

# Rozpoznawanie Mówcy za Pomocą Sieci Neuronowych

Marcin Chwędczuk      Albert Skłodowski

5 Styczeń 2012

## Spis treści

<b>1</b>	<b>Wstęp</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Dane uczące i dane testowe</b>	<b>2</b>
<b>3</b>	<b>Opis Zastosowanych Algorytmów</b>	<b>3</b>
3.1	Opis Wykorzystywanej Sieci Neuronowej . . . . .	3
3.2	Opis Algorytmu Ekstrakcji Cech . . . . .	5
3.3	Opis Algorytmu Rozpoznawania Mówcy . . . . .	10
<b>4</b>	<b>Omówienie Uzyskanych Wyników</b>	<b>12</b>
4.1	Metodologia testowania . . . . .	12
4.2	Wpływ Parametrów na Rezultaty . . . . .	12
4.3	Przebieg nauki zespołu sieci neuronowych . . . . .	13
4.4	Jakość rozpoznawania w zależności od odległości mówcy od mikrofonu . . . . .	13
4.5	Średni błąd na zbiorze walidacyjnym w zależności od parametru T . . . . .	17
4.6	Średni błąd na zbiorze walidacyjnym w zależności wielkości sieci neuronowej . . . . .	18
4.7	Błąd na zbiorze walidacyjnym w zależności od FRAMES-COUNT . . . . .	18
4.8	Błąd na zbiorze walidacyjnym w zależności od MFCC-COUNT . . . . .	19

## 1 Wstęp

Celem projektu było stworzenie systemu identyfikacji osób na podstawie próbek ich głosu, bazującego na sieciach neuronowych. Zagadnienie leży w obszarze zainteresowań bardzo wielu naukowców na całym świecie, o czym świadczą liczne poświęcone mu artykuły i książki naukowe. Bezpośrednią przyczyną takiego stanu rzeczy są bez wątpienia bardzo liczne możliwe sposoby wykorzystania takiej technologii. Mogłaby ona posłużyć m.in. w celu kontroli dostępu do różnego rodzaju usług, np. obsługi kont bankowych przez telefon, dostępu do poufnych danych, sterowania urządzeń za pomocą głosu jedynie przez osoby do tego uprawnione itp.

Można wyróżnić co najmniej dwa podejścia do rozpoznawania głosu. Pierwszy z nich polega na rozpoznawaniu słów pochodzących z ograniczonego ich

zbioru, drugi natomiast dotyczy rozpoznawania wypowiedzi dowolnej, czyli swobodnej, z nieograniczonego zbioru słów. Początkowo zakładaliśmy, że zajmiemy się tym pierwszym, prostszym przypadkiem. Wynikało to z obserwacji, że w artykułach naukowych, do których udało nam się dotrzeć (patrz: Bibliografia), dla tego prostszego przypadku uzyskiwano znacznie (można nawet rzec: nieporównywalnie) lepsze wyniki. Ostatecznie jednak zdecydowaliśmy się skierować naszą uwagę w kierunku rozpoznawania osób po ich dowolnej wypowiedzi. Wynikało to nie tylko z tego, że zagadnienie to wydaje się znacznie ciekawsze, ale także z prośby prowadzącego zajęcia.

W kolejnych punktach niniejszego dokumentu prezentujemy dokładny opis zastosowanej przez nas metody, a także szczegółowe zestawienie otrzymanych za jej pomocą wyników.

## 2 Dane uczące i dane testowe

Danymi wejściowymi stworzonej przez nas aplikacji są pliki w formacie WAVE. Aby uniknąć problemów ze zniekształceniami sygnału mowy, aplikacja wymaga, by częstotliwość próbkowania wynosiła 44 100Hz przy 16 bitach przeznaczonych na próbkę. Sygnał musi być zapisany w wersji MONO.

Nagrań wypowiedzi, które posłużyły za dane uczące oraz dane testowe podczas przeprowadzonych przez nas prób, dokonaliśmy za pomocą darmowego programu Audacity w wersji 1.2.6, przy wykorzystaniu mikrofonów komputerowych. Próbkę po nagraniu nie były przetwarzane w żaden dodatkowy sposób. Zdecydowaną większość próbek zebraliśmy podczas zajęć laboratoryjnych. Pomimo tego, że podczas nagrywania w sali laboratoryjnej często panował dość duży hałas, nie wpłynął on negatywnie na jakość naszych nagrań, ponieważ zastosowane mikrofony były słabo czułe na taki zewnętrzny szum.

Każdy z plików, którego używaliśmy za dane uczące lub dane testowe, zawierał nagraną krótką wypowiedź pojedynczej osoby - każdą z nich prosiliśmy o wypowiedzenie frazy: „tlen, kasza, żyzny, mini, ćma, ultra, krew, house, felicja, komputer”. Każdą osobę nagrywaliśmy co najmniej sześć razy. W kilku przypadkach zebrane za pierwszym razem dane były zbyt słabej jakości, co zmusiło nas do ponownego nagrywania tych samych osób.

Tak uzyskane dane zostały przez nas losowo podzielone na dane służące do uczenia sieci oraz na dane służące do ich testowania. Danych uczących było więcej niż danych testowych. Z sześciu nagranych plików dla każdej osoby, cztery służyły do uczenia, a dwa do testowania sieci neuronowych.

Początkowo zakładaliśmy, że - zgodnie z wymaganiami postawionymi przez prowadzącego zajęcia laboratoryjne - sieć zostanie nauczona ok. czterdziestu osób (w tym co najmniej dwudziestu studentów naszego wydziału). Jako że w początkowej fazie testów nie potrzebowaliśmy aż tak wielu danych, zebraliśmy wtedy próbki ok. 15 osób, w większości wchodzących w skład naszej grupy laboratoryjnej. Podczas prac nad aplikacją okazało się, że zastosowana przez nas metoda nie radzi sobie ze zbyt dużym zbiorem danych testowych i dane zebrane dla tych 15 osób były w zupełności wystarczające. Dlatego zaniechaliśmy nagrywania kolejnych osób.

Stworzona przez nas aplikacja umożliwia testowanie nauczonych sieci neuronowych nie tylko na podstawie dostarczonych z góry danych testowych, ale także za pomocą próbek głosu nagrywanych na żywo podczas jej działania. Ta

część aplikacji była bardzo trudna do testowania, co wynikało oczywiście z tego, że nie mieliśmy w ciągłej dyspozycji wszystkich osób, których uczylimy nasze sieci neuronowe.

## 3 Opis Zastosowanych Algorytmów

### 3.1 Opis Wykorzystywanej Sieci Neuronowej

W stworzonej przez nas aplikacji przyjęliśmy następującą architekturę systemu: Dla każdej osoby (oznaczymy ją  $P$ ) która ma być rozpoznawana przez aplikację zostanie stworzona osobna sieć neuronowa  $net_P$ . Sieć ta będzie uczona odpowiedzi 1 dla próbek głosu osoby  $P$  oraz odpowiedzi 0 dla próbek głosu pozostałych osób. Wszystkie sieci będą uczone i testowane w ten sam sposób.

Każda z sieci  $net_P$  będzie siecią typu perceptron wielowarstwowy oraz będzie posiadać dwie warstwy ukryte. O wielkości warstw ukrytych będą decydować parametry  $D_1$  oraz  $D_2$  w następujący sposób:

$$size(hidden_1) = \frac{size(input)}{D_1}$$

$$size(hidden_2) = \frac{size(input)}{D_2}$$

gdzie  $size(hidden_1)$ ,  $size(hidden_2)$  to odpowiednio rozmiary I i II warstwy ukrytej, a  $size(input)$  to rozmiar wejścia. Zazwyczaj będziemy przyjmować  $1 \leq D_1 < D_2$ . Każda z sieci będzie posiadała dokładnie jedno wyjście zwracające wartości z przedziału  $[0, 1]$ .

W opisanych wyżej sieciach będziemy stosować neurony o sigmoidalnej funkcji aktywacji ( $f(x) = \frac{1}{1+\exp(-x)}$ ), dodatkowo będziemy stosować wzmocnienie (bias).

Każda z sieci będzie uczona za pomocą standardowego algorytmu wstecznej propagacji błędów (backpropagation). W algorytmie backpropagation będziemy stosować stopniowy rozpad współczynnika nauki oraz momentu, zgodnie z wzorami:

$$\eta_i = \frac{\eta}{\sqrt{(1+i)}}$$

$$\mu_i = \frac{\mu}{\sqrt{(1+i)}}$$

gdzie  $\eta$  oznacza współczynnik nauki,  $\mu$  współczynnik momentu, a  $i$  to oczywiście numer iteracji. Zazwyczaj będziemy przyjmować  $\mu = \frac{\eta}{2}$ .

W dalszej części dokumentu gdy nie będzie powiedziane inaczej będziemy przyjmować że  $D_1 = 4$ ,  $D_2 = 8$ ,  $\eta = 0.21$  a  $\mu = 0.1$ .

Sieci neuronowe w naszej aplikacji zostały zaimplementowane za pomocą darmowej do zastosowań niekomercyjnych biblioteki Encog w wersji 3.0.1.

#### Algorytm nauki pojedynczej sieci neuronowej

Na listingu 1 przedstawiono algorytm nauki pojedynczej sieci neuronowej przeznaczonej do rozpoznawania osoby *person*. W algorytmie występują następujące stałe, będące parametrami nauki:

---

**Algorytm 1** Algorytm nauki pojedynczej sieci neuronowej przeznaczonej dla osoby *person*

---

```
1: input person
2:
3: network  $\leftarrow$  InitNetwork()
4: for  $0 < i < \text{MAX-ITERATIONS}$  do
5:   expectedAnswer  $\leftarrow$  1
6:   trainingData  $\leftarrow$  DrawNetworkInput(person)
7:   if  $\text{rnd}(0, 1) < \text{TCOEF}$  then
8:     other  $\leftarrow$  SelectOtherPerson(person);
9:     expectedAnswer  $\leftarrow$  0
10:    trainingData  $\leftarrow$  DrawNetworkInput(other)
11:   end if
12:
13:    $\eta_i \leftarrow \frac{\eta}{\sqrt{i+1}}$ 
14:    $\mu_i \leftarrow \frac{\mu}{\sqrt{i+1}}$ 
15:
16:   backpropagation(network,  $\eta_i$ ,  $\mu_i$ , expectedAnswer, trainingData)
17:
18:   {Every 1000 iterations check if network error}
19:   {is acceptable}
20:   error  $\leftarrow$  GetNetworkError(network, GetPersonTestSet(person))
21:   if error  $< \text{MAX-ERROR}$  then
22:     break
23:   end if
24: end for
25:
26: return network
```

---

**MAX-ITERATIONS** Maksymalna liczba iteracji przeznaczona na naukę pojedynczej sieci, w programie ten parametr przyjmuje wartość 160 tysięcy iteracji.

**TCOEF** Współczynnik znajomości, niestety testy wykazały że wartość tego parametru powinna zawsze wynosić 0.5 (przy założeniu że **rnd**(0, 1) zwraca liczbę losową z przedziału (0, 1)).

**MAX-ERROR** Maksymalny dopuszczalny błąd na zbiorze walidacyjnym, jeżeli sieć osiąga mniejszy błąd niż MAX-ERROR to dalsza nauka jest przerywana

Zauważmy że algorytm nauki sieci jest wysoce niedeterministyczny: zarówno osoby jak i wybór próbki uczącej są dokonywane w sposób losowy.

### Algorytm obliczania błędu sieci na zbiorze walidacyjnym

Przedstawiony na listingu 2 sposób obliczania błędu sieci neuronowej opiera się na standardowym błędzie średnio kwadratowym, z tym że odpowiedzi sieci które znajdują się zbyt blisko wartości 0.5 nie są uwzględnia przy liczeniu

---

**Algorytm 2** Algorytm obliczający błąd sieci neuronowej na zadanym zbiorze testowym

---

```
1: input testedPerson
2:
3: error  $\leftarrow$  0
4: count  $\leftarrow$   $\epsilon$  { Epsilon is a small number e.g. 0.0001}
5: for all person  $\in$  People do
6:   answer  $\leftarrow$  0
7:   if person = testedPerson then
8:     answer  $\leftarrow$  1
9:   end if
10:
11:   {testSet - Array containing mfcc coefficients for consecutive voice frames}
12:   testSet  $\leftarrow$  GetPersonTestSet(person)
13:   for  $0 \leq start < length(testSet) - \text{FRAMES-COUNT}$  do
14:     netInput  $\leftarrow$  testSet[start..(start + FRAMES-COUNT-1)]
15:     netAnswer =  $network_{person}$ (netInput)
16:     if netAnswer > T or netAnswer < (1 - T) then
17:       error  $\leftarrow$  error + (netAnswer - answer)2
18:       count  $\leftarrow$  count + 1
19:     end if
20:   end for
21: end for
22:
23: return error / count
```

---

błędu. Co ma sens ponieważ nie są one uwzględniane również przy typowaniu najbardziej prawdopodobnego mówcy.

W wielu miejscach będziemy prezentować błąd aplikacji (czyli całego zestawu sieci) na zbiorze uczącym lub walidacyjnym, błąd ten będzie obliczany jako średnia arytmetyczna z błędów poszczególnych sieci na zadanym zbiorze.

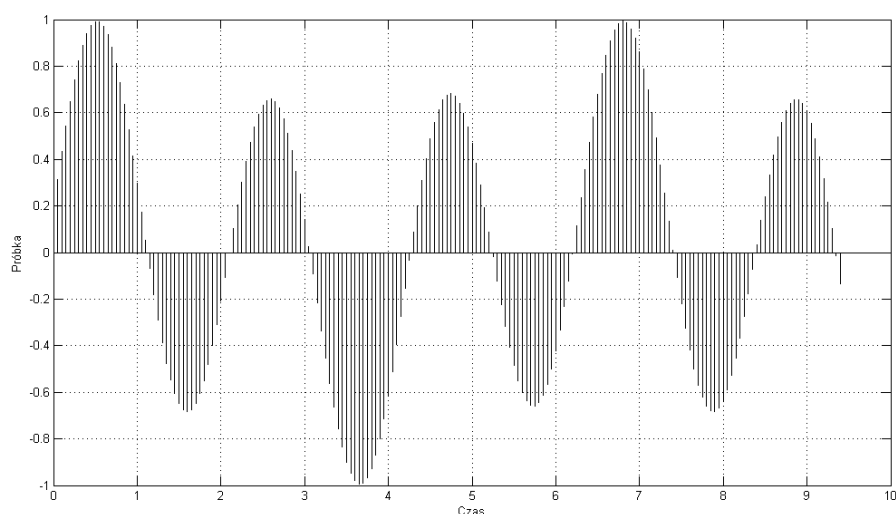
## 3.2 Opis Algorytmu Ekstrakcji Cech

### Opis Danych Wejściowych Algorytmu

Algorytm ekstrakcji cech operuje na pojedynczych próbkach dźwięku. Każda próbka niezależnie do długości jest reprezentowana jako tablica liczb zmiennoprzecinkowych o wartościach z przedziału  $[-1, 1]$ . Algorytm zakłada ponadto że próbki zostały otrzymane przez kwantyzację sygnału ciągłego ze stałą częstotliwością próbkowania równą  $F$ . Konwersji plików WAVE na wyżej opisany format dokonaliśmy za pomocą darmowej biblioteki NAudio.

### Normowanie Sygnału Wejściowego

Okazuje się że w zależności od mówcy (a także jego nastroju, czy zmęczenia), oddalenia od mikrofonu oraz innych czynników można otrzymać dość znaczne różnice w amplitudzie nagrywanych sygnałów dźwiękowych. Aby wyeliminować wpływ amplitudy sygnału na jakość klasyfikacji wszystkie przetwarzane sygnały

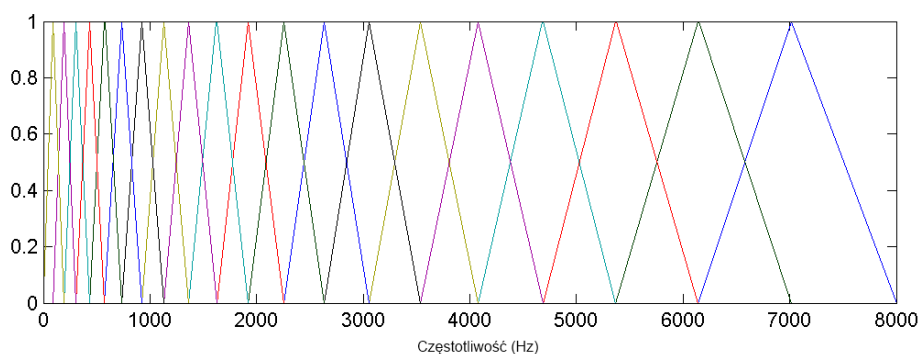


Rysunek 1: Reprezentacja sygnału ciągłego za pomocą tablicy liczb zmiennoprzecinkowych. Kolejne elementy tablicy zawierają wartości kolejnych próbek sygnału, i tak element o indeksie 0 zawiera wartość 0.0, element o indeksie 1 wartość 0.31, element o indeksie 2 wartość 0.43 itd.

przed ekstrakcją cech są poddawane normowaniu. Algorytm normujący sygnał wejściowy został przedstawiony na listingu 3.

### Algorytm Ekstrakcji Cech

W tej części dokumentu przedstawimy algorytmy służące do wyodrębniania charakterystycznych cech mowy, omówimy również towarzyszące im parametry. Tabela 1 zawiera opis parametrów algorytmów, listingi 4, 5 oraz 6 prezentują pseudokody wykorzystywanych algorytmów.



Rysunek 2: Położenie i przepustowość banku filtrów trójkątnych rozłożonych zgodnie ze skalą MEL na przedziale częstotliwości 0Hz - 8kHz

---

**Algorytm 3** Algorytm wykorzystywany do unormowania wartości sygnału wejściowego

---

```

1:  $\{samples_i$  - Array containing voice samples $\}$ 
2:  $emph \leftarrow 1.0$ 
3:  $max \leftarrow \max_i(samples_i)$ 
4:  $min \leftarrow \min_i(samples_i)$ 
5:
6: if  $|min| > \epsilon$  then
7:    $emph \leftarrow \max(emph, \frac{1}{|min|})$ 
8: end if
9: if  $|max| > \epsilon$  then
10:   $emph \leftarrow \min(emph, \frac{1}{|max|})$ ;
11: end if
12:
13: for all  $i$  do
14:    $samples_i \leftarrow emph \cdot samples_i$ 
15: end for

```

---

Parametr	Optymalna wartość	Opis parametru
WINDOW-SIZE	512 - 1024	Określa ile próbek tworzy pojedynczą ramkę. Wielkość okna powinna być tak dobrana żeby czas trwania ramki wynosił od 10 do 30 milisekund. Wartość tego parametru powinna być potęgą liczby 2
WINDOW-OVERLAP	256 - 512	Określa ile próbek współdzielą ze sobą sąsiadujące ramki
SPEAK-POWER-THRESHOLD	0.02 - 0.06	Parametr określa minimalną energię jaką musi posiadać sygnał dźwiękowy żeby został uznany za część wypowiedzi
MFCC-COUNT	6 - 16	Ilość używanych współczynników MFCC
$ \Delta $	24 - 27	Ilość używanych filtrów trójkątnych. Filtry pokrywają pasmo częstotliwości od 0 Hz do 8 kHz zgodnie ze skalą MEL. Aby utworzyć zbiór filtrów wymagana jest znajomość częstotliwości próbkowania $F$ , oraz rozmiar ramki WINDOW-SIZE. Rysunek 2 przedstawia przepustowość oraz rozmieszczenie przykładowego zestawu filtrów
$\Delta_i^n$		Przepustowość filtra o numerze $n$ dla częstotliwości odpowiadającej $i$ -temu wyjściu transformacji Furiera

Tabela 1: Opis parametrów algorytmu ekstrakcji cech

---

**Algorytm 4** Algorytm wykorzystywany do ekstrakcji cech z sygnału wejściowego

---

```
1: input samples : array [0..( $N - 1$ )] of double
2:
3: {Type mfcc is used to represent array of MFCC coefficients}
4: type mfcc = array [0..(MFCC-COUNT-1)] of double
5: features : list of mfcc
6: start  $\leftarrow$  0
7: delta  $\leftarrow$  WINDOW-SIZE - WINDOW-OVERLAP
8:
9: while start < N - WINDOW-SIZE do
10:   frame  $\leftarrow$  ExtractFrame(samples, start)
11:   power  $\leftarrow \sum_i |frame_i| / \text{WINDOW-SIZE}$ 
12:   if power > SPEAK-POWER-THRESHOLD then
13:     mfcc  $\leftarrow$  GetMFCC(frame)
14:     append mfcc to features
15:   end if
16:   start  $\leftarrow$  start + delta
17: end while
18:
19: return features
```

---

---

**Algorytm 5** ExtractFrame - Procedura pomocnicza

---

```
1: input samples : array [0..( $N - 1$ )] of double
2: input start : integer
3:
4: frame : array [0..(WINDOW-SIZE-1)] of double
5: for  $0 \leq i < \text{WINDOW-SIZE}$  do
6:    $frame_i = samples_{start+i}$ 
7: end for
8:
9: return frame
```

---



---

**Algorytm 6** GetMFCC - Algorytm obliczania współczynników MFCC dla danej ramki

---

```

1: input frame : array [0..( $N - 1$ )] of double
2:
3: for  $0 \leq i < N$  do
4:    $hamming_i \leftarrow 0.54 - 0.46 \cos(\frac{2\pi i}{N-1})$ 
5:    $frame_i \leftarrow hamming_i \cdot frame_i$ 
6: end for
7:
8:  $furier \leftarrow \mathbf{FFT}(frame)$ 
9: for  $0 \leq i < N$  do
10:   $furier_i \leftarrow |furier_i|$ 
11: end for
12:
13: for  $0 \leq i < \lfloor \Delta \rfloor$  do
14:   $sum_i \leftarrow 0$ 
15:  for  $0 \leq j < N$  do
16:     $sum_i \leftarrow sum_i + \Delta_j^i \cdot furier_j$ 
17:  end for
18:   $sum_i \leftarrow \log_{10}(sum_i)$ 
19: end for
20:
21: {Return only first MFCC-COUNT elements of array returned by DCT}
22: return DCT(sum)

```

---

### 3.3 Opis Algorytmu Rozpoznawania Mówcy

Listing 7 zawiera pseudokod algorytmu wykorzystywanego do wytypowania najbardziej prawdopodobnego mówcy, tabela 4 zawiera opis parametrów występujących w algorytmie.

Parametr	Optymalna wartość	Opis parametru
$T$	$0.65 \pm 0.05$	Próg wiarygodności sieci neuronowej. Odpowiedz sieci będzie uznana za znaczącą wtedy gdy będzie należeć do sumy przedziałów $[0, 1 - T]$ oraz $[T, 1]$
Features		Tablica współczynników MFCC dla ramek rozpoznawanego sygnału mowy
People		Zbiór osób rozpoznawanych przez klasyfikator
$network_{person}$		Sieć neuronowa nauczona rozpoznawania osoby <i>person</i> oraz odrzucania pozostałych osób
FRAMES-COUNT	6 - 16	Parametr określający ile kolejnych ramek (a raczej odpowiadających im tablic współczynników MFCC) jest podawanych na wejście sieci neuronowej. Wielkość wejścia sieci można policzyć mnożąc FRAMES-COUNT przez MFCC-COUNT

Tabela 2: Opis parametrów algorytmu wyboru zwycięzcy

---

**Algorytm 7** RecogniseSpeaker - Algorytm rozpoznawania mówcy

---

```
1: input Features : array [0.. $(N - 1)$ ] of mfcc
2:
3: total  $\leftarrow$  0
4: for all person  $\in$  People do
5:    $result_{person} \leftarrow$  0
6: end for
7:
8: for all 0  $\leq$  start < N - FRAMES-COUNT do
9:   {Skopiuj elementy tablicy features do tablicy netinput}
10:  {Kopiujemy również oba indeksy graniczne}
11:  netinput  $\leftarrow$  Features[start.. $(start + FRAMES-COUNT - 1)$ ]
12:
13:  for all person  $\in$  People do
14:    answer =  $network_{person}$ (netinput)
15:    if answer > T or answer < (1 - T) then
16:      if answer > T then
17:         $result_{person} \leftarrow result_{person} +$  answer
18:        total  $\leftarrow$  total + 1
19:      else
20:         $result_{person} \leftarrow result_{person} +$  (answer - 1)
21:      end if
22:      {Notice that total is incremented only in the first branch}
23:    end if
24:  end for
25: end for
26:
27: for all person  $\in$  People do
28:    $result_{person} \leftarrow \max(0, result_{person}/total)$ 
29: end for
30: sort descend person by  $result_{person}$ 
```

---

## 4 Omówienie Uzyskanych Wyników

### 4.1 Metodologia testowania

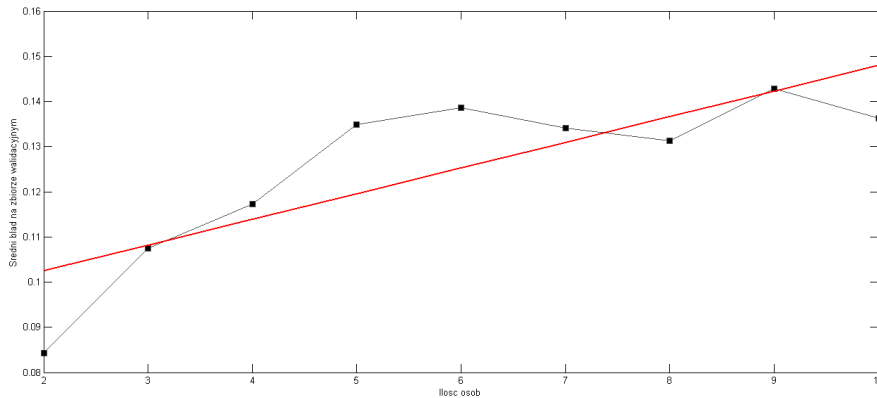
Dla wszystkich przedstawionych w dalszej części dokumentu testów jako konfigurację bazową przyjmujemy następujące wartości parametrów sieci neuronowej:

Parametr	Wartość
$D_1, D_2$	Parametry te mają odpowiednio wartości 4 i 8
MAX-ERROR	Wartość 0.0
T	Wartość 0.65
WINDOW-SIZE	Wartość 512
OVERLAP	Wartość 256
TCOEF	Wartość 0.5
MAX-ITERATIONS	Wartość 160 tysięcy
$\eta, \mu$	0.2109, 0.105
FRAMES-COUNT	6
MFCC-COUNT	12
$ \Delta $	24 (Ilość filtrów)

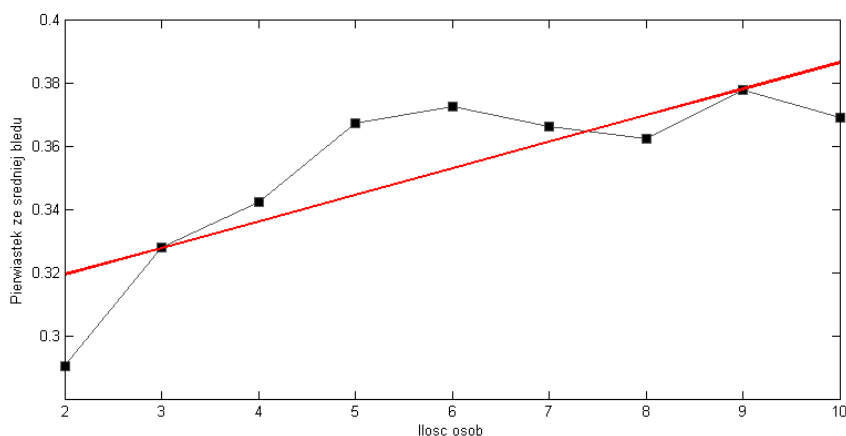
Tabela 3: Bazowa konfiguracja testowa programu

### 4.2 Wpływ Parametrów na Rezultaty

Zależność błędu od ilości uczonych osób



Rysunek 3: Średni błąd sieci na zbiorze walidacyjnym w zależności od liczby uczonych osób. Na **czerwono** wykreślono linię regresji. Zauważmy że w przyjętej metodologii liczenia błędów, błąd rzędu 0.16 powoduje że odpowiedzi sieci różnią się od oczekiwanych o około  $\sqrt{0.16} = 0.4$  co praktycznie uniemożliwia działanie aplikacji przy T równym 0.65. Z kolei zbyt wysoka wartość T może spowodować że wyniki będą w dużej mierze losowe.



Rysunek 4: Pierwiastek błędów sieci na zbiorze walidacyjnym w zależności od liczby uczonych osób. Na **czerwono** wykreślono linie regresji. Błąd rzędu 0.35 przy  $T$  równym 0.65 jest akceptowalny.

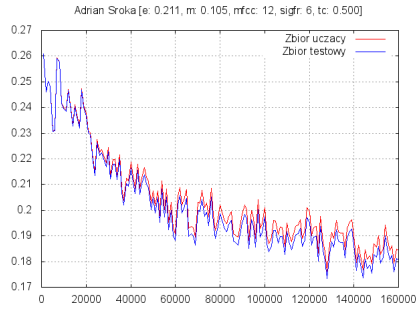
Wzrost liczby osób rozpoznawanych przez sieć powoduje wzrost błędów zespołu sieci neuronowych. Możemy przyjąć że rozpoznawanie powyżej sześciu osób obciążone jest znacznym błędem, przy  $T$  równym 0.65.

### 4.3 Przebieg nauki zespołu sieci neuronowych

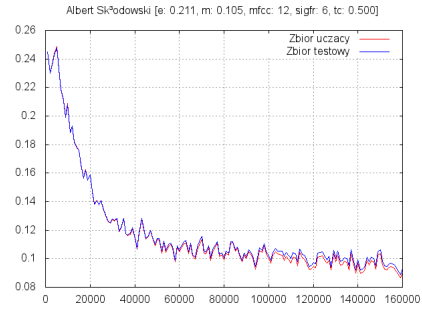
Wykres 5 przedstawiony w tej części dokumentu prezentuje błąd sieci w zależności od liczby iteracji algorytmu backpropagation. Widzimy że w niektórych przypadkach nauka sieci jest praktycznie niemożliwa co jest spowodowane złą jakością zebranych próbek (np. różny charakter głosu danej osoby w każdej próbce). Dodatkowo w przypadku niektórych osób widać wyraźny rozdzźwięk pomiędzy błędem na zbiorze uczącym i walidacyjnym, oznacza to że zbiór walidacyjny zawiera istotne cechy głosu danej osoby nieobecne w zbiorze uczącym. Wynika z stąd że próbki uczące powinny być jak najdłuższe oraz jak najbardziej różnorodne (tj. zawierać jak najwięcej różnych sylab), przy zachowaniu tej samej barwy oraz tempa wypowiedzi - co niestety nie jest zbyt praktycznym założeniem.

### 4.4 Jakość rozpoznawania w zależności od odległości mówcy od mikrofonu

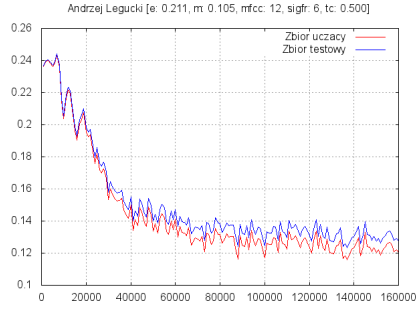
Z doświadczeń płynących z pracy z aplikacją wynika że zmniejszenie odległości od mikrofonu pozytywnie wpływa na jakość rozpoznawania. Okazuje się jednak że odległość (w ograniczonym zakresie wartości) nie ma aż tak dużego znaczenia dla odpowiedzi sieci neuronowej. Wykresy 6 oraz 7 przedstawiają odpowiedzi sieci dla dwóch badanych odległości (szczegóły w opisach rysunków). W przypadku I aplikacją była trochę bardziej pewna rozpoznawanej osoby (25% w stosunku do 20% w drugim przypadku).



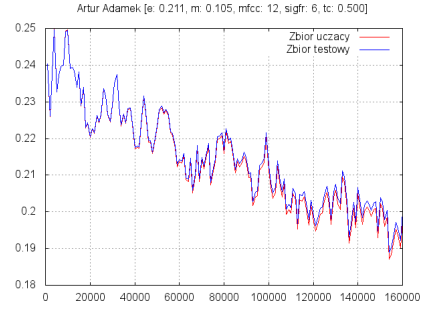
(a) Adrian Sroka



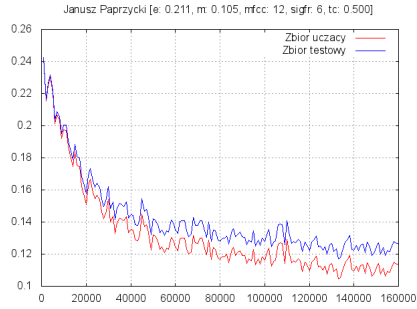
(b) Albert Skłodowski



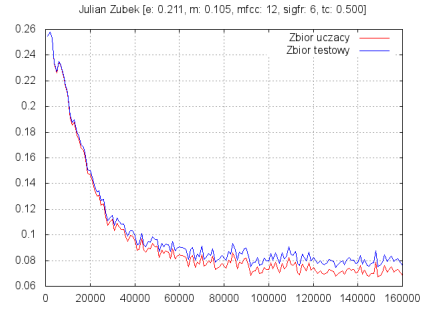
(c) Andrzej Legucki



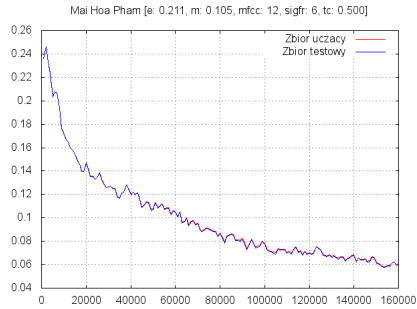
(d) Artur Adamek



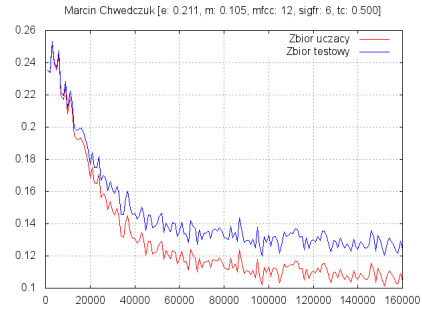
(e) Janusz Paprzycki



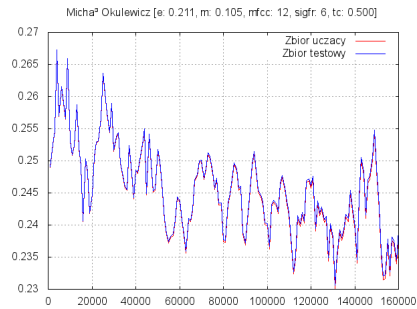
(f) Julian Zubek



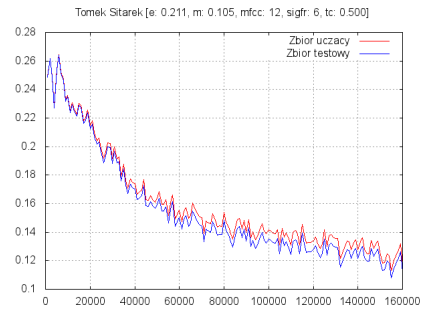
(g) Mai Hoa Pham



(h) Marcin Chwędzduk

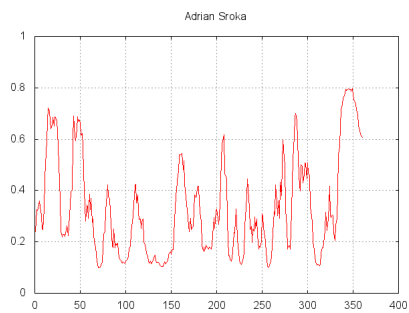


(i) Michał Okulewicz

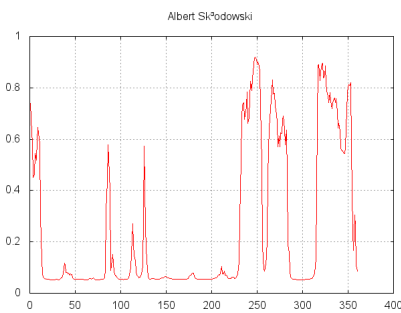


(j) Tomek Sitarek

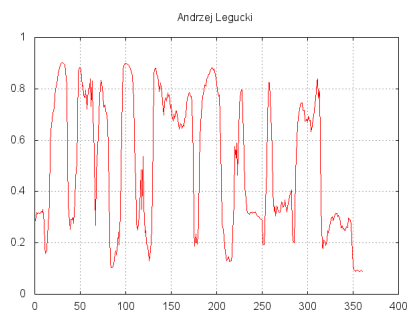
Rysunek 5: Wykresy przedstawiają wielkość błędu w zależności od liczby iteracji. Kolorem **niebieskim** wykreślono błąd na zbiorze walidacyjnym, a kolorem **czerwonym** na zbiorze uczącym. Oś Y przedstawia błąd średniokwadratowy, oś X liczbę iteracji nauki.



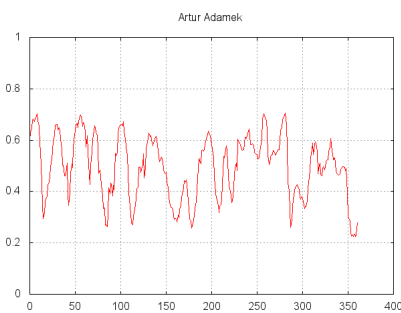
(a) Adrian Sroka



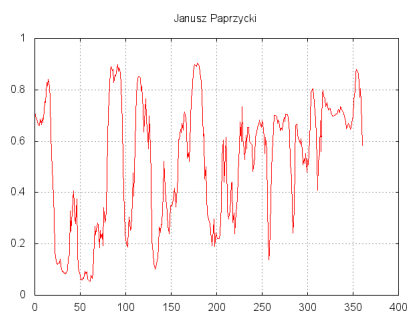
(b) Albert Skłodowski



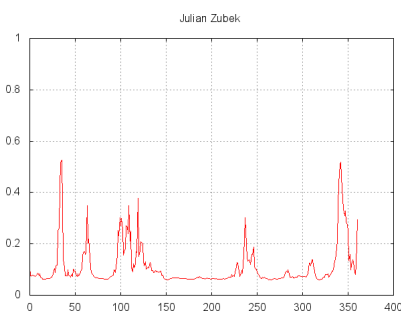
(c) Andrzej Legucki



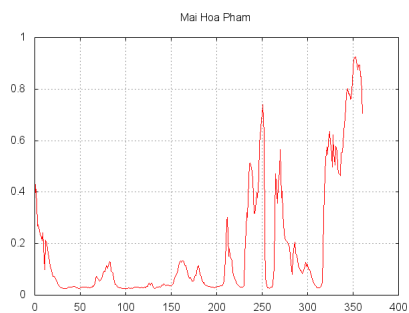
(d) Artur Adamek



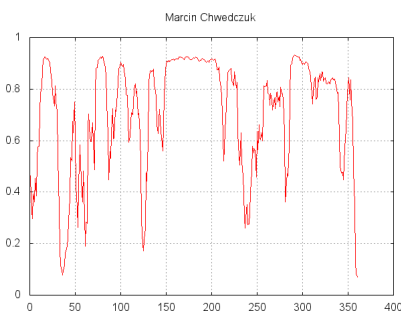
(e) Janusz Paprzycki



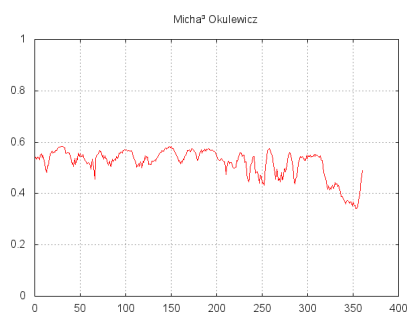
(f) Julian Zubek



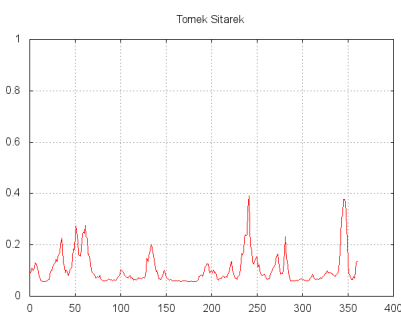
(g) Mai Hoa Pham



(h) Marcin Chwędzuc

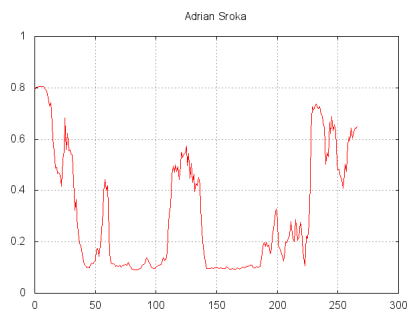


(i) Michał Okulewicz

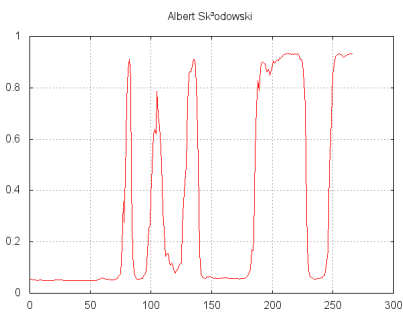


(j) Tomek Sitarek

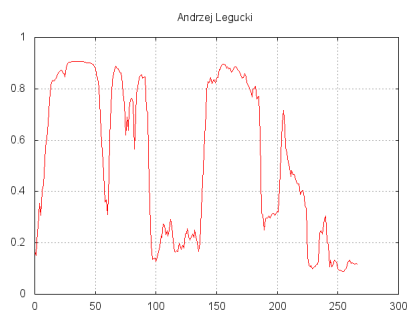
Rysunek 6: Wykresy przedstawiają odpowiedzi poszczególnych sieci na frazę *Twórcy Oprogramowania Przyszłości*. Fraza została nagrana przy **niewielkiej** (ok. 5cm) odległości ust od mikrofonu. Oś X odpowiada początkowemu indeksowi zestawu 12 ramek MFCC. Osobą mówiącą był Marcin Chwędzuc



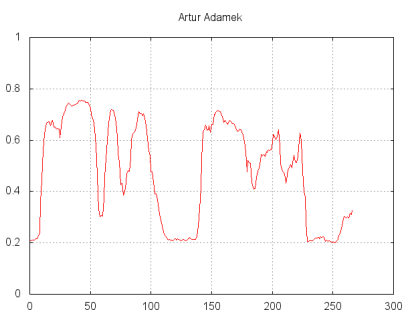
(a) Adrian Sroka



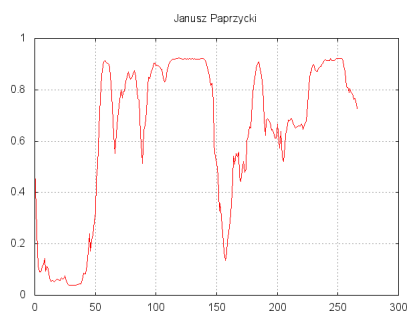
(b) Albert Skłodowski



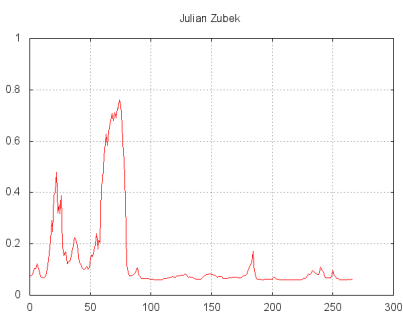
(c) Andrzej Legucki



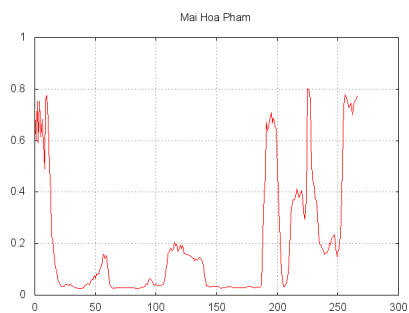
(d) Artur Adamek



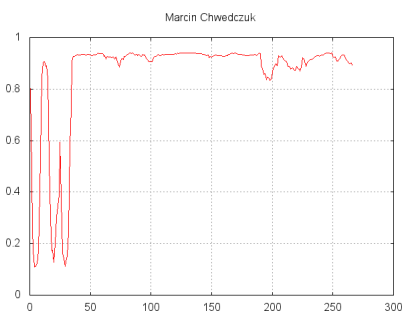
(e) Janusz Paprzycki



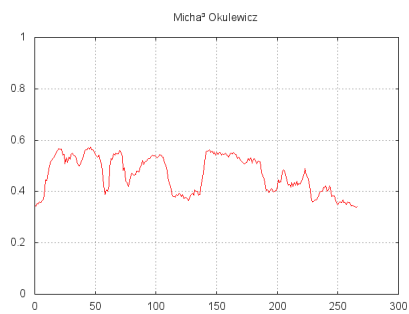
(f) Julian Zubek



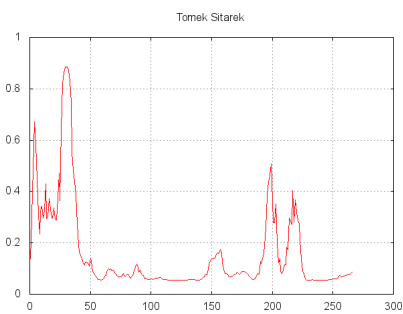
(g) Mai Hoa Pham



(h) Marcin Chwędzuc



(i) Michał Okulewicz



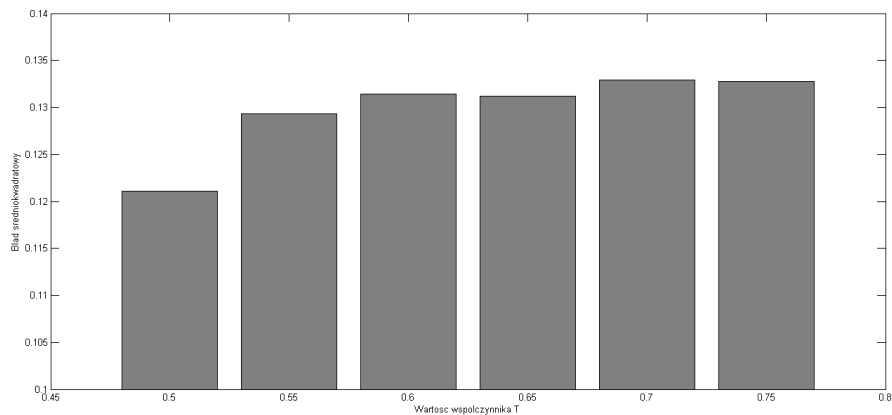
(j) Tomek Sitarek

Rysunek 7: Wykresy przedstawiają odpowiedzi poszczególnych sieci na frazę *Twórcy Oprogramowania Przyszłości*. Fraza została nagrana przy **dużej** (ok. 55cm) odległości ust od mikrofonu. Oś X odpowiada początkowemu indeksowi zestawu 12 ramek MFCC. Osobą mówiącą był Marcin Chwędzuc

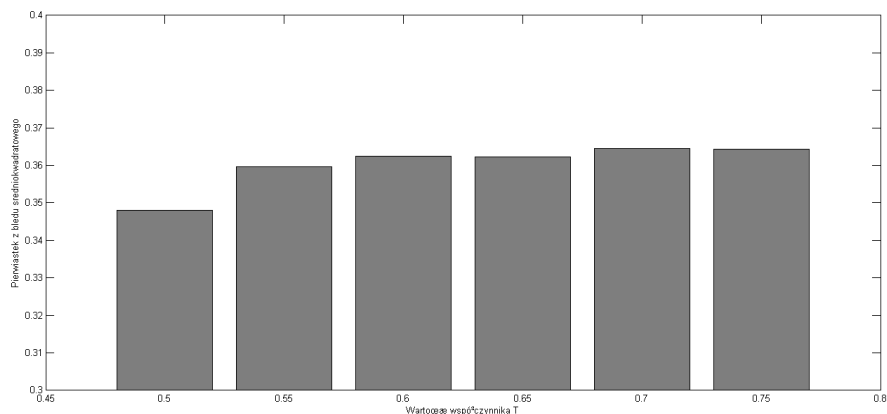


## 4.5 Średni błąd na zbiorze walidacyjnym w zależności od parametru T

Przy testowaniu parametru T aplikacja będzie uczona rozpoznawania pięciu osób. Przypomnijmy że dla  $T = 0.5$  żadne odpowiedzi sieci nie są odrzucane. Całkiem



(a) Błąd aplikacji



(b) Pierwiastek z błędów aplikacji

Rysunek 8: Wykresy przedstawiają średni błąd aplikacji oraz pierwiastek z tego błędu w zależności od wartości parametru T

nieoczekiwanie okazało się że ustawienie  $T = 0.5$  nieznacznie zmniejsza błąd sieci na zbiorze walidacyjnym. Podejrzewamy jednak że nie przełoży się to na skuteczność klasyfikacji, gdyż z naszego doświadczenia z pracy z aplikacją oraz śledzenia wykresów, wynika że wartość T nie powinna być ustalana poniżej 0.6. Wygląda na to że parametr T wymaga dalszych badań, w rzeczywistym środowisku testowym (sala w której odbywają się zajęcia).

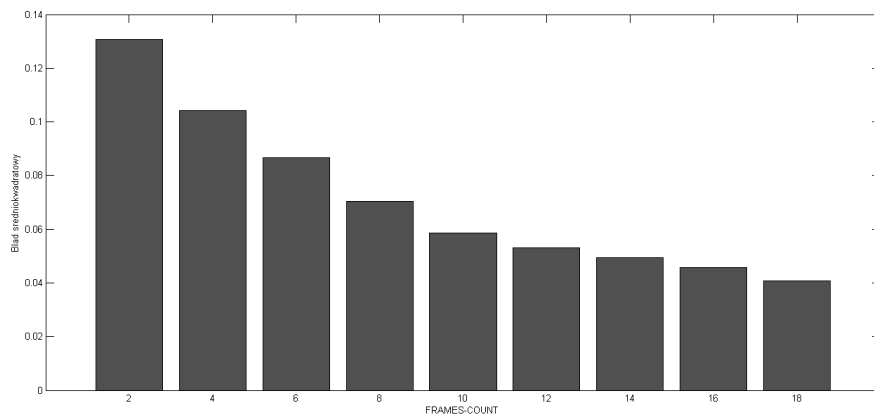
#### 4.6 Średni błąd na zbiorze walidacyjnym w zależności wielkości sieci neuronowej

Poniższa tabela zawiera zestawienie wielkości błędu oraz parametrów  $D_1$ ,  $D_2$  sterujących architekturą sieci. Sieć była uczona rozpoznawania pięciu osób. Z poniższych danych można wyprowadzić konkluzję że błąd na zbiorze walidacyjnym maleje wraz z wzrostem rozmiaru sieci (mniejsze  $D$ ), dzieje się to kosztem wydłużonego czasu nauki (nawet rzędu 60 minut!).

$D_1$	$D_2$	Wielkość błędu
2	2	0.1226
2	4	0.1224
4	4	0.1308
3	5	0.1297
4	8	0.1329
8	16	0.14967

Tabela 4: Błąd w zależności od architektury sieci

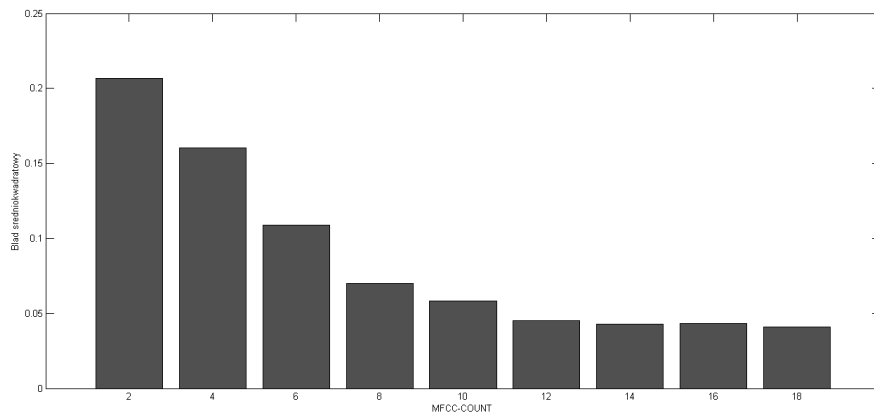
#### 4.7 Błąd na zbiorze walidacyjnym w zależności od FRAMES-COUNT



Rysunek 9: Wykres prezentuje zależność błędu na zbiorze walidacyjnym od współczynnika FRAMES-COUNT

Na rysunku 9 przedstawiono zależność błędu na zbiorze walidacyjnym od wartości współczynnika FRAMES-COUNT. Z wykresu wynika że wraz z wzrostem parametru błąd ulega zmniejszeniu. Wydaje się że optymalna wartość tego parametru wynosi 12 (dalszy wzrost powoduje jedynie niewielką poprawę błędu w stosunku do zwiększonego czasu potrzebnego na naukę sieci).

## 4.8 Błąd na zbiorze walidacyjnym w zależności od MFCC-COUNT



Rysunek 10: Wykres prezentuje zależność błędu na zbiorze walidacyjnym od współczynnika MFCC-COUNT

Na rysunku 10 przedstawiono zależność błędu na zbiorze walidacyjnym od wartości współczynnika FRAMES-COUNT. Z wykresu wynika że wraz z wzrostem parametru błąd ulega zmniejszeniu. Wydaje się że optymalna wartość tego parametru wynosi 12.

## Bibliografia

- Brian J. Love, Jennifer Vining, Xuening Sun. *Automatic speaker recognition using neural networks*
- Lindasalwa Muda, Mumtaj Begam, I. Elamvazuthi. *Voice Recognition Algorithms using Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) and Dynamic Time Warping (DTW) Techniques*
- Todor Ganchev, Nikos Fakotakis, George Kokkinakis. *Comparative Evaluation of Various MFCC Implementations on the Speaker Verification Task*
- Audacity, <http://audacity.sourceforge.net>
- NAudio, <http://naudio.codeplex.com>
- ALGLIB, <http://www.alglib.net>
- Encog, <http://www.heatonresearch.com/encog>

♣ THE END