

Применение нейронных сетей к анализу временных последовательностей при распознавании усталости водителя автомобиля

Я.Д. Сапрыкин¹, В.И. Рязанцев¹, А.А. Смирнов¹

¹МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2-я Бауманская, 5, стр. 1, Москва, Россия, 105005

Аннотация

В данном исследовании предложена методика классификации состояния водителя с помощью нейронной сети на основе заданной временной последовательности, представляющей зависимость угла поворота рулевого колеса от времени. Данные содержат 270 тысяч точек, из которых 180 тысяч соответствуют бодрому водителю, 90 тысяч – уставшему. В результате исследования было показано, что два метода – непосредственная подача данных на входной слой нейронной сети и предварительное вычленение из данных признаков – могут использоваться для классификации.

Ключевые слова

Нейронная сеть, Усталость водителя, Временная последовательность, Рулевое управление

1. Введение

Вождение автомобиля в состоянии сонливости или усталости является одной из основных причин дорожно-транспортных происшествий. По данным ГИБДД процент ДТП, связанных с засыпанием водителя за рулем, в 2018 году составляет порядка 20% [1]. В США засыпание водителя за рулем вызывает не менее 100 000 аварий в год; 40 000 приводят к несмертельным травмам, и более 1500 приводят к смертельному исходу [2].

Чтобы обезопасить участников дорожного движения от водителей, находящихся в состоянии сонливости, автопроизводители разрабатывают технологии мониторинга автомобильных показателей эффективности вождения и предупреждения водителя о наступающей усталости.

2. Исходные данные

В качестве исходных данных были синтезированы воздействия водителя на рулевое колесо в бодром состоянии и состоянии усталости в виде зависимости угла поворота рулевого колеса от времени $\varphi(t)$ на основе исследований [3, 4].

Для классификации данные были разбиты на временные окна, охватывающие интервал T величиной 10 секунд и содержащие по 50 точек каждое. Тогда число временных окон, описывающих воздействия на рулевое колесо, составляет 5400, из которых 3600 соответствуют бодрому водителю, 1800 – уставшему.

2.1. Классификация без преобразования данных

Данный подход предполагает классификацию состояния водителя с помощью нейронных сетей без преобразования данных и вычленения из временных окон каких-либо признаков.

При таком подходе входной слой нейронной сети содержит 50 нейронов, соответствующих числу точек во временном окне, а выходной слой – 2 нейрона, соответствующих состояниям уставшего и бодрого водителя. В ходе работы были рассмотрены варианты с различным

числом слоев, различными активационными функциями. Наилучших результатов удалось добиться при использовании двух скрытых слоев с 500 нейронами в каждом и функцией активации ReLU. При данном подходе точность распознавания бодрого водителя составила 98,3%, уставшего – 91,2%.

2.2. Классификация с предварительным вычленением признаков

В данном подходе для каждого временного окна было вычислено 11 показателей: среднее значение угла поворота рулевого колеса, дисперсия, среднее квадратическое, среднее квадратическое отклонение, приближительная энтропия [4], коэффициент вариации, процент числа значений угла поворота рулевого колеса, превышающих 5° , процент числа значений угла поворота рулевого колеса, превышающих 30° , число проходов рулевого колеса через ноль, процент числа значений угла поворота рулевого колеса, превышающих величину одного среднего квадратического отклонения, процент числа значений угла поворота рулевого колеса, превышающих величину двух средних квадратических отклонения.

К полученным одиннадцатимерным данным применен метод главных компонент для определения оптимального числа признаков для последующей классификации. В результате было получено, что два признака объясняют 95% информации и имеют потенциал для точной классификации.

На рисунке 1 показано распределение двух признаков – среднего квадратического отклонения и приближительной энтропии на плоскости. Из рисунка видно, что данные могут быть точно разделены. По данным признакам с помощью нейронной сети с тремя скрытыми слоями по 500 нейронов в каждом с функцией активации ReLU были получены следующие результаты: точность распознавания уставшего водителя: 99,8%, уставшего – 99,3%.

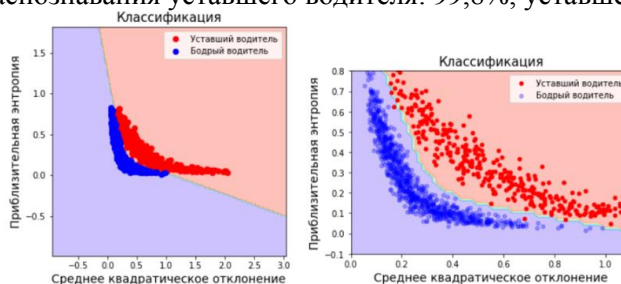


Рисунок 1: Распределение значений выделенных признаков на плоскости

3. Заключение

В результате исследования было показано, что с помощью нейронных сетей возможна классификация состояния водителя по его воздействиям на рулевое колесо, а предварительное вычленение признаков для классификации позволяет добиться повышения точности классификации.

4. Литература

- [1] [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://versia.ru/s-zasypaniem-za-rulyom-svyazano-okolo-20-procentov-vsex-dtp> (дата обращения 09.12.2019).
- [2] Forsman, P.M. Efficient driver drowsiness detection at moderate levels of drowsiness / P.M. Forsman, B.J. Vila, R.A. Short, C.G. Mott, H.P.A. Van Dongen // Accident Analysis and Prevention – 2013. – Vol. 50. – P. 341-350.
- [3] Li, Z. Online detection of driver fatigue using steering wheel angles for real driving conditions / Z. Li, S.E. Li, R. Li, B. Cheng, J. Shi // Sensors. – 2017. – Vol. 17(3). – P. 495.
- [4] Pinkus, S.M. Approximate entropy as a measure of system complexity // Proc. Natl. Acad. Sci. USA. – 1991. – Vol. 88. – P. 2297-2301. DOI: 10.1073/pnas.88.6.2297.