

修 士 論 文

題 目

ニュースアンカーの発話間隔と環境を考慮した
i-vector を用いた発話検出

指導教員

松永 昭一 教授

平成30年度

長崎大学大学院 工学研究科

総合工学専攻

野崎 大智 (52117321)

目次

第 1 章	研究背景	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	2
1.3	論文構成	2
第 2 章	基礎知識	3
2.1	ニュース番組のインデクシング	3
2.2	音源識別	4
2.2.1	スペクトル解析	4
2.2.2	音響特徴パラメータ	6
2.3	i-vector の概要	7
2.3.1	UBM に対する Baum-Welch 統計量	7
2.3.2	全因子 w の確率分布と i-vector の抽出	8
2.3.3	因子分析モデルパラメータの推定	10
2.3.4	コサイン類似度	11
2.4	音声認識	11
2.4.1	音声認識システムの流れ	11
2.4.2	単語辞書と言語モデル	12
2.4.3	音響モデル	13
2.4.4	DNN の概要	15
第 3 章	予備調査	16
3.1	コサイン類似度を用いた i-vector の性質の調査	16
3.1.1	使用する音声データ	16
3.1.2	コサイン類似度の算出条件	16
3.1.3	長い音声データから抽出した i-vector の性質	17
3.1.4	非常に短い音声データから抽出した i-vector の性質	18
3.2	ニュース番組音声の特徴の調査	20
3.2.1	使用する音声データ	20
3.2.2	調査方法	21
3.2.3	調査結果	21
第 4 章	i-vector を用いたアンカーの発話区間検出手法および音声認識手法とその課題	24
4.1	i-vector を用いたアンカーの発話区間検出手法 [9]	24
4.2	i-vector を用いた音声認識手法 [10]	24
4.3	課題	25

第 5 章	i-vector の抽出精度向上のための発話区間結合手法	26
5.1	発話の時間間隔を考慮した発話区間の結合手法	27
5.2	発話環境を考慮した発話区間の結合手法	27
第 6 章	実験	28
6.1	使用する音声データ	28
6.1.1	学習音声	28
6.1.2	評価音声	29
6.2	発話区間検出実験	29
6.2.1	実験方法	29
6.2.2	評価方法	29
6.2.3	実験結果	30
6.2.4	考察	33
6.3	アンカーの発話群検出実験	33
6.3.1	実験方法	33
6.3.2	評価方法	35
6.3.3	実験結果	35
6.3.4	考察	38
6.4	アンカーの発話区間の音声認識実験	38
6.4.1	実験方法	38
6.4.2	音響モデルの仕様	38
6.4.3	言語モデル・単語辞書の仕様	42
6.4.4	評価方法	43
6.4.5	実験結果	43
6.4.6	考察	43
第 7 章	結論	44
	謝辞	45
	参考文献	46

目次

2.1	インデクシングの手順	3
2.2	音声認識の流れ	12
2.3	HMM の例	14
2.4	DNN の構造図	15
3.1	長い音声データから抽出した同一話者間の i-vector のコサイン類似度	17
3.2	長い音声データから抽出した異なる話者間の i-vector のコサイン類似度	18
3.3	非常に短い音声データから抽出した同一話者間の i-vector のコサイン類似度	19
3.4	非常に短い音声データから抽出した異なる話者間の i-vector のコサイン類似度	19
3.5	同一話者間の非発話区間の時間情報	22
3.6	異なる話者間の非発話区間の時間情報	23
5.1	提案手法を組み込んだインデクシング手法	27
6.1	発話の長さに対するコサイン類似度の平均	34
6.2	アンカーの発話区間検出精度の Baseline	36
6.3	提案手法 1 によるアンカーの発話区間検出精度 ($Th_{time} = 1.0$)	36
6.4	提案手法 2 によるアンカーの発話区間検出精度	37
6.5	提案手法 3 によるアンカーの発話区間検出精度 ($Th_{time} = 1.2$)	37
6.6	各話者クラスに含まれる発話データ数	38
6.7	DNN を用いる際の学習の流れ	40
6.8	書き起こしテキストの例	42

表目次

2.1	音源識別のための音響特徴パラメータ	4
2.2	単語辞書の例	12
3.1	使用する音響特徴パラメータ	16
3.2	「音声」の音源ラベルの例	20
3.3	調査音声データの詳細	21
6.1	CSJ の音声の種類と分量	28
6.2	評価用音声データの詳細	29
6.3	音源識別実験の実験条件	29
6.4	検出した区間の正誤判定	30
6.5	発話区間検出精度	31
6.6	音楽区間検出精度	31
6.7	背景雑音区間検出精度	32
6.8	無音区間検出精度	32
6.9	発話区間検出精度	33
6.10	結合の閾値	34
6.11	使用する音響特徴パラメータ	35
6.12	アンカーの発話区間の正誤判定	35
6.13	音響モデルの仕様	38
6.14	使用する音響特徴パラメータ	39
6.15	使用した音素	40
6.16	カナ音素対応表	41

第1章

研究背景

1.1 研究背景

近年、通信・放送業界では地上デジタル放送の開始や、新たな高速通信規格の誕生など、通信ネットワークの急速な発達が見られる。それに伴い、誰もがテレビやパソコンだけでなくスマートフォン・タブレットなど様々なデバイスを通して手軽に膨大な量の音声・映像データを入手し、好きな時に好きな場所で視聴することが容易な時代となった。そこで、映像・音声データに話者や内容のインデックスの情報が付与されていれば、必要な部分のみを容易に検索、視聴ができる。しかし、世の中には膨大な量の映像・音声データが存在するため、それら全てに人手でインデックスを付与することは事実上不可能である。そこで、自動的にインデクシングすることが望まれる。

自動でインデクシングを行うためには、映像・音声データ内の発話区間、発話者、発話内容の特定が必要である。これらを推定する技術のことをダイアライゼーションと呼び、本稿はこの技術の実現を目指す。

本稿では世の中に存在する映像・音声データの中で、ある特定の人物に情報が集中する形式で行われるニュース番組に着目した。

ニュース番組の特徴

- 30分程度のニュース番組の中で複数の多様な話題がある
- 1人または複数のアンカーおよび天気予報士など複数の話者が存在する
- 話者情報（話者数、性別、話者の声質など）および発話区間が未知である
- 対話が少ない
- アンカーは連続で発話することが多い

このようなニュース番組において、ニュースの話題にインデクシングが行われていることは必要な話題の検索に重要である。ここで、アンカーとは司会役のアナウンサーのことであり、ニュース番組は主にアンカーを中心として進行する。アンカーの特徴は以下の通りである。

アンカーの特徴

- 発話数が多い
- ニュース番組の司会および話題の切り替えを行う

- ニュース番組の全体にわたって発話している

このため、ニュース番組ではアンカーの発話に情報が集中しており、インデクシングに重要な情報を持つ。つまり、アンカーの発話区間を検出、音声認識はニュース番組のダイアライゼーションの実現に有効であると考えられる。

1.2 研究目的

特定話者の発話検出には話者特徴量 (i-vector) が一般的に用いられている。また、音声認識においても認識対象の話者ごとに音声認識システムを適応させることで音声認識精度の向上が確認されている。しかし、短い発話からは話者の識別に必要な i-vector を抽出できないことが確認されており [1]、アンカーの発話の誤検出、音声認識精度の低下につながる可能性がある。そこで、短い発話の i-vector の抽出精度を向上することによって、アンカーの発話区間検出精度、音声認識精度の向上が見込めると考えた。

本稿では、前後の発話区間が同一話者の発話である可能性が高いとき発話区間を結合し、長い発話を擬似的に作成した。これによって短い発話の i-vector の抽出精度向上を目指し、アンカーの発話区間検出と音声認識への有意性を検証した。検証を行なった結果、従来と比較してアンカーの発話区間検出精度が 9%、音声認識精度が hoge hoge% の向上を実現した。これにより、i-vector の抽出において発話区間を結合し擬似的に長い発話を作成することにより、アンカーの発話区間検出、音声認識への有意性を示した。

1.3 論文構成

次章以降における本論文の構成は、まず 2 章で本実験で用いるシステム、アルゴリズムの概要について説明を行う。次に 3 章では、i-vector の性質と評価対象であるニュース番組音声の調査を行う。4 章では i-vector を用いたアンカーの発話検出手法と音声認識の先行研究について述べ、問題提起を行う。5 章では本研究で提案するアルゴリズムの説明を行う。6 章では提案手法を用いた発話区間の結合、i-vector を再抽出を行い、アンカーの発話区間検出精度、音声認識精度への効果を検証する。7 章では本研究において検証された実験の結果を元に結論を述べる。

第2章

基礎知識

2.1 ニュース番組のインデクシング

ニュース音声のインデクシングは図 2.1 の手順で行われる。

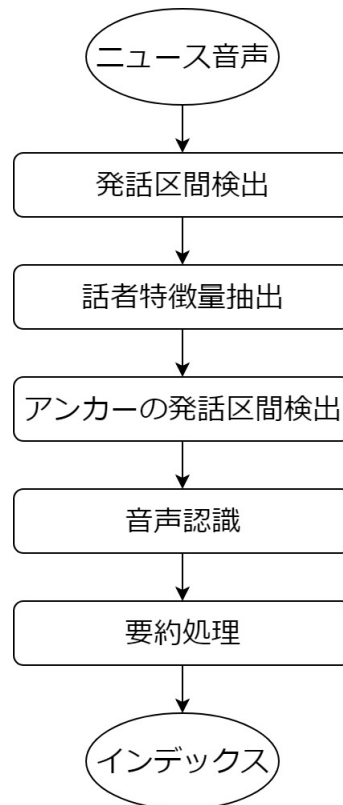


図 2.1: インデクシングの手順

入力であるニュース音声はどの区間で発話されているか未知であるため、まず音源分離によって発話区間検出を行う。次に検出した発話区間の中からアンカーの発話区間を検出するために、発話から話者特徴量を抽出し、発話をクラスタリングすることでアンカーの発話区間を検出する。検出されたアンカーの発話区間の音声認識を行い、認識結果の要約処理を行うことでインデックスが作成される。本稿では、ニュース音声の発話区間検出から音声認識までを行う。本稿で使用するシス

テムについて、本節以降で説明を行う。

2.2 音源識別

音響データ（ニュース音声、会話音声等）の中にはさまざまな音源種別（声、音楽、雑音等）の音が混在している。音源識別とは、音響データ中に含まれる音源種別を自動的に識別することである。ここでの処理は、音響データのスペクトル解析を行い、音響特徴パラメータを求め、あらかじめ用意した各音源種別の音響特徴パラメータの分布と比較することで音源種別を識別する。

本研究では、ニュース番組の音声データに音響特徴パラメータを用いた音源識別 [3] を使い、音声データ中の音源種別を以下の4つに分類した。

- (1) 音声区間: アナウンサーやインタビューの声
- (2) 音楽区間: オープニングやエンディングなどの音楽、BGM
- (3) 背景雑音区間: 自動車走行音や鳥の泣き声、喧騒
- (4) 無音区間: 音量が極めて小さい区間

また、音源識別システムは音響データを各種別へ識別するための音響特徴パラメータの分布に混合ガウス分布を用いている。本研究では、混合数8のガウス分布を使用している。本研究の音響特徴パラメータを表 2.1 に示す。

表 2.1: 音源識別のための音響特徴パラメータ

スペクトルの変化	スペクトルの傾き
白色雑音との近さ	ピッチ
パワー	中心周波数
中心周波数のバンド幅	

以降、音源識別のためのスペクトル解析と音響特徴パラメータについて説明する。

2.2.1 スペクトル解析

音響データのスペクトル解析の手法として最も一般的に利用されている方法は、短時間フーリエスペクトル分析がある。この方法は、音響データから連続する数 10ms 程度の時間長の信号区間を切り出し、切り出された信号が定常性（一定周期で繰り返す）と仮定して、スペクトル解析を行う。スペクトル解析の流れは以下の通りである。

- (1) フレーム化処理: 与えられた信号 $s(n)$ に長さ N の分析窓を掛けることで以下のような信号系列 $s_w(m; l)$ を取り出す。

$$S_w(m; l) = \sum_{m=0}^{N-1} \omega(m) s(l+m) \quad (l = 0, T, 2T, \dots) \quad (2.1)$$

ここで、添え字 l は信号の切り出し位置に対応している。すなわち、 l を一定間隔 T で増加させることで定常とみなされる長さ N の信号系列 $s_w(n)$ ($n = 0, 1, \dots, N-1$) が間隔 T で得られる。この処理をフレーム化処理と呼び、 N をフレーム長、 T をフレーム間隔と呼ぶ。

- (2) 窓関数をかける:ある有限区間以外で0となる関数であり、フレーム化されたデータに対して重みをつける関数である。フレーム化処理を行う場合、離散的なデータの繋ぎ目においての信号の急激な変化の影響を和らげるため、原則として窓関数をかけなければならない。代表的なものとして音声信号だけに有効なハニング窓と、音声信号以外にも様々な信号にも有効なハミング窓がある。

$$\text{ハニング窓} : \omega(n) = 0.5 - 0.5 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (n = 0, 1, \dots, N-1) \quad (2.2)$$

$$\text{ハミング窓} : \omega(n) = 0.54 - 0.54 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (n = 0, 1, \dots, N-1) \quad (2.3)$$

- (3) スペクトル分析 (離散時間フーリエ変換、高速フーリエ変換):フレーム化処理によって得られた信号系列の短時間フーリエスペクトルは、離散時間フーリエ変換により以下の式で与えられる。

$$S(n) = \sum s_{\omega}(n) e^{-j2\pi \frac{nk}{N}} \quad (k = 0, 1, \dots, N-1) \quad (2.4)$$

離散フーリエ変換 (DFT) は、離散的なデータをフーリエ変換する際に、通常のフーリエ変換の無限区間積分を有限の和で書き換えたもので、時間領域、周波数領域ともに離散化されたフーリエ変換のことであり、時間領域の表現を周波数領域における表現に変換する。また、逆に周波数領域の表現を時間領域の表現に変換する、つまり元の音響データに戻す変換を離散フーリエ逆変換 (IDFT) と呼び以下の式で与えられる。

$$S(n) = \frac{1}{N} \sum S(k) e^{j2\pi \frac{nk}{N}} \quad (k = 0, 1, \dots, N-1) \quad (2.5)$$

実際の信号処理過程では、離散的フーリエ変換 (DFT) をその高速算法である高速フーリエ変換 (FFT) を用いて実行し、当該音声区間のスペクトル表現とすることが一般的である。高速フーリエ変換は式 (2.2)、(2.3) の N が 2^n 個であるとき、その処理を高速にできる性質がある。フーリエ変換の式には、

$$S'(n) = S(e^{j\frac{2\pi}{N}k}) = \sum s_{\omega}(n) e^{-j2\pi \frac{kn}{N}} \quad (k = 0, 1, \dots, N-1) \quad (2.6)$$

なる複素系列 $S'(k)$ が音声スペクトル表現として最も一般的に用いられる。

- (4) パワースペクトルの算出:音響信号の特徴は主として、調音フィルタの振幅伝達特性に含まれる。したがって、音響信号の振幅スペクトル $|S'(k)|$ 、あるいはその2乗のパワースペクトル $|S'(k)|^2$ 、対数スペクトル $10 \log |S'(k)|^2$ が注目すべきスペクトル表現になる。このスペクトルをグラフにすることで、音響データに含まれている周波数成分を解析することができる。音響データに含まれている周波数成分の上限はサンプリング定理により、サンプリング周波数の半分なので、高速フーリエ変換における周波数成分が意味のあるスペクトルとして扱われるのは0から π までのスペクトルである。また、音響信号の離散パワースペクトル系列は、離散スペクトル系列から式 (2.7) で表される。

$$|S'(k)|^2 = \frac{1}{N} [\text{Re} \{S'(k)\}^2 + \text{Im} \{S'(k)\}^2] \quad (2.7)$$

この 2 乗値のパワースペクトル $|S'(k)|^2$ を特徴量として扱っている。音響信号に高速フーリエ変換を施すと、時間表現 (縦軸: パワー、横軸: 時間) から周波数表現 (縦軸: 振幅、横軸: 周波数) へと変換できる。しかし、実際には縦軸を周波数、横軸を時間としたグラフがよく使用されており、このようなグラフをスペクトルグラムという。スペクトルグラムは音声を視覚化したものであり、声紋とも呼ばれる。

2.2.2 音響特徴パラメータ

本研究で使用する 7 つの音響特徴パラメータについて述べる [5]

(1) スペクトルの変化

動的特徴量を連続するスペクトルのフレーム間の変化量として取り出す。音響信号のスペクトル分析した連続するフレームにおいて、あるフレームとその一定時間後のフレームとのパワースペクトルの差分によりスペクトルの変化量を得て、そのスペクトルの差分を一定時間足し合わせたものとしている。スペクトルの変化量によって比較する利点は、音声の識別に有利であり音声に比べて背景雑音のほうがスペクトルの変化量が大きく、無音のほうがスペクトルの変化量が小さいということである。

(2) スペクトルの傾き

あらかじめ人手により作成したラベルにより音響データの各区間を各種別（音声、音楽、背景雑音、無音）に振り分け、それぞれに対してスペクトル分析を行い、パワースペクトルを取り出し、各種別内において集められたパワースペクトルの分布を求めることで各種別において傾き値を得る。この傾き値を基に、与えられた音響ファイルから次々に得るパワースペクトルと各種別の学習データとの特徴パラメータの分布の類似度を比較する。この最小単純形は、パワースペクトルにおける一回帰直線の傾きを比べることと同じである。傾きによって比較する利点は、有色系の音のほうが白色雑音よりも傾きが大きいので、音声と音楽と無音の識別に有利である。

(3) 白色雑音との近さ

パワースペクトルより一回帰直線からスペクトル波形の切片を求めることで入力信号の白色性の度合を計測する。この白色雑音との近さによって比較する利点は、背景雑音のような定常的に混入した雑音は白色性が高いので、これらの識別ができるということである。

(4) ピッチ

有声音源の繰り返し周期、いわゆるピッチ（基本周波数）の変化を調べることで、音源の変化を知ることができ、音源の特定のパラメータである。周波数分析によりピッチを求め、学習データと比べることで音源の特定に用いる。

(5) パワー

時間領域の分析だが、音響信号のような非定常的な信号に対して、変化していく信号の大きさにうまく追随するような比較的短い区間に音響データを区切り、その区間の信号 $x_l(n)$ に対してエネルギー $E(l)$ を定義する [7]。

$$E(l) = \sum_{n=0}^{N-1} \{x_l(n)\}^2 \quad (2.8)$$

ここでは、整数 N は窓の中に含まれる音響信号の数である。

利点としては、測定が簡単であり、音声認識における有色系の音の区間の抽出にもよく用いられることから、有音と無音の区別に有利である。

(6) 中心周波数

抽出したパワースペクトルにおいて、無音の場合は右下がりに傾斜しているが、有音の場合は傾斜の途中で膨らみまたは突起が発生する。その突起がもっとも大きく発生している周波数帯の中心部分の周波数を中心周波数として定義している。これは有音と無音の識別に効果がある。

(7) 中心周波数のバンド幅

中心周波数を含む膨らみ、あるいは突起の始まりと終わりによる周波数帯の長さをバンド幅として定義する。音声は一定の周波数を含むことが多いためそのバンド幅はある程度の大きさになることが考えられるが、雑音はあまり多くの周波数を含まないものから白色性が高く幅広い周波数を含むものまで様々であり、その違いから音声と雑音の特定に有効である。

2.3 i-vector の概要

近年の話者認識システムの多くは i-vector[4] に基づいて構成されおり、この領域における最高水準の技術となっている。i-vector とは、ある発話から得られた音響特徴量を因子分析を用いて、話者固有の特徴を抽出したものである。i-vector の抽出においては、因子分析の入力として、発話毎に GMM(Gaussian Mixture Model) の平均ベクトルを結合した GMM スーパーベクトルを用いる。発話 u から作成された GMM スーパーベクトル $M_u \in R^{CD_F}$ は以下で定義される。

$$M_u = Tw_u + m \quad (2.9)$$

ここで M_u は大量の不特定話者の発話データから作成される UBM (Universal Background Model) を事前情報として事後確率最大化 (MAP) 法により推定された GMM を用いる。また m は UBM から得られる話者及びチャネル非依存の GMM スーパーベクトルである。 C は GMM (UBM) の混合数、 D_F は音響パラメータの次元数、 $T \in R^{CD_F \times D_r}$ は低ランクの矩形行列 $D_r \ll CD_F$ で、全変動空間を張る基底ベクトルで構成される固有音声行列である。 $W_u \in R^{D_r}$ は発話ごとに与えられる潜在変数であり、平均ベクトルが $0 \in R^{D_r}$ で共分散行列行列が単位行列 $I \in R^{D_r \times D_r}$ のガウス分布 $N(w; 0, I)$ に従う。この w は total factor (全因子) と呼ばれ、各発話に対する i-vector である。つまり、i-vector は GMM スーパーベクトル空間における平均的な話者 (UBM の平均) から「差 (を次元圧縮したもの)」として各話者を表現したものと言える。

2.3.1 UBM に対する Baum-Welch 統計量

準備として、UBM に対する Baum-Welch 統計量を計算することから始める。 $O_u = o_1, o_2, o_3, \dots, o_L$ 、 $o_t \in R^{D_F}$ 、を発話 u から得られる L フレームの音響パラメータ系列 $c = 1, 2, 3, \dots, C$ 、を UBM (GMM) の混合要素を表す添え字、 $\Omega = \{\pi_c, m_c, \sum_c\}_{c=1}^C$ を UBM のパラメータ (混合重み、平均ベクトル、対角共分散行列) とする。このとき、発話 u に対する 0 次、1 次、2 次の Baum-Welch 統計量は、

$$N_{u,c} = \sum_{t=1}^L \gamma_t(t) \quad (2.10)$$

$$F_{u,c} = \sum_{t=1}^L \gamma_t(c)(o_t - m_c) \quad (2.11)$$

$$S_{u,c} = \text{diag} \left[\sum_{t=1}^L \gamma_t(c)(o_c - m_c)(o_t - m_c)' \right] \quad (2.12)$$

と書ける。ここで、 $\gamma_c(c)$ は、 o_t が UBM の c 番目の要素分布から生成される事後確率

$$\gamma_c(c) = p(c | o_t, \Omega) = \frac{\pi_c p(o_t | m_c, \sum c)}{\sum_{k=1}^C \pi_k p(o_t | m_k, \sum k)} \quad (2.13)$$

である。更にこれらを用いて、

$$N_u = \begin{pmatrix} N_{u,1}, I_{D_F} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & N_{u,C}, I_{D_F} \end{pmatrix} \in R^{CD_F \times CD_F} \quad (2.14)$$

$$N_u = \begin{pmatrix} F_{u,1} \\ F_{u,2} \\ \vdots \\ F_{u,C} \end{pmatrix} \in R^{CD_F} \quad (2.15)$$

$$N_u = \begin{pmatrix} S_{u,1}, 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & S_{u,2} & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & S_{u,C} \end{pmatrix} \in R^{CD_F \times CD_F} \quad (2.16)$$

ここで、 $I_{D_F} \in R^{D_F \times D_F}$ である。

2.3.2 全因子 w の確率分布と i-vector の抽出

本節では、 w に関する種々の確率分布を導出する。このとき、 w の事後分布の導出過程において i-vector の具体的な計算方法を示す。

- 事前分布

w の事前分布は $p(w)$ 平均 0、共分散行列を持つガウス分布であり、以下のように書ける。

$$p(w) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}w'w\right) \quad (2.17)$$

- 条件付き分布

$M_{u,c}$ を混合要素に対する M_u の部分ベクトルとする。直感的には、 $M_{u,c}$ は発話 O_u で学習した GMM の混合要素 c に割り当てられた O_c の各フレームは、平均 $M_{u,c}$ 、共分散行列 Σ_c (UBM のまま) に従うと仮定する。すなわち、 w の値で条件付けられた観測データ O の条件付き分布は

$$P(O_u|w_u) = \text{etp} \left(\sum_{t=1}^L \sum_{c=1}^C \gamma_t(c) \log(2\pi)^{-\frac{D_F}{2}} |\Sigma_c|^{-\frac{1}{2}} - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^L \sum_{c=1}^C \gamma_t(c) D(o_t; \theta_c) \right) \quad (2.18)$$

のように書ける。ここで、

$$D(o_t; \theta_c) = (o_t - M_{u,c})' \Sigma_c^{-1} (o_t - M_{u,c}) \quad (2.19)$$

$$M_{u,c} = m_c + T_c w_u \quad (2.20)$$

である。 $T_c \in R^{D_F \times D_T}$ は、混合要素 c に対する T の部分行列である。式 (2.18) の \exp の内部を Baum-Welch 統計量を用いて整理すると、

$$\sum_{t=1}^L \sum_{c=1}^C \gamma_t(c) \log(2\pi)^{-\frac{D_F}{2}} |\Sigma_c|^{-\frac{1}{2}} - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^L \sum_{c=1}^C \gamma_t(c) D(o_t; \theta_c) = G_u^\Sigma + H_u^{\Sigma T} + \text{Const} \quad (2.21)$$

ここで、 G_u^Σ 及び $H_u^{\Sigma T}$ は、

$$G_u^\Sigma = \sum_{c=1}^C \left[\frac{1}{2} N_{u,c} \log |\Sigma_c^{-1}| - \frac{1}{2} \text{tr} (\Sigma_c^{-1} S_{u,c}) \right] \quad (2.22)$$

$$H_u^{\Sigma T} = w_u' T' \Sigma^{-1} F_u - \frac{1}{2} w_u' T' N_u \Sigma^{-1} T w_u \quad (2.23)$$

- 事後分布

w の事後分布は (2.18)~(2.23) を用いると、

$$\begin{aligned} p(w_u|O_u) &\propto p(O_u|w_u) p(w_u) \propto \exp(w_u' T' \Sigma' T w_u - \frac{1}{2} w_u' w_u) \\ &\propto \exp(w_u' T' \Sigma' F_u - \frac{1}{2} w_u' N_u \Sigma^{-1} T w_u - \frac{1}{2} w_u' w_u) \\ &\propto \exp(-\frac{1}{2} (w_u - G_u T' \Sigma^{-1} F_u)' G_u^{-1} (w_u - G_u T' \Sigma' F_u)) \end{aligned} \quad (2.24)$$

と書ける。ここで、

$$G_u = (I + T' \Sigma^{-1} N_u T)^{-1} \quad (2.25)$$

である。 w の事後分布もガウス分布であることに注意すると、平均及び分散は、

$$E[w_u] = G_u T' \Sigma^{-1} F_u \quad (2.26)$$

$$\text{cov}[w_u] = G_u \quad (2.27)$$

となる。前述のとおり、確率的潜在変数モデルのもと、i-vector は w の事後分布の平均として得られる。つまり、発話 u の i-vector は、Baum-Welch 統計量 N_u 、 F_u 及び推定済みのパラメータ T, Σ を用いて、式 (2.26) により計算することができる。

2.3.3 因子分析モデルパラメータの推定

因子分析モデルのパラメータ T 及び Σ は、EM アルゴリズムにより求められる。すなわち、完全データ $(O_u, w_u)_{u=1}^U$ に対する対数尤度の期待値

$$Q = \sum_{u=1}^U E[\log p(O_u w_u | \theta)] \quad (2.28)$$

の最大化問題を解くことで求める。ここで、 θ はパラメータ T 、 Σ を表す。完全データの対数尤度は、

$$\log p(O_u w_u) = \log p(O_u | w_u, \theta) + \log p(w_u) \quad (2.29)$$

と書けるので、式 (2.18)~(2.23) を用いると、式 (2.28) は以下のように整理できる。

$$\begin{aligned} Q = & \frac{1}{2} \sum_{u=1}^U \sum_{c=1}^C (N_{u,c} \log |\Sigma_c^{-1}| - \text{tr}(\Sigma_c^{-1} S_{u,c})) \\ & + \sum_{u=1}^U \text{tr} \left(\Sigma^{-1} \left(F_u E[w'_u] T' - \frac{1}{2} N_u T E[w_u w'_u] T' \right) \right) \\ & - \sum_{u=1}^U \frac{1}{2} \text{tr}(E[w_u W'_u]) \end{aligned} \quad (2.30)$$

以上より、E ステップにおいては古いパラメータを使って、 w 空間の事後分布の統計量を以下のように計算する。

$$E[w_u] = G_u T' \Sigma^{-1} F_u \quad (2.31)$$

$$E[w_u w'_u] = G_u + E[w_u] E[w'_u] \quad (2.32)$$

M ステップでは、式 (2.30) をパラメータに関して最大化する。まず、(2.30) を T に関して微分して 0 と置くことで、以下の関係式を得る。

$$\sum_{u=1}^U \Sigma^{-1} F_u E[w'_u] = \sum_{u=1}^U \Sigma^{-1} N_u T E[w_u w'_u] \quad (2.33)$$

これより、 T の推定式が、

$$T^i = \left(\sum_{u=1}^U F_u^i E[w'_u] \right) \left(\sum_{u=1}^U N_{u,c} E[w_u w'_u] \right)^{-1} \quad (2.34)$$

のように得られる。ここで、 T^i 、 F_u^i は、おののおの T 、 F_u の i 行目を表し、 $i = (c-1) \times D_F + f$ 、 $1 \leq f \leq D_F$ である。また、 Σ の推定式は、

$$\Sigma = N^{-1} \left(\sum_{u=1}^U S_u - \text{diag} \left[\sum_{u=1}^U F_u E[w'_u] T' \right] \right) \quad (2.35)$$

となる。ここで、 $N = \sum_{u=1}^U N_u$ である。

2.3.4 コサイン類似度

発話 x から抽出した i-vector w_x と発話 y から抽出した i-vector w_y の比較を行うための方法としてコサイン類似度を用いる。

$$\cos(w_x, w_y) = \frac{w_x \cdot w_y}{\|w_x\| \|w_y\|} \quad (2.36)$$

類似度の値の範囲は、 $-1 \leq \cos(w_x, w_y) \leq 1$ であり、類似度が最も高い値は 1 である。

2.4 音声認識

2.4.1 音声認識システムの流れ

音声認識の流れを図 2.2 に示す。まず、入力された音声データから前処理として雑音区間と無音区間を除去し、発話区間を検出する。次に検出した発話区間の音響的特徴量を抽出し、デコーダへと渡す。デコーダではこの音響的特徴量をもとに、音響モデルと言語モデル、単語辞書を参照しながら単語列の尤度を算出し、最も尤度の高いものを認識結果として出力する。言語モデルと単語辞書については 2.4.2 節、音響モデルについては 2.4.3 節で説明する。

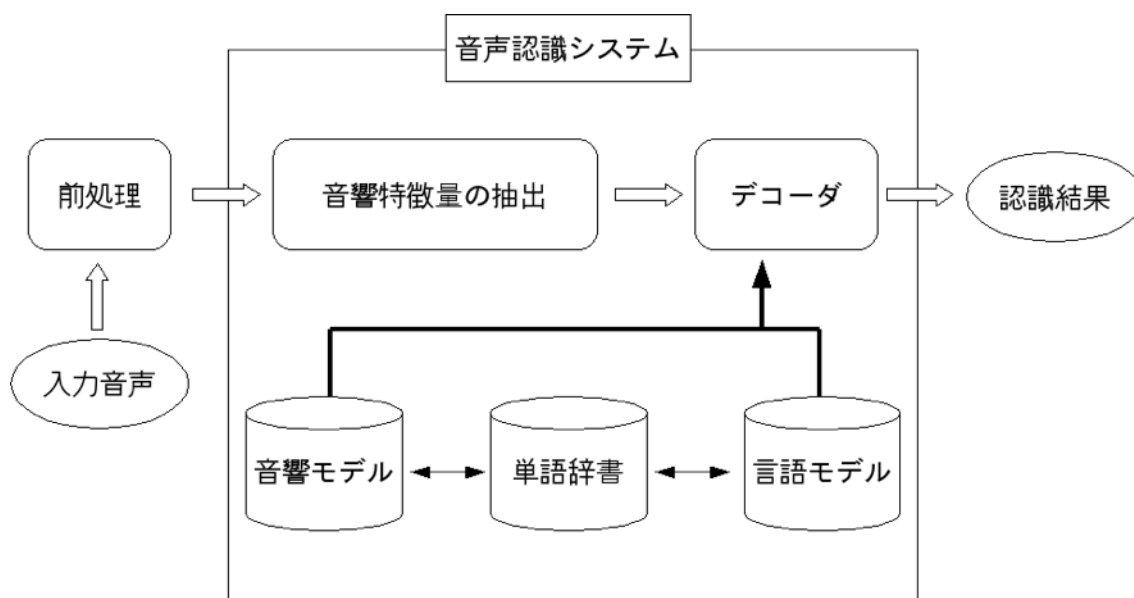


図 2.2: 音声認識の流れ

2.4.2 単語辞書と言語モデル

単語辞書

単語辞書には、一般的に学習データに出現する単語のなかで出現頻度の高い単語を登録する [6]。言語モデルもその単語辞書に登録された単語を用いて構築する。単語辞書の例を表 2.2 に示す。単語辞書には表記、発音形、原型、品詞番号、出現表記、音素表記などを登録する。

表 2.2: 単語辞書の例

表記+発音形+原型+品詞番号	出力表記	音素表記
あか+アカ+アカ+ 14	あか	a k a
技術+ギジュツ+ギジュツ+ 1	技術	g i zh j u ts u
新聞+シンブン+シンブン+ 1	新聞	sh i ng b u ng

音声認識では、言語モデルは、「表記+発音形+原型+品詞番号」を、音響モデルは「音素表記」の部分を用いて最尤の単語を算出する。辞書に登録している単語が少ない場合、入力された単語が辞書に登録されていないことが多くなり、他の誤った単語を出力し認識率が低下してしまう。一方、辞書に登録している単語が多すぎる場合、認識処理に時間がかかるだけでなく、認識候補が増えるため認識率が低下してしまう。よって適切な単語の登録数を検討する必要がある。

言語モデル

音声認識における言語モデルとは、文の品詞や単語と単語の関係性、音素の並びの制約などを定式化したもののことである。言語モデルの主流はサンプルデータから統計的な手法によって確率

推定を行なう統計的言語モデルである。その中でも最も広く使われているのが N グラムモデルである。

N グラムモデル

N グラムモデルとは、与えられた単語列 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ に対して、その出現確率 $p(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ を推定する場合に、

$$P(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n) = \prod_{i=1}^n p(\omega_i \mid \omega_{i-N+1} \dots \omega_{i-1}) \quad (2.37)$$

のような近似を行なうモデルである。 N グラムモデルでは、 i 番目の単語 ω_i の生成確率が、直前の $N-1$ 単語 $\omega_{i-N+1} \dots \omega_{i-2} \omega_{i-1}$ だけに依存すると考える。特に $N=1$ のときユニグラム (unigram)、 $N=2$ のときバイグラム (bigram)、 $N=3$ のときトライグラム (trigram) という。

文や発話中の単語の生成確率は文脈に依存することから、 N グラムモデルの推定確率は、 N が大きいほど高くなる。しかし、 N グラムモデルは語彙の N 乗のコストがかかることから、 N を大きくするためには、膨大な量のテキストを用意しなければならない。しかし、自由発話を記述したテキストは極めて少ない。本研究では、 $N=3$ の trigram を用いる。

2.4.3 音響モデル

音響モデルとは、音声の最小単位である音素または、単語や音節の音響特徴パラメータの時系列をモデル化したものである。この音素の特徴は、発話者や発話内容などによって変化するが、発話者ごと、または発話タスクごとにモデル化することは、膨大なコストがかかり汎用性がないため好ましくない。そのため、音響モデルの構築方法としては、音素ごとに様々な学習音声で学習を繰り返し、最尤の音響モデルを作ることが一般的である。本研究では、隠れマルコフモデル (Hidden Markov Model) を用いて最尤の音響モデルを構築する。

以下に音響モデルを構築する際に、必要となる知識について述べる。

MFCC

メル周波数ケプストラム係数 (Mel - Frequency Cepstrum Coefficient : MFCC) とは、メル周波数という人間の音の高低に対する感覚尺度で音声スペクトルから係数スペクトルを抽出したものである [6]。これは一般的に、音声の特徴を抽出するパラメータとして用いられる。MFCC の計算では、スペクトル分析は周波数軸上に L 個の三角窓を配置し、フィルタバンク分析により行なう。すなわち、窓の幅に対応する周波数帯域の信号のパワーを、単一スペクトルチャンネルの振幅スペクトル $|S'(k)|$ の重み付けの和 $m(l)$ で求める。

$$m(l) = \sum_{k=k_{lo}}^{k_{hi}} W(k; l) |S'(k)| \quad (l = 1, \dots, L) \quad (2.38)$$

$$W(k; l) = \begin{cases} \frac{k - k_{lo}(l)}{k_c(l) - k_{lo}(l)} & \{k_{lo} \leq k \leq k_c(l)\} \\ \frac{k_{hi}(l) - k}{k_{hi}(l) - k_c(l)} & \{k_c \leq k \leq k_{hi}(l)\} \end{cases} \quad (2.39)$$

ただし、 $W(k; l)$ は重み、 $k_{lo}(l)$ 、 $k_c(l)$ 、 $k_{hi}(l)$ はそれぞれ l 番目のフィルタの下限、中心、上限のスペクトルチャンネル番号であり、隣り合うフィルタ間で

$$k_c = k_{hi}(l-1) = k_{lo}(l+1) \quad (2.40)$$

なる関係がある。さらに、 $k_c(l)$ はメル周波数軸上で等間隔に配置される。メル周波数は

$$Mel(f) = 2595 \log_{10}\left(1 + \frac{f}{700}\right) \quad (2.41)$$

により計算される。ただし、 f の単位は [Hz] にとる。

最終的にフィルタバンク分析により得られた L 個の帯域におけるパワースペクトルを離散コサイン変換することで、式 (2.42) のように MFCC が得られる。

$$c_{mfcc}(i) = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{l=1}^L \log ml \cos \left\{ \left(l - \frac{1}{2} \frac{i\pi}{L} \right) \right\} \quad (2.42)$$

隠れマルコフモデル (HMM)

HMM は時系列信号の確率モデルであり、複数の定常信号源の間を遷移することで、時系列に適応させ、音響モデルを構築する [6]。図に HMM の例を示す。a、b、c は状態、矢印は状態遷移を示す。HMM は次の状態への遷移と現在の状態の遷移を行なう。このように現在の状態への遷移があるため、様々な長さの時系列信号に対応できる。

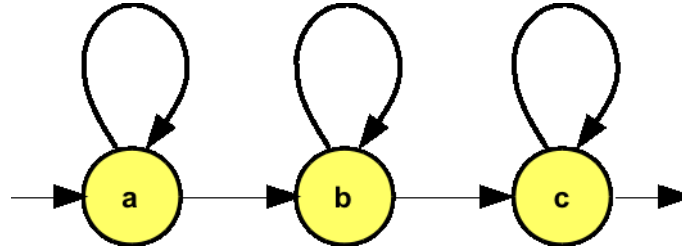


図 2.3: HMM の例

調音結合

音素の音響的な特徴は、周辺前後の音素の影響を受けて同じ音素でも様々に変化することが知られている [6]。この現象を調音結合という。特に、音素から音素への渡りの部分ではスペクトル特徴が時間とともに連続して大きく変化するため、音声を扱う分野ではこの調音結合への対応が重要である。この調音結合に対する最も直接的な対応策として、前後の音素を考慮した 3 つ組音素（トライフォン）を認識の処理単位として用いるものがある。

MFCC は、フレームと呼ばれる数十 ms 程度の音声区間を定常とみなした上で得られる静的な特徴量である。しかし調音結合があるため、フレーム分析により得られた静的な特徴に加え、時間とともに変化する動的な特徴を特徴量に加えて音声認識を行なうことで、認識の精度が大きく向上することが知られている。動的な特徴には式 2.43 や式 2.44 で示される一次差分か二次差分を利用することが多い。ここで、 K は回帰係数を計算する範囲であり、一般的に 20~40ms である。

$$\Delta c(n; l) = \frac{\sum_{K=-K}^K k_c(n; l+k)}{\sum_{K=-K}^K K^2} \quad (2.43)$$

$$\Delta\Delta c(n; l) = \frac{\sum_{K=-K}^K k_c(n; l+k)}{\sum_K K^2} \quad (2.44)$$

2.4.4 DNN の概要

本研究では DNN をベースとした会議音声認識を行なう。DNN とは、多層ニューラルネットワークを使った機械学習のことである。DNN は図 2.4 のように、auto-encoder または Restricted Boltzmann Machines (RBM) などを積み重ねた深い構造をもつ。入力に近い層では、単純に特徴抽出しかできないが、それらの重み付け和をとると表現能力が上がり、それをさらに上位の層の入力にしていくことで、モデルの表現力がさらに上がるとされている。

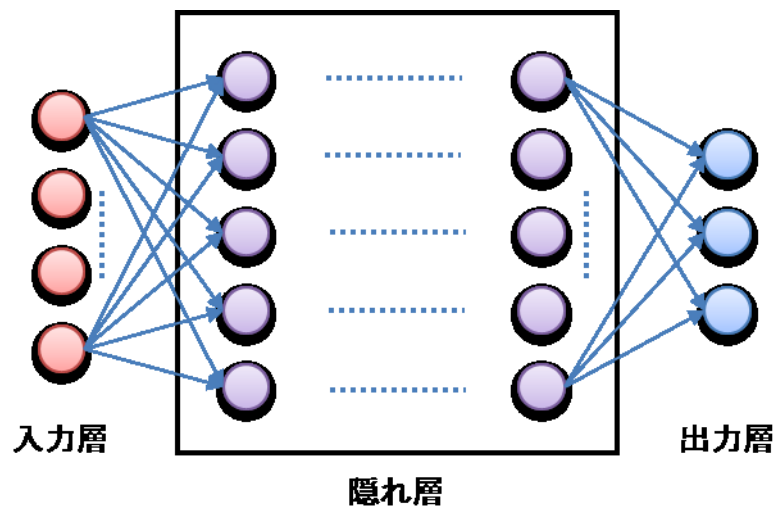


図 2.4: DNN の構造図

音声認識においては、入力層の入力は MFCC などの音響特徴量となり、出力層は HMM の各状態となる。

第3章

予備調査

3.1 コサイン類似度を用いた i-vector の性質の調査

発話データの長さを変更して i-vector を抽出、コサイン類似度を算出してヒストグラムにすることで、i-vector の抽出精度と発話の長さの関係を調査する。

3.1.1 使用する音声データ

UBM モデルの学習データおよびコサイン類似度を用いた i-vector の性質の調査に読み上げ音声 [8] を使用した。読み上げ音声には、男女各 110 人× 50 発話分が収録されている。

3.1.2 コサイン類似度の算出条件

対象の音声データからある発話を取り出し、それ以外の発話との i-vector のコサイン類似度を算出する。それを同一話者の発話間の場合と異なる話者の発話間の 2 つの場合に分けてヒストグラムに表し、コサイン類似度の性質の調査を行った。

i-vector の抽出には、ALIZE と LIR RAL を用いる。読み上げ音声に収録されている各発話データから i-vector を抽出する。発話データから抽出する音響特徴パラメータを表 3.1 に示す。また混合数は 32 とした。

表 3.1: 使用する音響特徴パラメータ

特徴量	次元数
MFCC	19
POW	1
Δ MFCC	19
Δ POW	1
$\Delta\Delta$ MFCC	19
$\Delta\Delta$ POW	1
計	60

本稿では、音響特徴量のひとつとしてメル周波数ケプストラム係数 (MFCC) を用いる。メル周波数ケプストラム係数 (Mel - Frequency Cepstrum Coefficient : MFCC) とは、メル周波数とい

人間の音の高低に対する感覚尺度を考慮した特徴量であり、音声スペクトルから係数スペクトルを抽出したものである。これは一般的に、音声の特徴を抽出するパラメータとして用いられる。[5]

3.1.3 長い音声データから抽出した i-vector の性質

比較的長い音声データとして、20 秒間の音声データから i-vector を抽出した。その結果を図 3.1、図 3.2 に示す。

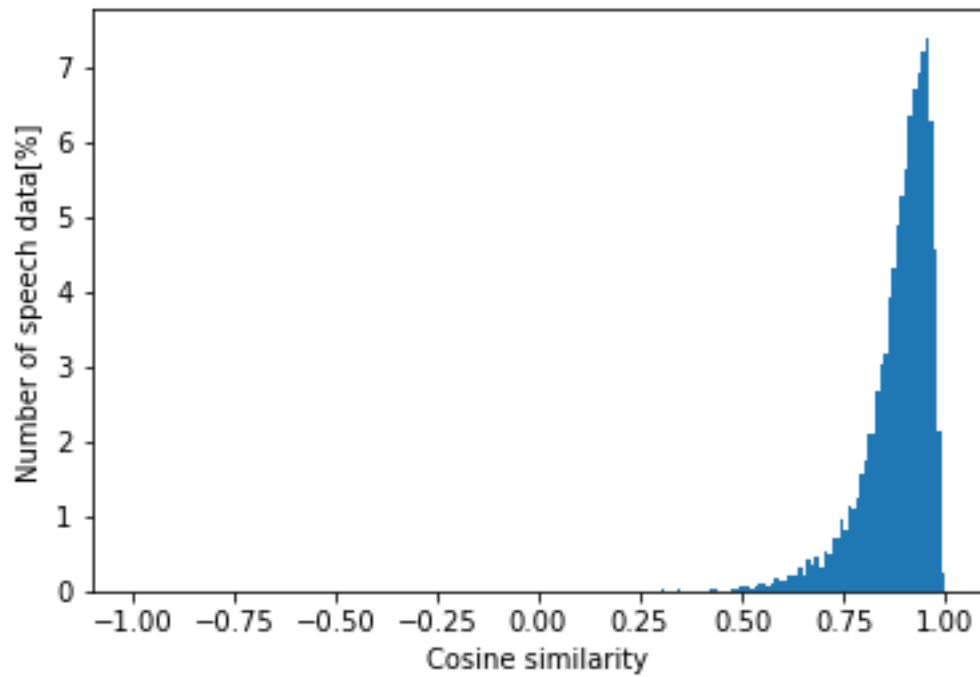


図 3.1: 長い音声データから抽出した同一話者間の i-vector のコサイン類似度

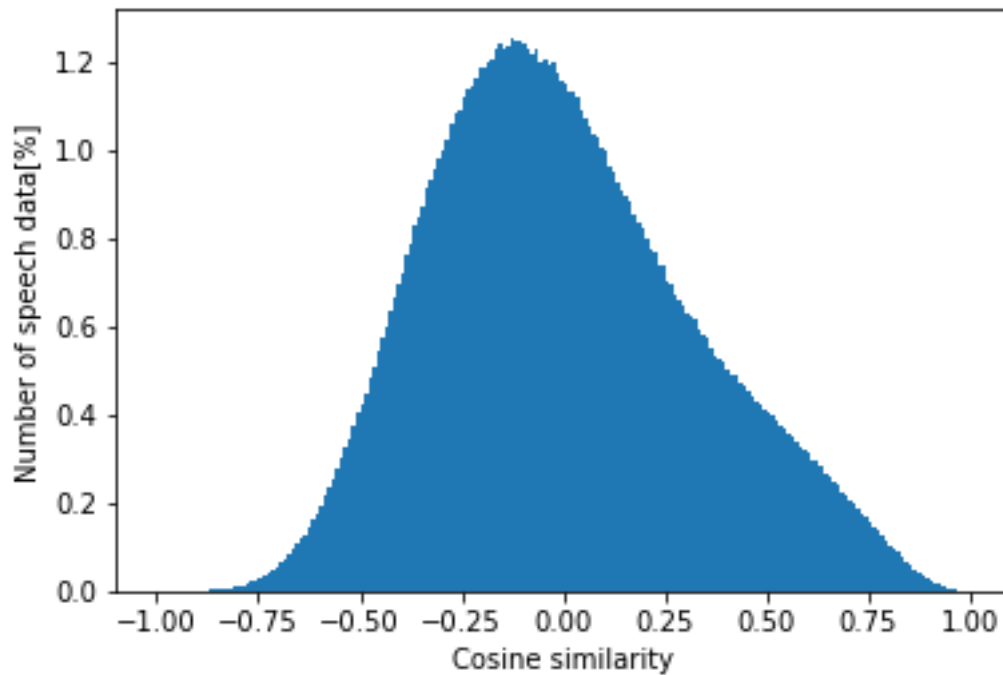


図 3.2: 長い音声データから抽出した異なる話者間の i-vector のコサイン類似度

図 3.1 より、長い音声データでは、コサイン類似度の値が高いほど、i-vector を照合した発話の話者が同一の話者である確率が高いということが分かる。また、図 3.2 より、異なる話者の発話間の場合はコサイン類似度が全体的に分布していることが分かる。

3.1.4 非常に短い音声データから抽出した i-vector の性質

非常に音声データとして、0.3 秒間の音声データから i-vector を抽出した。その結果を図 3.3 と図 3.4 に示す。

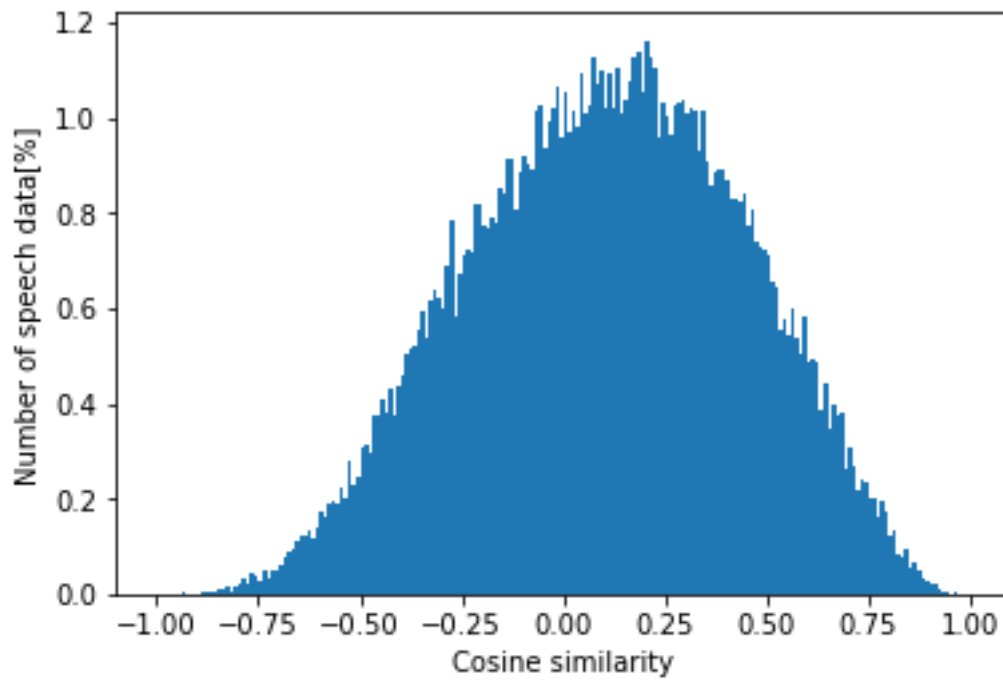


図 3.3: 非常に短い音声データから抽出した同一話者間の i-vector のコサイン類似度

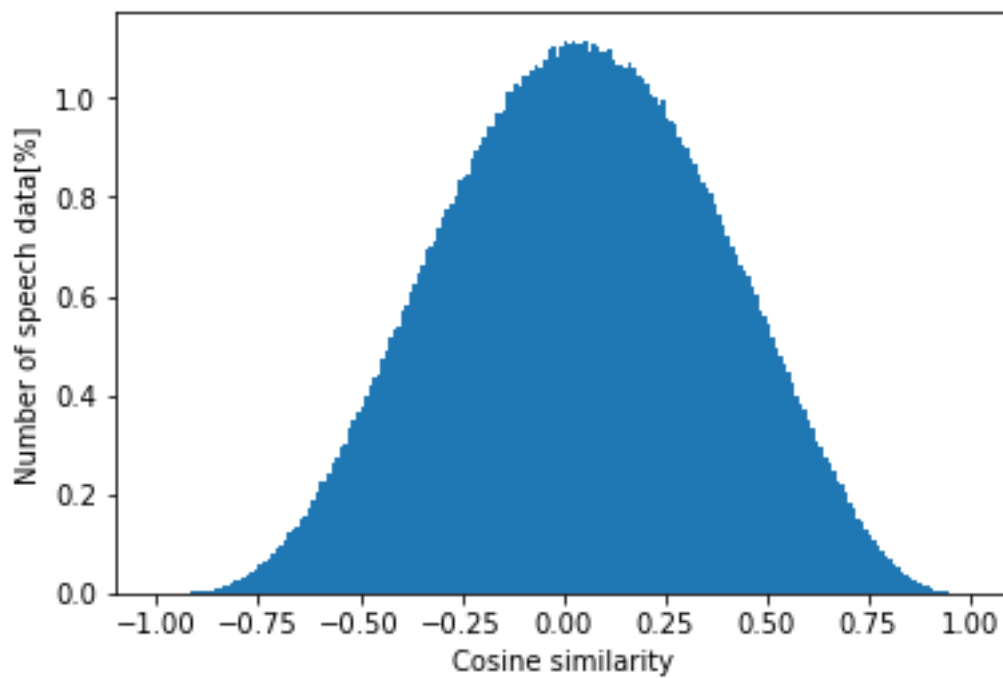


図 3.4: 非常に短い音声データから抽出した異なる話者間の i-vector のコサイン類似度

非常に短い音声データから抽出した i-vector は同一話者間ではコサイン類似度が 0.2 付近、異なる話者間では 0 付近に多くのデータが集まっている。しかし、同一話者間のコサイン類似度と異なる話者間のコサイン類似度のヒストグラムは非常に似た形をしており、本検証で抽出された i-vector では話者の識別をすることは非常に難しい。これより、i-vector を用いた話者照合、話者識別を行う場合はできるだけ長い発話データを用意することが必要である。

3.2 ニュース番組音声の特徴の調査

3.2.1 使用する音声データ

本調査では、ニュース番組の音声データ 12 個を用いる。各音声データには、事前に人手で 3 種類（音楽、音声、雑音）の音源ラベルが付与されている。「音声」の音源ラベルが付与された区間においては、更に発話者の情報が付与されている。表 3.2 は音声の音源ラベルの一例である。また「音声」の音源ラベルをもとに対象の音声データから発話区間を抽出し、それを一発話とした。

表 3.3 に調査に用いるデータの詳細を示す。

表 3.2: 「音声」の音源ラベルの例

time	speaker
18.526910	-1 male1_INT_S
20.793192	-1 male1_INT_E
21.293665	-1 male1_INT_S
23.116141	-1 male1_INT_E
23.654385	-1 male1_INT_S
26.270058	-1 male1_INT_E
27.799800	-1 male_S
29.811134	-1 male_E
30.368265	-1 male_S
34.277610	-1 male_E

表 3.3: 調査音声データの詳細

データ ID	収録時間	話者数	全発話数
ニュース A	30 分 3 秒	20	337
ニュース B	30 分 3 秒	31	312
ニュース C	30 分 3 秒	21	324
ニュース D	30 分 4 秒	20	324
ニュース E	20 分 3 秒	13	159
ニュース F	30 分 3 秒	22	343
ニュース G	30 分 4 秒	22	313
ニュース H	30 分 4 秒	20	315
ニュース I	30 分 4 秒	17	321
ニュース J	30 分 4 秒	16	337
ニュース K	30 分 4 秒	20	363
ニュース L	30 分 4 秒	26	345

3.2.2 調査方法

本調査は、表 3.3 のニュース番組音声と付与された「音声」の音源ラベルを用いて行う。ラベル付けがされていない区間を非発話区間として、発話と発話の間の非発話区間の長さを計測する。また、発話が重なっている場合は発話が終了していなくても次の発話が開始されるため、非発話区間を 0 秒とした。

3.2.3 調査結果

調査結果を図 3.5、図 3.6 に示す。

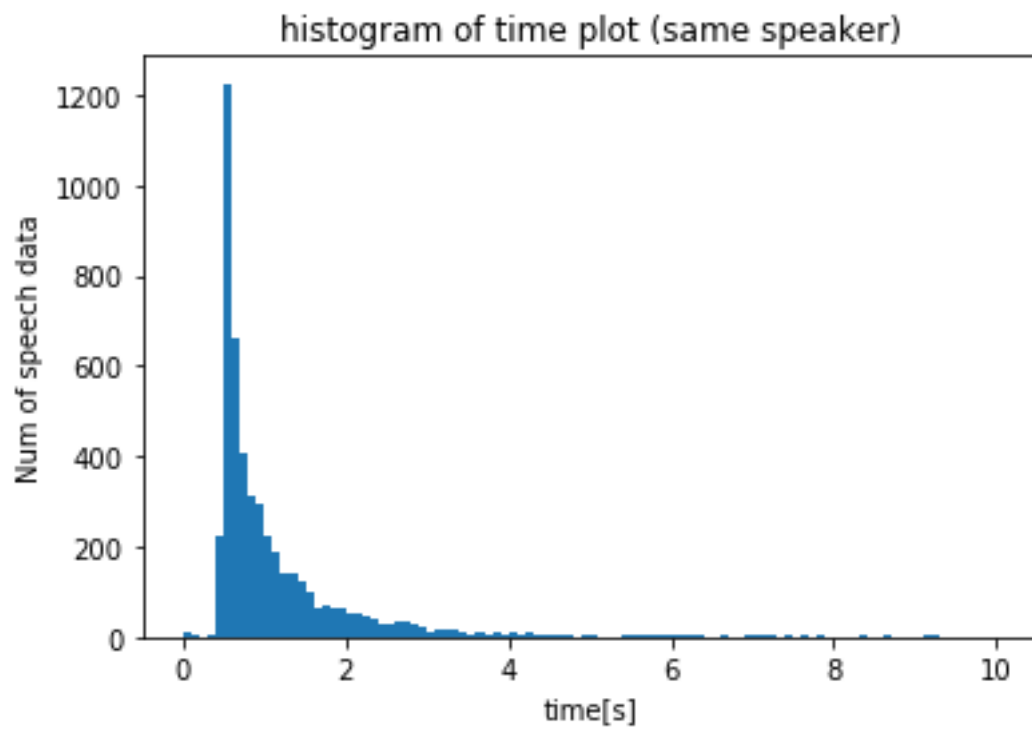


図 3.5: 同一話者間の非発話区間の時間情報

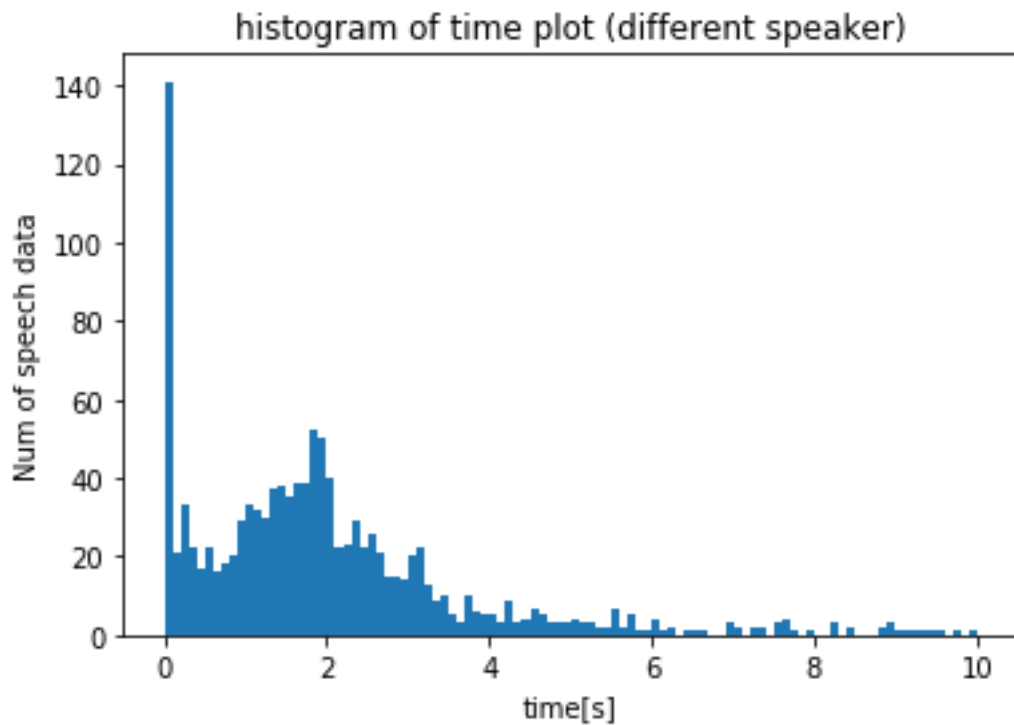


図 3.6: 異なる話者間の非発話区間の時間情報

図 3.5 より、同一話者の発話は連続して行われるため非発話区間は非常に短い。つまり同じ話者が連続で発話する場合、間髪入れずに発話することがわかる。

また、図 3.6 より、話者が切り替わる場合は非発話区間が比較的長くなる。しかし、話者が切り替わる場合でも非常に非発話区間が短くなる場合がある。これは、

- 対話者による発話中の相槌
- 対話中の素早い応答
- インタビューイの切り替わり

があるためである。

第4章

i-vector を用いたアンカーの発話区間検出手法 および音声認識手法とその課題

4.1 i-vector を用いたアンカーの発話区間検出手法 [9]

ニュース番組では、アンカー以外にインタビューイ (インタビューの受け手) や中継の有無によって話者数が大きく異なる。そのためクラスタ数を決定した場合、クラスタ数と話者数に不一致が起こり同一アンカーの発話群検出精度が低下する場合がある。そこで、同一話者の発話データの i-vector はベクトル空間上で局所的に分布することに着目した。アンカーの発話数は非アンカーと比較して多いことから多くのアンカーの発話が局所的に集まると考えたため、同一アンカーの発話データをより精度よく検出できると考えた。

そこで、2つの発話データの i-vector のコサイン類似度が閾値 Th_{cos} 以上の場合、その2つの発話データの話者は同一話者であると仮定した。まず、全ての発話データ間の i-vector のコサイン類似度を求める。次に、このコサイン類似度が閾値 Th_{cos} 以上となる発話データ数が最も多い発話データを同一アンカーの発話データ群 O のセントロイドとし、閾値 Th_{cos} 以上 (話者性が類似している) の全データをそのデータ群 O の初期要素とする。

一方、i-vector を抽出する発話データの発声の抑揚が大きい場合、同一話者の発話間の i-vector であってもコサイン類似度が閾値 Th_{cos} 以下になる場合がある。そこで、発話データ $u_i (\in O)$ と発話データ群 O の距離が一定距離以内であるとき、発話データ u_i は発話データ群 O の要素として追加する。

4.2 i-vector を用いた音声認識手法 [10]

学習データに含まれる話者の音響特徴、話者特徴ごとに作成した木構造話者クラスタ、音響モデルを作成し、音声認識を行なった。この木構造話者クラスタは、母音の定常状態である HMM の中央の状態の平均と分散を用いた Bhattacharyya 距離による k-means 法によって作成した。クラスタの個数は、最上位のクラスタを2分割し、作成された2つのクラスタをさらに2分割した計7つのクラスタを使用する。

認識の際は、学習データに用いた話者の i-vector と評価データの i-vector のコサイン類似度を求める。求めたコサイン類似度の高い上位 n 人の学習データを全て含んでいるクラスタをその評価データを認識するクラスタとする。この手法では木構造話者クラスタの性質上、 n 人の学習データをすべて含んでいるクラスタが複数存在する可能性がある。その場合、より下層のクラスタの方が選択された話者の割合が高いため、より下層のクラスタを認識するクラスタとする。

以上の木構造話者クラスタにより作成された音響モデルで音声認識を行う。

4.3 課題

両手法を用いた結果アンカーの発話区間検出精度、音声認識精度が向上しており、i-vector を用いることの有意性を示している。しかし、3.1 節でも述べた通り発話が非常に短い場合は i-vector は話者の特徴を十分に抽出出来ていない。そのため、アンカーの発話区間検出ではクラスタリングによる話者の識別が難しく、アンカーの発話区間の誤検出に繋がる。また音声認識では、認識対象の評価データと音響モデルを作成した話者クラスタに含まれる学習データとの i-vector のコサイン類似度を計算して音響モデルを選択しているため、認識に適切な音響モデルを選択できない可能性がある。

第5章

i-vector の抽出精度向上のための発話区間結合手法

3.1 節で述べたように、i-vector は発話ができるだけ長いほうが正確に話者の特徴を抽出することができる。そこで、時系列順に並んでいる発話区間のうち、発話から得られる i-vector を用いて前後の発話が同一話者である可能性が高い発話区間を結合、擬似的に長い発話を作成することで i-vector の抽出精度の向上が見込めると考えた。しかし、非常に短い発話からは i-vector が十分に抽出できないため i-vector 間のコサイン類似度のみを考慮した場合、異なる話者同士の発話区間を結合する可能性がある。そのため本稿では発話から抽出できる i-vector に加えて、「発話の時間間隔」「発話環境」を考慮した 2 通りの手法で発話区間を結合した。図 5.1 は、本稿の提案手法を組み込んだダイアライゼーションの流れである。

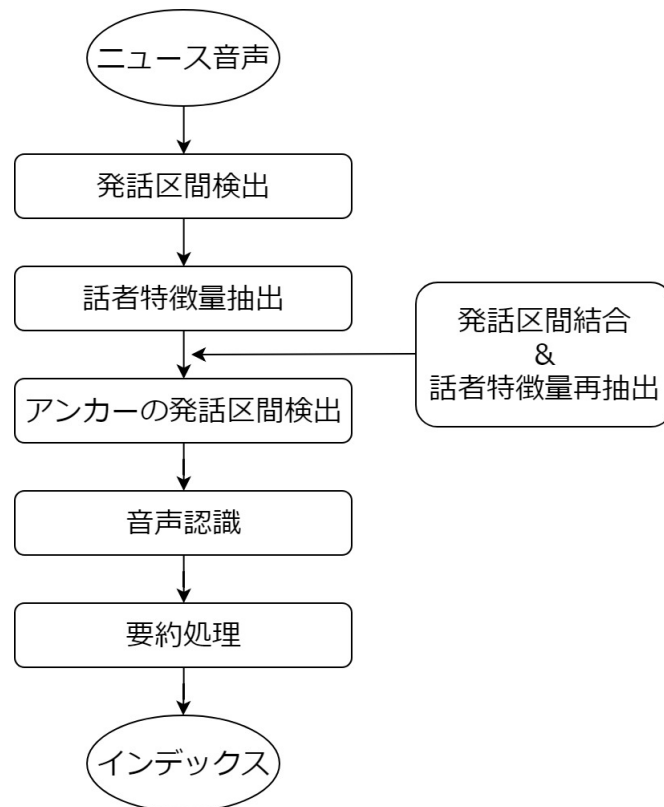


図 5.1: 提案手法を組み込んだインデクシング手法

5.1 発話の時間間隔を考慮した発話区間の結合手法

本手法では、発話区間と発話区間の間 (非発話区間) が短い場合、発話区間を結合する。これは図 3.5 で示されるように、同一話者が連続で発話する場合は間をおかずに次の発話を行うことが非常に多いためである。つまり、非発話区間が非常に短いとき、高い確率で同一話者の発話が行われる。よって、非発話区間が非常に短い場合、同一話者の発話と判別し発話区間を結合する。

5.2 発話環境を考慮した発話区間の結合手法

ニュース番組にはスタジオにいるアンカーのほか、台風の状況を中継する中継アナウンサー、騒音の中でインタビューを受けるインタビューイなどが存在する。そこで、アンカーから中継アナウンサー、インタビューイからアンカーなど話者が切り替わった場合、発話環境が変化することに着目した。本稿で使用する音源識別システムはニュース番組音声を「音声」「背景雑音」「音楽」「無音」のいずれかに分類する。そのため、「音声」以外の区間、つまり非発話区間の音源識別結果である「背景雑音」「音楽」「無音」の検出結果が変化した時、発話環境の変化したと識別することができる。これらより、発話環境が変化するまでの範囲で発話している話者を同一話者として発話区間を結合する。

第6章

実験

6.1 使用する音声データ

6.1.1 学習音声

音響モデルの学習音声

音声認識は統計的モデルを用いるため、大量の音声・言語素材が必要である。本研究では2004年、国立国語研究所・情報通信研究機構・東京工業大学が共同開発した「日本語話し言葉コーパス」(Corpus of Spontaneous Japanese: CSJ)を使用する。このCSJは日本語の自発音声を大量に集めて多くの研究用情報を付加した話し言葉研究用データベースである。コーパスとは様々な研究機関において共通に利用可能な大量のデータのことである。全体で約660時間の自発音声(語数にして約700万個)が格納されている。

CSJに収録されている音声の種類と分量を表6.1に示す。学会講演は、国内の様々な学会でライブ録音された研究発表音声である。収録された学会は、工学ないし自然科学系が3学会、621ファイル、人文科学系が4学会、187ファイル、社会科学系が2学会、169ファイルであり、理工学系の学会での話者は男性の大学院生であることが多いため、学会講演の話者は年齢と性別に偏りがある。講演時間は、大部分が12分から25分程度の長さであるが、なかには1時間を超える招待講演の類も含まれている。模擬講演は、人材派遣会社によって選定された一般話者による日常話題についての「スピーチ」である。模擬講演の話者は、性別と年齢がほぼ均等に分布されている。話者は三つの大まかなテーマを与えられ、それぞれについて平均12分程度のスピーチを行なった。

表 6.1: CSJ の音声の種類と分量

音声の種類	話者数	ファイル数	独話・対話	時間数
学会講演	838	1007	独話	299.5
模擬講演	580	1699	独話	324.1
朗読音声	244	491	独話	14.1
インタビュー話者による模擬講演	16	16	独話	3.4
学会講演インタビュー	10	10	対話	2.1
模擬講演インタビュー	16	16	対話	3.4
課題志向対話	16	16	対話	3.1
自由対話	16	16	対話	3.6
再朗読	16	16	独話	5.5

UBM の学習音声

i-vector 抽出のための UBM の学習には、3.1.1 節で述べた読み上げ音声を用いる。

6.1.2 評価音声

本稿では、2 つのデータセットを用いる。

データセット 1

音源識別精度の検証のために 3.2.1 節で示した「音声」「背景雑音」「音楽」の音源ラベルが付与されているニュース番組 13 番組分を用いる。

データセット 2

アンカーの発話区間検出、音声認識精度の検証に、「音声」の音源ラベルと発話の書き起こしが付与されているニュース番組 5 番組分を用いる。データセット 2 の詳細を表 6.2 に示す。

表 6.2: 評価用音声データの詳細

データ ID	収録時間	話者数	全発話数
ニュース 1	20 分 3 秒	13	159
ニュース 2	30 分 3 秒	31	312
ニュース 3	30 分 3 秒	21	324
ニュース 4	30 分 4 秒	20	324
ニュース 5	30 分 3 秒	20	337

6.2 発話区間検出実験

6.2.1 実験方法

2.2 節で述べた音源分離を用いて、データセット 1、データセット 2 の音源分離を行う。付与されているラベルの都合上、データセット 1 は「音声」「背景雑音」「音楽」「無音」の 4 種類、データセット 2 は「音声」の区間の検出精度を評価する。表 6.3 は音源識別の実験条件である。

表 6.3: 音源識別実験の実験条件

FFT の窓幅 (フレーム長)	2048point(約 0.046[sec])
FFT のシフト幅 (フレーム間隔)	2048point(約 0.023[sec])
窓関数	ハミング窓

6.2.2 評価方法

評価は、検出された区間と正解ラベルを比較して行う。

表 6.4: 検出した区間の正誤判定

		「音声」のラベルが付与された区間	
		発話区間	発話区間以外
判定結果	正	TP	FP
	誤	FN	TN

表 6.4 が得られると P (適合率 (Precision)) と R (再現率 (Recall)) は式 6.1 と式 6.2 のようにそれぞれ定義できる。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6.1)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6.2)$$

すなわち、適合率とは識別結果にどれだけ「ゴミ」がないかを表している。一方、再現率は識別にどれだけ「漏れ」がないかを表している。一方、したがって、適合率と再現率は大きい値ほど性能がよいことになる。ここで、2つのシステムを比較する場合は1次元のスカラー値によって、2値的な判断ができたほうが便利である。適合率と再現率をひとつのスカラー値に変換する手法としてF値 (F-measure) がある。

$$F = \frac{1}{\frac{1}{P} + \frac{1}{R}} \quad (6.3)$$

ここで P と R はそれぞれ適合率、再現率を表す。

本実験では、評価方法として適合率、再現率、F 値を用いる。

6.2.3 実験結果

表 6.5 表 6.8 に音源識別による識別精度を示す。

表 6.5: 発話区間検出精度

データ ID	Recall	Precision	F-measure
ニュース A	0.892	0.966	0.928
ニュース B	0.888	0.963	0.924
ニュース C	0.883	0.963	0.921
ニュース D	0.902	0.952	0.927
ニュース E	0.884	0.970	0.925
ニュース F	0.907	0.974	0.939
ニュース G	0.907	0.961	0.933
ニュース H	0.843	0.966	0.900
ニュース I	0.886	0.982	0.932
ニュース J	0.902	0.980	0.939
ニュース K	0.875	0.963	0.917
ニュース L	0.886	0.963	0.923

表 6.6: 音楽区間検出精度

データ ID	Recall	Precision	F-measure
ニュース A	0.467	0.565	0.511
ニュース B	0.508	0.64	0.566
ニュース C	0.507	0.687	0.583
ニュース D	0.429	0.661	0.52
ニュース E	0.481	0.633	0.547
ニュース F	0.627	0.699	0.661
ニュース G	0.611	0.936	0.74
ニュース H	0.57	0.406	0.474
ニュース I	0.481	0.648	0.552
ニュース J	0.531	0.776	0.631
ニュース K	0.718	0.381	0.498
ニュース L	0.672	0.471	0.554

表 6.7: 背景雑音区間検出精度

データ ID	Recall	Precision	F-measure
ニュース A	0.259	0.835	0.395
ニュース B	0.406	0.681	0.509
ニュース C	0.199	0.857	0.323
ニュース D	0.225	0.678	0.338
ニュース E	0.282	0.783	0.414
ニュース F	0.145	0.587	0.233
ニュース G	0.192	0.855	0.313
ニュース H	0.235	0.803	0.364
ニュース I	0.338	0.817	0.478
ニュース J	0.268	0.746	0.395
ニュース K	0.268	0.906	0.413
ニュース L	0.349	0.511	0.415

表 6.8: 無音区間検出精度

データ ID	Recall	Precision	F-measure
ニュース A	0.883	0.659	0.755
ニュース B	0.334	0.685	0.449
ニュース C	0.923	0.669	0.776
ニュース D	0.581	0.587	0.584
ニュース E	0.807	0.693	0.745
ニュース F	0.859	0.564	0.681
ニュース G	0.934	0.659	0.773
ニュース H	0.788	0.626	0.698
ニュース I	0.907	0.708	0.795
ニュース J	0.763	0.645	0.699
ニュース K	0.887	0.615	0.726
ニュース L	0.602	0.702	0.648

表 6.9 に音源識別による発話区間検出精度を示す。

表 6.9: 発話区間検出精度

データ ID	Recall	Precision	F-measure
ニュース 1	89.49	91.60	90.53
ニュース 2	84.09	95.54	89.45
ニュース 3	88.30	85.99	87.13
ニュース 4	90.06	83.33	86.56
ニュース 5	90.95	90.30	90.63

「音声」区間の検出精度はデータセット 1、データセット 2 共に高い精度を示した。「背景雑音」の区間は Recall が非常に低い Precision が非常に高い結果となった。また、ニュース番組によって発話区間の検出精度に差が生じた。ニュース 2 は Recall が低く、ニュース 3 とニュース 4 では Precision が低い結果となった。

6.2.4 考察

背景雑音区間の検出精度が大きく下がっているが、その理由として 1 つ目に、人とシステムの感覚の相違が考えられる。雑音の定義上、人手でのラベル付けにおいて雑音の判断は難しい。例えば、背景雑音は無音との区別が難しい場合が多く、人がラベルで雑音とつけていてもシステムでは無音と識別する場合がよくある。ここに、システムを人間の感覚に近づける難しさがある。本実験で無音区間の検出精度が背景雑音区間の検出精度よりも比較的高いことも上記の問題によるものであると考えられる。

2 つ目に、発話区間と喧騒を含んだ背景雑音の区別が難しいためであると考えられる。人間が発話区間であると認識するには、「人の声」+「意味」の両方が必要である。「音声」の音源ラベルも明確な意味を持つ「人の声」が存在する範囲にのみ付与されている。しかし、本実験で用いた音源識別のシステムでは音響的特徴のみを考慮しているため「人の声」の判別は可能であるが、「意味」が存在するか否かの判別は不可能である。以上の理由により、背景雑音区間の検出精度が比較的低くなったと考えられる。

6.3 アンカーの発話群検出実験

6.3.1 実験方法

同一話者の可能性が高い発話区間を結合、i-vector を再抽出してアンカーの発話区間検出を行った。発話区間の結合手法は以下の通りである。

- 手法 1：発話の間隔情報を考慮した発話区間の結合手法
- 手法 2：発話環境を考慮した発話区間の結合手法
- 手法 3：手法 1 + 手法 2

前後の発話区間を結合する際に i-vector のコサイン類似度を用いるが、同一話者間の発話であっても発話の長さによってとりうるコサイン類似度が大きく異なる。そのため、発話の長さによって結合するか否かのコサイン類似度の閾値を変更する必要がある。これは、図 6.1 を用いて決定した。

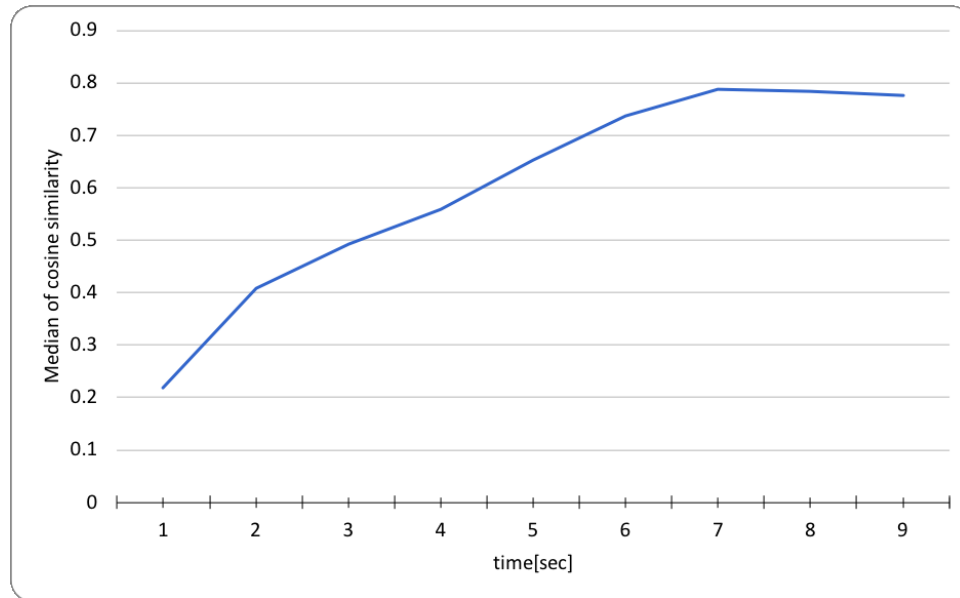


図 6.1: 発話の長さに対するコサイン類似度の平均

発話長が 2 秒以下までは発話長が長くなるごとに急激にコサイン類似度が上昇している。次に、発話長が 7 秒までのとき、なだらかにコサイン類似度が上昇している。発話長が 7 秒以上になるとコサイン類似度は停滞する。以上のことから、発話の長さを $T[\text{sec}]$ としたとき、決定した閾値を表 6.10 に示す。

表 6.10: 結合の閾値

時間条件	コサイン類似度の閾値
$T < 2$	0.1
$2 \leq T < 7$	0.3
$7 < T$	0.7

また、手法 1 では非発話区間の長さの閾値 T_{time} によって結合するか否かを決定するため、閾値 Th_{time} によって発話区間の結合精度が変化する。本実験では図 3.5 より、 Th_{time} を 0.8 秒から 1.5 秒までを 0.1 秒刻みで行なった。

i-vector を用いたアンカーの発話区間抽出は 4.1 節の手法を用いる。i-vector の抽出には、ALIZE と LIR RAL を用いる。i-vector の抽出に使用する UBM モデルの学習には読み上げ音声 [8] を使用する。読み上げ音声に収録されている各発話データから i-vector を抽出する。発話データから抽出する音響特徴パラメータを表 6.11 に示す。また混合数は 32 とした。 Th_{cos} は 0.8 から 1.5 までの範囲を 0.1 刻みで検証を行う。また、Baseline として i-vector の再抽出を行わずにアンカーの発話区間検出を行う。

表 6.11: 使用する音響特徴パラメータ

特徴量	次元数
MFCC	19
POW	1
Δ MFCC	19
Δ POW	1
$\Delta\Delta$ MFCC	19
$\Delta\Delta$ POW	1
計	60

6.3.2 評価方法

評価は、検出されたアンカーの発話区間と正解ラベルを比較して行う。

表 6.12: アンカーの発話区間の正誤判定

		「発話者」のラベルが付与された発話区間	
		アンカーの発話区間	アンカー以外の発話区間
判定結果	正	TP	FP
	誤	FN	TN

表 6.12 を用いて、 P （適合率（Precision））と R （再現率（Recall））を式 6.4 と式 6.5 のようにそれぞれ定義する。また、 F 値（ F - measure）を式 6.6 のように定義する。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6.4)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6.5)$$

$$F = \frac{1}{\frac{1}{P} + \frac{1}{R}} \quad (6.6)$$

ここで P と R はそれぞれ適合率、再現率を表す。

また、検出したアンカーの発話区間の割合を式 6.7 のように定義して評価する。

$$Acc_{time} = \frac{\text{検出したアンカーの発話区間の時間数}}{\text{アンカーの発話区間の時間数}} \quad (6.7)$$

本実験では、評価方法として適合率、再現率、 F 値、 Acc_{time} を用いる。

6.3.3 実験結果

アンカーの発話区間検出精度を以下に示す。本節では各手法で最も良い F 値を示した条件の結果を記載している。その他の条件の結果は付録で記載する。

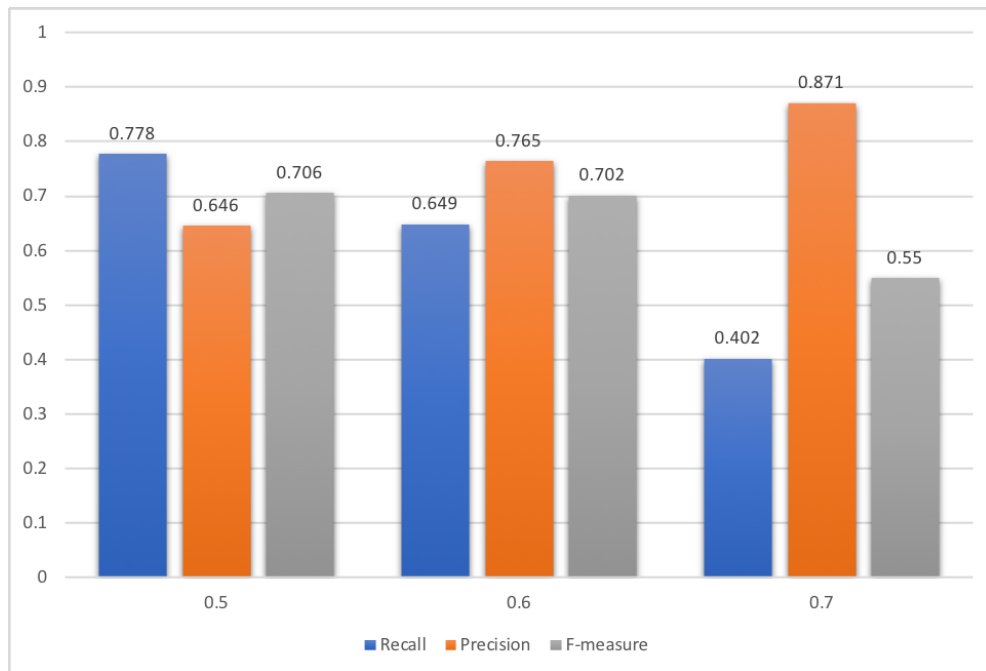
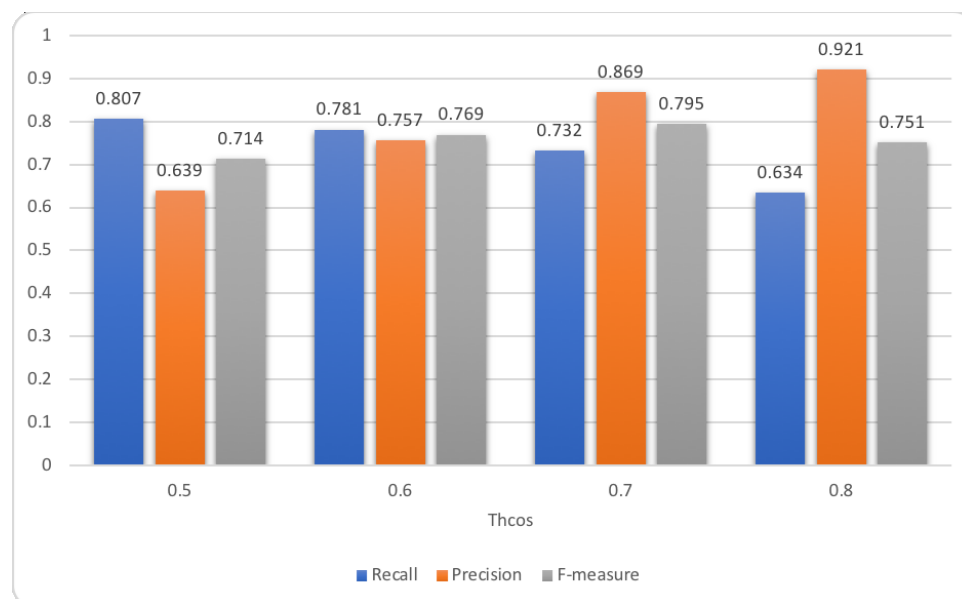


図 6.2: アンカーの発話区間検出精度の Baseline

図 6.3: 提案手法 1 によるアンカーの発話区間検出精度 ($Th_{time} = 1.0$)

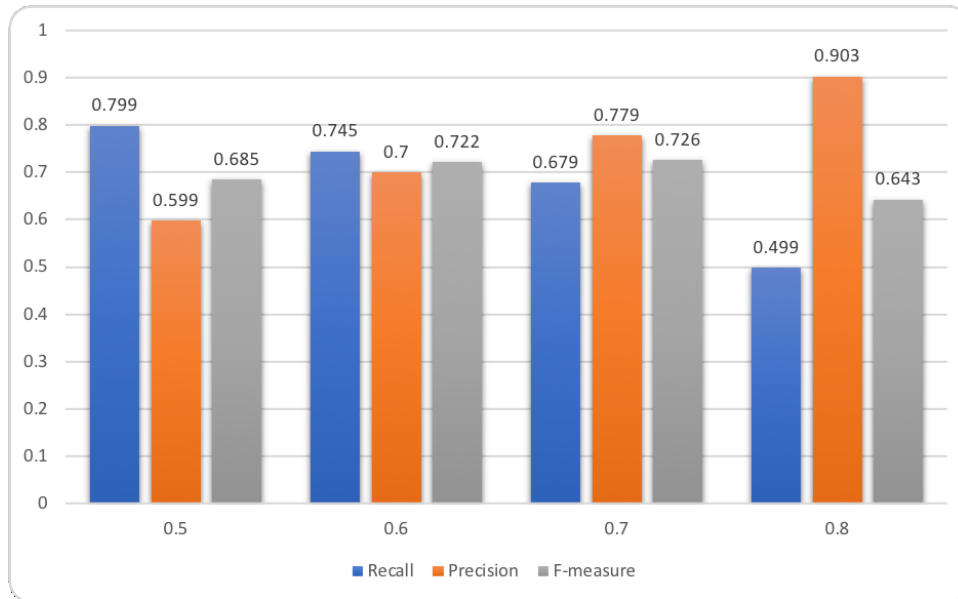
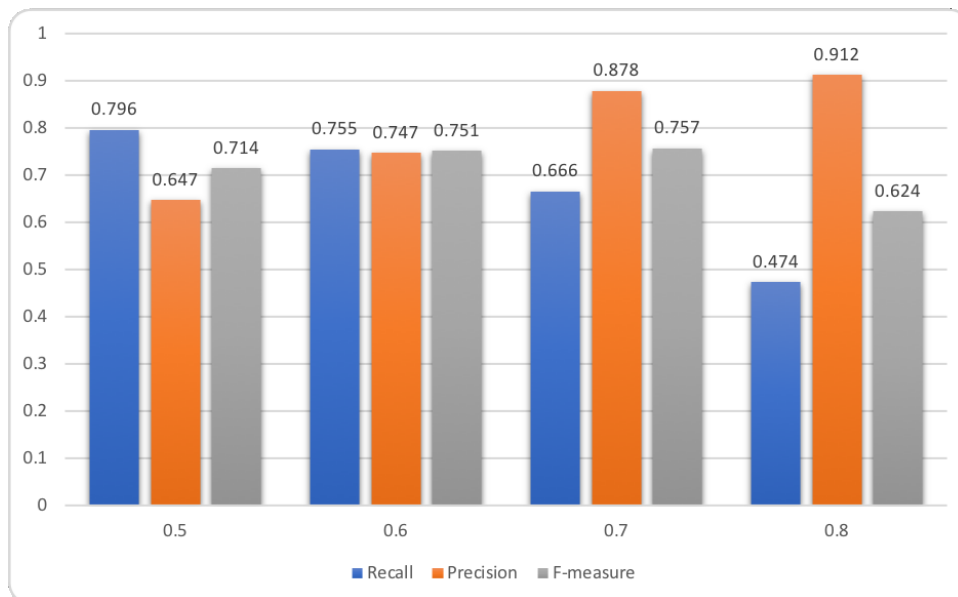


図 6.4: 提案手法 2 によるアンカーの発話区間検出精度

図 6.5: 提案手法 3 によるアンカーの発話区間検出精度 ($Th_{time} = 1.2$)

実験の結果、発話区間を結合して再抽出した i-vector を用いた手法が全体的に高い精度を示した。Baseline は Th_{cos} が 0.8 のときクラスが小さくなりすぎたためアンカーの発話区間を検出出来なかった。また、Baseline は Th_{cos} が 0.5 のときが F-measure が最も高い値をとるのに対して、本提案手法では Th_{cos} が 0.7 のとき、F-measure が最も高い値をとった。

本実験の提案手法では、手法 1 が最も発話区間検出精度が高く、F 値が 0.795 であった。また、

いずれの手法においても Th_{cos} が小さい時には Recall が高く、大きい時には Precision が高くなる傾向が確認された。

6.3.4 考察

Baseline と再抽出した i-vector を用いた各提案手法を比較したとき、再抽出した i-vector を用いた手法の方が Th_{cos} を高くした時に発話区間検出精度が向上している。このことから、i-vector の抽出精度が向上したと考えられる。

6.4 アンカーの発話区間の音声認識実験

6.4.1 実験方法

本実験では、4.2 節で述べた話者クラスタを作成、音響モデルを作成して音声認識実験を行う。各話者クラスタに含まれる男女の発話データ数を図 6.6 に示す。

0089 00233.188-00234.021 L:	
□んな	& コンナ
こと	& コト
言ってる	& ユッテルト
0090 00234.587-00235.552 L:	
いう	& ユー
風な	& (フ;フー)ナ
感じ	& カンジデス
0091 00236.322-00237.419 L:	
ただ	& タダ
これだと	& コレダト
ちょっと	& チョット
0092 00237.895-00240.618 L:	
差分の	& サブンノ
データとして	& データートシテ
精度が	& セードガ
悪いので	& フルイノデ

図 6.6: 各話者クラスタに含まれる発話データ数

本実験で使用した音響モデル、言語モデル、単語辞書の仕様は 6.4.2 節、6.4.3 節で述べる。

6.4.2 音響モデルの仕様

本実験で用いた DNN-HMM 音響モデルの仕様を表 6.13 に示す。この仕様に関しては小島らの研究 [11] で使用されたもので、状態数は 3000、音響特徴の次元数は 39 次元 (表 6.14)、隠れ層の数は 6 層、各層における繰り返し学習数は 5 回、隠れ層のノード数は 1024 とした。以下に、DNN を用いた際の学習の手順を示す。

表 6.13: 音響モデルの仕様

状態数	使用した音素	混合数
3,000	27	16

表 6.14: 使用する音響特徴パラメータ

特徴量	次元数
MFCC	12
POW	1
Δ MFCC	12
Δ POW	1
$\Delta\Delta$ MFCC	12
$\Delta\Delta$ POW	1
計	39

構築手順

DNN を用いた音響モデルの構築や、この音響モデルを用いた音声認識に必要な学習テキストや言語モデルを作成する為に Kaldi ツールキットを用いた [12]。このツールキットの大きな流れを図 6.7 に示す。まず学習や評価に必要なデータを用意し、言語モデルと単語辞書の Weighted Finite State Transducer (WFST) を作成する。WFST とは重み付き有限トランスデューサといい、状態遷移機械モデル有限オートマトンの一種である。次に音声データから特徴量を抽出したデータを準備し、このデータと書き起こしを用いて GMM-HMM による音響モデルの WFST を作成する。これらの WFST を、合成等を行ない 1 つの WFST とする。この WFST を用いて音声認識を行ない、学習データのアライメント（フレームごとの音素情報）をとる。このアライメントを用いて DNN を用いた音響モデルの学習（プレトレーニングと微調整）を行ない、最終的な音声認識を行なう。

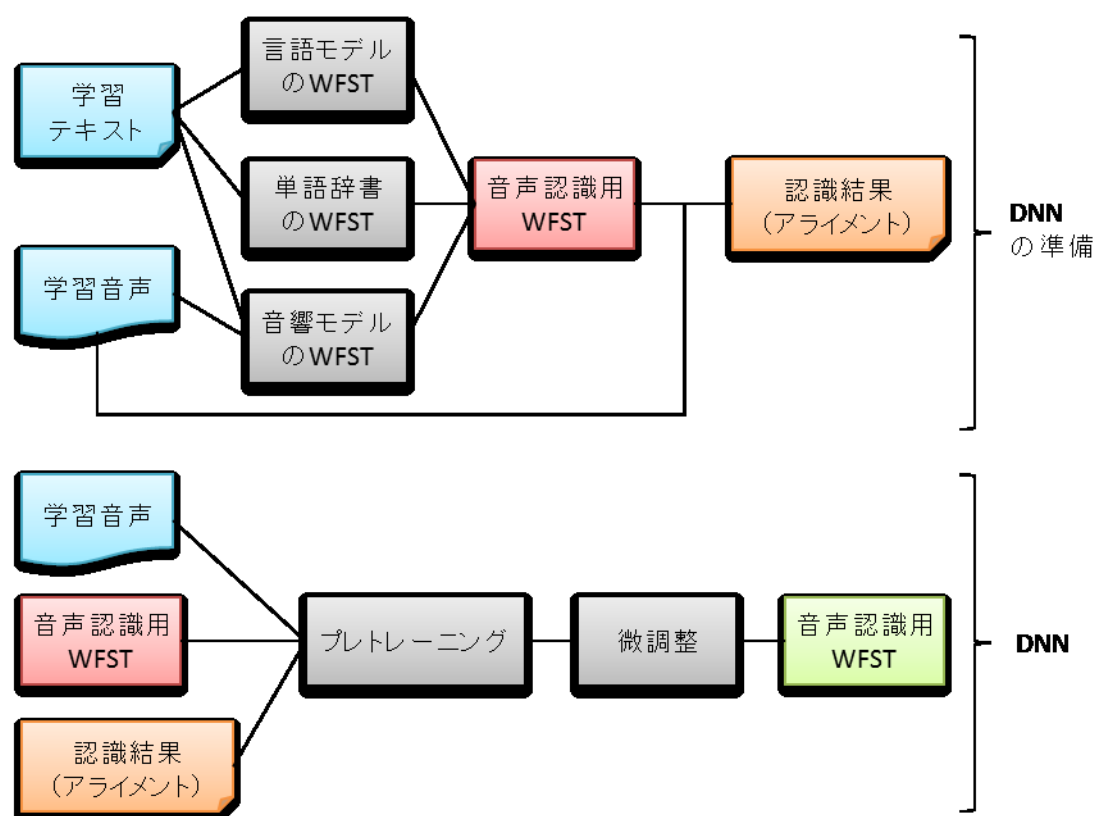


図 6.7: DNN を用いる際の学習の流れ

使用した音素

本研究で使⽤した音素 27 個を表 6.15 に示す。また、その音素をもとに記したカナ音素対応表を表 6.16 に示す

表 6.15: 使⽤した音素

母音	子音	濁音	半濁音	撥音	促音	無音
a i	ch f h j k	b d				
u e	m n r s sh	g z	p	ng	q	#
o	t ts w	zh				

表 6.16: カナ音素対応表

ア	a	イ	i	ウ	u	エ	e	オ	o
カ	ka	キ	ki	ク	ku	ケ	ke	コ	ko
サ	sa	シ	shi	ス	su	セ	se	ソ	so
タ	ta	チ	chi	ツ	tsu	テ	te	ト	to
ナ	na	ニ	ni	ヌ	nu	ネ	ne	ノ	no
ハ	ha	ヒ	hi	フ	fu	ヘ	he	ホ	ho
マ	ma	ミ	mi	ム	mu	メ	me	モ	mo
ラ	ra	リ	ri	ル	ru	レ	re	ロ	ro
ワ	wa								
ガ	ga	ギ	gi	グ	gu	ゲ	ge	ゴ	go
ザ	za	ジ	zhi	ズ	zu	ゼ	ze	ゾ	zo
ダ	da	ヂ	di	ヅ	du	デ	de	ド	do
バ	ba	ビ	bi	ブ	bu	ベ	be	ボ	bo
パ	pa	ピ	pi	プ	pu	ペ	pe	ポ	po
ヤ	ja	ユ	ju	ヨ	jo				
キャ	kja	キュ	kju	キョ	kjo				
ギヤ	gja	ギユ	gju	ギョ	gjo				
シャ	shja	シュ	shju	ショ	shjo				
ジャ	zhja	ジュ	zhju	ジョ	zhjo				
チャ	chja	チュ	chju	チョ	chjo				
ニヤ	nja	ニユ	nju	ニョ	njo				
ヒヤ	hja	ヒユ	hju	ヒョ	hjo				
ビヤ	bjja	ビユ	bjju	ビョ	bjjo				
ピヤ	pja	ピユ	pju	ピョ	pjo				
ミヤ	mja	ミユ	mju	ミョ	mjo				
リヤ	rja	リュ	rju	リョ	rjo				
イエ	ie	シェ	she	ジエ	zhe	ティ	ti	トウ	tu
チェ	che	ツア	tsa	ツイ	tsi	ツエ	ts e	ツオ	ts o
ディ	di	ドウ	du	デュ	du	ニエ	nie	ヒエ	he
ファ	fa	フィ	fi	フェ	fe	フォ	fo	フエ	fu
ブイ	bi	ミエ	me	ウィ	wi	ウエ	we	ウオ	wo
クワ	ka	グワ	ga	スイ	si	ズイ	zi	テュ	teju
ヴァ	ba	ヴィ	bi	ヴ	bu	ヴェ	be	ヴオ	bo
ン	ng	ツ	q					無音	#

6.4.3 言語モデル・単語辞書の仕様

言語モデルはトライグラムモデルを構築した。以下、使用した学習テキストを説明する。

CSJ

CSJ には書き起こしテキストも提供されており、その一部の例を図 6.8 に示す。書き起こしテキストは主に情報部と発話部に区別される。情報部では発話 ID や時間情報等を、発話部では発話内容を「&」の左側に基本形、右側に発音形という形式で記している。発話形はカタカナを用いて実際に発音された音声を忠実に表記したものである。発音の怠けや言い間違い等を書き取れる範囲で忠実に記録している。本研究では、音響モデル構築の際には主に発話部の発音形を用い、このカタカナ表記を音素列に変換し、ラベルファイルとして定義する。

0089 00233.188-00234.021 L:	
みんな	& コンナ
こと	& コト
言ってる	& ユツテルト
0090 00234.587-00235.552 L:	
いう	& ユー
風な	& (フ,フー)ナ
感じ	& カンジデス
0091 00236.322-00237.419 L:	
ただ	& タダ
これだと	& コレダト
ちょっと	& チョット
0092 00237.895-00240.618 L:	
差分の	& サブンノ
データとして	& データートシテ
精度が	& セードガ
悪いので	& フルイノデ

図 6.8: 書き起こしテキストの例

本研究ではこの CSJ をベースに学習テキストを構成する。使用するデータは 977 講演分のテキストで、約 14MB である。

拡張したコーパスによる学習テキスト

この学習テキストは江頭らによる、学術講演の書き起こしと新聞記事に拡張されるテキストとして参加者名の入ったテキスト、Web から収集してきたテキスト、そして対話コーパスから作成される対話テキストを追加した未知語の減少に着目した学習テキストである。この学習テキストは会議中に参加者の名前を呼ぶことが多い、会議は対話形式であるなどの会議の特徴を考慮した学習テキストである。テキストサイズは約 100MB である。以降本論文では、このテキストを拡張したコーパスによる学習テキストと呼ぶ。

拡張したコーパスによる学習テキスト

この学習テキストは荒井らによる、会議における発話行為に着目して作成された学習テキストである。学術講演の書き起こしと新聞記事に対話表現に近い特徴を持っていると考えられる Q & A サイトから収集したテキストと対話コーパスを追加した学習テキストである。テキストサイズは約 44MB である。以降本論文ではこのテキストを対話特化テキストと呼ぶ。

6.4.4 評価方法

本研究では評価尺度としては式 6.8 で与えられる単語正解精度 Acc (Word Accuracy) を用いる。ここで W は単語数、 S (Substitution) は置換誤り、 D (Deletion) は脱落誤り、 I (Insertions) は挿入誤りの単語数を表わす。置換誤りとは、正解の単語が別の単語に誤認識された場合の誤りである。脱落誤りとは、単語があるべき部分に認識結果が何も出力されなかった場合の誤りである。挿入誤りは、本来単語がない部分に誤認識結果として単語が出力された場合の誤りである。

$$Acc = \frac{(W - S - D - I)}{W} \quad (6.8)$$

評価は、正解ファイルと認識結果のファイルを DP マッチングを行なうことにより算出する。この正解ファイルは形態素解析した結果の形態素列によって作成したものである。また、本研究ではアンカーの発話区間を対象とした音声認識を行うため、6.3 章で検出した発話区間より、アンカー以外の発話区間で認識された単語は全て挿入誤り、アンカーの発話として検出出来なかった発話区間の単語は全て削除誤りとして計算する。

6.4.5 実験結果

6.4.6 考察

第 7 章

結論

謝辞

最後に、本研究および本修士論文作成にあたり暖かい御指導および適切な御助言をして頂いた松永 昭一教授、また、関係者各位に心より感謝いたします。

また、同研究室博士前期 (修士) 課程 2 年の博士前期 (修士) 課程 1 年の学士課程 4 年のその他関係各位に心から感謝いたします。

参考文献

- [1] 辻川美沙貴, 西川剛樹, 松井知子, ”i-vector による短い発話の話者識別の検討”, 電子情報通信学会 (2015)
- [2] 俵直弘, 小川哲司, 小林哲則, ”i-vector を用いたスペクトラルクラスタリングによる雑音環境下話者クラスタリング”, 情報処理学会 (2015)
- [3] 富久祐介, “音源識別のための音クラスタリングとガウス分布混合数の有効性の検討”, 長崎大学工学部情報システム工学科平成19年度卒業論文 (2008)
- [4] N. Dehak, P. Kenny, R. Dehak, P. Dumouchel and P. Ouellet, ”Front-end factoranalysis for speaker verification” IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process, 19, 788-798(2011)
- [5] 水野理, 大附克年, 松永昭一, 林良彦: “ニュースコンテンツにおける音響信号自動判別の検討”, 電気情報通信学会総合大会 (2003)
- [6] 鹿野清宏, 伊藤克亘, 河原達也, 武田一哉, 山本幹雄, ”音声認識システム”, 情報処理学会, オーム社 (2003)
- [7] 新美康永, “音声認識”, 共立出版株式会社 (1979)
- [8] 国立情報学研究所データセット集合利用研究開発センター”ATR バランス文”
- [9] 野崎大智, ”ニュース音声における i-vector を用いた同一アンカーの発話群の検出”, 電気情報通信学会九州支部学生会講演会 (2018)
- [10] 吉村竜哉, ”話者クラスタ音響モデルを用いた会議音声認識のための話者適応”, 電気情報通信学会九州支部学生会講演会 (2014)
- [11] 小島和也, ”会議音声認識のための DNN を用いた高精度な音響モデルの構築法の検討”, 長崎大学工学部情報システム工学科 平成 25 年度修士論文 (2013)
- [12] ”KALDI”, <http://kaldi.sourceforge.net/>