

# Использование нейросетей для моделирования человеческой мобильности

А.А. Лякишев

Самарский национальный исследовательский университет  
им. академика С.П. Королева  
Самара, Россия  
aqua\_phoenix@mail.ru

А.Ю. Привалов

Самарский национальный исследовательский университет  
им. академика С.П. Королева  
Самара, Россия  
privalov1967@gmail.com

**Аннотация**—В докладе представлен подход к моделированию человеческой мобильности с помощью нейронных сетей.

**Ключевые слова**—моделирование мобильности, путевые точки, триангуляция Делоне, нейросети.

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Моделирование человеческой мобильности продолжает оставаться одной из актуальных задач, возникающих во многих практических приложениях. Одной из популярных моделей человеческой мобильности является модель SLAW (Self-Similar Least Action Walk) [2], позволяющая учесть сразу несколько ключевых черт реальной мобильности, таких как кластеризация т.н. путевых точек (то есть, точек на маршруте движения, в которых объект проводит много времени), объединяемых в локации, а также статистические характеристики длин и времён переходов между локациями и пребывания в локациях.

Однако, модель SLAW, в которой многие параметры модели описываются эмпирическими формулами, требующими подбора ряда параметров по реальным данным, не обладают желательной точностью моделирования упомянутых выше статистических параметров. В представляемом докладе предлагается использовать обучаемую на реальных трассах мобильности нейросеть, которая в дальнейшем будет использоваться для моделирования трасс мобильности.

## 2. ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Кратко опишем основные элементы модели мобильности. Процесс движения объекта описывается, как прямолинейные переходы между путевыми точками и остановки на некоторое время в путевых точках. Путевой точкой является круг радиусом 5 метров, в котором человек проводит более 30 секунд времени. Если построить путевые точки для большого множества объектов, перемещающихся по некоторой местности, то, как правило, получаются скопления путевых точек – локации, т.е. области, включающие близкие путевые точки различных трасс. Локации определяются как транзитивные замыкания точек, находящихся друг от друга на некотором расстоянии. В данной работе это расстояние было равно 30 метрам. Для задания параметров модели необходимо определить границы локаций, которые решено представлять в виде совокупностей треугольников, определяемых с помощью триангуляции Делоне [6].

После предварительной обработки каждая реальная трасса представляется в виде последовательности локаций, в каждой из которых объект проводит некоторое

время, перемещаясь между путевыми точками внутри локации, после чего перемещается в следующую локацию, при этом для каждого перемещения определяются номер следующей локации, длина и скорость. Данные трассы характеризуются с помощью следующих характеристик:

- 1) Распределение длин прыжков между путевыми точками;
- 2) Распределение времени перемещения между путевыми точками;
- 3) Распределение времени пауз в конечной путевой точке прыжков;
- 4) Распределение времени прохождения трасс путевых точек;
- 5) Распределение посещений локации;
- 6) Распределение посещения уникальных локаций.

Исходная выборка делится на две части: обучающую, в которую попадает 80% путевых точек каждой трассы, и проверочную, состоящую из совокупности последних 20% путевых точек каждой трассы.

В работе используется комбинация из нескольких нейронных сетей для генерации этих величин на основе реальных данных:

7) Нейронная сеть для генерации номера очередной локации. На вход сети подаются номера нескольких предыдущих локаций, на выходе сети получается номер следующей локации. В качестве функции активации используется функция  $\text{softmax}$ , а в качестве функции потерь – категориальная кроссэнтропия [7]. Данное сочетание позволяет быстро кодировать вектор выходных значений, в котором по индексу желаемого выхода находится 1, а остальные значения равны 0 [8]. Сеть состоит из трех слоев:

- входной слой, количество нейронов которого определяется по формуле:

$$M = \text{window} * N, \quad (1)$$

где  $N$  – количество локаций в обучающем наборе;  $\text{window}$  – размер «скользящего окна».

- скрытый слой из 80 нейронов;
- выходной слой, количество нейронов которого равно  $N$ .

8) Сеть для генерации параметров времени прыжка и времени паузы. На вход сети подаются параметры нескольких предыдущих прыжков, на выходе сети получаются параметры следующего прыжка. Параметры времени представляют из себя значения функции распределения Леви [9]. За 0 принимается минимальное

допустимое значение, за 0.5 – максимальное. С помощью коэффициента масштабирования значения функции распределения в интервале (0.5; 1) позволяют получить значения времени не только из обучающего набора, но и превосходящие их. Сеть состоит из трех слоев:

- входной слой, количество нейронов которого определяется по формуле:

$$M = \text{window} * N + (\text{window} - 1) * 2 \quad (2)$$

- скрытый слой, состоящий из 80 нейронов;
- выходной слой, состоящий из 2 нейронов.

9) Сеть, определяющая момент остановки движения (окончания трассы). На вход сети подаются номера локаций нескольких предыдущих прыжков, значения высот столбцов гистограмм распределения длин трасс и времени прохождения трасс, а также суммарное время прохождения трассы. На выходе сети получается вероятность остановки генерации. Сеть состоит из 4 слоев:

- входной слой, количество нейронов которого определяется по формуле:

$$M = \text{window} * N + T + P + 1, \quad (3)$$

где  $T$  – количество интервалов гистограммы распределения длин трасс;  $P$  – количество интервалов гистограммы распределения времени прохождения трасс.

- два скрытых слоя по 40 нейронов в каждом;
- выходной слой с единственным нейроном.

В качестве функции активации выходных слоев сети для генерации параметров прыжка и сети, определяющей момент остановки движения, используется сигмоидальная функция. В качестве функции потерь используется среднее квадратическое отклонение. Для всех сетей в качестве оптимизатора используется оптимизатор Adam [10].

Параметры сгенерированных трасс сравниваются с параметрами проверочной выборки, чтобы убедиться в адекватности полученных данных. На рисунках 1-3 представлены результаты экспериментальных исследований применения нейронных сетей для генерации трасс.

### 3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе исследована применимость нейронных сетей для работы с моделью человеческой мобильности. В ходе были определены оптимальные структуры таких нейронных сетей и их параметры. Продемонстрированы результаты сравнения характеристик реальных и сгенерированных нейросетями параметров.

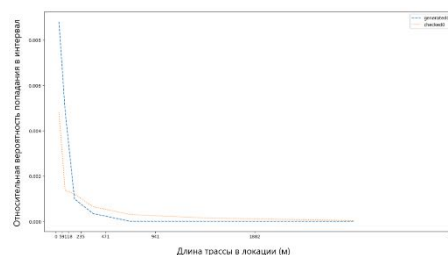


Рис. 1. График распределения длин трасс в локациях

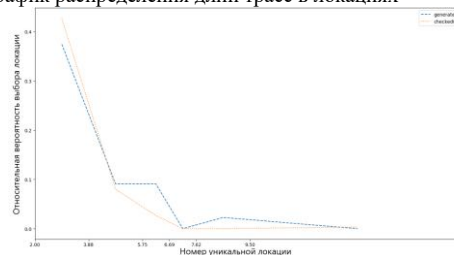


Рис. 2. График распределения уникальных локаций

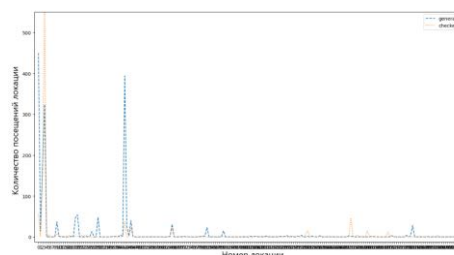


Рис. 3. График количества посещений локаций

### ЛИТЕРАТУРА

- [1] Rhee, I. On the Levy-Walk Nature of Human Mobility / I. Rhee, M. Shin, S. Hong, K. Lee, S.J. Kim, S. Chong // IEEE/ACM Transactions On Networking. – 2011. – Vol. 19(3). – P. 630-643.
- [2] Lee, K. SLAW: Self-Similar Least-Action Human Walk / K. Lee, S. Hong, S.J. Kim, I. Rhee, S. Chong // IEEE/ACM Transactions On Networking. – 2012. – Vol. 20(2). – P. 515-529.
- [3] Самуйлов, К.Е. Применение моделей случайного блуждания при моделировании перемещения устройств в беспроводной сети / К.Е. Самуйлов, Ю.В. Гайдамака, С.Я. Шоргин // Информатика и её применение. – 2018. – Т. 12, № 4. – С. 2-8. DOI: 10.14357/19922264180401.
- [4] Mushuang, L. Analysis of the Random Direction Mobility Model with a Sense-and-Avoid Protocol / L. Mushuang, W. Yan, L. Frank // IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). – 2017. – P. 1-6. DOI: 10.1109/GLOCOMW.2017.8269071.
- [5] Barbosa-Filho, H. Human Mobility: Models and Applications / H. Barbosa-Filho, M. Barthelemy, G. Ghoshal, C.R. James, M. Lenormand, T. Louail, R. Menezes, J.J. Ramasco, F. Simini, M. Tomasini // Physics Reports. – 2018. – Vol. 734. – P. 1-74.
- [6] Скворцов, А.В. Триангуляция Делоне и её применение / А.В. Скворцов. – Томск: Изд-во Том. ун-та, 2002. – 128 с.
- [7] Cross-Entropy Loss Function [Electronic resource]. – Access mode: <https://towardsdatascience.com/cross-entropy-loss-function-f38c4ec8643e> (20.01.2022).
- [8] Killer Combo: Softmax and Cross Entropy [Electronic resource]. – Access mode: <https://levelup.gitconnected.com/killer-combo-softmax-and-cross-entropy-5907442f60ba> (20.01.2022).
- [9] Распределение Леви [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://studme.org/189322/matematika\\_himiya\\_fizik/raspredenie\\_le vi](https://studme.org/189322/matematika_himiya_fizik/raspredenie_le_vi) (27.01.2022).
- [10] Реализуем и сравниваем оптимизаторы моделей в глубоком обучении [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/company/skillfactory/blog/525214/> (27.01.2022).