W dzisiejszym świecie niemal wszystkie telefony wyposażone są w podstawowe czujniki inercyjne takie jak: akcelerometr czy też żyroskop. Dzięki temu dane z wspomnianych czujników są łatwo dostępne. Wraz dynamicznym rozwojem dziedziny sztucznej inteligencji daje to efekt w postaci dużej ilości prac badawczych związanych z klasyfikacją oraz rozpoznawania aktywności na podstawie danych z czujników. Gromadzenie danych nie jest już tak kosztowne, co skutkuje coraz lepszą skutecznością klasyfikatorów. Wpisując w google zapytanie " machine learning accelerometer" można zauważyć że najpopularniejszym sposobem wykorzystania danych z czujników inercyjnych jest rozpoznawanie aktywności fizycznej. W niniejszej pracy zdecydowano się spróbować klasyfikować inną tematykę, mianowicie analizę podstawowych manewrów wykonywanych przez kierowców podczas jazdy. Także na tej płaszczyźnie powstało wiele prac badawczych/artykułów. [wymienic i opisac]

RELATED WORK

Głownym celem rozpoznawania zdarzeń na podstawie czujników ze smartfonu jest ciągła analiza tych danych i identyfikacja aktualnego zdarzenia z wysoką skutecznością. Jest to interesujący temat dla wielu badaczy oraz programistów. Istnieje wiele badań z róznymi sposobami podejścia do tematu. Większość prac badawczych skupiona jest na tradycyjnych technikach klasyfikacji takich jak SVM, decision tree[1], k-nearest neighbor, sieci neuronowe itp. W powyższych przypadkach model jest trenowany oraz testowany pod nadzorem nauczyciela, który posiada nie tylko wiedzę o danych wyjściowych ale również o wyjściu. Taki sposób trenowania danych nazywany jest uczenie z nadzorem (*ang. Supervised learning*). Trenowanie modelu wykonuje się w trybie *offline*. Następnie otrzymany klasyfikator można wykorzystać do rozpoznawania zdarzeń w czasie rzeczywistym.

Dane z akcelerometru można wykorzystywać na wiele sposobów. W [1] autorzy zaproponowali algorytm drzewa decyzyjnego do rozpoznawania aktywności, w którym akcelerometr został umieszczony razem z czujnikiem EKG na klatce piersiowej ochotnika. Wyniki tej pracy mogą być później wykorzystane do znalezienia korelacji pomiędzy sygnałem z EKG z czynnością wykonywaną przez użytkownika. Osiągneli oni skuteczność na poziomie 96.92%.

Z kolei w [6] autorzy zaimplementowali mobilną aplikację do rozpoznawania aktywności w sposób niezależny od położenia oraz orientacji telefonu. Średnia oraz odchylenie standardowe zostały użyte jako cechy. Są to cechy typowe do rozpoznawania aktywności używane praktycznie w każdej pracy. Do klasyfikacji autorzy wykorzystali hierarchiczną strukturę sieci neuronowych, każda z nich klasyfikowała binarny problem: czy zdarzenie miało miejsce. Takie rozwiązanie posiada lepszą skuteczność niż jedna wielka sieć rozpoznająca wiele klas.[7] 86 % skuteczności

Jedną z zalet powyższego podejścia jest niskie zużycie baterii przez czujniki w porównaniu np. do GPS.

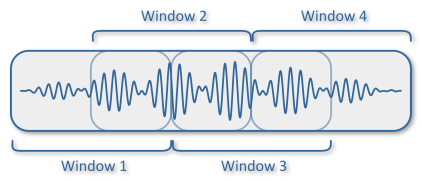
ALGORYTM KLASYFIKACJI WZORCÓW

Ogólnie rzecz biorąc, proces klasyfikacji wzorców z danych z czujników można podzielić na pięć kroków[4]:

* Akwizycję oraz przetwarzanie surowych danych z czujników
* Segmentacja danych
* Ekstrakcja cech
* Klasyfikacja
* Adaptacja do kontekstu

Pierwszy krok polega na zebraniu oraz przetworzeniu danych w taki sposób aby zawierały one tylko interesujące z punktu widzenia klasyfikacji informacje. W tym celu stosuje się filtry dolnoprzepustowe oraz pasmowo-przepustowe. Filtr dolnoprzepustowy pozwala wyeliminować wyższe częstotliwości (szumy) oraz otrzymać składową stałą jaką jest siła grawitacji. Na podstawie siły grawitacji wyliczane jest pochylenie telefonu, które używane jest do normalizacji danych. Polega ona na obrocie osi współrzędnych w taki sposób, aby oś *Z* pokrywała się z wektorem siły grawitacji. Z kolei filtr pasmowo-przepustowy eliminuje wpływ siły grawitacji, pozostawiając zmiany przyśpieszeń wygenerowane przez użytkownika.

Segmentacja danych jest procesem grupowania wartości o długości określonego przedziału czasowego. Jest to konieczne, ponieważ ekstrakcja cech następuje nie z pojedynczej wartości, lecz z przebiegu wartości w czasie. Popularną metodą segmentacji danych jest użycie okna przesuwnego (ang. *Sliding window*). W celu zwiększenia dokładności stosuje się nachodzące na siebie okna, co zostało przedstawione na rysunku poniżej.



W powyższym przykładzie następujące okno zawiera połowę wartości z poprzedzającego. Większe nałożenie na siebie sąsiednich okien zwiększa dokładność, jednak potrzebuje do tego dużo więcej mocy komputerowej. Długość okna zależy od długości aktywności, w przypadku niniejszej pracy -od długości manewru wykonywanego przez kierowcę.(wspomiec tutaj o roznych podejsciach?). W pracach [] i [] dotyczących rozpoznawania aktywności użytkownika przyjmuje się zazwyczaj stałą wartość okna np. 1 s. Długość okna ta powoduje opóźnienie w przypadku aplikacji *online* równe czasowi trwania jednego okna.

Ekstrakcja cech jest jednym z kluczowych, jak nie najważniejszym elementem w całym procesie klasyfikacji. To jak wektor wartości danych w czasie zostanie przedstawiony wpływa na skuteczność klasyfikatora. Przykładowe cech w dziedzinie czasu oraz częstotliwości to: wariancja, średnia, korelacja, energia, współczynniki FFT i wiele innych.

Po dokonaniu ekstrakcji cech należy dostarczyć je klasyfikatorowi, który zadecyduje do której klasy należy wejściowy wektor cech. W przypadku klasyfikatora dyskryminatywnego decyzja ta podejmowana jest na podstawie wcześniej zdefiniowanej (podczas procesu uczenia) hiperpłaszczyzny (w przypadku binarnym) lub hiperpłaszczyzn (w przypadku gdy klas jest więcej) rozdzielającej. Klasyfikator generatywny, z kolei, próbuje stworzyć model opisujący jak dane dla każdej klasy są generowane przed zbudowaniem funkcji matematycznej rozrózniającej dane klasy[2]. Wszystkie tradycyjne techniki klasyfikacji budowane są w oparciu o wcześniej zebrane dane. Dlatego też, nie są one dostosowane do klasyfikacji gdy charakterystyka aktywności lub zdarzenia się zmieni lub zostanie wykonana przez inną osobę[3]. W takim przypadku należy zaktualizować model poprzez dodatkowe dane uczące. Lepszym sposobem jest generalizacja problemu, tzn. wzięcie pod uwagę wszystkich możliwości. W przypadku identyfikacji manewrów drogowych będzie to zbieranie danych z większej ilości kierowców, a manewry nie powinny zostać wykonywane na tej samej drodze.

Koncowym i opcjonalnym krokiem jest adaptacja wyniku do kontekstu. Dokonczyc str 70