$  используется формула гаверсинусов для расчета расстояния между двумя GPS-координатами:

$$d(x_i, x_j) = R \cdot \arctan \left( \frac{\sqrt{(\cos(v_2^j) \sin(\Delta\lambda))^2 + (\cos(v_1^i) \sin(v_2^j) - \sin(v_1^i) \cos(v_2^j) \cos(\Delta\lambda))^2}}{\sin(v_1^i) \sin(v_2^j) + \cos(v_1^i) \cos(v_2^j) \cos(\Delta\lambda)} \right).$$

Здесь  $\Delta\lambda = v_2^j - v_2^i$  — разница координат по долготе;  $R$  — радиус Земли, равный 6372.8 км.

Если данные GPS-приемника недоступны, но имеются значения уровня сигналов Wi-Fi точек, то для вычисления метрики между контекстами  $x_i, x_j$  используется следующая формула:

$$d(x_i, x_j) = \sum_{k=3}^r d_c(v_k^i, v_k^j) w \left( \frac{v_k^i + v_k^j}{2} \right),$$

где

$$d_c(v_k^i, v_k^j) = \begin{cases} 0 & v_k^i = \text{NULL} \vee v_k^j = \text{NULL}, \\ |v_k^i - v_k^j| & v_k^i \neq \text{NULL} \wedge v_k^j \neq \text{NULL}. \end{cases}$$

Уровень сигнала увеличивается при приближении к Wi-Fi точке. На экспериментальных данных было отмечено, что с увеличением уровня сигнала Wi-Fi точки значительно увеличивается его среднеквадратическое отклонение. Соответственно, увеличивается ошибка метрики между двумя контекстами. Поэтому в метрику вводится функция  $w(\tilde{v})$ , которая корректирует ошибку на основе статистических данных [14].

Для распознавания текущего контекста мобильного устройства  $\hat{x}$  производится поиск ближайшего к нему прецедента  $\acute{x}$ :

$$\acute{x} = \operatorname{argmin}(d(\hat{x}, x_i)), \quad i = 1, \dots, n,$$

где  $x_i$  — контексты, извлеченные из обучающей выборки;  $d(x_i, x_j)$  — расстояние между контекстами. Если  $d(\hat{x}, \acute{x}) \leq th$ , то текущий контекст имеет такой же класс, как у контекста  $\acute{x}$ . Если это класс вызова сервиса, то автоматически производится вызов соответствующего сервиса или предлагается пользователю его вызвать.

## 2. Алгоритм определения порога $th$

Значение порога  $th$  необходимо задать таким образом, чтобы уменьшить трудоемкость обучения. При слишком малом значении порога пользователю приходится задавать много прецедентов, чтобы зона вызова сервиса была полностью покрыта. Соответственно, чем больше значение порога, тем меньше прецедентов нужно задать пользователю для определения зоны. С другой стороны, значение порога  $th$  не может быть слишком большим, так как это приведет к ошибочному вызову сервиса. Если имеются данные GPS/ГЛОНАСС-сенсора, то пользователь может оценить порог в понятных для него единицах измерения (например, в метрах). Для метрики, рассчитанной по уровню сигнала Wi-Fi точек, пользователю достаточно сложно указать порог. Поэтому разработан алгоритм, автоматизирующий определение значения порога  $th$ . Основан алгоритм на методе одиночной связи [15], который относится к иерархическим методам кластеризации. На первом шаге каждый прецедент представляет собой отдельный кластер. Затем кластеры объединяются, если расстояние между любыми двумя прецедентами в двух кластерах меньше, чем текущий порог. Объединение производится итерационно, увеличивая текущий порог. Объединение кластеров выполняется до тех пор, пока не получится кластер, в котором находятся прецеденты разных классов (конфликтный кластер).

Введем обозначения: `dists` — таблица расстояний между прецедентами; `clusters` — массив, в котором хранятся идентификаторы кластеров для каждого прецедента.

В начале формируется таблица расстояний `dists`:

```
dists:=[]
для i = 0 до n-1
  для j = i + 1 до n
    xi := P[i].x
    xj := P[j].x
    если i != j:
      distance := d(xi,xj)
      dists.push(distance)
sort(dists) // сортировка полученных расстояний
```

Далее перебираются полученные расстояния и объединяются прецеденты в кластеры до тех пор, пока не получится конфликтный кластер.

```
цикл ccurent_th по dists
  cluster_cnt := 0
```

```
prev_d := 0
цикл для i = 0 до n-1
  class1 := P[i].y
  цикл для j = i+1 до n
    class2 := P[j].y
    если d(x[i], x[j]) <= curent_th
      если class1 != class2 тогда
        conflict := true
        th := prev_d
        return th
      иначе если clusters[i] = NULL и clusters[j] = NULL тогда
        clusters[i] := cluster_cnt
        clusters[j] := cluster_cnt
        cluster_cnt := cluster_cnt + 1
      иначе если clusters[i] != NULL и clusters[j] = NULL тогда
        clusters[j] := clusters[i]
      иначе если clusters[i] = NULL и clusters[j] != NULL тогда
        clusters[i] := clusters[j]
      иначе
        цикл для k = 0 до n-1
          если clusters[k] = clusters[j] тогда
            clusters[k] := clusters[i]
          конец условия
        конец цикла
      конец условия
    конец условия
  конец цикла
конец цикла
prev_d := curent_th
конец цикла
```

В результате работы алгоритма получаются множество кластеров и значение порога *th*, которое сохраняется и в дальнейшем используется для распознавания текущего контекста мобильного устройства.

### 3. Реализация и тестирование алгоритма

Для реализации алгоритма определения зон вызова web-сервисов было разработано Android-приложение, с помощью которого пользователь может задать сервисы и провести обучение. Приложение в фоновом режиме опрашивает сенсоры и проводит классификацию полученных контекстов. Тестирование алгоритма произведено на двух web-сервисах, один из которых открывает шлагбаум, а второй — электромеханический замок двери. Для web-сервиса открытия шлагбаума сформированы три прецедента: два вызова сервиса и один отсутствия вызова. Для web-сервиса открытия двери сформированы четыре прецедента: два вызова сервиса возле двери и два отсутствия вызова, один из которых находится в комнате, а второй — в коридоре. Два прецедента вызова сервиса необходимы из-за металлической двери, которая значительно влияет на уровень

сигнала Wi-Fi точек. Прецеденты отсутствия вызова необходимы для ограничения зоны вызова сервисов. Работа метода для двери проходила на основе Wi-Fi точек, так как внутри здания GPS-сенсор не работает. Тестирование проводилось на выборке из 100 контекстов, сформированных на разных позициях мобильного устройства. Проведена их классификация. Оценка правильности классификации выполнялась пользователем. В результате точность классификации составила 98 %, что позволяет судить о работоспособности алгоритма.

## Заключение

Предложен метод определения зон вызова web-сервисов на основе классификации контекста мобильного устройства для автоматизации управления устройствами Интернета вещей. В отличие от других методов пользователь обучает систему с помощью примеров и контрпримеров активации устройств, что значительно снижает требования к квалификации пользователя. Проведено тестирование метода на двух устройствах: шлагбауме и электромеханическом замке двери. Полученные результаты позволяют судить о работоспособности метода и возможности его использования в системах умного дома и города. Ограничение зоны вызова по порогу  $th$  и применение метода одиночной связи для его вычисления позволили значительно уменьшить количество прецедентов по сравнению с предыдущей работой [14].

**Благодарности.** Результаты получены в рамках госзадания Минобрнауки России по проекту “Методы и технологии облачной сервис-ориентированной цифровой платформы сбора, хранения и обработки больших объемов разноформатных междисциплинарных данных и знаний, основанные на применении искусственного интеллекта, модельно-управляемого подхода и машинного обучения” (номер госрегистрации 121030500071-2) при использовании ЦКП “Интегрированная информационно-вычислительная сеть Иркутского научно-образовательного комплекса” (<http://net.icc.ru>).

## Список литературы

- [1] **Pierleoni P., Concetti R., Belli A., Palma L.** Amazon, Google and Microsoft solutions for IoT: Architectures and a performance comparison. *IEEE Access*. 2020; (8):5455–5470. DOI:10.1109/ACCESS.2019.2961511.
- [2] Предварительный национальный стандарт Российской Федерации. Информационные технологии. Интернет вещей. Совместимость систем Интернета вещей. Часть 1. Структура. М.: Стандартинформ; 2019: 30.
- [3] **Anind K.D.** Understanding and using context. *Personal and Ubiquitous Computing*. 2001; (5):4–7. DOI:10.1007/s007790170019.
- [4] **Wang J., Chen Y., Hao S., Peng X., Hu L.** Deep learning for sensor-based activity recognition: A survey. *Pattern Recognition Letters*. 2017; Available at: <https://arxiv.org/abs/1707.03502>. DOI:10.1016/j.patrec.2018.02.010.
- [5] **Watanabe Y., Suzumura R., Matsuno S., Ohya M.** Investigation of context-aware system using activity recognition. *International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)*. Okinawa, Japan, 11–13 Feb. 2019. IEEE; 2019: 287–291. DOI:10.1109/ICAIIIC.2019.8669035.

- [6] **Намиот Д.Е.** Использование оценки приближенности к узлам Wi-Fi-сети для доставки гиперлокального контента. Прикладная информатика. 2012; 41(5). Адрес доступа: [http://www.appliedinformatics.ru/r/articles/article/index.php?article\\_id\\_4=1323](http://www.appliedinformatics.ru/r/articles/article/index.php?article_id_4=1323)
- [7] **Fenza G., Furno D., Loia V.** Hybrid approach for context-aware service discovery in healthcare domain. Journal of Computer and System Sciences. 2012; 78(4):1232–1247.
- [8] **Nweke H.F., Teh Y.W., Al-Garadi M.A., Alo U.R.** Deep learning algorithms for human activity recognition using mobile and wearable sensor networks: State of the art and research challenges. Expert Systems with Applications. 2018; (105):233–261. DOI:10.1016/j.eswa.2018.03.056.
- [9] **Gao Z., Liu D., Huang K., Huang Y.** Context-aware human activity and smartphone position-mining with motion sensors. Remote Sensing. 2019; 11(21):2531. Available at: <https://doi.org/10.3390/rs11212531>
- [10] **Alshami Iy.H., Ahmad N.A., Sahibuddin Sh., Firdaus F.** Adaptive indoor positioning model based on WLAN-fingerprinting for dynamic and multi-floor environments. Sensors (Basel). 2017; 17(8):1789. DOI:10.3390/s17081789.
- [11] **Wu L., Chen C.-H., Zhang Q.** A mobile positioning method based on deep learning techniques. Electronics. 2019; 8(1):59. DOI:10.3390/electronics8010059.
- [12] **Azeez A., Jabbar S., Sulttan Dr.M., Wang D.** Toty Medo wireless indoor localization systems and techniques: Survey and comparative study. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science. 2016; 3(2):392–409. DOI:10.11591/ijeecs.v3.i2.pp392-409.
- [13] **Liu Q., Yang X., Deng L.** An iBeacon-based location system for smart home control. Sensors (Basel). 2018; 18(6):1897. DOI:10.3390/s18061897.
- [14] **Воскобойников М.Л., Федоров Р.К., Ружников Г.М.** Автоматизация вызовов web-сервисов на мобильном устройстве. Вестник Бурятского государственного университета. Математика, информатика. 2019; (2):83–94.
- [15] **Lance G.N., Williams W.T.** A general theory of classificatory sorting strategies: 1. Hierarchical systems. The Computer Journal. 1967; 9(4):373–380.

### **Automatic definition of web service call zones based on the classification of context of the mobile device**

VOSKOBOINIKOV MIKHAIL L.\*, FEDOROV ROMAN K., RUZHNIKOV GENNADY M.

Matrosov Institute for System Dynamics and Control Theory of SB RAS, 664033, Irkutsk, Russia

\*Corresponding author: Voskoboinikov Mikhail L., e-mail: [voskoboinikov1988@gmail.com](mailto:voskoboinikov1988@gmail.com)

Received June 11, 2020, revised February 18, 2021, accepted March 9, 2021

#### **Abstract**

Most IoT devices provide an application programming interface such as web service that allows controlling these IoT devices over Internet using a mobile phone. Activation of IoT devices is performed according to the status of user behavior. Both user behavior and activation of IoT devices are periodical. An activation of IoT device is often related with a user geolocation which can be



defined by sensors of the mobile device. A method for automated activation of IoT devices based on classification of geolocation of mobile device is proposed. The method implements a supervised learning that simplifies automate activation of IoT devices for the end users. Existing methods demand appropriate end user qualification and require long time to automate activation. For indoor geolocation of the mobile device information from Wi-Fi access points and geolocation GPS sensor is utilized. Data of Wi-Fi and GPS sensors is used to form context of a mobile device. Based on context examples of invoking/not invoking web services the spatial areas are formed. When the mobile device context is within the web service invocation area, the web service is invoked and the associated IoT device is activated. To implement the method, an Android application was developed. The method was tested on a training set that contained 100 training examples of calling two web services: opening an electromechanical door lock and opening a barrier. As a result of testing, the accuracy of classifying the context of a mobile device was 98 percent. The results obtained can be used in the development of smart home and smart city systems.

*Keywords:* web service, smart home, Internet of things, Wi-Fi, mobile device context, mobile device context classification, use-case clustering.

*Citation:* Voskoboinikov M.L., Fedorov R.K., Ruzhnikov G.M. Automatic definition of web service call zones based on the classification of context of the mobile device. Computational Technologies. 2021; 26(2):88–97. DOI:10.25743/ICT.2021.26.2.007. (In Russ.)

**Acknowledgements.** This work was supported in part by the RFBR (grants No. 18-07-00758-a, 17-57-44006-mong-a), the program of the Russian Academy of Sciences No. AAAA-A17-117032210079-1, Shared Equipment Centers of ISDCT SB RAS (<http://net.icc.ru>).

## References

1. **Pierleoni P., Concetti R., Belli A., Palma L.** Amazon, Google and Microsoft solutions for IoT: Architectures and a performance comparison. IEEE Access. 2020; (8):5455–5470. DOI:10.1109/ACCESS.2019.2961511.
2. Preliminary national standard of the Russian Federation. Information technologies. Internet of things. Compatibility for systems of “Internet of things”. Part 1. Structure. Moskva: Standartinform; 2019: 30. (In Russ.)
3. **Anind K.D.** Understanding and using context. Personal and Ubiquitous Computing. 2001; (5):4–7. DOI:10.1007/s007790170019.
4. **Wang J., Chen Y., Hao S., Peng X., Hu L.** Deep learning for sensor-based activity recognition: A survey. Pattern Recognition Letters. 2017; Available at: <https://arxiv.org/abs/1707.03502>. DOI:10.1016/j.patrec.2018.02.010.
5. **Watanabe Y., Suzumura R., Matsuno S., Ohyama M.** Investigation of context-aware system using activity recognition. International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC). Okinawa, Japan, 11–13 Feb. 2019. IEEE; 2019: 287–291. DOI:10.1109/ICAIIIC.2019.8669035.
6. **Namiot D.E.** Hyper-local content expert system on the base of Wi-Fi proximity. Journal of Applied Informatics. 2012; 41(5). Available at: [http://www.appliedinformatics.ru/e/articles/index.php?article\\_id\\_4=1323](http://www.appliedinformatics.ru/e/articles/index.php?article_id_4=1323)
7. **Fenza G., Furno D., Loia V.** Hybrid approach for context-aware service discovery in healthcare domain. Journal of Computer and System Sciences. 2012; 78(4):1232–1247.
8. **Nweke H.F., Teh Y.W., Al-Garadi M.A., Alo U.R.** Deep learning algorithms for human activity recognition using mobile and wearable sensor networks: State of the art and research challenges. Expert Systems with Applications. 2018; (105):233–261. DOI:10.1016/j.eswa.2018.03.056.
9. **Gao Z., Liu D., Huang K., Huang Y.** Context-aware human activity and smartphone position-mining with motion sensors. Remote Sensing. 2019; 11(21):2531. DOI:10.3390/rs11212531.
10. **Alshami Iy.H., Ahmad N.A., Sahibuddin Sh., Firdaus F.** Adaptive indoor positioning model based on WLAN-fingerprinting for dynamic and multi-floor environments. Sensors (Basel). 2017; 17(8):1789. DOI:10.3390/s17081789.
11. **Wu L., Chen C.-H., Zhang Q.** A mobile positioning method based on deep learning techniques. Electronics. 2019; 8(1):59. DOI:10.3390/electronics8010059.

12. **Azeez A., Jabbar S., Sulttan Dr.M., Wang D.** Toty Medo wireless indoor localization systems and techniques: Survey and comparative study. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science. 2016; 3(2):392–409. DOI:10.11591/ijeecs.v3.i2.pp392-409.
13. **Liu Q., Yang X., Deng L.** An IBeacon-based location system for smart home control. Sensors (Basel). 2018; 18(6):1897. DOI:10.3390/s18061897.
14. **Voskoboinikov M.L., Fyodorov R.K., Ruzhnikov G.M.** Automation of web services invocations on a mobile device. BSU Bulletin. Mathematics, Informatics. 2019; (2):83–94.
15. **Lance G.N., Williams W.T.** A general theory of classificatory sorting strategies: 1. Hierarchical systems. The Computer Journal. 1967; 9(4):373–380.