Rozpoznawanie mówcy z użyciem sieci neuronowych feed-forward

Bartłomiej Bułat
Konrad Malawski

I rok, 2 stopień, Informatyka Stosowana, EAIiE

14 czerwca 2012

1 Streszczenie

Dokument przedstawia wyniki badań nad rozpoznawaniem mówcy za pomocą sieci neuronowych feed-forward. Opisano tutaj wszystkie problemy, które należało rozwiązać, od pozyskania głosu do jego właściwego rozpoznania. Pokazano problem wykrywania aktywności mówcy, parametryzacji wypowiedzi za pomocą LPC, budowy sieci neuronowej oraz metod nauki.

Słowa kluczowe: Rozpoznawanie mówcy, sieci neuronowe feed-forward, linear prediction coding, LPC, wykrywanie aktywności mówcy.

2 Wstęp

Przedmiotem badań było rozpoznawanie mówcy z użyciem sieci neuronowych typu feed-forward. Sam problem rozpoznawania mówcy polega na jednoznacznym wskazaniu osoby po jej głosie. Zwykle dzieje się to w 3 krokach: ekstrakcja cech głosu, modelowanie tych cech oraz klasyfikacja nowych wypowiedzi i rozpoznanie osoby. Do rozpoznawania używa się tych cech zapisu audio która są specyficzne dla wybranego człowieka, te cechy odzwierciedlają takie cechy osobowe jak kształt i rozmiar ust lub krtani.

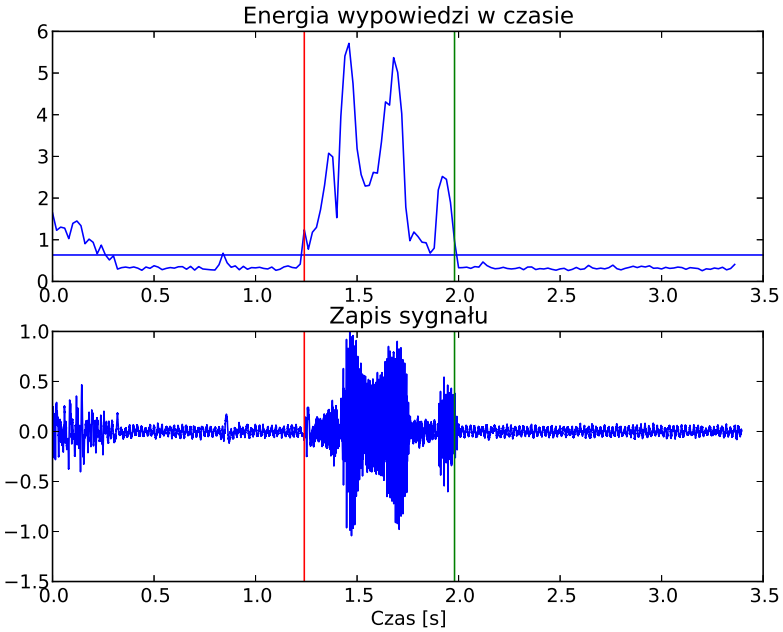
Modelowanie i klasyfikacja ekstrahowanych cech w istniejących rozwiązaniach odbywa się zwykle z użyciem ukrytych modeli Markowa, algorytmów dopasowania wzorców, sieci neuronowych, reprezentacji macierzowych czy też drzew decyzyjnych.

3 Proponowane rozwiązanie

Przed rozpoczęciem prac nad aplikacją zebraliśmy bazę wypowiedzi 6 osób, pięciu mężczyzn i jedna kobieta, każda z nich wypowiada 10 razy swoje imię i nazwisko oraz dwa słowa, długie „samochód” oraz krótkie „kot”. Dzięki takiej

bazie mogliśmy zbadać cechy systemu zależnego i niezależnego od treści wypowiedzi. Niestety nie udało nam się wzbogacić bazy o więcej żeńskich głosów, aby móc zbadać ten aspekt rozpoznawania mówcy.

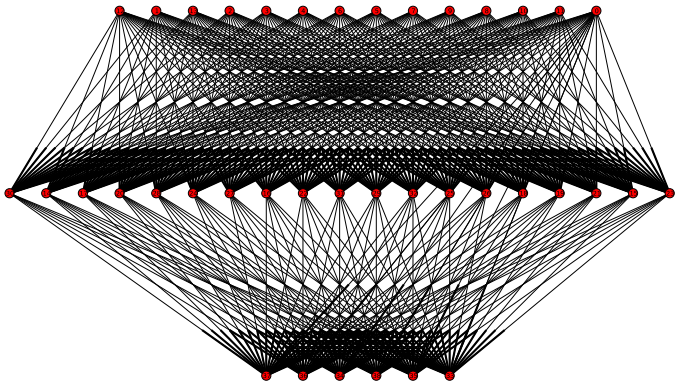
Pierwszym etapem było wydzielenie z zapisów konkretnych słów. Potrzebny był do tego algorytm wykrywania aktywności mówcy. Aby zrealizować to zadanie z wysoką jakością należy wziąć pod uwagę wiele parametrów wypowiedzi. Każdy z mówi z różną siłą, która zmienia się również podczas wypowiedz. Nasz algorytm został bardzo uproszczony ze względu na przeznaczenie rozwiązania. Ponieważ nie była wymagana duża dokładność wyznaczenia początku i końca wypowiedzi, wyznaczane one były na podstawie energii sygnału. Jeśli energia przekroczyła próg uznawano to za początek wypowiedzi, jeśli zaś energia sygnału spadła poniżej progu na czas dłuży od 100ms, uznawano to za koniec wypowiedzi. Prób był dobierany osobno dla każdego wypowiedzianego słowa. Na rysunku 1 przedstawiono przykładowy wynik algorytmu na słowie „samochód".



Rysunek 1: Energia sygnały zapisu wypowiedzi słowa „samochód" wraz z lokalizacją początku i końca wypowiedzi.

Do parametryzacji wypowiedzi użyto współczynników kodowania liniowo predykcyjnego. Rozwiązanie to jest proste: nie wymaga dużo czasu ani pamięci na obliczenia, a daje stosunkowo bardzo dobre rezultaty.

Została zaprojektowana sieć feed-forward posiadająca 13 neuronów wejściowych (odpowiadające ilości współczynników LPC), 19 neuronów warstwy ukrytej oraz 6 neuronów warstwy wyjściowej, co odpowiada ilości osób w bazie. Na rysunku 2 pokazano schemat połączeń sieci.



Rysunek 2: Schemat połączeń sieci neuronowej

4 Parametryzacja wypowiedzi - ekstrakcja cech

Jak zostało wcześniej powiedziane cechy wypowiedzi muszą być zależne do konkretnych osób (wysokość głosu, lokalizacja formantów). Poniżej zostanie przedstawione kilka sposób estymacji tych wartości z cyfrowych próbek mowy.

Dyskretna Transformata Fouriera - w przeciwieństwie do sygnału w dziedzinie czasu, w dziedzinie częstotliwości można uzyskać informacje o tonie głosu i lokalizacji formantów. Jednak transformata Fouriera zawiera zbyt dużo niepotrzebnych informacji, co bardzo utrudnia jej użycie w przypadku zastosowania sieci neuronowych.

Linear Predictive Coding, LPC - kodowanie liniowo predykcyjne to prosta, a zarazem potężna metoda wyciągania informacji o lokalizacji formantów. W skrócie algorytm LPC pozwala znaleźć wektor współczynników opisujących widmową obwiednię amplitudy DFT. Współczynniki każdej próbki mogą być wyliczone jako liniowa kombinacja współczynników próbki poprzedniej, co pokazuje równanie 1.

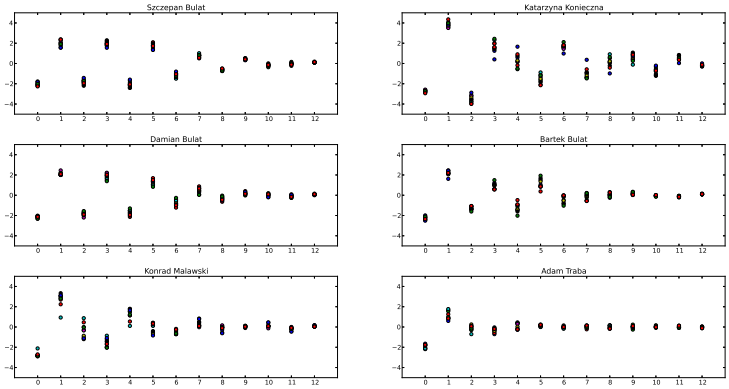
$$x(n) - \sum_{k=1}^{p} a_k x(n-k) + e(n) \tag{1}$$

p współczynników a_k minimalizujących błąd między sygnałem a jego estymatą są znane jako współczynniki LPC p-tego rzędu. Współczynniki LPC 13-rzędu dla słowa „samochód" dla wszystkich osób z bazy znajdują się na rysunku 3.

Współczynniki Cepstralne - te współczynniki niosą bardzo podobne informacje jak współczynniki LPC. Opisują obwiednie widmową amplitudy DFT. Cepstrum to transformata Fouriera z logarytmu amplitudy transformaty Fouriera sygnału (patrz równanie 2).

$$C = DFT(\log(|DFT(x)|)) \tag{2}$$

Cepstrum zmniejsza liniowy trend spectrum oraz usuwa z sygnału informacje o mówcy, ta strata informacji przydatna jest w aplikacjach do rozpoznawania



Rysunek 3: Współczynniki LPC 13-tego rzędy dla wszystkich osób z bazy

treści wypowiedzi.

Współczynniki cepstralne można obliczyć z współczynników LPC z użyciem zależności 3.

$$c_i = a_i + \frac{1}{i}\sum_{j=1}^{i-1}(j)a_{i-j}c_j \tag{3}$$

Użycie współczynników cepstralnych, oprócz tego, że usuwa informacje o mówcy i daje się wyliczyć z LPC nie przyniosło poprawy rezultatów rozpoznawania, dlatego do dalszej analizy wybrano współczynniki LPC 13-tego rzędu.

5 Budowa sieci neuronowej

Sieć nieuronowa użyta w badaniach to typowa, trzywarstwowa sieć neuronowa feed-forward. Głównym problemem przy projektowaniu sieć do rozpoznawania mówców jest to, że ilość rozpoznawanych osób musi być znana na początku. Ilość neuronów warstwie wyjściowej odpowiada rozmiarowi bazy osób, a aktywacja wyjścia jest tożsama z rozpoznaniem danej osoby.

Ilość neuronów w warstwie wejściowej odpowiada ilości współczynników LPC, czyli 13. Jak można zaobserwować na rysunku 3 wyższy rząd współczynników nie poprawił by rezultatów, bo dla każdej z osób te współczynniki są bardzo bliskie zeru.

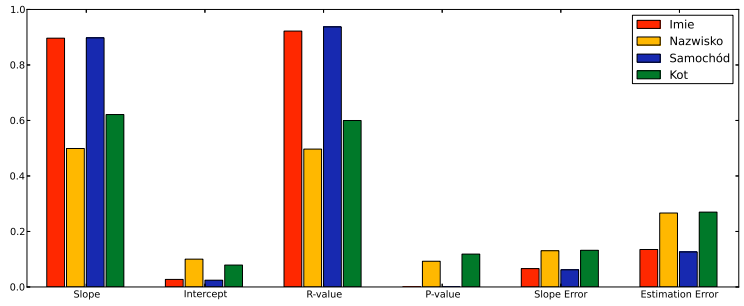
Ilość neuronów w warstwie ukrytej jest dobrana doświadczalnie. Dla mniejszej liczby sieć miała problemy z zapamiętywaniem wzorców, a dla większej liczby nie było widocznej poprawy rezultatów.

6 Testowanie

W czasie testów skupiono się na dwóch ważnych aspektach tego problemu. Rozpoznawanie zależne/niezależne od treści słowa oraz sposób uczenia sieci neuronowej.

6.1 Zależność od treści

Nasza baza próbek glosuj pozwoliła nam na testy jakości rozpoznawania mówcy w przypadku użycia tych samych i różnych słów przez każdą osobę. Imię i nazwisko jest inne dla prawie każdej osoby, a pozostałe dwa słowa („samochód" i „kot") były wypowiedziane przez każdą osobę z bazy. Wykres 4 przedstawia parametry analizy regresji sieci uczonej metodą wstecznej propagacji błędu z momentem, dla wszystkich czterech słów.



Rysunek 4: Wykres parametrów regresji liniowej w zależności od słowa użytego do rozpoznawania

Najlepszą metodą (parametry opisującą prostą regresji zbliżone do $y = x$, niski błąd, wysoka korelacja wyjścia i wejścia) okazała się metoda zależna od treści, mianowicie wykorzystanie słowa „samochód". Wykorzystanie słowa „kot", pomimo, że jest to również metoda zależna od treści (która z założenia powinna dawać lepsze rezultaty), jest metodą najgorszą. Duży wpływ na taki wynik może mieć to, że słowo „kot" jest bardzo krótkie, co za tym idzie, niesie mało informacji.

Dobre efekty dało również wykorzystanie imienia osoby jako analizowanego słowa, wpływ na to może mieć to, że żadne z imion się nie powtarza. Wykorzystanie nazwiska nie dało zadowalających rezultatów, może to być spowodowane tym, że w badzie występują 3 osoby o tych samych nazwiskach.

6.2 Sposób trenowania sieci

Użyta implementacja trenowanie sieci czterema algorytmami, dodatkowo jeden algorytm jest zaimplementowany w wersji wielowątkowej (na wiele procesorów). Dostępne algorytmu uczenia:

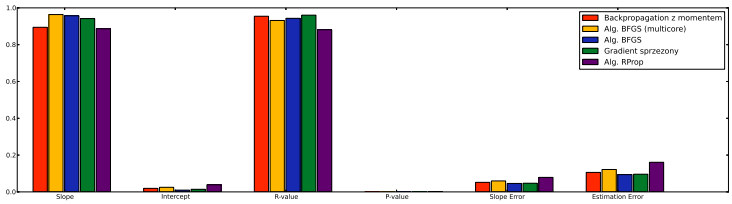
Alg. wstecznej propagacji błędu z momentem prosta metoda wstecznej propagacji błędu z zachowaniem momentu, co zapobiega utkwieniu sieci w ekstremach lokalnych lub siodłach.

Alg. RProp inna metoda wstecznej propagacji błędu.

Gradient sprzężony - adaptacja metody numerycznego wyznaczania ekstremów dla sieci neuronowych

Alg. BFGS - ta metoda jest również zaimplementowana wielowątkowo.

Podobnie jak w przypadku różnych słów przeprowadzono testy regresji liniowej dla każdego sposobu uczenia. Porównanie parametrów znajduje się na wykresie 5.



Rysunek 5: Wykres parametrów regresji liniowej w zależności od metody uczenia sieci neuronowej

Żadna z pokazanych metod uczenia nie wykazała znaczącej przewagi nad innymi. Można jedynie zauważyć, że metoda wykorzystująca algorytm RProp daje rezultaty sporo poniżej wartości średniej.

7 Podsumowanie

W trakcie badań udało się zaimplementować podany algorytm wykrywania aktywności mówcy, wyliczanie współczynników LPC. Do zastosowań pozatestowych do uczenia sieci użyto algorytmu BFGS i wybrano porównanie na podstawie słowa „samochód".

W rozwoju aplikacji zostało kilka miejsc do uzupełnienia, takich jak znalezienie lepszych parametrów opisujących wypowiedź, takich które przechowują więcej cech osobowych, czy też sprawdzanie poprawności klasyfikacji z użyciem większej ilość długich słów.

8 Bibliografia

Literatura

[1] Text-Independent Speaker Recognition Based on Neural Networks, `http://www.neuralnetworks.it/neuralnetspeaker.asp`

[2] Automatic Speaker Recognition Using Neural Networks, *Braian J. Love, Jennifer Vining, Xuening Sun*, 2004

[3] Fast-forward neural network library for python, `http://ffnet.sourceforge.net/`

[4] Repozytorium zawierające kod źródłowy omawianego projektu, `https://github.com/barthez/speaker-recognition-nn`

9 Dodatek A: Opis aplikacji

Zostało przygotowanych kilka skryptów które realizują wszystkie zadania dotyczące rozpoznawania mówcy. Głównym skryptem jest `network_test.py`. Pozwala on na nauczenie sieci (parametr `-a learn`) oraz na próbe dopasowania wzorca z bazy (`-a test`) lub nagrania i dopasowania nowego wzorca (`-a record`). Aby określić słowo które ma zostać uzyte w uczeniu/testowaniu nalezy dodać parametr `-w słowo`.