

誤り分析に基づく TBC 音素クラスタリングに関する一検討

中村貴亮¹ 川端豪¹

概要: 大語彙連続音声認識システムを構築する際、十分な学習データ量を確保することは難しい。トライフォン HMM の学習にあたり、データ量を確保するためにグループ化が有用である。Tree Based Clustering (TBC) は音素文脈と学習データ中の出現頻度を条件としてクラスタリングを進める手法であるが、本報告では、クラスタリングの分割判定において音素認識誤りの増減を考慮することを試みる。既存規則「DeltalAlveolar」の変更で、実際に効果が見られた。認識実験によって単語正解精度と音素正解精度の向上を確認した。

キーワード: 大語彙連続音声認識 TBC トライフォン クラスタリング

Improvement in TBC of Triphone HMMs considering Phoneme Recognition Error Analysis

TAKA AKI NAKAMURA¹ TAKESHI KAWABATA¹

Abstract: It is difficult to collect sufficient training data for constructing the large vocabulary speech recognition system. For training triphone HMMs, the grouping is a promising technique to prepare sufficient data. Tree Based Clustering (TBC) is a method to cluster some triphones under conditions that phoneme context and the frequency. This paper describes the improvements in TBC taking phoneme recognition error analysis into account. For example, the rule "DeltalAlveolar" is adopted only when the phoneme recognition accuracy is improved. Recognition experiments show that the proposed approach is effective to improve the word accuracy and phoneme accuracy.

Keywords: LVCSR TBC triphone clustering

1. 序論

大語彙連続音声認識では、一般に音素を単位として HMM を学習し、中でも調音結合 (前後の音素環境) を考慮した 3 音素連鎖すなわちトライフォン HMM を使用することが多い。しかし、トライフォンの種類数は非常に膨大なため、全てのトライフォンの特徴量を十分に収集することは難しい。

そこで、トライフォンをある規則に従ってグループ化し、グループ毎に HMM を割り当てることによって、種類数を削減することが広く行われている。グループ化を行う手法

のうち、TBC(Tree Based Clustering) に関する研究が数多くある。

岡登ら [1] は HMM 間の距離尺度を提案し、中でも平均ベクトル間のユークリッド距離をそれぞれの分散で正規化したものを利用したクラスタリングが良いことを見出している。

加藤ら [2] は混合分布 HMM に TBC を適用する手法を検討した。従来では計算量が膨大となるため、単一正規分布を対象だったが、K-means 法の導入によって認識率は僅かしか向上しなかったものの、学習時間を約 1/3 と大幅に短縮した。

五十川ら [3] は、グループ化する規則として音素文脈の他に、品詞毎に発声した時間長や、音素が単語の先頭か終端、またはそれ以外に出現するかを考慮した。品詞情報や

¹ 関西学院大学大学院 理工学研究科
Graduate School of Science and Technology, Kwansai Gakuin University

単語内位置の導入により、認識率は向上したが、一部誤りが増加したという報告がある。

全ら [4] は特徴ベクトルの次元毎に HMM を共有する手法を提案した。特徴ベクトルである MFCC の次元毎に異なる音韻情報を反映するために MDL 基準に基づく次元分割法および状態位置に関する分割条件を導入し、認識率を向上させた。

このように TBC に関する研究は数多くあるが、依然として 1 つの問題が未解決である。TBC は、中心音素が共通のトライフォンの集合を、分類規則と呼ばれる言語学的な知見に従って分割する手法である。しかし、TBC はあくまで言語学的な知見に基づいて分割するため、分割し終えたグループに含まれるトライフォン同士が音響的に類似するとは限らない。そのため、クラスタ中大きく音響的に異なるトライフォンが出現し、認識誤りが生じる恐れがある。この問題は標準的 TBC がクラスタを分割する判断基準として、学習される HMM のパラメータの変化率を使用するため生じる。この基準では、大きく音響的特徴が異なるトライフォンが同一クラスタに含まれることを防げないため、分類規則の見直しが必要である。

具体的な手順は、音素認識実験より誤り数が多いクラスタを発見し、そのクラスタに含まれるトライフォンの音素文脈を共有化する質問を変更する。この過程を繰り返すことによって、認識率の向上を図る。

2. TBC による音素クラスタリングとその課題及び解決法

学習データには限りがあるため、個別のトライフォンに対し HMM の学習に必要な分量を揃えることは困難である。そこで、いくつかのトライフォンをまとめてデータ量を増やすクラスタリングが行われる。このための有力な手法として、言語学的知見に基づく決定木による TBC(Tree Based Clustering) が提案されている。本研究では、TBC 手法の改良を試みるが、本節では TBC に関する基本的事項をまとめる。

2.1 TBC(Tree Based Clustering)

音響モデルの単位としてトライフォンを使用すると、種類数が問題となる。日本語の音素の種類数を 40 と仮定すると、トライフォンの種類数は 20000 を超える。例えば大規模コーパスの音声データ中に出現するトライフォンの種類数は約 9000 に留まり、全てのトライフォンに対して十分な学習データを確保することは難しい。このため、学習データ量が少ないトライフォンは十分に学習を行えず、HMM の信頼性に欠ける。また、学習データ中に全く出現しないトライフォンは推定が不可能となる。

学習データ不足を補う手法として、言語学的な音素文脈が類似したトライフォンをグループ化する TBC(Tree Based

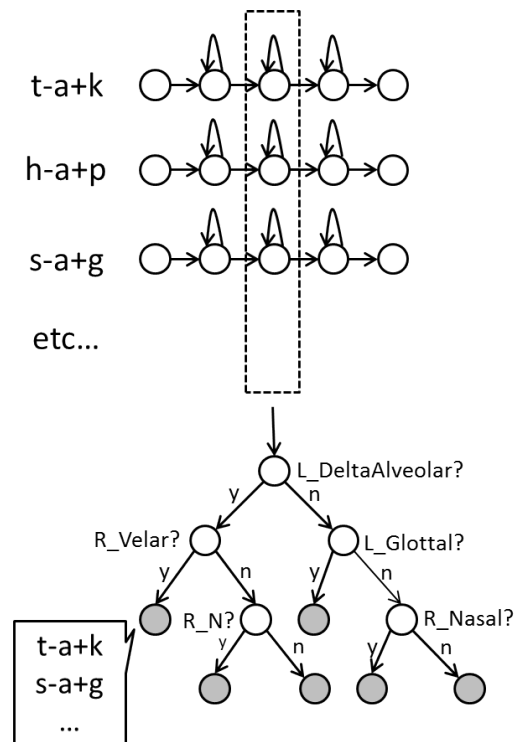


図 1 TBC の概念図

Clustering) が有名である。TBC は、中心音素が共通のトライフォンの集合を、音素文脈と学習データ中の出現頻度を分割条件として、分割前後の変化量が最大となるようにクラスタリングし、分割を終えたクラスタが含むトライフォン HMM が各状態を共有することによって、HMM 状態あたりの学習データ量を増やす手法である。従って、出現回数が少ないトライフォンは、十分な学習データ量を確保でき、また未出現のトライフォンは決定木を辿ればいずれかのクラスタに属するため、HMM 状態を共有できる。

図 1 は TBC の概念図を示している。図 1 の上段は、中心音素が /a/ のトライフォン (/t-a+k/, /h-a+p/, /s-a+g/) の集合を表し、破線が囲む範囲はこれらのトライフォンの第 3 状態のクラスタを表している。図 1 の下段は、TBC が生成するクラスタの分割過程木の例を表し、「○」は分割基準となる質問である。例えば「質問 L_DeltaAlveolar」は先行音素が歯茎音であるかを問い、「質問 R_Velar」は後続音素が軟口蓋音であるかを問うて、分割を終えたクラスタが含むトライフォン (/t-a+k/, /s-a+g/) HMM の第 3 状態が出力確率分布を共有することを表している。

2.2 TBC による音響的類似性の分析

TBC は、中心音素が共通のトライフォンの集合を、音素文脈と学習データ中の出現頻度を分割条件としてクラスタリングし、分割し終えたクラスタに含まれるトライフォン HMM が各状態を共有することによって、HMM 状態あたりの学習データ量を増やす手法である。しかし、クラスタの分割は言語学的な知見に基づいて行われるため、ある

クラスタに含まれるトライフォン同士が音響的に類似するとは限らず、また異なるクラスタに含まれるトライフォン同士が音響的に類似することもある。

そこで、TBCによるクラスタが音響的に類似するトライフォンを含むか確認するため、クラスタ中の2つのトライフォンの組み合わせについて分散正規化距離を求め、表を作成する。

まず、クラスタが含むトライフォン全ての特徴ベクトルの各次元 i ごとの分散を求め、 σ_i^2 とする。そして、一方のトライフォンのある状態の特徴ベクトルを \vec{x} 、他方を \vec{y} とおくと、トライフォン間の分散正規化距離 $d(\vec{x}, \vec{y})$ は式1で定義される。なお、 n は特徴ベクトルの次元数を意味する。

$$d(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{\sigma_i^2}} \quad (1)$$

例えば、あるクラスタが含むトライフォン HMM の第3状態の特徴ベクトルの分散正規化距離を計算し、その一部を表1に示す。表1より/ts-u+t/と/s-u+t/の距離は近いが、/n-u+d/と/s-u+t/の距離は遠く、距離が近いトライフォンと遠いトライフォンが同じクラスタに属していることが分かる。このように、従来のTBC手法では言語学的知見のみを分割基準とするため、あるクラスタが含むトライフォンのうち大きく音響的に異なるものが存在する可能性がある。このようなクラスタが認識誤りを生じさせる原因だと推測する。

2.3 分類規則の再検討

認識単位となる1つの音素クラスタ中に大きく音響的に異なるトライフォンが混在することによって認識率が低下する課題を解決するため、誤り数が多いクラスタを調査し、分類規則の変更によってTBCが生成するクラスタの精度の向上を試みる手法を提案する。本研究では以下の音素文脈を持つトライフォンを含むクラスタに着目する。

- (1) 歯茎音 (/t/, /d/, /ts/, /z/, /s/, /n/)
- (2) 歯茎硬口蓋音 (/ch/, /j/, /sh/)
- (3) 母音 (/i/, /e/)

次節において、特にこの項目(1)を題材として本報告が

表1 分散正規化距離

距離		
トライフォン(1)	トライフォン(2)	第3状態
ts-u+t	s-u+t	1.130
ts-u+d	s-u+d	1.171
⋮	⋮	⋮
t-u+ts	s-u+s	3.858
n-u+z	s-u+s	3.858
⋮	⋮	⋮
s-u+t	n-u+t	9.718
n-u+d	s-u+t	9.985

検討する手法を具体的に説明する。

3. TBC分割基準における音素認識誤りの考慮

TBCによるクラスタが含むトライフォンは大きく音響的に異なる可能性があるため、認識誤りが生じる恐れがある。

TBCにおいて、クラスタを分割する判断基準として、その分割によって生じるHMMパラメータの変化量を使用していたが、本報告ではこの分割を判断するためにその分割によって生じる音素認識率の増減を併せて考慮することを試みる。

3.1 クラスタリングにおける誤り分析の利用

一般に音素認識誤りのうち置換誤りが最も多いため、置換誤りを引き起こしたトライフォンを含むクラスタを改良すれば、モデルの精度が効率良く向上し、他2種類の誤りも減少すると期待できる。置換誤りを分析し、クラスタリングを改善するための手順を以下に示す。

- (1) 誤り数が多いトライフォンを発見するために、音素認識率を算出する
- (2) 誤り数が多いトライフォンが属するクラスタを集計し、誤り数が多いクラスタを発見する
- (3) 分類規則のうち、誤り数が多いクラスタを生成した質問を確認し、質問内容である共有化する音素文脈を変更する
- (4) 再び音響モデルの学習や認識実験を行う

この一連の過程を繰り返すことによって、分類規則が言語やタスクドメインに適したものとなり、徐々に認識率が上昇すると期待できる。

3.2 誤り分析の具体例

誤り分析をクラスタリングへ導入する手順を具体例に基づいて説明する。表2は音素認識の誤りの総数が多いクラスタの実例を示している。これより、誤り数が多いクラスタは、トライフォン数が多くかつ中心音素が母音のものと、トライフォン数が少なくかつ中心音素が子音のもの2種類に大別できる。

そこで、中心音素が母音であるクラスタに着目し、こ

表2 誤り総数が多いクラスタ

第3状態			
クラスタ	トライフォン数	出現回数	誤り総数
ST_u.3.85	27	5,636	141
ST_e.3.97	19	11,844	128
ST_w.3.7	6	3,732	102
ST_n.3.11	1	12,617	100
ST_o.3.116	20	4,929	98
ST_m.3.39	1	6,082	93
ST_t.3.16	1	9,335	89
ST_o.3.142	18	8,258	83

これらのクラスが具体的にどのトライフォンを含むか確認すると、例えば ST_u.3.85 や ST_e.3.97, ST_o.3.116, ST_o.3.142 は、先行音素や後続音素が /t/, /d/, /ts/, /z/, /s/ であるトライフォンを含むことが判明した。付録 A.1 よりこの音素文脈を共有化する質問は、L_DAlveolar と R_DAlveolar であることが分かる。これらの質問は歯茎音に関わるものである。歯茎音とは上部の歯茎と舌の先端を近づけて調音する子音で、これを PalatoAlveolar(歯茎口蓋音) とそれ以外の DeltalAlveolar に分けている。

このようにして発見した多くの誤りの原因である L_DAlveolar と R_DAlveolar の 2 つの質問の変更を検討する。続いて、誤り数が多いクラスを分割した質問をどう変更すべきか検討する。認識誤りが生じる原因は、クラスが含むトライフォン同士が音響的に異なるからだと推定し、トライフォン同士の距離が近いものと遠いものを分割するよう質問を変更する。ST_e.3.97 を例に挙げる。表 3 は、ST_e.3.97 が含むトライフォン同士の距離の実例を示している。これより、音素文脈が /t/, /ts/, /s/ を持つトライフォンと、/d/, /z/ を持つトライフォンは大きく音響的に異なるため、質問を表 4 のように変更する。

以上、誤り分析をクラスタリングへ導入する具体例を述べてきた。4 節では、2.3 節の各事項を順に実験し、認識率が上昇するか検証する。

4. 評価実験

本節では、誤り数が多いクラスに注目し、そのクラス

表 3 ST_e.3.97 が含むトライフォン同士の距離

距離		
トライフォン (1)	トライフォン (2)	第 3 状態
t-e+z	z-e+d	9.180
t-e+d	z-e+d	7.942
t-e+t	z-e+d	7.723
d-e+ts	z-e+d	7.662
t-e+ts	z-e+d	7.570
t-e+s	z-e+d	7.536
z-e+d	z-e+t	7.402
d-e+d	z-e+d	7.389

表 4 分類規則 (歯茎音) の変更

変更前	
質問名	共有化する音素文脈
L _D Alveolar	t-*, d-*, ts-*, z-*, s-*, n-*
R _D Alveolar	*+t, *+d, *+ts, *+z, *+s, *+n
変更後	
質問名	共有化する音素文脈
L _D Alveolar	t-*, ts-*, s-*
R _D Alveolar	*+t, *+ts, *+s
L _S onantAlveolar	d-*, z-*
R _S onantAlveolar	*+d, *+z

タに含まれるトライフォンを共有化する質問を変更した分類規則の有効性を検証する。実験条件を 4.1 節、実験結果及び考察を 4.2 節、今度の課題を 4.3 節に分けて述べる。

4.1 実験条件

評価実験のための実験条件を、音声データ、音響モデル、言語モデル、認識エンジンと順を追って説明する。

4.1.1 音声データ

本研究では、音声データとして日本語話し言葉コーパス (Corpus of Spontaneous Japanese; 以下 CSJ) を使用する。そのうち、学習データは Disk5(学会講演:149 件, その他:9 件) より女性話者による学会講演 (145 件) とし、評価データは学習データと話者が異なるように女性話者 (5 名) による学会講演 (5 件) とした。話者を女性のみとしたのは、女性話者による音声認識は男性話者に比べて劣るため改善の余地があると期待したからである。

4.1.2 音響モデル

4.1.1 節にて紹介した音声データを使用して、音響モデルを学習する。音響モデルの学習は HTK (Hidden Markov model ToolKit ver.3.4.1) を使用する。表 5 は音声データより特徴量を解析するための条件を示している。また、表 6 が示すように、使用する音素は 41 種類であり、/q/ は促音に伴う無音、/sil/ は発話の先端と終端の無音、/sp/ は音声中の短い無音を表す。そして、/N/ は撥音、/a:/, /i:/, /u:/, /e:/, /o:/ は長母音を表す。

なお、HMM の構造は 5 状態 3 ループの Left-to-Right 型を使用する。

モノフォンモデルからトライフォンモデルを学習後 TBC を適用するため、共有化する音素文脈を定めた分類規則を、文献 [5] を参考にして決定し、付録 A.1 にて示した。TBC によって、音響モデルの仕様はトライフォンの種類数が 9228, 状態数が 2681 となり、その後混合数が 2, 4, 8, 16 と増加するごとに学習を 10 回繰り返した。以上が初期の音響モデルの仕様である。

表 5 音響分析条件

サンプリング周波数	16kHz
分析窓	Hamming 窓
分析窓長	25ms
窓感覚	10ms
特徴パラメタ	MFCC_ELD_A
周波数分析	等メル間隔フィルタバンク
フィルタバンク	24 チャンネル

表 6 音素セット

a i u e o a: i: u: e: o:
N w y j m y ky by gy ny hy ry py
p t k ts ch b d g z m n s sh f r
q sp sil

4.1.3 言語モデル

4.1.2 節と同様の音声データの発話内容を書き起こした xml 文書を使用して、言語モデルを学習する。言語モデルは N -グラム言語モデルとし、モデルの学習は palmkit (Publicly Available Language Modeling Toolkit ver.1.0.3.2) を使用する [6]。なお、発話内容を書き起こす際に形態素解析し、形態素は国立国語研究所が定義した短単位 [7] に基づく。表 7 は言語モデルの仕様として、講演数や単語数、各グラムのエントリ数を示している。

また、発音辞書は、形態素解析によって得た語と、その発音形を音素列に変換したものから構成し、単語が複数の読みを持つとき、全ての発音を含めた。

4.1.4 認識エンジン

本研究では、認識エンジンとして Julius(ver.4.2) を使用する [8]。Julius 実行時、利用する音響モデルや言語モデルなどは 4.1.2 節および 4.1.3 節で説明した。また、評価データは 4.1.1 節で定めた 5 種類の学会講演とし、学習データと同じく表 5 の条件の下、特徴量を解析した。

Julius 実行後、ログより認識結果を抜き出した仮説ファイルを作成し、Julius 付属の align.pl や score.pl によって、アライメントし、認識率を算出する。本研究では、認識率は単語正解率 (式 2) と単語正解精度 (式 3) を使用する。 N は認識単語の総数、 S は置換誤り、 D は削除誤り、 I は挿入誤りを表す。

$$Corr = \frac{N - S - D}{N} * 100.0 \quad (2)$$

$$Acc = \frac{N - S - D - I}{N} * 100.0 \quad (3)$$

また、本研究では、誤り数が多いトライフォンを調査するため、Julius の機能を利用して音素単位のアライメント結果を出力し、単語認識と同様の操作を行い、音素正解率と音素正解精度を求める。

4.2 実験結果及び考察

3 節の手順と、4.1 節の条件に従って連続音声認識実験し、単語精度及び音素精度を算出し、分類規則を変更した効果を評価する。歯茎音を音素文脈とするトライフォンを共有化する質問の変更内容は既に表 4 で示した。同様に、歯茎硬口蓋音と母音の変更内容を表 8、表 9 に、そして変更を終えた分類規則を付録 A.2 に示す。表 10 は、分類規則を変更するごとに認識実験し、評価データ 5 種類の単語正解率、単語正解精度、音素正解率、音素正解精度の

学習データ量	講演数	145
	単語数	12,222
1-グラムエントリ数		12,222
2-グラムエントリ数		102,645
3-グラムエントリ数		250,594

平均を示している。

TBC の「歯茎音を共有化する質問」を変更すると、単語正解率や単語正解精度は低下した。しかし、音素正解率や音素正解精度は上昇したため、 $/t/$ 、 $/ts/$ 、 $/s/$ 、 $/d/$ 、 $/z/$ を音素文脈とするトライフォンの誤りが減少したと推測できる。

続いて、「歯茎硬口蓋音を共有化する質問」を変更すると、単語正解率以外上昇した。 $/ch/$ 、 $/j/$ 、 $/sh/$ を清音と濁音に分けて、歯茎音と共有化することによって状態数が減少したためだと予想する。

最後に、「母音を共有化する質問」を変更すると、変更無と比べて単語正解率が 0.25 ポイント、単語正解精度が 0.39、音素正解率が 0.58 ポイント、音素正解精度が 0.51 ポイント上昇した。

よって、本研究が提案する音素認識誤りを考慮した TBC 分割基準の改良は有効だと言える。本報告では、分類規則のうち変更した質問は 3 種類だが、実験の都度音素認識誤りを分析し、誤り数が多いクラスタを発見できれば認識率は漸的に上昇していくと期待できる。また、異なる学習データを与えても、同様の手順を踏めば音響モデルを改善できるため、言語やタスクドメインに適したモデルを構築できる。

表 8 分類規則 (歯茎硬口蓋音) の変更

変更前	
質問名	共有化する音素文脈
R_DeltaAlveolar	*+t, *+ts, *+s
R_SonantAlveolar	*+d, *+z
R_PalatoAlveolar	*+ch, *+j, *+sh
変更後	
質問名	共有化する音素文脈
R_DeltaAlveolar	*+t, *+ts, *+s, *+ch, *+sh
R_SonantAlveolar	*+d, *+z, *+j

表 9 分類規則 (母音) の変更

変更前	
質問名	共有化する音素文脈
R_I	*+i
R_E	*+e
変更後	
質問名	共有化する音素文脈
R_Back	*+i, *+e

表 10 実験結果

分類規則の変更	単語		音素	
	正解率	正解精度	正解率	正解精度
変更無	56.39	37.41	64.60	60.22
歯茎音	56.23	36.33	65.16	60.48
歯茎硬口蓋音	56.22	37.11	65.26	60.78
母音	56.64	37.80	65.18	60.73

4.3 今後の課題

今回の検討では、認識率の向上に結びつきやすいと考えられるいくつかの音素文脈のみを取り上げた。誤り数が多いクラスタを含むトライフォン間の分散正規化距離を利用して距離が遠いトライフォンを分割、もしくは異なるクラスタ間の距離が近いトライフォンを結合するよう決定したが、目視によるため精度に欠ける。また、学習データ及び評価データを女性話者に限定したため、男性話者の学習データを使用して実験する必要がある。CSJが提供する音声データのうち、男性話者のデータは豊富に存在するため、データごとの誤りを調査することによって、誤り数が多いクラスタ及びトライフォンを限定できる。このような視点から、トライフォンHMMの精度自体を向上させる検討も必要だと考えている。

5. 結論

TBCの研究は数多くあるが、依然としてTBCによるクラスタ中のトライフォンが音響的に大きく異なるとき認識誤りが生じるという問題は未解決であった。従来のTBCは分割前後のHMMパラメータの変化量を利用してクラスタの分割を決定していたが、本報告ではこの問題を解決する手法として、分割によって生じる音素認識率の増減を併せて考慮して分割を決定することを提案した。本手法は、認識実験結果より誤り数が多いクラスタを調査し、トライフォン間の分散正規化距離を求め、クラスタ中のトライフォンが音響的に類似するよう分類規則の再検討を試みた。実験の結果、歯茎音、歯茎硬口蓋音、母音を音素文脈とするトライフォンを含むクラスタが多く誤ったため、これらを共有化する質問を変更し、順に適用すると途中単語正解率や単語正解精度は下がったものの、最終的に単語正解率が0.25ポイント、単語正解精度が0.39、音素正解率が0.58ポイント、音素正解精度が0.51ポイント上昇した。

以上より、本研究が提案する手法の有効性を確認できた。今後は、分類規則を改定する手法や、女性話者の学習データだけではなく男性話者を使用することによって誤ったトライフォンを限定し、クラスタリングよりトライフォンHMMの精度を向上する手法を検討する。

参考文献

- [1] 岡登洋平, 速水悟, 板橋秀一: クラスタリングによるHMM間の距離尺度の検討, 信学技報, SP94-16, pp15-20(1994)
- [2] 加藤恒夫, 黒岩眞悟, 清水徹, 樋口宣男: 不特定話者混合分布HMMにおけるTree-Basedクラスタリングの検討, 情処学研報, 99-SLP, pp37-42(1999)
- [3] 五十川賢造, 篠田浩一, 嵯峨山茂樹: 形態素解析と単語内位置情報を用いた話し言葉音声認識のための音響モデル, 信学技報, SP102, pp111-116(2002)
- [4] 全炳河, 徳田恵一, 北村正: 決定木に基づく音素コンテキスト・次元・状態位置の同時クラスタリングによる音響モデリング, 電子情報通信学会論文誌, J87-D-II(8),

pp1593-1602(2004)

- [5] 南條浩輝, 河原達也, 篠崎隆宏, 古井貞照: 音声認識のための音響モデルと言語モデルの仕様, CSJ 附属ドキュメント
- [6] 荒木雅弘: フリーソフトでつくる音声認識システム, 森北出版, ISBN-4627847114(2007)
- [7] 小椋秀樹, 山口昌也, 西川賢哉, 石塚京子, 木村睦子: 『日本語話し言葉コーパス』の形態論情報の概要, CSJ 附属ドキュメント
- [8] 鹿野清宏, 他: 音声認識システム, オーム社, ISBN-42741132285(2001)

付 録

A.1 クラスタリングに用いた分類規則 (変更前)

質問名	共有化する音素文脈
L_Nasal	N-*, n-*, m-*
R_Nasal	*+N, *+n, *+m
L_Bilabial	p-*, b-*, f-*, m-*, w-*
R_Bilabial	*+p, *+b, *+f, *+m, *+w
L_DeltaAlveolar	t-*, d-*, ts-*, z-*, s-*, n-*
R_DeltaAlveolar	*+t, *+d, *+ts, *+z, *+s, *+n
L_PalatoAlveolar	ch-*, j-*, sh-*
R_PalatoAlveolar	*+ch, *+j, *+sh
L_Velar	k-*, g-*
R_Velar	*+k, *+g
L_Glottal	h-*
R_Glottal	*+h
L_YOUON	y-*
L_SOKUON	q-*
R_SOKUON	*+q
L_R	r-*
R_R	*+r
L_N	N-*
R_N	*+N
L_A	a-*
R_A	*+a
L_I	i-*
R_I	*+i
L_U	u-*
R_U	*+u
L_E	e-*
R_E	*+e
L_O	o-*
R_O	*+o

A.2 クラスタリングに用いた分類規則 (変更後)

質問名	共有化する音素文脈
L_Nasal	N-*, n-*, m-*
R_Nasal	*+N, *+n, *+m
L_Bilabial	p-*, b-*, f-*, m-*, w-*
R_Bilabial	*+p, *+b, *+f, *+m, *+w
L_DeltaAlveolar	t-*, ts-*, s-*
R_DeltaAlveolar	*+t, *+ts, *+s, *+ch, *+sh
L_SonantAlveolar	d-*, z-*
R_SonantAlveolar	*+d, *+z, *+j
L_PalatoAlveolar	ch-*, j-*, sh-*
L_Velar	k-*, g-*
R_Velar	*+k, *+g
L_Glottal	h-*
R_Glottal	*+h
L_YOUON	y-*
L_SOKUON	q-*
R_SOKUON	*+q
L_R	r-*
R_R	*+r
L_N	N-*
R_N	*+N
L_A	a-*
R_A	*+a
L_I	i-*
R_Back	*+i, *+e
L_U	u-*
R_U	*+u
L_E	e-*
L_O	o-*
R_O	*+o