



А.А. Лякишев, А.Ю. Привалов

## МОДЕЛИРОВАНИЕ ЧЕЛОВЕЧЕСКОЙ МОБИЛЬНОСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕЙ

(Самарский университет)

Рассматривается возможность использования нейросетей в задаче моделирования человеческой мобильности для имитации тех характеристик модели, которые не слишком хорошо описываются аналитически. Данный подход применяется к модели типа SLAW (Self-Similar Least Action Walk) [1], известной тем, что она позволяет учесть и имитировать несколько ключевых черт реальной мобильности. Такими чертами являются т.н. кластеризация трассы мобильности объекта (человека) – когда в некоторых частях маршрута движения объект проводит много времени в сильно ограниченной области, а также распределение времени нахождения в таких областях, и распределение времени перехода между такими областями. Эти области принято называть локациями, так как они, как правило, соответствуют каким-либо объектам, например, зданиям, где человек проводит много времени в течение дня (учебные корпуса для студента), аттракционам в парке, если объект – посетитель парка и т.д.

Считается (см. [1]), что времена пребывания в локации и времена перехода между локациями имеют распределения Леви с разными параметрами, и эти параметры необходимо определить из имеющихся данных о реальных перемещениях людей по интересующей местности. Однако, практика показывает, что такая модель не слишком хорошо согласуется с практикой. В данном докладе мы предлагаем не использовать аналитические модели для описания этих параметров модели мобильности, а попробовать обучить нейронную сеть генерировать нужные величины после обучения на имеющихся данных о реальных перемещениях.

Трасса мобильности моделируется последовательностью прямолинейных перемещений между так называемыми путевыми точками и остановками в них. Будем называть путевой точкой круг радиусом  $R=5$  м, в котором человек проводит более  $T=30$  сек. времени. Положение некоторой путевой точки – это положение центра круга. Путевые точки определяются из реальных трасс перемещений людей. Определяются они следующим образом: просматриваются точки трасс в порядке их следования, и определяется, лежат ли последовательные точки в круге радиусом  $R$  с центром, координаты которого есть среднее от координат этих точек. Как только очередная точка не попадает в такой круг, определяется, в течение какого времени предыдущие точки туда попадали. Если это время больше, чем  $T$ , то констатируем наличие путевой точки, все точки, кроме последней, приписываем ей, записываем её параметры (координаты, время, в ней проведённое, и количество точек исходной трассы, в неё объединяемых), и начинаем работу алгоритма снова, с той последней точки исходной трассы, которая туда не вошла.



Если промежуток времени внутри круга ещё не достиг  $T$ , тогда удаляется из набора самая старая (самая первая из туда попавших) точка, и проверяется оставшийся набор на принадлежность новой потенциальной путевой точке, вместе с последней точкой (которая в старый круг не вошла). Если теперь всё в круге, то продолжается добавление новых точек в набор. Если нет – опять удаляется самая старая точка, и так до тех пор, пока все оставшиеся точки не попадут в новый круг (возможно, там останется только одна точка).

В результате такой обработки получается последовательный набор путевых точек, с целью более чёткого определения факта смены местоположения одного человека, то есть все положения в указанном радиусе в течение указанного порога времени принимаются за одну точку, в которой он провёл некоторое время. Радиус и порог времени определяются, исходя из типичного поведения пользователей.

При построении путевых точек для достаточно большого количества объектов получают скопления путевых точек, которые называются локацией. Близкие друг к другу путевые точки объединяются в локацию в случае, если из одной точки можно попасть в другую за некоторое количество шагов. В работе расстояние слияния путевых точек принимается равным 30 метрам. Данное значение было подобрано, чтобы, с одной стороны, получить достаточно большое количество локаций и, с другой стороны, чтобы полученные локации объединяли в себе значительное количество путевых точек. Границы локаций представляются в виде совокупностей треугольников, получаемых с помощью алгоритма триангуляции Делоне [2]. В результате обработки исходных данных каждая трасса представляется в виде последовательных прыжков между путевыми точками различных локаций, в каждой из которых объект проводит некоторое время.

В работе используется комбинация из нескольких нейронных сетей для генерации трасс с использованием реальных данных. Первая нейронная сеть генерирует номер очередной локации, анализируя текущее и предыдущие местоположения.

Вторая нейронная сеть на основе параметров нескольких предыдущих прыжков (времени прыжка, времени паузы и номера локации) определяет параметры следующего прыжка. Время прыжка и время паузы представляются в виде значений функции распределения Леви [3]. В качестве 0 принимается минимальное время из исходных данных, при этом максимальное время из исходных данных приравнивается к значению 0.5, чтобы иметь возможность получать значения, превосходящие максимальное, с использованием коэффициента масштабирования.

Третья нейронная сеть предназначена для определения момента остановки генерации трассы. Комбинируя на входе сети параметры двух предыдущих сетей, а также суммарное время прохождения текущей трассы, определяется вероятность остановки алгоритма генерации. Данная нейронная сеть сравнивает вышеописанные характеристики исходных трасс с генерируемой трассой, например, длины трасс в каждой из локаций и суммарная длина трассы, пред-



ставленные на рисунках 1-2, и определяет степень их схожести и останавливает генерацию при ее увеличении.

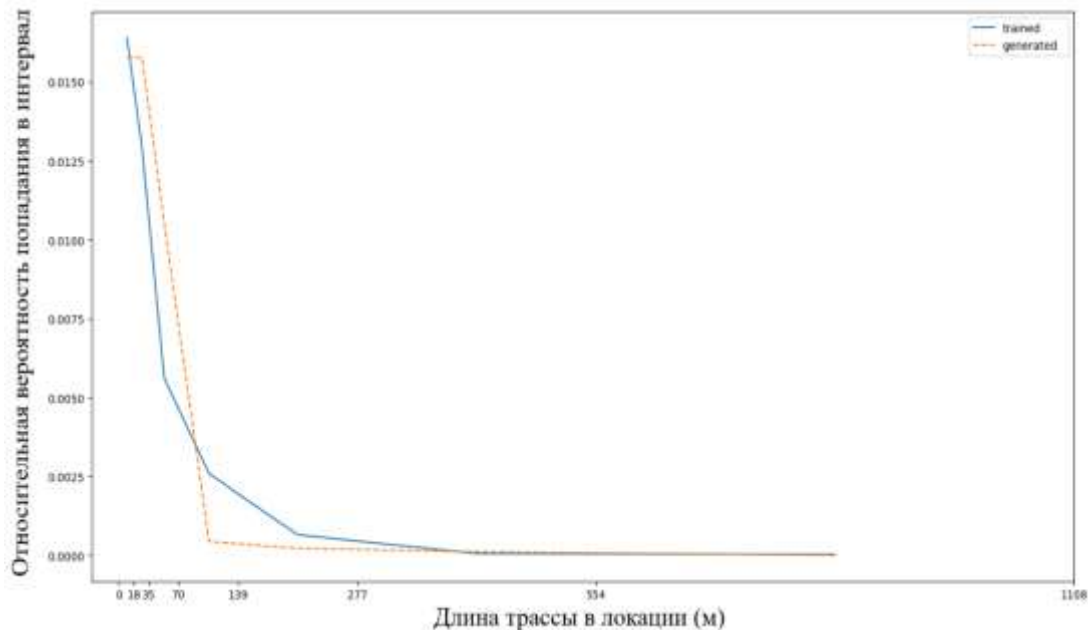


Рис. 1. График распределения длин трасс в локациях

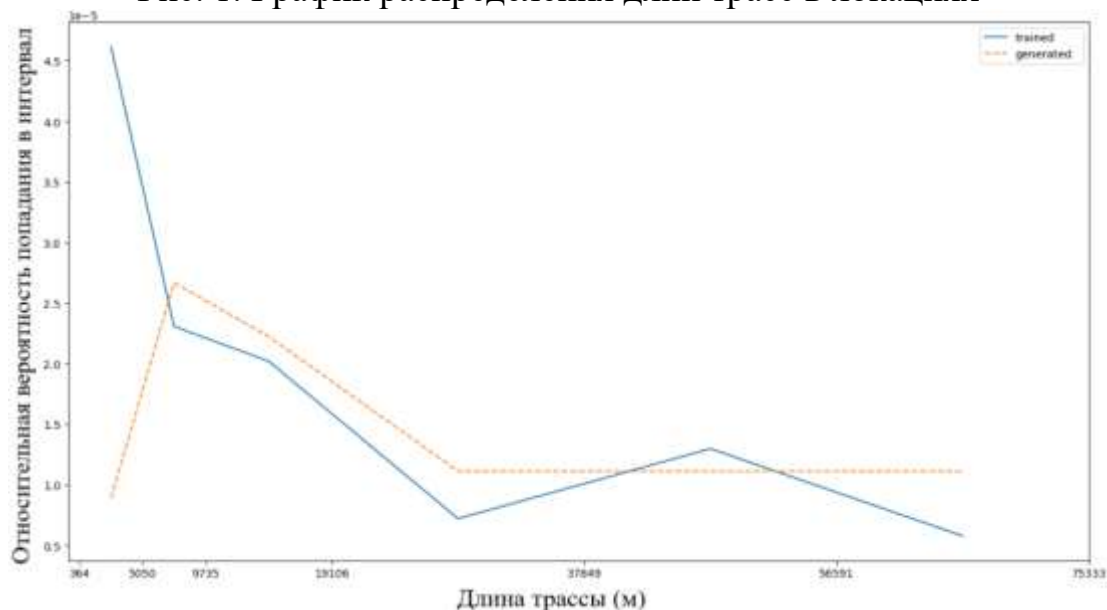


Рис. 2. График распределения длины трасс

В результате работы генерирующих нейронных сетей на текущем шаге итерации мы получаем номер следующей локации, время прыжка и время паузы после прыжка. Для полученного номер локации возможны два случая:

1. Номер следующей локации отличается от номера текущей локации;
2. текущая и предыдущая локации совпадают.

В первом случае в качестве следующей путевой точки принимается ближайшая к текущей путевая точка из новой локации. Второй случай предполагает, что объект не выходит за пределы текущей локации и меняет местоположение из одной путевой точки в другую, принадлежащую этой же локации. Однако в качестве новой путевой точки использовать ближайшую нецелесообразно,



так как в таком случае возможно образование петли, когда объект будет перемещаться по замкнутому контуру путевых точек. Предполагается использовать один из алгоритмов случайного блуждания [4, 5] или реализовать алгоритм выбора нового местоположения без использования второй нейронной сети на основе статистики перемещений внутри локаций из обучающего набора данных.

### Литература

1. 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, No. 2. – P. 515–529.
2. Скворцов, А. В. Триангуляция Делоне и её применение / А.В. Скворцов. – Томск: Изд-во Том. ун-та, 2002. – 128 с.
3. Распределение Леви [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://studme.org/189322/matematika\\_himiya\\_fizik/raspredelenie\\_levi](https://studme.org/189322/matematika_himiya_fizik/raspredelenie_levi), свободный.
4. 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.
5. Bettstetter, C. The node distribution of the random waypoint mobility model for wireless ad hoc networks / C. Bettstetter, G. Resta, P. Santi // IEEE Trans. Mobile Comput. – 2003. – Vol. 2, No. 3. – P. 257–269.

А.И. Максимов, В.А. Родин

## ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДОВ ПЕРЕНОСА СТИЛЯ ДЛЯ ЗАДАЧИ СОПОСТАВЛЕНИЯ НАТУРАЛИСТИЧНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ И НАБРОСКОВ

(Самарский университет)

### Введение

Работа посвящена задаче распознавания человека по наброску его лица. Распознавание человека по наброску можно рассматривать как некоторое усложнение задачи распознавания человека по фотографии. Для задачи распознавания по фото разработано большое количество методов. В их числе ставшие «классическими» методы, основанные на использовании линейных подпространств [1,2] и разреженных представлений [3,4], а также широкий класс методов, основанный на глубоком обучении – с применением универсальных [5, 6], легких [7, 8], адаптивных [9, 10] и т.д. архитектур. Задаче же распознавания человека по наброску посвящено заметно меньшее количество работ [11, 12].

В данной работе исследуется часть задачи распознавания человека по наброску его лица, а именно - эффективность применения переноса стиля для сопоставления фотографии и наброска. Цель данной работы – выяснить, позво-