Państwowa Wyższa Szkoła Zawodowa
w Tarnowie

Informatyka Stosowana

INSTYTUT POLITECHNICZNY

PRACA INŻYNIERSKA

PIOTR KOZŁOWSKI

STEROWANIE GŁOSOWE ROBOTEM KAWASAKI W WYBRANYCH GRACH PLANSZOWYCH

PROMOTOR:
dr Robert Wielgat

Tarnów 2012

OŚWIADCZENIE AUTORA PRACY

OŚWIADCZAM, ŚWIADOMY ODPOWIEDZIALNOŚCI KARNEJ ZA POŚWIADCZENIE NIEPRAWDY, ŻE NINIEJSZĄ PRACĘ DYPLOMOWĄ WYKONAŁEM OSOBIŚCIE I SAMODZIELNIE, I NIE KORZYSTAŁEM ZE ŹRÓDEŁ INNYCH NIŻ WYMIENIONE W PRACY.

. . . . . .

PODPIS

.....

Spis treści

1. Wstęp

Wiek w którym żyjemy, zwany jest często wiekiem komunikacji w różnych jej formach. Jest ona bardzo ważnym aspektem życia człowieka. Tematyka tej pracy związana jest z komunikacją werbalną na lini człowiek - maszyna.

Jeszcze do niedawna sterowanie sprzętem elektronicznym za pomocą komend głosowych, było spotykane częściej w filmach s-f niż w rzeczywistych zastosowaniach. Obecnie jest to zadanie możliwe do wykonania, niemniej jednak, ze względu na skomplikowany charakter sygnału mowy, czasem trudne do realizacji.

Systemy rozpoznawania mowy są rozwijane od wielu lat, zarówno jako projekty komercyjne (Dragon, ViaVoice, Google API) jak i naukowe (HTK, Julius, VoxForge, Sphinx lub rodzimy projekt SARMATA). Obecnie większość smartfonów posiada aplikacje pozwalające na wybieranie głosowe połączeń lub zamieniające mowę na tekst. Liczba zastosowań systemów rozpoznawania mowy ciągle rośnie, ze względu na oczywisty fakt, że mowa jest naturalnym oraz jakże wygodnym sposobem przekazywania myśli i odczuć człowieka. Uzyskiwana jest również coraz większa skuteczność takich systemów, jednakże nie tak duża, by pozwalała na bezpieczne i efektywne wykorzystywanie ich w każdym przypadku. Co za tym idzie, poprawianie skuteczności wiąże się z dalszym rozwojem tej dziedziny a więc może być ona bardzo ciekawym obiektem zainteresowań.

Problem rozpoznawania mowy dla języka polskiego, nie został dotychczas tak dobrze opracowany jak to zostało zrobione w przypadku innych języków, tzn. języków dominujących, takich jak angielski, niemiecki, francuski, hiszpański czy chiński.

Niniejsza praca koncentruje się na wykorzystaniu osiągnięć projektu HTK i stworzeniu systemu rozpoznawania mowy dla języka polskiego na przykładzie sterowania robotem przemysłowym.

2. Rozpoznawanie sygnału mowy

2.1. Wprowadzenie teoretyczne

Mowa jest najbardziej naturalnym oraz skutecznym sposobem porozumiewania się ludzi. Jest znacznie szybsza niż pisanie czy gestykulacja, a co najważniejsze nie wymaga użycia rąk. Nie dziwi więc fakt, że wraz z rozwojem sprzętu komputerowego, wzrostem jego mocy obliczeniowej oraz miniaturyzacji, systemy rozpoznawania mowy mają coraz częstsze zastosowanie.

Oto lista przykładowych zastosowań takich systemów:

– sterowanie głosem urządzeń elektronicznych i elektromechanicznych,

– teleinformatyczne systemy informacyjne,

– systemy STT (ang. Speech To Text),

– urządzenia dla osób niepełnosprawnych,

– programy do nauki języków obcych,

– systemy diagnostyki medycznej i logopedycznej,

– systemy identyfikacji mówców.

Alfabet języka polskiego składa sie˛ z 32 liter: a, ą, b, c, ć, d, e, ę, f, g, h, i, j, k, l, ł, m, n, ń, o, ó, p, r, s, ś, t, u, w, y, z, ź, ż. Łacińskie litery q, v i x występują jedynie w pisowni wyrazów obcych. Alfabet fonetyczny języka polskiego składa się z około 78 dźwięków. Dokładna liczba głosek zależy od sposobu traktowania wariantów. Relacja litera – głoska jest typu wiele – wiele. Tak jest również w wielu innych językach. Strukturę języka możemy przedstawić w postaci modelu warstwowego (rys. 1). Warstwa wyższa zawiera pewną liczbę elementów warstwy niższej.

myśl
wypowiedź
zdania
słowa
sylaby
głoski/fonemy

Rysunek 1: Warstwowy model języka

Badaniem struktury dźwiękowej języka zajmują się dwa pokrewne działy, fonetyka oraz fonologia. Fonetyka jest nauką o głoskach, czyli dźwiękach mowy. „Bada i opisuje dźwięki mowy ze względu na ich właściwości fizyczne, tzn. ustala artykulacyjne i akustyczne ich cechy." [Ost00] Fonologia natomiast bada dźwięki mowy, pod kątem pełnionych przez nich funkcji w procesie komunikacji. Podstawową jednostką fonologii jest fonem. Fonem uznaje się za najmniejszy rozróżnialny segment dźwiękowy mowy, który może odróżniać znaczenie dzwieków mowy danego jezyka o różnicach wynikajacych wyłacznie z charakteru indywidualnej wymowy lub kontekstu. Dla systemów rozpoznawania mowy istotne jest to, że każdy fonem, jest zespołem cech dystynktywnych pozwalających na odróżnienie go od pozostałych fonemów, co przekłada się bezpośrednio na parametry akustyczne sygnału. [Ost00]

Miarę podobieństwa między sygnałem mowy możemy podzielić na dwie kategorie, podobieństwo akustyczne oraz fonetyczne.

– Podobieństwo fonetyczne dwóch słów jest ustalane na podstawie tzw. odległości Levenshteina określanej jako minimalny koszt przekształcenia jednego słowa w drugie.

– Podobieństwo akustyczne dwóch słów jest ustalane na podstawie odległości (prawdopodobieństwa identyczności) między dwoma słowami wynikającej z przyjętych cech sygnału mowy w ramce oraz przyjętej metody klasyfikacji.

Zazwyczaj im słowa są bardziej podobne fonetycznie, tym bardziej są podobne akustycznie. Zdarzają się jednak sytuacje, w których zależność taka nie zachodzi. [**Przypis? Czy wyrzucić stąd akapit o podobieństwach?**]

2.2. System rozpoznawania mowy

Na początek warto określić miejsce systemów rozpoznawania mowy na tle innych zagadnień z tej dziedziny (rys. 2). Na czerwono zaznaczono dziedzinę w której znajduje się system stworzony na potrzeby tej pracy.

Parametry wpływające na skuteczność rozpoznawania:

– stopień zależności od mówcy (systemy zależne (ang. speaker-depentent) i niezależne od mówcy (ang. speaker-independent)),

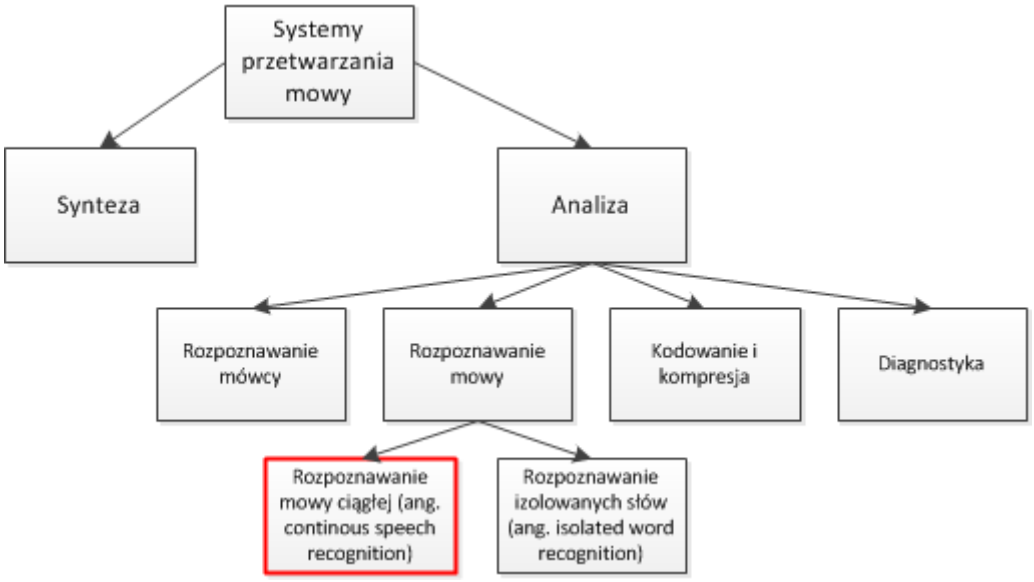
– liczba roznawanych słów (mała < 20 słów, duża > 20 000 słów),

– podobieństwo akustyczne i fonetyczne,

– SNR sygnału mowy (mały < 10 dB, duży > 30 dB),

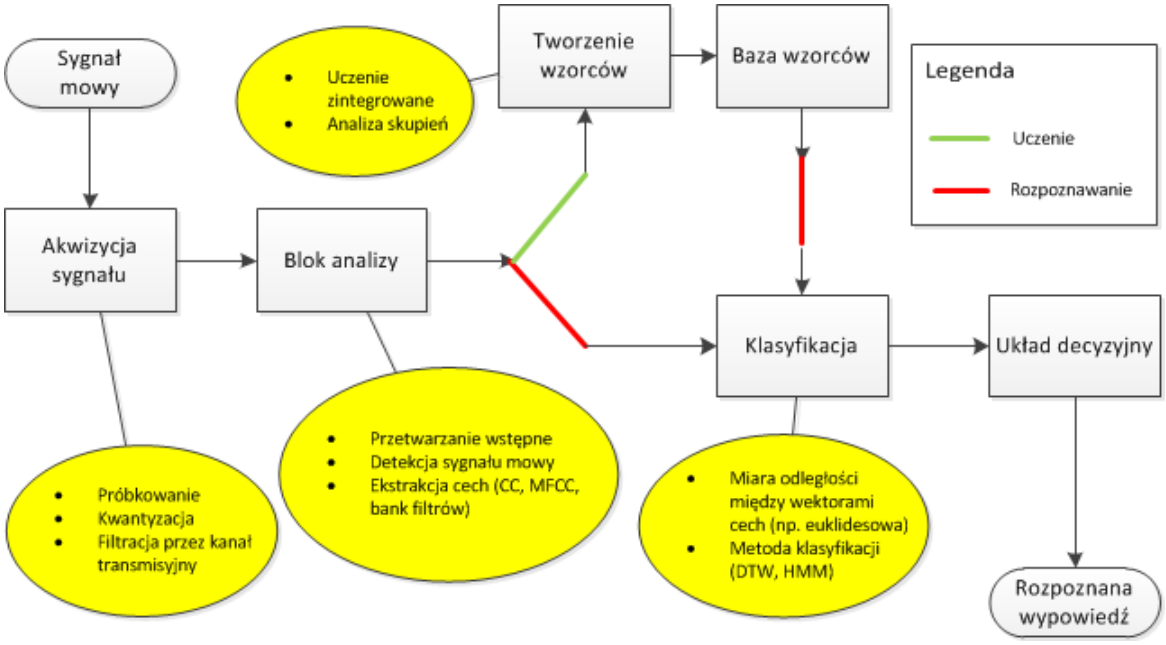
– parametry transmisji sygnału mowy (zniekształcenia analogowego sygnału mowy wnoszone przez kanał transmisyjny, liczba poziomów kwantyzacji 8-16 bitów/próbkę, częstotliwość próbkowania 8-44 kHz).

Skuteczność rozpoznawania zależy również od środowiska w jakim działa dany system. Może być ona inna dla zamkniętego pomieszczenia oraz otwartej przestrzeni. Negatywny wpływ mają tutaj wszelkiego



Rysunek 2: Ogólny podział systemów przetwarzania mowy

rodzaju szumy (np. ruch uliczny, odgłosy rozmów innych ludzi). Nie bez wpływu pozostają również cechy samego mówcy. Istotny jest sposób wymowy (gwara, akcent), szybkość oraz głośność. Na rysunku 3 jest widoczny ogólny schemat działania systemu rozpoznawania mowy.



Rysunek 3: Ogólny schemat blokowy rozpoznawania mowy

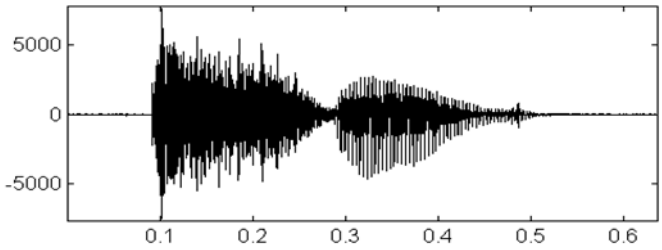
Opisać poszczególne etapy?

Systemy automatycznego rozpoznawania mowy, zwane ASR (ang. Automatic Speech Recognition) cechują się tym, że działają w czasie rzeczywistym (ang. real time). System ten ma za zadanie przeprowadzić detekcję sygnału mowy (wykryć kiedy została wypowiedziana jakaś sentencja) następnie jako wynik rozpoznawania utworzyć jej transkrypcję fonetyczną (zamienić mowę na tekst). Wszystko to powinno

zostać zrobione automatycznie, tzn. bez ingerencji użytkownika. Taka sama idea przyświeca systemowi stworzonemu na potrzeby tej pracy.

2.3. Reprezentacja sygnału mowy

Sygnał mowy może być opisywany na różne sposoby. Podstawowym i najprostszym jest opis w dziedzinie czasu (rys. 4). Ma on jednak skomplikowany przebieg, będący odzwierciedleniem złożonego charakteru artykulacji i często zawierający różne przypadkowe szumy pochodzące z otoczenia.



Rysunek 4: Reprezentacja słowa „trzy” w dziedzinie czasu

Matematycznie możemy go przedstawić jako splot przebiegu czasowego sygnału źródła $u_z\,(t)$i odpowiedzi impulsowej kanału głosowego $h\,(t)$, czyli:

$$u\,(t) = \int_0^{\tau} h(t-\tau)u_z(\tau)d\tau$$

Źródłem sygnału mogą być drgania wiązadeł głosowych (głoski dźwięczne) jak i szum powstający w skutek przepływu powietrza przez narządy mowy (głoski bezdźwięczne). [Gra97]

Zanim jednak otrzymamy powyższy przebieg sygnału mowy, musi być wykonana jego dyskretyzacja, czyli próbkowanie i kwantyzacja. Z punktu widzenia rozpoznawania mowy, reprezentacja czasowa sygnału mowy nie przenosi wystarczającej ilości informacji.[KW06] Potrzeba zatem dokonać transformaty Fouriera sygnału w celu umożliwienia jego analizy w dziedzinie częstotliwości. Wadą klasycznej transformacji Fouriera jest brak jawnych informacji o czasie w widmie sygnału, która jest bardzo istotna w analizie sygnału mowy, ponieważ jest on ciągiem pewnych zdarzeń (zmian częstotliwości, amplitudy oraz następstw fonemów i słów), których kolejność jest bardzo istotna. Dlatego stosuje się tzn. krótkookresową transformację Fouriera (STFT ang. Short-Time Fourier Transform) zwaną też okienkową transformacją Fouriera (ang. Windowed Fourier Transform). Polega ona na dokonywaniu transformat krótkich fragmentów sygnału wyznaczonych za pomocą okna $w(t)$. Dyskretna realizacja tego przekształcenia ma postać:

$$F(k,\tau)=\frac{1}{\sqrt{M}}\sum_{t=0}^{\text{M-1}}[f_{\tau+t}e^{-i2\pi\text{kt/M}} * w_{\tau}^{t}]$$

$F(k,\tau)$ jest transformatą Fouriera, dla pojedynczej ramki (o indeksie τ, częstotliwości k, oraz szerokości M) otrzymanej w chwili $t=\tau$ uzyskaną wskutek złożenia sygnału $f(t)$ z funkcją okna w.

Szerokość okna determinuje rozdzielczość częstotliwościową i czasową otrzymanego widma czasowo-częstotliwościowego. Najprostszą funkcją okna jest okno prostokątne:

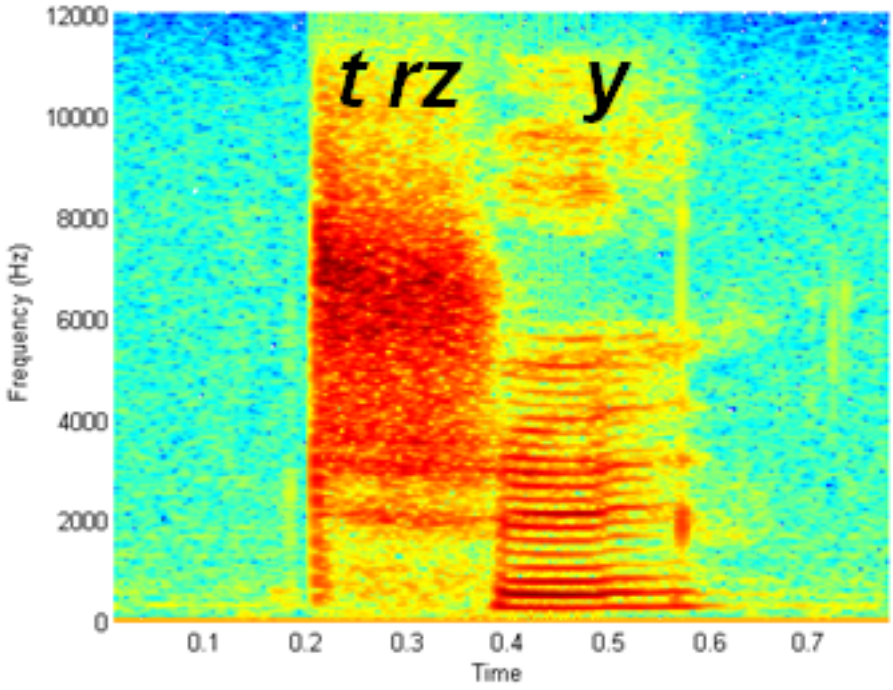
$$w_{\tau}^{t} = \begin{cases} 1 & dla\, t = \{\tau{+}0, \tau{+}1, ..., \tau{+}M{-}1\}, \\ 0 & w\, przeciwnym\, razie. \end{cases}$$

Wprowadza ono jednak znaczne zniekształcenia widma analizowanego sygnału, które są związane z efektami brzegowymi wyciętego fragmentu. [Zie05]To zjawisko możemy minimalizować stosując inny typ okna, np. okno Hamminga, które ma węższe widmo:

$$w_{\tau}^{t} = \begin{cases} 0.54 - 0.46cos(\frac{2\pi t}{M-1}) & dla\, t = \{\tau{+}0, \tau{+}1, ..., \tau{+}M{-}1\}, \\ 0 & w\, przeciwnym\, razie. \end{cases}$$

Niestety okno Hamminga posiada również pewne negatywne właściwości, mianowicie poszerza wszystkie pasma filtrów analizujących widmo co wiąże się pogorszeniem rozdzielczości częstotliwościowej prowadzonej analizy. [Kas09]

Po dokonaniu transformaty sygnał mowy może zostać przedstawiony na spektrogramie (rys. 5).



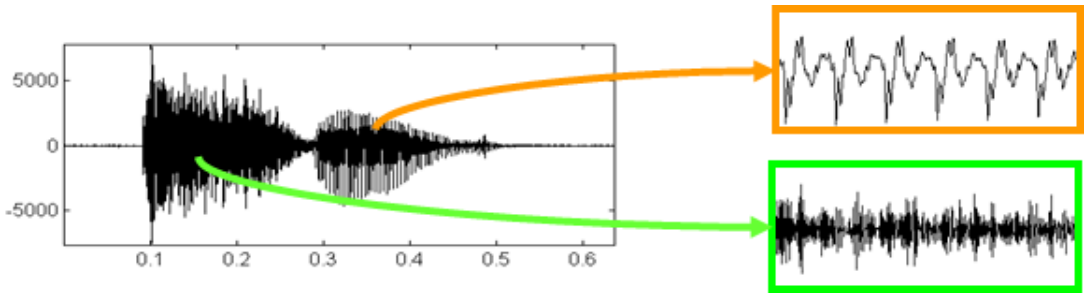
Rysunek 5: Reprezentacja słowa „trzy” w dziedzinie częstotliwości

Patrząc na spektrogram (rys. 5) możemy zauważyć różnice pomiędzy głoskami bezdźwięcznymi a głoską dźwięczną „y”. W przypadku głosek dźwięcznych możemy wyróżnić pewną okresowość, natomiast głoski bezdźwięczne często mieszają się z szumem (rys. 6). Co za tym idzie, słowa różniące się tylko częścią bezdźwięczną trudno rozpoznać.

Typowym formatem zapisu sygnału analogowego w postaci cyfrowej jest WAV (ang. wave form audio format), został on opracowany przez Microsoft oraz IBM w roku 1991. Jest to format bezstratny.

Strukturę pliku WAV (tab. 1) można opisać następująco.

– Początkowy napis „RIFF” identyfikuje rodzaj pliku jako RIFF.



Rysunek 6: Segment dźwięczny i bezdźwięczny słowa „trzy”

– Następnie 32-bitowe pole podaje rozmiar danych = rozmiar pliku - 8 bajtów.

– Napis „WAVE” identyfikuje rodzaj pliku dźwiękowego.

– Napis „fmt” identyfikuje pole formatu danych, elementy tego formatu to:

  ○ rozmiar pola formatu (16 bajtów struktury WAVEFORMATEX),

  ○ pole „nChannels” (= 1- mono, 2- stereo),

  ○ pole „nSamplesPerSec” (= próbki na sekundę, np. 44 100),

  ○ pole „nAvgBytesPerSec” (= próbki na sekundę $*$ liczba kanałów$*$rozmiar próbki/8, zaokrąglone w górę),

  ○ pole „nBlockAlign” (= liczba kanałów $*$ rozmiar próbki w bajtach / 8, zaokrąglone w górę),

  ○ pole „wBitsPerSample” (= liczba kanałów $*$ rozmiar próbki w bajtach).

– Napis „data”.

– 32-bitowy format zapisu danych użytkowych.

– Wszystkie próbki danych użytkowych.

2.4. Detekcja sygnału mowy

W każdym systemie analizy mowy możemy wyróżnić początkowe etapy analizy tzn. przetwarzanie wstępne do którego mogą należeć następujące kroki:

– preemfaza, stosuje się ją w celu wzmocnienia wyższych częstostliwości w sygnale mowy osłabionych na skutek filtracji przez kanał transmisyjny,

– usuwanie zakłóceń impulsowych z sygnału za pomocą fitru medianowego,

– normowanie parametrów zależnych od mówcy,

– odszumianie sygnału mowy (metoda odejmowania widmowego (ang. spectral substraction), filtr Kalmana, filtr Wienera, metody perceptualne),

Tablica 1: Struktura pliku WAV [Kas09]

Adres bazowy	Liczba bajtów	Dane
0000	4	Napis „RIFF”
0004	4	Rozmiar danych = rozmiar pliku -8
0008	4	Napis „WAVE”
000C	4	Napis „fmt”
0010	4	Rozmiar formatu (16 bajtów)
0014	2	wf.wFormatTag = WAVEŹFORMATŹPCM = 1
0016	2	wf.nChannels
0018	4	wf.nSamplesPerSec
001C	4	wf.nAvgBytesPerSec
0020	2	wf.nBlockAlign
0022	2	wf.wBitsPerSample
0024	4	Napis „data”
0028	4	Format danych użytkowych
002C		DANE użytkowe

– inne rodzaje fitracji.

Opisać wszystkie podpunkty?

W widmie mowy więcej energii znajduje się w niskich częstotliwościach, to niekorzystne z punktu widzenia przetwarzania sygnałów zjawisko nazywane jest przekrzywieniem widma (ang. spectral tilt). Aby usunąć skutki przekrzywienia stosuje się w/w preemfazę według następującego wzoru:

$$y(n) = x(n) - a * x(n-1),$$

gdzie a to współczynnik preemfazy $0.9 \leq a \leq 1$. [Kas09]

Detekcję sygnału mowy wykonuje się w celu podniesienia skuteczności rozpoznawania oraz skrócenia czasu obliczeń. Dokonuje się jej po uprzednim podziale sygnału mowy na ramki. Można ją przeprowadzić w oparciu o kilka parametrów (tab. 2).

Tablica 2: Parametry detekcji sygnału mowy

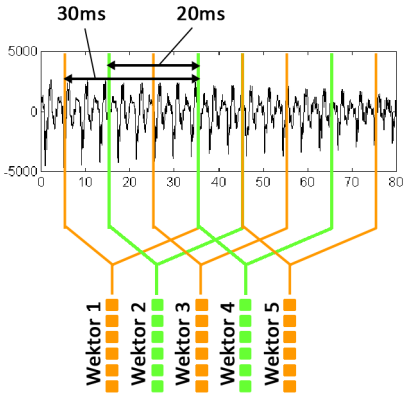
Parametr	**Kryterium detekcji**
Moc sygnału w ramce $P = 10log(\varepsilon + \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^2)$	$P \geq P_{tr}$
Liczba przejść przez zero w ramce L	$L < L_{tr1}$lub $L > L_{tr2}$
Entropia widma E $H = -\sum_{k=1}^{N} w_k p_k log p_k$ gdzie $p_k = s(f_k) l \sum_{i=1}^{N} s(f_i)$,$k = 1, ..., N$	$H \geq H_{tr}$

W każdej ramce obliczany jest wybrany parametr a następnie na podstawie jego wartości podejmowana jest decyzja o zaakceptowaniu ramki jako sygnału mowy lub jej odrzuceniu. W przypadku stosowania entropii widmowej najpierw dokonuje się obliczenia modułu FFT. Wagi $w_k$dobierane są doświadczalnie. Odrzucane są najmniejsze i największe wartości p_k.

Możemy też przyjąć zasadę, że po wstępnej detekcji sygnału mowy odrzuca się fragmenty sygnału krótsze niż 100 ms, chyba że leżą w odległości czasowej mniejszej niż 100 ms od innych fragmentów sygnału.

2.5. Ekstrakcja cech sygnału mowy

W wyniku ekstrakcji cech otrzymujemy wartości parametrów zawierających informację o treści wypowiedzi i będących niezależnymi od indywidualnych cech głosu mówcy. Parametry te tworzą wektory cech, na podstawie których dokonuje się klasyfikacji sygnału. Przykładowy podział na ramki pokazano na rysunku 7, wektory 6 parametrów ekstrahowanych w ramkach o czasie trwania 30 ms, zachodzących na siebie na odcinkach 20 ms.



Rysunek 7: Ekstrakcja cech

Najczęściej stosowane cechy sygnału mowy:

– bank filtrów,

– współczynniki LPC (ang. Linear Prediction Coefficients),

– parametry cepstralne,

– parametry mel-cepstralne (MFCC ang. Mel-frequency cepstral coefficients),

– parametry mel-spektralne (MFC ang. Mel-frequency cepstrum),

– parametry dyskretnej transformacji falkowej (ang. DWT - Discrete Wavelet Transform).

Każdy zestaw cech może być uzupełniony o tzn. cechy dynamiczne, czyli współczynniki różnicowe. Polega to na obliczeniu pierwszej i drugiej pochodnej powyższych współczynników (tzw. współczynników delta oraz delta-delta) względem kilku ramek.

Pakiet HTK może korzystać zarówno z cech mel-cepstralnych jak i LPC. Opisane zostaną jedynie cechy mel-cepstralne oraz mel-spektralne ponieważ są ze sobą powiązane. W systemie stworzonym na potrzeby tej pracy zostały użyte cechy mel-cepstralne.

Ucho człowieka reaguje nieliniowo na zmieniającą się częstotliwość dźwięku. Częstotliwości powyżej 1 kHz są słabiej odczuwane niż różnice w zakresie niskich częstotliwości. Dlatego im wyższa częstotliwość tym są potrzebne coraz większe odstępy między kolejnymi pasmami dla zrekompensowania nieliniowości. Po to właśnie wprowadzono skalę melową (Mel) zamiast hercowej (Hz). [Kas09]

$$\omega_{Mel} = 2595log(1 + \frac{\omega}{700Hz})$$

Widma ramek sygnału po uprzednim przeprowadzeniu DFT poddawane są filtracji za pomocą melowego banku filtrów pasmowo przepustowych. W systemach rozpoznawania mowy zazwyczaj stosuje się banki 26 filtrów melowych. Filtry tworzone są dla kolejnych pasm częstotliwości, rozmieszczonych w nieliniowy sposób wyznaczony przez skalę Mel. Zdefiniowane są w dziedzinie częstotliwości co umożliwia łatwe wymnożenie ich przez przekształcony sygnał. Do wyznaczenia cech mel-spektralnych dla każdej ramki sygnału wykorzyje się zbiór l trójkątnych filtrów D(l, k).

$$MFC(l, \tau) = \sum_{k=0}^{M-1}[D(l,k) * FC(k, \tau)], \text{ l=1,...,L}$$

Wartość pojedyńczego współczynnika MFC odpowiada ważonej sumie wartości FC należących do zakresu trójkątnego filtra pasmowego odpowiadającego danemu MFC.

Chcąc wyliczyć spektrum energii dla każdej ramki, stosujemy FFT dla każdego splotu sygnału z kolejnym oknem i obliczamy kwadrat amplitudy każdego współczynnika zespolonego Fouriera.

$$FC(k, \tau) = \mid \sum_{t=0}^{M-1}[x(\tau + t)e^{-i2\pi kt/M} * w_\tau(t)] \mid^2 \text{ dla } k = 0, ..., M-1$$

Współczynniki mel-cepstralne możemy wyznaczyć ze wzoru:

$$MFCC(k, \tau) = \sum_{l=0}^{L-1}[logMFC(l, \tau) * cos(\frac{k*(2l+1)\pi}{2L})], k = 1, ..., K$$

Natężenie dźwięku jest odczuwane przez ludzi w skali logarytmicznej dlatego przy obliczaniu cepstrum sygnał otrzymany po przejściu przez bank filtrów melowych jest logarytmowany.

„Ponieważ układ głosu ma charakter ciągły, zatem poziomy energii w sąsiednich pasmach są skorelowane. Dlatego też niebędna do tego transformata odwrotna Fouriera (tu wystarczy przekształcenie cosinusowe) zamienia zbiór logarytmów energii na nieskolerowane ze sobą współczynniki cepstralne." [Kas09]

Aby usunąć szkodliwy wpływ podstawowych drgań krtaniowych na zestaw cech możemy zastosować przekształcenie zwane liftrowaniem.

$$c_n^{lift} = (1 + \frac{\lambda}{2}sin(\frac{\pi n}{\lambda}))c_n \text{ dla } n = 1, ..., \lambda,$$

gdzie c_n to n-ty współczynnik MFCC a stała λ odpowiada indeksowi cechy związanej z częstotliwością podstawową.

Podstawowy wektor cech możemy uzupełnić o tzn. cechę „energetyczną", która pomaga odróżnić sygnał ciszy od sygnału mowy a także słabe bezdźwięczne spółgłoski od silnych dźwięcznych samogłosek. Sumaryczną energię w ramce sygnału τ obliczamy sumując kwadraty próbek w dziedzinie czasu według nastepującego wzoru:

$$E^{(\tau)} = \sum_{i=1}^{M} f_i^2 \qquad \text{[Kas09][KW06]}$$

Podsumowując, wyznaczanie współczynników MFCC możemy przestawić w następujących krokach:

– blokowanie sygnału w ramki, okienkowanie oknem Hamminga,

– przeprowadzenie FFT na zokienkowanych ramkach sygnału,

– filtracja za pomocą melowego banku filtrów,

– obliczenie mocy FFT w określonych pasmach częstotliwościowych,

– obliczenie logarytmu zakumulowanych współczynników widmowych,

– przeprowadzenie DCT na zlogarytmowanych współczynnikach widmowych,

– opcjonalnie, wyznaczenie cech dynamicznych.

DCT (ang. discrete cosine transform) przeprowadzamy według następującego wzoru:

$$x(n) = c(n) \sum_{k=0}^{K-1} ln(S_k) cos(\tfrac{\pi(2k+1)n}{2K}),$$

$$\text{gdzie } c(0) = \sqrt{\tfrac{1}{K}}, \text{dla } n > 0 \; c(n) = \sqrt{\tfrac{2}{K}} \text{ [Zie05]}$$

Otrzymany wektor cech MFCC zawiera liczbę elementów równą liczbie pasm melowych. Do dalszego przetwarzania bierzemy zazwyczaj pierwsze 12 współczynników, do których dokładamy energię sygnału w ramce oraz jeśli chcemy uwzględnić dynamikę zmian współczynników w czasie (wielkość zmian oraz ich tempo), poszerzamy nasz wektor o ich przyrosty kolejno pierwszego i drugiego rzędu (czyli współczynniki delta oraz delta-delta). W wyniku tych operacji otrzymujemy 39-elementowy wektor cech mel-cepstralnych.

3. Ukryte Modele Markowa jako jedna z metod klasyfikacji

3.1. Wprowadzenie teoretyczne

Ukryte modele markowa stanowią serce większości współczesnych systemów rozpoznawania mowy.
S. Young et al., The HTK Book, Cambridge 2006,

W bloku klasyfikacji nastepuje porównanie nadchodzacych ciagów obrazów wypowiedzi ze znajdujacymi sie w pamieci wzorcami, które stanowia uogólniony (usredniony) opis klas dzwieków. Klasa moga byc fonemy, wyrazy lub nawet całe zdania. Obrazy wzorcowe sa tworzone w procesie uczenia.

Pierwsze publikacje dotyczące Ukrytych (niejawnych) Modeli Markowa były opracowane przez Bauma oraz jego współpracowników w latach 60-tych oraz wczesnych latach 70-tych. Prace te dotyczyły metody estymacji parametrów modeli HMM nazywanej algorytmem Bauma-Welcha.

Poza algorytmem Bauma-Welcha został opracowanych algorytm segmental k-means estymacji parametrów HMM. Algorytm ten jest oparty na zmodyfikowanym kryterium maksymalizacji (segmental ML). Modyfikacja kryterium polega na wprowadzeniu optymalnej ścieżki oraz maksymalizacji prawdopodobieństwa na optymalnej ścieżce. Stosowana w algorytmie ściezka wyznaczana jest z wykorzystywaniem algorytmu Viterbiego.

3.2. Algorytm Bauma-Welcha

3.3. Algorytm Viterbiego

4. HTK (Hidden Markov Model Toolkit)

4.1. Rozpoczęcie pracy z bibliotekami

4.2. Trenowanie modeli

4.3. Rozpoznawanie

5. System sterujący robotem za pomocą komend głosowych

5.1. Schemat działania systemu

5.2. Użyte technologie

5.3. Robot przemysłowy

5.4. Urządzenie na którym działa cały system

5.5. Gry planszowe

5.6. Prezentacja działania systemu

6. Podsumowanie

Bibliografia

[Gra97] L. Grad. Obrazowa reprezentacja sygnalu mowy. *Biuletyn Instytutu Automatyki i Robotyki WAT*, Nr(8), 1997.

[Kas09] W. Kasprzak. *Rozpoznawanie obrazow i sygnalow mowy*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa, 2009.

[KW06] Kowalski A. B. Kasprzak W. *Analiza sygnalu mowy sterowana danymi dla rozpoznawania komend glosowych*. Postepy Robotyki, WKiL, Warszawa, 2006.

[Ost00] D. Ostaszewska. *Fonetyka i fonologia wspolczesnego jezyka polskiego*. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa, 2000.

[Zie05] T. P. Zielinski. *Cyfrowe przetwarzanie sygnalow od teorii do zastosowan*. WKiL, Warszawa, 2005.

Dodatek A

Tu, trzeba zamieszczać treść dodatkową np. fragmenty kodu aplikacji itp.