

複数の正規化尤度を複合的に用いた音声認識結果の信頼度算出法

堤 修一[†] 磯部 俊洋[†] 森島 昌俊[†]

[†] NTT データ

〒 104-0033 東京都中央区新川 1-21-2

E-mail: †{tsutsumisu,isobet,morishimam}@nttdata.co.jp

あらまし 本研究では未知語入力, 競合語への誤認識という 2 つの主要な誤認識要因が混在する条件下において高精度に正誤判別を行うため, 前者要因に対して検出効果の高い正規化尤度に基づいて算出した“ 入力 が語彙内である確率 ”を用いて, 後者要因に対して検出効果の高い正規化尤度に基づいて算出した“ 入力 が語彙内である場合の認識結果の正解確率 ”に対して重み付けする方法を提案した. 評価実験により, 提案法は要因に依存しない高い正誤判別精度を持ち, 要因判定も可能であることがわかった. さらに提案信頼度の導入に必要な音声データ数を低減させる方法についても検討し, 評価実験によりその効果を示した.

キーワード 音声認識, 信頼度, リジェクション, 尤度, 音声対話インタフェース

Confidence Measure Using Multi-Normalized Likelihoods

SHUICHI TSUTSUMI[†], TOSHIHIRO ISOBE[†], and MASATOSHI MORISHIMA[†]

[†]

E-mail: †{tsutsumisu,isobet,morishimam}@nttdata.co.jp

Abstract To reduce rejection errors that are mainly caused by out-of-vocabulary (OOV) and miss recognizing words (MRW) in speech recognition, we present a new confidence measure using two probabilities. One is the probability of in-vocabulary calculated with normalized likelihood which is effective for detecting OOV, the other is the probability of word accuracy obtained from likelihood which detect MRW effectively. Experimental results showed that, our method achieved high rejection rate robustly against OOV and MRW, and has the ability of discrimination OOV and MRW. We also present a new method to reduce the size of corpus for install our confidence measure, and showed its advantage in evaluation.

Key words speech recognition, confidence measure, rejection, likelihood, spoken dialog interface

1. はじめに

現状の音声認識技術において誤認識は不可避であるため, 音声対話システムでは認識後に確認や候補選択フローを設けることが一般的となっている. しかしこのステップはユーザにとって非常に煩わしいものである. この問題を解決するため, 認識結果の正誤を判別する尺度, すなわち信頼度を算出する研究が従来より行われている. 音声認識結果と併せて精度の高い信頼度が得られれば,

- 明らかに正解の場合は確認なしで認識結果を受理
- 明らかに誤認識の場合は確認なしで再発声要求
- どちらの可能性もある場合はユーザに確認もしく

は候補選択を促す

というような, 対話状況に応じた柔軟な音声インタフェースの設計が可能となる [1].

また誤認識を検出した後の処理として, 単純に再発声を要求するよりも, その誤認識を起こした要因に応じて対処法を提示することが望ましい. 例えば騒音が原因である場合はユーザに場所移動を促したり, 未知語入力がある場合は既知語についてガイダンスを提供する等の対処法が考えられる. ユーザに要因を通知する方法は認識率の改善に効果があると考えられる.

現在広く用いられている手法に, 認識結果の尤度を音節認識結果の尤度で正規化する方法 [2], 認識結果の尤度

を競合単語候補の尤度の和で正規化する方法 [3] [4] がある。前者の正誤判別能力は、未知語入力を誤認識要因とする場合は高いが、競合語を誤認識要因とする場合は十分にない。一方、後者は競合語への誤認識を要因とする場合に高く、未知語入力を要因とする場合に低いことが知られている。両従来法とも単一の誤認識要因に対してのみ有効で、誤認識要因が混在する条件下では十分な精度を得られない。

本研究では、複数の誤認識要因が混在する条件下でも高い正誤判別能力を有し、且つ誤認識を検出した場合にはその要因判定も行える信頼度算出方法について提案する。またその正誤判別能力、要因判定能力、導入コストについて評価実験を行った。

以下、第 2 章では提案する信頼度算出方法について、第 3 章では評価実験内容とその結果について、第 4 章では導入コストの削減法について、最後に第 5 章ではまとめと今後の課題を述べる。

2. 提案法

2.1 従来信頼度としての正規化尤度

音声認識はベイズの定理より、次式に基づいて行われる。

$$p(w|x) = \frac{p(x|w) \cdot p(w)}{p(x)} \quad (1)$$

x は入力音声の特徴量系列、 w は単語、 $p(x|w)$ は単語音響モデルからの x の生起確率、 $p(x)$ は入力音声自身の生起確率、 $p(w)$ は言語モデルからの w の生起確率である。一般に $p(x)$ は w に依存しないため、音声認識は $p(x|w) \cdot p(x)$ を計算することにより行われる。尤度比による正規化は、辞書内の登録単語（競合単語）の尤度を用いる方法や、音節、音素列の尤度を用いる方法が提案されている。前者は式 (2) で表される。

$$CM_W(w_1|x) = \frac{p(x|w_1) \cdot p(w_1)}{\sum_{i=1}^M p(x|w_i) \cdot p(w_i)} \quad (2)$$

ここで w_i は第 i 位単語候補であり、 M は候補数である。式 (2) 右辺の分母は、辞書に登録された語彙に対する尤度の表現力は高いが、入力が未知語である場合は高いとはいえない。このため $CM_W(w_1|x)$ は入力が辞書の語彙内であれば正規化効果は高く、正誤判別に有効であるが、入力が未知語の場合は劣化すると考えられる。大語彙認識では、未知語に対して音響的に類似した単語が存在する可能性が高く、この問題は低減するが、中語彙以下の認識では大きな問題となる。

音素、音節列の尤度を用いた正規化法は次式で表される。

$$CM_S(w_1|x) = \frac{p(x|w_1) \cdot p(w_1)}{\sum_{j=1}^N p(x|s_j) \cdot p(s_j)} \quad (3)$$

ここで s_j は第 j 位音節列候補であり、 N は候補数であ

る。右辺分母は入力に対する音節列の尤度を表しており、入力が未知語であっても、それに対応する音節列の尤度を用いて正規化を行えるため、未知語入力の検出に有効であると考えられる。しかし、音節列を正確に認識することが困難であると同様に、音節列の尤度を精度良く算出することは難しい。従って入力が語彙内の単語であれば、競合単語の尤度を用いる方法と比較して精度が劣化すると考えられる。

以上の理由から、従来の尤度正規化法は、それぞれ競合語への誤認識、未知語入力という要因に依存して精度が変動し、効果の面で異なる特性を持つ。実サービスにおいて使用されることの多い中語彙認識においては、両要因による誤認識は頻繁に発生する。このため両要因に対して検出効果の高い信頼度の算出が不可欠である。

2.2 複数正規化尤度を用いた信頼度

前節で述べた 2 つの正規化尤度を複合的に使用した信頼度算出法を提案する。本手法は CM_S の未知語への対応力に基づいて入力が語彙内である信頼度を算出し、これを入力が語彙内単語である場合に限定的に高精度な CM_W に基づく信頼度に重み付けする事で、未知語、競合語それぞれの要因に依存せず高精度な信頼度を算出することとを特徴とする。

入力が語彙内である尤度 $CM_V(V|x)$ を次式で定義する。

$$CM_V(V|x) = \sum_{i=1}^M CM_S(w_i|x) \quad (4)$$

これは式 (3) について、第 1 位候補から M 位までの尤度を累積したもので、入力が語彙内単語であれば $CM_V(V|x)$ の値は高く、未知語であれば低くなると考えられる。

ここで入力に対して認識結果 w_1 が得られ、その時の 2 つの正規化尤度が $CM_W(w_1|x)$ 、 $CM_V(V|x)$ である時の w_1 の正解確率 [5] を

$$p_C(w_1) = f[CM_W(w_1|x)] \cdot g[CM_V(V|x)] \quad (5)$$

で表す。 $f[CM_W(w_1|x)]$ は競合単語による正規化尤度が $CM_W(w_1|x)$ であるときの語彙内正解確率（入力が語彙内であることを前提とした w_1 の条件付正解確率）であり、 $g[CM_V(V|x)]$ は入力が語彙内である尤度が $CM_V(V|x)$ であるときの語彙正解確率（入力が語彙内単語のいずれかである確率）である。 $p_C(w_1)$ はこれら 2 つの確率を掛け合わせたものとしている。 f 、 g はそれぞれ正規化尤度 CM_W 、 CM_V を変数とする関数と仮定し、これらを求めることで、未知語、競合語への誤認識といった要因に依存せず高精度な信頼度を得ることが期待できる。

2.3 関数 f 、 g の決定法

2.3.1 頻度分布による決定

各正規化尤度を変数とする関数 f 、 g は事前実験により

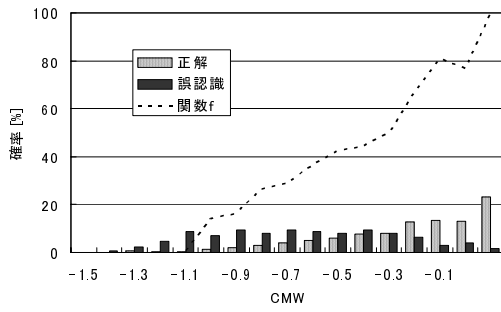


図 1 確率分布を用いた関数 f の決定例

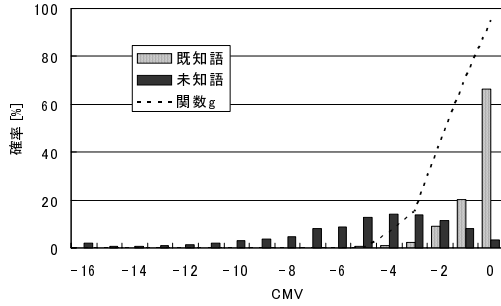


図 2 確率分布を用いた関数 g の決定例

決定する．全ての正規化尤度値について経験的知識を得ることは現実的に不可能であるため，正規化尤度を幾つかの区間に分割し，頻度分布より各区間における正解確率を求める．ある正規化尤度区間における事象の頻度とそれに排反する事象の頻度により，関数 f, g は以下のように表される．

$$f(\text{CM}_W; \text{CM}_W \in A_i) = \frac{K_i}{K_i + \bar{K}_i} \quad (6)$$

$$g(\text{CM}_V; \text{CM}_V \in B_j) = \frac{L_j}{L_j + \bar{L}_j} \quad (7)$$

ここで K_i は正規化尤度 CM_W がある区間 A_i にある正解の頻度であり， \bar{K}_i は語彙内単語入力時の誤認識の頻度である．また L_j は正規化尤度 CM_V がある区間 B_j にある語彙内単語の頻度であり， \bar{L}_j は未知語の頻度である．

頻度分布の代わりに各区間の頻度を全頻度で正規化した確率分布を用いれば，事象と排反事象を同等に扱うことになり，未知語混入率や認識率に依存しない関数 f, g を得られると考えられる．確率分布による関数 f の決定例を図 1 に， g の決定例を図 2 に示す．

2.3.2 関数 f, g の連続化

関数 f, g を用いて，正規化尤度を変数として正解確率を得る方法を考える．前節で述べた方法により決定した関数 f, g は，区間に対応した値を持つ離散型関数である．これをそのまま用いて，ある区間 A_i に属する正規化尤度に対して，対応する正解確率 $f(\text{CM}_W; \text{CM}_W \in A_i)$ を付与すると，同一区間に属する全ての正規化確率に対

して同一の正解確率を付与することになる．しかし関数 f, g を限られたサンプル数で正確に決定するために区間幅を十分大きく設定する必要があるため，同一区間内にも正解確率の傾斜を設けることが望ましい．よって関数 f, g を次に述べる方法によって連続化する．

方法 (1): 直線補完

隣接する 2 区間を直線で補完して用いる．

方法 (2): 非線形関数近似

非線形関数で近似して用いる．関数としてはシグモイド関数等がよく当てはまることが知られている [5]．

2.4 誤認識要因判定

提案信頼度である $p_C(w_1)$ を用いた正誤判定において棄却された場合に，競合語と未知語のどちらが誤認識要因であったかを判定する方法を考える．

$g[\text{CM}_V]$ はその値が低いほど未知語による誤認識が起きた可能性が高いことを示し， $f[\text{CM}_W]$ はその値が低いほど競合語による誤認識が起きた可能性が高いことを示すため，両正解確率を比較し低い方が要因であると考えられる．ただし， $f[\text{CM}_W]$ は入力が既知語であることを前提とした条件付確率であるため，明らかに要因が未知語である場合は $f[\text{CM}_W]$ の値の大小を考慮に入れるべきでない．よって $g[\text{CM}_V(V|x)]$ に閾値 θ_W を定め， $g[\text{CM}_V(V|x)] < \theta_W$ であれば要因を未知語と判定する．以下に要因判定手順をまとめる．

$p_C(w_1) < \theta$ で棄却された場合に，

$g[\text{CM}_V] < \theta_W$ の時

要因を未知語と判定

$g[\text{CM}_V] \geq \theta_W$ かつ $g[\text{CM}_V] < f[\text{CM}_W]$ の時

要因を未知語と判定

$g[\text{CM}_V] \geq \theta_W$ かつ $g[\text{CM}_V] \geq f[\text{CM}_W]$ の時

要因を競合語と判定

3. 評価実験

3.1 実験条件

提案法による信頼度の正誤判別精度，要因判定精度について評価実験を行った．

実験で用いた単語辞書の詳細を表 1 に，音声データセットの詳細を表 2, 3 に示す．表 2, 3 には参考のためそれぞれの音声データセットをタスクが同一の辞書により認識した時の認識率を記載した．音声データは全てサンプリング周波数 8kHz の電話音声である．特徴ベクトルは 12 次元の LPC ケプストラム，12 次元の Δ ケプストラム， Δ パワーの計 25 次元とした．音響モデルは HMM であり，1000 状態 12 混合分布の triphone を用いた．

3.2 正誤判別精度の評価

3.2.1 評価内容

従来法と提案法の正誤判別精度を比較した．従来法は，

表 1 辞書詳細

辞書名	内容	語彙サイズ
w3k	音素バランス単語	3038
w1k	音素バランス単語	1132
s3k	名字	3118
s1k	名字	1120
m3k	名前	3096
m1k	名前	1160

表 2 関数決定用音声データセット詳細

セット名	内容	単語数	データ数	認識率(辞書)
w_tbl	音素バランス単語	180	1478	91.0% (w3k) 94.4% (w1k)
s_tbl	名字	380	659	82.2% (s3k) 89.5% (s1k)
m_tbl	名前	380	674	72.8% (m3k) 80.4% (m1k)

表 3 評価用音声データセット詳細

セット名	内容	単語数	データ数	認識率(辞書)
w_eval	音素バランス単語	180	1478	90.1% (w3k) 93.8% (w1k)
s_eval	名字	357	658	76.9% (s3k) 85.5% (s1k)
m_eval	名前	361	674	68.2% (m3k) 78.2% (m1k)

式(3)より得られる音節列尤度による正規化尤度(以下従来法 A), 式(2)より得られる競合単語の尤度による正規化尤度(以下従来法 B)を信頼度とし, これらの信頼度を閾値と比較して正誤判別を行った. 競合単語の候補数 M , 音節列の候補数 N はそれぞれ 5 とした. 提案法は, 確率 $f[CM_W(w_1|x)]$ と $g[CM_V(V|x)]$ の積で表される正解確率(式(5)参照)を信頼度とし, これを閾値と比較して正誤判別を行った. M, N は従来法と同様に 5 とした. また関数 f, g の連続化にシグモイド関数近似を用いた. 評価では, 辞書や評価データ等を組み替え, 表 4 に示す項目(タスク)について従来法, 提案法による正誤判別精度を測定した. 辞書の語彙とは異なる音声データセットの入力を以って, 未知語入力としている.

3.2.2 評価結果

s3k-s タスクにおける Detection Error Tradeoff (DET) カーブを図 3 に, s3k-all タスクにおける DET カーブを図 4 に示す. ここで DET カーブとは, 誤受率(誤認識単語のうち, 誤って受理した単語の割合)と誤棄率(正解単語のうち, 誤って棄却した単語の割合)を様々な閾値についてプロットしたものである. 本評価において, 未知語入力なしタスクにおける正誤判別精度は競合語に対する誤認識の検出精度を示し, 未知語入力ありタスクは誤認識要因比として未知語が圧倒的多数であることが

表 4 各タスクで用いた辞書と音声データ

タスク名	辞書	関数決定用音声	評価用音声
w3k-w	w3k	w_tbl	w_eval
w3k-all	w3k	w_tbl, s_tbl, m_tbl	w_eval, s_eval, m_eval
w1k-w	w1k	w_tbl	w_eval
w1k-all	w1k	w_tbl, s_tbl, m_tbl	w_eval, s_eval, m_eval
s3k-s	s3k	s_tbl	s_eval
s3k-all	s3k	w_tbl, s_tbl, m_tbl	w_eval, s_eval, m_eval
s1k-s	s1k	s_tbl	s_eval
s1k-all	s1k	w_tbl, s_tbl, m_tbl	w_eval, s_eval, m_eval
m3k-m	m3k	m_tbl	m_eval
m3k-all	m3k	w_tbl, s_tbl, m_tbl	w_eval, s_eval, m_eval
m1k-m	m1k	m_tbl	m_eval
m1k-all	m1k	w_tbl, s_tbl, m_tbl	w_eval, s_eval, m_eval

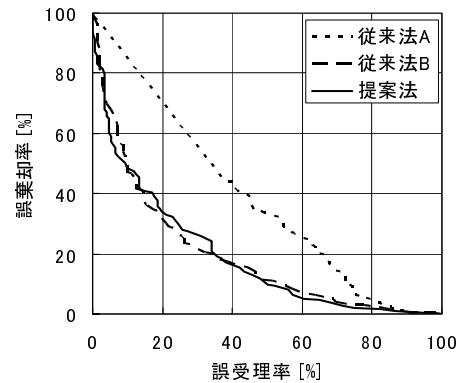


図 3 s3k-s タスクにおける DET カーブ(未知語入力なし)

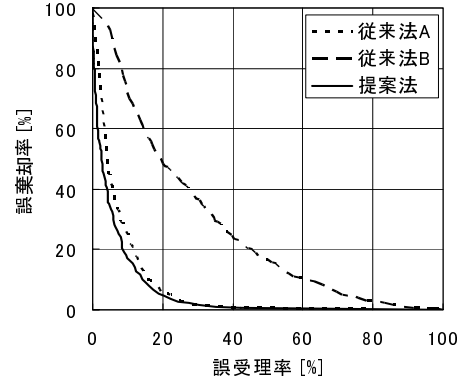


図 4 s3k-all タスクにおける DET カーブ(未知語入力あり)

ら, 未知語入力による誤認識の検出精度を示す. 図 3 より, 従来法 A は競合語に対する誤認識の検出精度が低く, 図 4 より, 従来法 B は未知語入力による誤認識の検出精度が低いことがわかる. 一方, 提案法は両タスクにおいて高い正誤判別精度を示しており, 競合語, 未知語といった要因に依存せず高精度であることがわかる.

表 4 に示した全タスクにおける正誤判別 Equal Error Rate (EER) を図 5, 6 に示す. EER は DET カーブに

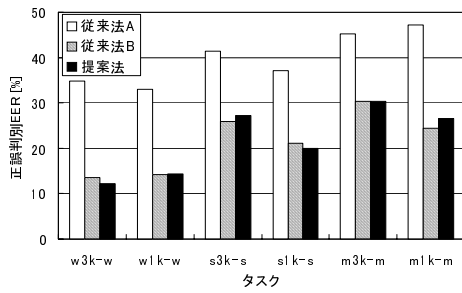


図 5 未知語入力なしタスクにおける正誤判別 EER

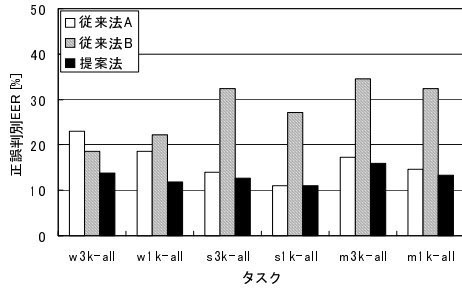


図 6 未知語入力ありタスクにおける正誤判別 EER

において誤受理率と誤棄却率が一致する点の値である。図より提案法は、全未知語入力なしタスクにおいて従来法 B と、全未知語入力ありタスクにおいて従来法 A と同等の精度を示しており、発話内容や語彙数等の音響的な条件が変化しても安定して機能することがわかる。また発話内容が姓または名、語彙数が 3k、未知語入力なしの場合に正誤判別精度が低くなっており、音響的に類似している語彙内単語が多く存在する場合の正誤判別は難しいことがわかる。

3.3 誤認識要因判定精度の評価

3.3.1 評価内容

提案信頼度 $p_C(w_1)$ により棄却されたものについて 2.4 で述べた方法による要因判定を測定した。要因判定は、正誤判別精度評価時の EER の閾値にて実施した。

3.3.2 評価結果

表 4 中の全未知語入力ありタスクにおける要因判定 DET カーブを図 7 に示す。要因判定 DET カーブとは、棄却された未知語を要因とする誤認識単語のうち、誤って競合語が要因であると判定した単語の割合と、棄却された競合語を要因とする誤認識単語のうち、誤って未知語が要因であると判定した単語の割合を様々な閾値についてプロットしたものである。図より、m1k-all タスクの要因判定精度が最も良く、EER は約 14% であった。w3k-all タスクの精度が最も悪く、EER は約 31% であった。辞書の語彙が名字、名前の時と比較して、バランス単語の方が精度が劣化した。これはバランス単語は氏名と比較して音響的特徴のバリエーションが大きく、競合単語に

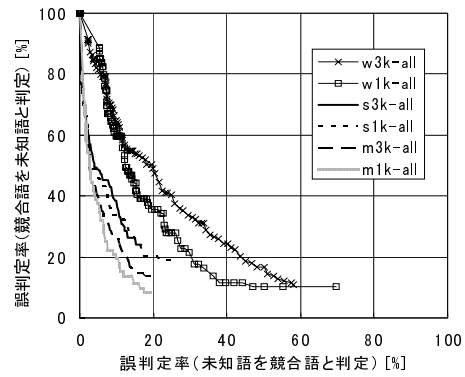


図 7 誤認識要因判定 DET カーブ

よる正規化尤度に基づく確率と、音節列尤度による正規化尤度に基づく確率とに大きな差が出にくかったためと思われる。

4. 関数決定に要する音声データ数の低減

4.1 累積相対頻度を用いた関数決定法

2.3 で述べた関数決定法では、事象・排反事象両方のサンプルを全区間について十分な数だけ用意する必要があるが、一般的に競合語や未知語を要因とする誤認識の音声データを大量に収集することは、正解事象の音声データ収集と比較して困難である。しかしサンプル数を減らすと、区間によっては十分な統計的知識を得られず、正確に関数 f, g を得られないことが予想される。そこで少ないサンプル数でも効果のある関数を得るため、各区間に対する累積相対頻度を用いて関数 f, g を決定する方法を以下に提案する。

近似法 I

K_i を正規化尤度 CM_W がある区間 A_i にある正解頻度とすると、同区間に対する累積頻度は次式で表される。

$$C_{K_i} = \frac{\sum_{l:0 < l < i} K_l}{\sum_l K_l} \quad (8)$$

C_{K_i} は CM_W に対して単調増加するため、区間 A_i にある正解事象の頻度分布全体に対する順位を意味する。例えば、 $C_{K_i} = 40\%$ であれば、区間 A_i における正解事象は、全正解事象に対して CM_W の低い方から 40% の順位に位置する。同様に \bar{K}_i を CM_W がある区間 A_i にある誤認識の頻度とすると、同区間に対する累積頻度は

$$C_{\bar{K}_i} = \frac{\sum_{i < l} \bar{K}_l}{\sum_l \bar{K}_l} \quad (9)$$

で表される。 $C_{\bar{K}_i}$ は CM_W に対して単調減少するため、区間 A_i にある誤認識事象の頻度分布全体に対する順位を意味する。 $C_{\bar{K}_i} = 40\%$ であれば、区間 A_i における誤認識事象は、全誤認識事象に対して CM_W の高い方から

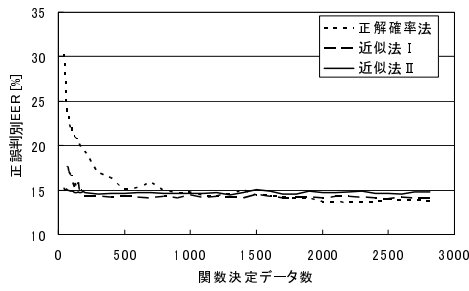


図 8 w3k-all タスクにおける関数決定データ数と正誤判別 EER の関係

40% の順位に位置する．これら C_{K_i} , $C_{\bar{K}_i}$ を用いて，以下のように関数 f , g を求める．

$$f(CM_W; CM_W \in A_i) = \frac{C_{K_i}}{C_{K_i} + C_{\bar{K}_i}} \quad (10)$$

$$g(CM_V; CM_V \in B_j) = \frac{C_{L_j}}{C_{L_j} + C_{\bar{L}_j}} \quad (11)$$

L_j は正規化尤度 CM_V がある区間 B_j にある語彙内単語の頻度であり， \bar{L}_j は未知語の頻度である．式 (5) と同様に f と g をかけ合わせたものを信頼度として用いる．

近似法 II

排反事象を用いない方法として以下のように関数 f , g を決定する．

$$f(CM_W; CM_W \in A_i) = C_{K_i} \quad (12)$$

$$g(CM_V; CM_V \in B_j) = C_{L_j} \quad (13)$$

同様に f と g をかけ合わせたものを信頼度として用いる．

4.2 関数決定に要する音声データ数の評価

4.2.1 評価内容

2.3 で述べた方法（以下正解確率法）と，近似法 I, II の関数決定に要する音声データ数を比較した．全データを用いて関数 f , g を決定したときの EER を基準 EER (EER_b)，ある n 個のデータを用いて関数 f , g を決定したときの EER を EER_n とし，以下が成り立つ最小の n を最小関数決定データ数とした．

$$\frac{(EER_n - EER_b)}{EER_b} < 0.1 \quad (14)$$

$40 \leq n \leq$ 全データ数 とし，表 4 に示したデータセットから n 個だけランダムに抜き出して関数決定に用いた．

なお正解確率法はシグモイド関数近似，近似法 I, II は直線補完による連続化を行った．

4.2.2 評価結果

w3k-all タスクにおける関数決定データ数と正誤判別 EER の関係を図 8 に示す．近似法 I は 300 データ以下ではやや精度が劣化するものの，正解確率法より少ないデータ数でほぼ同等の精度を得られた．また近似法 II は精度

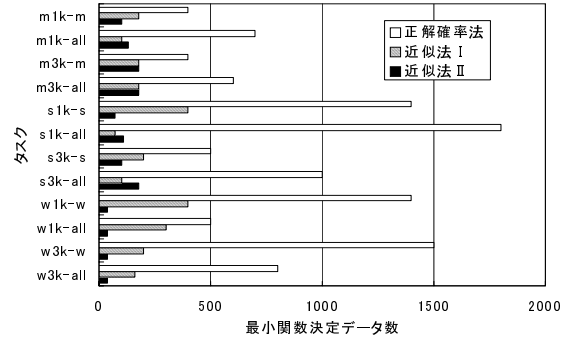


図 9 様々なタスクにおける最小関数決定データ数

の面では僅かに正解確率法，近似法 I に劣るが，データ数を 40 まで減らしても精度はほぼ劣化しなかった．

表 4 に示した全タスクにおける最小関数決定データ数を図 9 に示す．正解確率法で正確な関数を得るためには約 500 ~ 1500 程度のデータが必要であるが，近似法 I, II は全タスクにおいて最小関数決定データ数が 400 以下に収まっており，データ数を大幅に低減する効果があることがわかる．特に近似法 II は，バランス単語タスクにおいてデータ数の減少による精度の劣化が見られなかった．

5. まとめ

複数の正規化尤度を複合的に用いて信頼度を算出する方法を提案した．本手法によれば，未知語入力，競合語への誤認識の両要因が混在する条件下においても高精度に正誤判別を行い，さらに要因を判定することが可能となる．評価実験により，提案法は未知語入力なし/ありどちらの場合でも高い正誤判別精度を得られ，さらに平均 21% 程度の EER で誤認識要因判定が可能であることを示した．また提案法の関数決定に要する音声データ数を低減させる方法についても検討し，実験により大幅な低減効果があることを示した．

文 献

- [1] 駒谷和範, 河原達也, "音声認識結果の信頼度を用いた効率的な確認・誘導を行う対話管理," 情報処理学会論文誌, Vol.43, No. 10, pp. 3078-3086, Oct 2002.
- [2] 渡辺隆夫, 塚田聡, "音節認識を用いたゆり度補正による未知発話のリジェクション," 信学会論文誌, J75-D-II No.12, pp.2002-2009, 1992.
- [3] Frank Wessel, Ralf Schluter, Klaus Macherey, and Hermann Ney, "Confidence measures for large vocabulary continuous speech recognition," IEEE Trans. Speech and Audio Processing, Vol. 9, No. 3, pp. 288-298, March 2001.
- [4] 李晃伸, 河原達也, 鹿野清宏, "2パス探索アルゴリズムにおける高速な単語事後確率に基づく信頼度算出法," 情報処理学会研究報告, 2003-SLP-49-48, pp.281-286, 2003.
- [5] 北岡教英, 赤堀一郎, 中川聖一, "認識結果の正解確率に基づく信頼度とリジェクション," 信学会論文誌, J83-D-II No.11, pp.2160-2170, 2000.