

TR-I-0375

HMM-LR における各種探索手法ユーザズマニュアル
User's Manual for the HMM-LR
Implemented Using Various Search Techniques

山口 耕市
Kouichi YAMAGUCHI

1993年3月

概要

従来、HMM-LR 連続音声認識システムでは固定的なビーム探索が用いられていた。本レポートでは、適応的ビーム探索および A* アルゴリズムに基づく探索など高速化をめざした探索手法を用いたときの混合連続分布型 HMM-LR 連続音声認識システムの使用方法を説明する。また、C シェルスクリプトで書かれた実際の使用例も添付する。

目次

1	はじめに	1
1.1	使用上の注意	1
2	適応的ビームサーチ	2
2.1	原理	2
2.2	HMM-LR への適用	2
2.3	学習サンプルの作成	3
2.3.1	観測量の抽出	4
2.4	ニューラルネットワーク	8
2.4.1	観測量のフォーマット化	8
2.4.2	ネットワークの構築	12
2.4.3	学習	12
2.4.4	単体の評価	12
2.4.5	文節音声認識での評価	13
2.5	重回帰分析	15
2.5.1	観測量のフォーマット化	15
2.5.2	学習	17
2.5.3	単体の評価	17
2.5.4	文節音声認識での評価	17
3	A* アルゴリズムに基づく探索	19
3.1	ヒューリスティック関数 $\hat{h}(n)$	19
3.2	文節音声認識での評価	23

第 1 章

はじめに

混合連続分布型 HMM-LR の学習・認識を行なうプログラムの使用方法について説明する。混合連続分布型 HMM-LR は離分布散型 HMM-LR に比べ、計算量は多いものの高精度な音素モデルを構築することができる [1, 6, 8]。また、話者適応や不特定話者への発展性も期待されている。

HMM-LR 連続音声認識システムでは標準的には、ビームサーチが用いられている [2, 1]。ところが、一般的にビームサーチは最適性が保証されていない上、高い認識率を得るためにはビーム幅を大きくしなければならず、多くの音素照合回数を必要とする。特に、継続時間長制御をしない場合、その傾向が強い [5]。現在の音声認識システムでは音素モデルの性能が向上し正解候補の順位は 10 位以内に入っていることが多い。しかし、音素認識が完璧になされるわけではないので、正解候補の順位はときどき 100 位を超えることもある。したがって高い認識性能を得るためには大きなビーム幅が必要となる。結果として無駄な探索を行なっていることが多いと言える。

そこで北は可変ビームサーチ [3] を、山口等は A* アルゴリズムに基づく探索 [6, 7] や best-first 探索法、学習可能な適応的ビームサーチ [8, 9] を導入した。

このソフトウェアパッケージは C のプログラムと C シェルスクリプトからできている。この章の残りでは高速サーチ版 CMHMM-LR ソフトウェアパッケージの使用上の制限について述べる。第 2 章では学習可能な適応的ビームサーチを用いた場合、第 3 章では A* アルゴリズムに基づく探索を用いた場合の HMM-LR 認識プログラムの使い方についてそれぞれ述べるとともに、文節音声認識実験の実行例も示す。

なお、このソフトウェアパッケージで扱う HMM-LR 連続音声認識システムは、混合連続分布型で無相関正規分布を仮定した対角成分のもののみを対象としている。HMM-LR の全般的な取り扱い説明については、文献 [4] を参照してください。混合連続分布型 HMM-LR については、文献 [10] を参照してください。

1.1 使用上の注意

このソフトウェアは DECstation 5000/25(OS は ULTRIX V4.2A) 上でコンパイルされ、動作が確認されている。なお、適応的ビームサーチで使用するニューラルネットワークの学習および実行は HP9000/730 上でも動作が確認されている。同サーチで使用する重回帰分析は、ソフトウェアパッケージ “Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing” (Cambridge University Press, 1988) を用いている。必要とされるメインメモリはタスクに依存する。動作を確認した我々のワークステーションは 64MB のメモリを実装している。添付してあるデモソフトを実行するには、nawk, sed, csh などの UNIX プログラムが必要である。また、HMM-LR 用実験プログラム、ツール類はディレクトリ CMHMM-LR にある。

第 2 章

適応的ビームサーチ

2.1 原理

一般に、正解仮説を含む最小の探索空間 $\Theta(t)$ が得られれば探索の効率は最も良くなる。これはビーム探索の場合、正解仮説の順位が分かっており、ビーム幅を正解仮説の順位に設定することに相当する。そこで観測可能な特徴量 O_i を変数とする m 変数関数 $\varphi(\cdot)$ を使って、この最小の探索空間 $\Theta(t)$ を式 (2.1) のように近似する。

$$\hat{\Theta}(t) = \varphi(O_1(t), O_2(t), \dots, O_m(t)), \quad (2.1)$$

ここで、 $\{O_i(t)\}(i = 1, 2, \dots, m)$ は時刻 t における観測可能な特徴量の集合。なお、従来のビーム探索の場合、式 (2.2) のように $\hat{\Theta}(t)$ は定数関数と同じになる。

$$\hat{\Theta}(t) \equiv \text{const.} \quad (2.2)$$

従来から用いられてきたヒューリスティック探索では、主として仮説のスコアのみをヒューリスティック情報として用いてきた。それに対し、本発明では従来のヒューリスティック情報に加え、各仮説のスコアの分布状況等の観測可能な特徴量を入力とする制御関数 $\varphi(\cdot)$ を基に枝刈りすべきか否かを決定する。すなわち探索範囲を適応的に変化させる。この制御関数 $\varphi(\cdot)$ はニューラルネットワークまたは重回帰分析で構成されており、認識実験で得られる観測可能な特徴量と正解仮説の順位のサンプルを使って予め学習しておく。

予備実験の結果、正解仮説の順位と観測可能な特徴量との間には何らかの相関関係が認められており、制御関数 $\varphi(\cdot)$ は精度良く正解仮説の順位を予測できることが期待できる。

2.2 HMM-LR への適用

HMM-LR システムにおいて、ビーム探索は音素同期で動作する。すなわち解析木の深さが 1 つ進む度に枝刈りを実行する。したがって式 (2.1) において、時刻 t は解析木の深さ n で代用される。

ニューラルネットワークはときどき真の順位よりかなり大きい値を出力することがある。このような過大評価は逆に無駄な探索につながる。そこでニューラルネットワークよりはきめ細かいビーム幅の制御はできなくても、過大評価に陥る危険が少ない、つまりロバスト性のある制御関数を用いて上限値を設定することが考えられる。すなわち、複数種類の制御関数の組み合わせでビーム幅を決定する。この実施例では北によって導入された可変ビーム探索 [3] と組み合わせる。式 (2.3) のように各深さ n でニューラルネットワークの出力と可変ビーム探索による出力を比較し、値の小さい方を選択する。ただし、過小評価対策として小さな値 *margin* を用いている。

$$\Phi(n) = \min(\varphi_V(n), \varphi_N(O_1(n), O_2(n), \dots, O_m(n)) + \text{margin}), \quad (2.3)$$

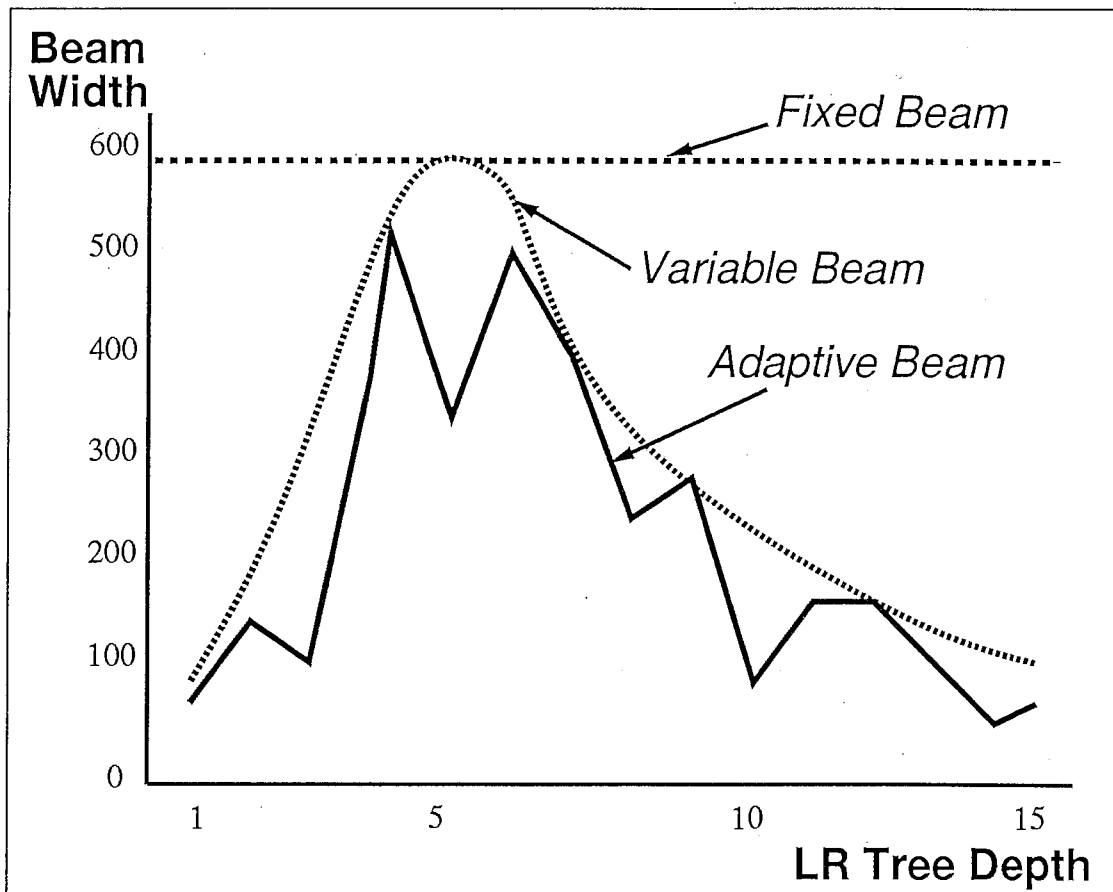


図 2.1: 3つの探索手法の比較

ここで、 $\varphi_V()$ は可変ビーム探索、 $\varphi_N()$ はニューラルネットワーク、 $\Phi(n)$ は本発明による適応的ビーム探索である。この組み合わせ方式を図 2.1に示す。図中、可変ビーム探索は従来の固定ビーム探索に比べ山の両側部分の探索空間を、適応的ビーム探索はさらに細かく探索空間を削減できる。

2.3 学習サンプルの作成

適応的ビームサーチを HMM-LR に適用した場合のシステム構成を図 2.2に示す。仮説のスコアの分布は次式 (2.4), (2.5) のように回帰分析によってなされる。

$$y = a_1x + a_0, \quad (2.4)$$

$$y = b_2x^2 + b_1x + b_0, \quad (2.5)$$

ここで、 x は仮説の順位、 y はスコアの近似値。便宜上、 x は $\{1, 2, \dots, 10\}$ に制限されている。

以下の使用例は観測可能な特徴量、すなわち制御関数 $\varphi()$ への入力 $\{O_1, O_2, \dots, O_m\}$ として次の9つの観測量を抽出する。

- 回帰係数: $a_0, a_1, b_2, b_1, \Delta a_1$
- LR 解析木の現在の深さ: n
- 現在の探索時点 (深さ n) の第1位仮説のスコアと直前の探索時点 (深さ $n-1$) の第1位仮説のスコアとの差: $\Delta score$

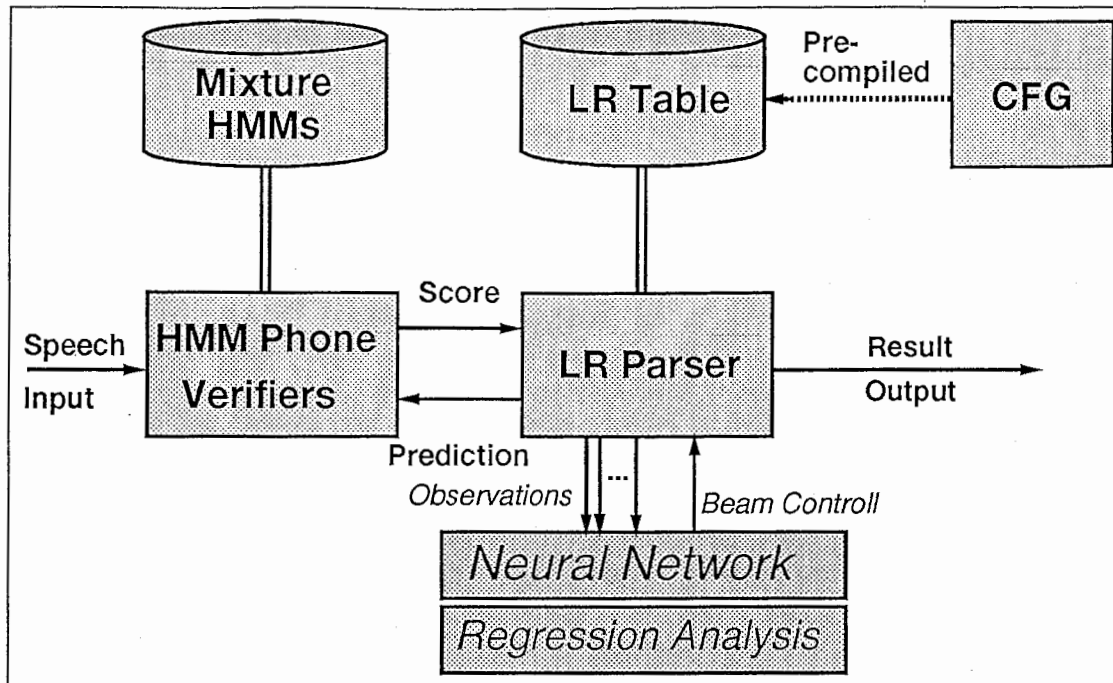


図 2.2: HMM-LR 連続音声認識システム構成

- 第1位仮説のスコアと正解仮説のスコアとの差: $1-S$ (参考データ)
- 1モーラあたりの平均フレーム数: $mora$ (参考データ)
- 枝分かれ数: $branch$ (参考データ)

2.3.1 観測量の抽出

まず HMM-LR の文節音声認識実験を通して観測可能な特徴量を抽出する。作成にあたっては、プログラム CMHMM-LR/Src/observe/main を用いる。サンプルの作成なので、ビーム幅は大きめに設定する。下の例では 900 にしてある。観測量は抽出結果の例中、HMM の尤度計算時間の表示の下に印字されている。左から順に、正解あり (C) / なし (E)、木の深さ、正解候補の順位、正解音素列、第1位仮説のスコアと正解仮説のスコアとの差、 $\Delta score$ 、 a_1 、 Δa_1 、1モーラあたりの平均フレーム数、 b_2 、 b_1 、 a_0 、枝分かれ数である。

【使用例】

```
$ cd CMHMM-LR/Exe
$ ../Src/observe/main \
  ../DATA/MSH_List_SB3 \
  -g ../GRAMMAR/sp2 \
  -m ../HMM/MSH/model_list \
  -D ../DATA/para_list.MSH \
  -P 5 -M 1 -B 900 -b 64 -c 3000 \
  -s 2 -S 3 -W 0 -A 7 -v 1.2 -f 0 -p 0 \
  | tee features.MSH
```

【抽出結果の例】

.....
 CMHMM-LR/Exe/features.MSH

.....
 (001) 147120 182 |daiikkai|

Making likelihood map: CPU-time = 18436 msec, Elapsed-time = 18 sec.

	dep	rank	1-S	S'	a1	a1'	mora	b2	b1	a0	branch	
C	1	1	d	0.000	48.177	-6.013	-6.013	6.00	-0.745	1.310	48.089	34
C	2	1	da	0.000	-2.023	-3.503	2.510	27.00	-0.741	3.550	45.986	183
C	3	1	dai	0.000	-0.559	-1.976	1.527	26.00	-0.531	3.031	45.359	1158
C	4	4	daii	1.350	1.114	-1.441	0.535	17.33	-0.486	3.105	46.273	1914
C	5	1	daiiQ	0.000	0.003	-1.366	0.074	24.50	-0.323	1.695	46.438	1640
C	6	1	iiQ-k	0.000	-0.208	-1.157	0.209	24.75	-0.344	2.072	46.216	1783
C	7	1	iQ-ka	0.000	-0.506	-0.769	0.388	24.60	-0.289	1.930	45.740	1421
C	8	1	Q-kai	0.000	0.507	-1.326	-0.557	26.83	-0.491	3.258	45.906	1190
E	9	1	kai-t	-0.233	-0.233	-0.221	1.105	28.50	-0.016	-0.052	46.290	1208

Parsing time: CPU-time = 50223 msec, Elapsed-time = 51 sec.

Total-verify = 13375 Depth = 9

1: daiiQ-kai (prob = -46.32508)
 2: daitai (prob = -45.76401)
 3: nai-kurai (prob = -45.33813)
 4: da-shi-ta-i (prob = -45.02445)
 5: kai-kurai (prob = -44.98305)

(002) 147382 170 |tsuuyaku|

Making likelihood map: CPU-time = 17143 msec, Elapsed-time = 18 sec.

	dep	rank	1-S	S'	a1	a1'	mora	b2	b1	a0	branch	
C	1	1	ts	0.000	50.825	-5.773	-5.773	10.00	-0.477	-0.912	51.436	34
C	2	1	tsu	0.000	-0.396	-3.182	2.591	11.00	-0.658	3.090	50.269	183
C	3	33	tsuuy	2.062	-1.315	-1.041	2.142	15.00	-0.179	0.680	49.161	1158
C	4	50	suuya	3.315	-0.335	-1.977	-0.936	11.00	-0.053	-1.314	49.208	1695
C	5	123	uuyak	2.904	-1.016	-1.080	0.897	34.67	-0.329	2.011	47.641	1824
C	6	3	uyaku	0.836	-1.295	-0.845	0.235	38.00	-0.241	1.427	46.074	1404
E	7	1	-ru-r	0.236	-0.600	-0.722	0.123	12.33	-0.097	0.221	45.946	1363

Parsing time: CPU-time = 34169 msec, Elapsed-time = 34 sec.

Total-verify = 9784 Depth = 7

1: tsuuyaku (prob = -45.65362)
 2: tsuka-u (prob = -43.28194)
 3: tsudu-ku (prob = -41.66172)
 4: tsu-ku (prob = -41.64082)
 5: tsuku-ru (prob = -41.37703)

(003) 147674 123 |deNwa|

Making likelihood map: CPU-time = 12409 msec, Elapsed-time = 13 sec.

	dep	rank	1-S	S'	a1	a1'	mora	b2	b1	a0	branch	
C	1	1	d	0.000	48.250	-4.870	-4.870	6.00	-0.425	-0.565	48.645	34
C	2	1	de	0.000	-0.007	-2.719	2.151	26.00	0.006	-2.528	48.644	183
C	3	1	deN	0.000	0.242	-1.726	0.993	35.00	0.094	-2.424	48.802	1158
C	4	1	deNw	0.000	-0.189	-0.469	1.257	38.50	-0.141	0.854	48.096	1881
C	5	1	deNwa	0.000	-0.345	-0.734	-0.265	27.00	-0.212	1.264	47.769	1527
E	6	1	Nwa-a	-0.220	-0.220	-0.671	0.063	26.25	-0.094	0.248	47.755	1565

Parsing time: CPU-time = 21494 msec, Elapsed-time = 21 sec.

Total-verify = 8095 Depth = 6

1: deNwa (prob = -47.90800)
 2: zeN-wa (prob = -47.62052)
 3: neN-wa (prob = -47.54892)
 4: meN-wa (prob = -46.87156)
 5: zeN-da (prob = -46.86906)

(004) 148002 160 |kokusai|

Making likelihood map: CPU-time = 16143 msec, Elapsed-time = 16 sec.

dep	rank	1-S	S'	a1	a1'	mora	b2	b1	a0	branch		
C	1	1	k	0.000	43.930	-3.814	-3.814	7.00	-1.410	9.354	42.150	34
C	2	1	ko	0.000	-0.439	-4.683	-0.868	15.00	-0.554	0.775	44.279	183
C	3	4	kok	1.630	-0.322	-2.479	2.203	30.00	-0.652	3.670	43.283	1158
C	4	13	koku	0.565	-1.269	-0.335	2.144	15.00	-0.143	0.998	41.721	1742
C	5	1	kokus	0.000	1.077	-1.121	-0.785	37.50	-0.436	2.948	42.524	1894
C	6	1	okusa	0.000	0.425	-1.057	0.064	33.33	-0.341	2.142	42.999	1527
C	7	1	kusai	0.000	1.222	-1.894	-0.837	33.75	-0.769	5.272	43.612	1456
E	8	1	sai-t	-0.177	-0.177	-0.336	1.558	37.25	-0.094	0.549	44.404	1377

Parsing time: CPU-time = 38548 msec, Elapsed-time = 38 sec.

Total-verify = 11677 Depth = 8

1: kokusai (prob = -44.51477)
 2: kono-sai (prob = -43.03665)
 3: koNkai (prob = -42.15459)
 4: ano-sai (prob = -42.10729)
 5: kokunai (prob = -42.00080)

..... (中略)

(278) 254496 150 |yoroshiku|

Making likelihood map: CPU-time = 0 msec, Elapsed-time = 15 sec.

dep	rank	1-S	S'	a1	a1'	mora	b2	b1	a0	branch		
C	1	3	y	0.383	42.044	-2.500	-2.500	14.00	-0.022	-2.070	42.502	34
C	2	5	yo	0.129	-0.338	-1.047	1.453	40.00	0.074	-1.627	41.981	183
C	3	21	yo-r	1.231	0.506	-1.142	-0.095	26.00	-0.324	1.907	42.246	1158
C	4	11	yoro	0.878	-0.113	-1.145	-0.003	20.00	-0.267	1.389	42.181	1703
C	5	1	orosh	0.000	-0.201	-0.340	0.804	32.50	0.008	-0.385	41.942	1905
C	6	5	roshi	1.183	1.078	-1.247	-0.907	25.33	-0.423	2.714	42.656	1380
C	7	7	shi-k	1.053	-0.344	-0.923	0.324	29.67	-0.288	1.782	42.298	1363
C	8	1	hi-ku	0.000	0.220	-1.721	-0.798	33.50	-0.263	0.824	43.088	1344
E	9	1	-ku-t	-0.175	-0.175	-0.618	1.104	34.00	-0.118	0.510	42.595	1307

Parsing time: CPU-time = 0 msec, Elapsed-time = 40 sec.

Total-verify = 13049 Depth = 9

1: yoroshiku (prob = -42.94055)
 2: doushitsu (prob = -41.77451)
 3: cyousyoku (prob = -41.77391)
 4: moushiko-mu (prob = -41.43063)
 5: moshikuha (prob = -41.37233)

(279) 254887 150 |onegai|

Making likelihood map: CPU-time = 0 msec, Elapsed-time = 15 sec.

	dep	rank	1-S	S'	a1	a1'	mora	b2	b1	a0	branch
C	1	2 o	0.287	36.162	-3.139	-3.139	10.00	-0.585	2.460	36.372	34
C	2	1 on	0.000	2.622	-2.542	0.597	27.00	-0.338	0.762	38.893	183
C	3	1 one	0.000	3.353	-2.475	0.067	24.50	-0.596	3.165	41.609	1158
C	4	1 oneg	0.000	1.727	-1.822	0.653	32.50	-0.643	4.189	42.761	1979
C	5	3 onega	0.068	0.376	-2.887	-1.064	29.00	-0.435	1.329	44.676	1737
C	6	1 ega-i	0.000	1.803	-1.833	1.053	32.25	-0.650	4.244	45.750	1528
E	7	1 a-i-t	-0.007	-0.007	-0.506	1.327	34.75	-0.020	-0.279	46.138	1349

Parsing time: CPU-time = 0 msec, Elapsed-time = 32 sec.

Total-verify = 9808 Depth = 7

1: onegai (prob = -46.14469)
 2: o-re-na-i (prob = -44.80836)
 3: negai (prob = -44.46238)
 4: o-ke-na-i (prob = -44.20879)
 5: o-re-ta-i (prob = -44.18129)

(280) 255293 132 |moushi|

Making likelihood map: CPU-time = 0 msec, Elapsed-time = 13 sec.

	dep	rank	1-S	S'	a1	a1'	mora	b2	b1	a0	branch
C	1	5 m	1.620	45.626	-5.499	-5.499	13.00	-0.350	-1.817	46.656	34
C	2	2 mo	0.079	0.951	-1.783	3.716	33.00	-0.296	1.068	46.740	183
C	3	2 ou-sh	0.001	-0.518	-1.007	0.776	40.00	-0.137	0.329	46.205	1158
C	4	2 u-shi	0.001	-0.001	-0.872	0.135	33.33	-0.182	0.863	46.154	1802
E	5	1 oshim	-0.472	-0.473	-0.179	0.693	50.50	-0.012	-0.050	45.616	1907

Parsing time: CPU-time = 0 msec, Elapsed-time = 18 sec.

Total-verify = 6097 Depth = 5

1: moshi (prob = -45.47733)
 2: moushi (prob = -45.47653)
 3: youshi (prob = -44.70536)
 4: oki-i (prob = -42.37618)
 5: oso-i (prob = -42.20249)

(281) 255700 125 |agemasu|

Making likelihood map: CPU-time = 0 msec, Elapsed-time = 13 sec.

	dep	rank	1-S	S'	a1	a1'	mora	b2	b1	a0	branch
C	1	1 a	0.000	41.487	-5.385	-5.385	8.00	-1.291	6.839	39.788	34
C	2	1 ag	0.000	-1.042	-1.409	3.977	23.00	-0.298	1.425	40.338	183
C	3	1 age	0.000	1.026	-2.042	-0.633	18.50	-0.625	3.824	41.126	1158
C	4	1 age-m	0.000	0.294	-1.263	0.779	24.50	-0.252	1.138	41.545	1852
C	5	1 ge-ma	0.000	-0.982	-0.708	0.555	18.33	-0.171	0.915	40.732	1642
C	6	1 -ma-s	0.000	0.085	-0.845	-0.138	35.00	-0.183	0.895	40.745	1456
C	7	1 ma-su	0.000	-0.072	-0.844	0.001	26.25	-0.288	1.850	40.527	1289
E	8	1 -su-t	0.201	0.201	-0.978	-0.133	28.50	-0.050	-0.433	41.161	1371

Parsing time: CPU-time = 0 msec, Elapsed-time = 31 sec.

Total-verify = 11571 Depth = 8

1: age-ma-su (prob = -41.06865)

```

2: a-re-ma-su          (prob = -40.73096)
3: age-na-sou         (prob = -39.76161)
4: a-ri-ma-su        (prob = -39.54932)
5: a-re-na-sou       (prob = -39.42393)

```

なお、この観測量の抽出ルーチンで使用した話者はクロズドとなるので、実際の認識実験ではそれ以外の話者を用いることが望ましい。

2.4 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークの構築・学習・評価はディレクトリ CMHMM-LR/NNで行なう。ニューラルネットワークの役割を図 2.3に示す。重回帰分析の役割もこれと同じである。両者の違いは、ニューラルネットワークは非線形システムであるのに対し、重回帰分析は線形システムであることである。

2.4.1 観測量のフォーマット化

抽出結果ファイルをニューラルネットワークで学習するために、フォーマット化された学習用サンプルファイルに変換する。作成にあたっては、ディレクトリ CMHMM-LR/samplingの下で以下のツールを使う。このフォーマットはニューラルネットワーク学習プログラム“DCP2”[11]に準じている。

mksample.awk 学習サンプル抽出 AWK プログラム

mksample.csh 学習サンプル抽出シェルスクリプト

【使用例】

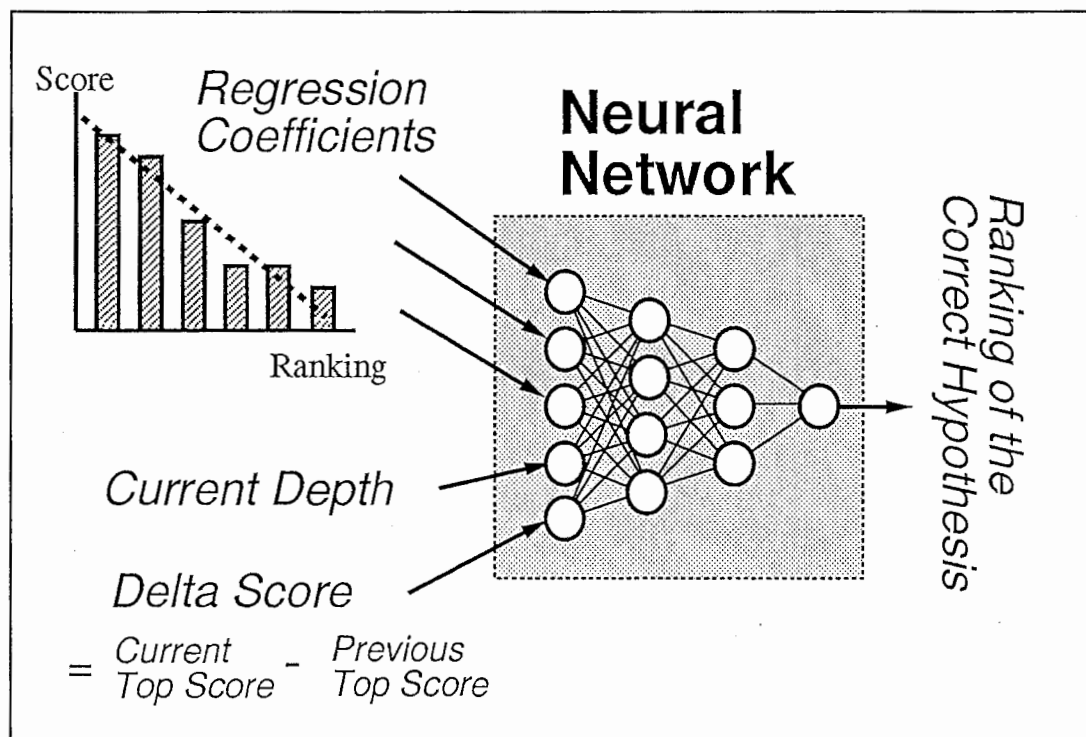


図 2.3: ニューラルネットワークの役割

```
$ cd CMHMM-LR/sampling
$ mksample.csh
```

```
.....:
CMHMM-LR/sampling/mksample.csh
.....:
# commands for learning by dcp2 (speaker dependent data)
# Usage: mksample.csh
set NAME = $1
set SPKRS = (FAF MAU FFS MHT FKS MMS FMS MMY FSU MNM)

touch temp.sample
foreach SPKR ($SPKRS)
  nawk -f mksample.awk \
    CMHMM-LR/Exe/features."$SPKR" >> temp.sample
end

echo "SAMPLE FILE:" > temp.header
echo "6 inputs" >> temp.header
echo "1 outputs" >> temp.header
wc -l temp.sample > temp.wc
awk '{printf"%s patterns\n", $1}' temp.wc >> temp.header
cat temp.header temp.sample > samples.closed
rm -f temp.sample temp.header temp.wc

exit
```

```
.....:
CMHMM-LR/sampling/mksample.awk
.....:
# Count statistics for adaptive search (speaker dependent data)
# Usage: nawk -f mksample.awk <file name>
#
# $1: Correct or Error
# $2: depth
# $3: rank
# $4: phoneme string
# $5: prob(n,1) or prob(n,1)-prob(n,correct)
# $6: prob(n,1)-prob(n-1,1)
# $7: slope(n,1)
# $8: slope(n,1)-slope(n-1,1)
# $9: duration/mora
# $10: prob(n,1)-prob(n,4)
# $11: prob(n,1)-prob(n,8)
#
```

```

$1=="C" && $2!=1 && $3<11 && MABI==5 \
  {printf"1.0 %f %f %f %f %f %f\n", \
    $2/30,$6,$7,$10,$11,8*$3/10000+0.1; MABI=0} \
$1=="C" && $2!=1 && $3<11 && MABI<5 {MABI++}
$1=="C" && $2!=1 && 10<$3 && $3<51 \
  {for( i=0; i<2; i++) \
    printf"1.0 %f %f %f %f %f %f\n", \
      $2/30,$6,$7,$10,$11,8*$3/10000+0.1} \
$1=="C" && $2!=1 && 50<$3 && $3<101 \
  {for( i=0; i<10; i++) \
    printf"1.0 %f %f %f %f %f %f\n", \
      $2/30,$6,$7,$10,$11,8*$3/10000+0.1; \
    for( i=0; i<2; i++) \
      printf("1.0 %f %f %f %f %f %f\n", \
        ($2+rand()-0.5)/30, $6+((rand()-0.5)/1000), $7+((rand()-0.5)/1000), \
        $10+((rand()-0.5)/1000), $11+((rand()-0.5)/1000), \
        8*($3+($3-30)*rand()/9)/10000+0.1 )} \
$1=="C" && $2!=1 && 100<$3 && $3<151 \
  {for( i=0; i<20; i++) \
    printf"1.0 %f %f %f %f %f %f\n", \
      $2/30,$6,$7,$10,$11,8*$3/10000+0.1; \
    for( i=0; i<20; i++) \
      printf("1.0 %f %f %f %f %f %f\n", \
        ($2+rand()-0.5)/30, $6+((rand()-0.5)/1000), $7+((rand()-0.5)/1000), \
        $10+((rand()-0.5)/1000), $11+((rand()-0.5)/1000), \
        8*($3+($3-30)*rand()/9)/10000+0.1 )} \
$1=="C" && $2!=1 && 150<$3 && $3<1001 \
  {for( i=0; i<80; i++) \
    printf"1.0 %f %f %f %f %f %f\n", \
      $2/30,$6,$7,$10,$11,8*$3/10000+0.1; \
    for( i=0; i<80; i++) \
      printf("1.0 %f %f %f %f %f %f\n", \
        ($2+rand()-0.5)/30, $6+((rand()-0.5)/1000), $7+((rand()-0.5)/1000), \
        $10+((rand()-0.5)/1000), $11+((rand()-0.5)/1000), \
        8*($3+($3-30)*rand()/9)/10000+0.1 )} \

```

この例では先に示した9つの観測可能な特徴量の内、以下の5つを採用している。

- 回帰係数: a_1, b_2, b_1
- LR 解析木の現在の深さ: n
- 現在の探索時点(深さ n)の第1位仮説のスコアと直前の探索時点(深さ $n-1$)の第1位仮説のスコアとの差: $\Delta score$

サンプルはニューラルネットワークの入力・出力の範囲を考慮し、それぞれの特徴量毎に $[0, 1]$ に線形にスケールしている。さらに正解順位の低いサンプルの不足を補うために、特徴量毎

に微小のランダムノイズを加えることで見かけ上、それらのサンプルを人工的に増やしている。逆に、正解順位の高いサンプルは間引きしている。

【学習用サンプルファイルの例】

```
.....  
samples.closed  
.....  
SAMPLE FILE:  
6 inputs  
1 outputs  
1791 patterns  
1.0 0.066667 -2.023000 -2.394000 -0.783000 3.908000 0.100800  
1.0 0.100000 -0.559000 -1.363000 -0.382000 1.770000 0.100800  
1.0 0.133333 1.114000 -0.783000 -0.360000 2.023000 0.103200  
1.0 0.166667 0.003000 -1.039000 -0.241000 0.987000 0.100800  
1.0 0.200000 -0.208000 -0.751000 -0.240000 1.185000 0.100800  
1.0 0.233333 -0.506000 -0.377000 -0.200000 1.165000 0.100800  
1.0 0.266667 0.507000 -0.708000 -0.324000 1.817000 0.100800  
1.0 0.066667 -0.396000 -3.106000 -0.181000 -0.930000 0.100800  
1.0 0.100000 -1.315000 -1.019000 -0.077000 -0.176000 0.126400  
1.0 0.133333 -0.335000 -2.000000 -0.261000 0.438000 0.140000  
1.0 0.166667 -1.016000 -0.652000 -0.247000 1.310000 0.198400  
1.0 0.200000 -1.295000 -0.633000 -0.145000 0.584000 0.102400  
1.0 0.066667 -0.007000 -3.800000 0.194000 -4.125000 0.100800  
1.0 0.100000 0.242000 -2.556000 0.136000 -2.815000 0.100800  
1.0 0.133333 -0.189000 -0.334000 -0.086000 0.375000 0.100800  
1.0 0.166667 -0.345000 -0.483000 -0.150000 0.731000 0.100800  
1.0 0.066667 -0.439000 -4.015000 -0.783000 2.739000 0.100800  
1.0 0.100000 -0.322000 -1.451000 -0.621000 3.419000 0.103200  
1.0 0.133333 -1.269000 -0.162000 -0.083000 0.483000 0.110400  
1.0 0.166667 1.077000 -0.574000 -0.273000 1.548000 0.100800  
1.0 0.200000 0.425000 -0.645000 -0.233000 1.212000 0.100800  
1.0 0.233333 1.222000 -0.975000 -0.455000 2.568000 0.100800  
1.0 0.066667 -0.364000 -2.750000 -0.987000 5.114000 0.102400  
1.0 0.100000 -0.050000 -1.008000 -0.253000 1.097000 0.100800  
1.0 0.133333 1.114000 -1.546000 -0.495000 2.450000 0.100800  
1.0 0.166667 -0.448000 -0.901000 -0.193000 0.739000 0.100800
```

..... (中略)

```
1.0 0.133333 -0.113000 -0.688000 -0.290000 1.589000 0.108800  
1.0 0.166667 -0.201000 -0.525000 0.048000 -0.726000 0.100800  
1.0 0.200000 1.078000 -0.670000 -0.313000 1.769000 0.104000  
1.0 0.233333 -0.344000 -0.563000 -0.209000 1.098000 0.105600  
1.0 0.266667 0.220000 -1.270000 -0.371000 1.756000 0.100800  
1.0 0.066667 2.622000 -2.154000 -0.430000 1.541000 0.100800  
1.0 0.100000 3.353000 -1.640000 -0.564000 2.872000 0.100800  
1.0 0.133333 1.727000 -1.102000 -0.400000 2.084000 0.100800  
1.0 0.166667 0.376000 -2.093000 -0.640000 3.096000 0.102400  
1.0 0.200000 1.803000 -1.052000 -0.402000 2.136000 0.100800  
1.0 0.066667 0.951000 -1.548000 -0.244000 0.640000 0.101600  
1.0 0.100000 -0.518000 -0.870000 -0.156000 0.494000 0.101600  
1.0 0.133333 -0.001000 -0.535000 -0.223000 1.216000 0.101600  
1.0 0.066667 -1.042000 -0.980000 -0.305000 1.489000 0.100800
```

```

1.0 0.100000 1.026000 -1.054000 -0.550000 3.195000 0.100800
1.0 0.133333 0.294000 -0.928000 -0.262000 1.213000 0.100800
1.0 0.166667 -0.982000 -0.443000 -0.169000 0.896000 0.100800
1.0 0.200000 0.085000 -0.706000 -0.117000 0.336000 0.100800
1.0 0.233333 -0.072000 -0.480000 -0.201000 1.102000 0.100800

```

2.4.2 ネットワークの構築

構造を決めるにはニューラルネットワークベンチシステム“nnwb”を用いる。このシステムの取り扱い説明については、文献 [12] を参照してください。

ここでは4層のパーセプトロン型のニューラルネットワークである。入力ユニットは5個、第1中間層は4ユニット、第2中間層は3ユニットからなる。出力ユニットは1個で、正解仮説の順位を出力するように学習する。

以下の3つのファイルを作成する。

```

CMHMM-LR/NN/weight
CMHMM-LR/NN/para
CMHMM-LR/NN/net

```

2.4.3 学習

ニューラルネットワーク学習プログラム“DCP2”を用いる。このシステムの取り扱い説明については、文献 [11] を参照してください。ディレクトリ CMHMM-LR/regress で学習用シェルスクリプト train.csh を用いる。

【使用例】

```
$ train.csh
```

2.4.4 単体の評価

学習と同様、ニューラルネットワーク学習プログラム“DCP2”を用いる。よって、文献 [11] を参照してください。ディレクトリ CMHMM-LR/regress で評価用シェルスクリプト eval.csh を用いる。結果は xgraph2 等で見ることができる。

【使用例】

```
$ eval.csh
$ xgraph2 -P -nl in+out.xg
```

```

::::::::::::::::::::::::::
CMHMM-LR/regress/eval.csh

```

```

::::::::::::::::::::::::::

```

```
# commands for evaluation by dcp2 on HP9000 (speaker dependent data)
```

```
# Usage: eval.csh
```

```

cp -f samples.open sample
rm -f out.tmp out in in+out in+out.disp
cd ..
dcp2_hp -rc 1 NN > NN/out.tmp

```

```

cd NN
awk 'NF==4 && $3==0 {print $4}' out.tmp > out
awk 'NF>6 {print $NF}' sample > in
wc -l in out
paste in out > in+out

awk '{print 10000*($1-0.1)/8,10000*($2-0.1)/8}' in+out > in+out.disp
cat header.xg in+out.disp > in+out.xg
rm -f in+out.disp

exit

```

2.4.5 文節音声認識での評価

HMM-LR を用いて文節音声認識実験を行なう。HMM-LR 連続音声認識システムの技術的内容については、文献 [2] を参照してください。プログラムの取り扱い説明については文献 [4, 10] と同じ仕様に基づいている。ただし、-B オプションは最大ビーム幅の拡大率/縮小率 (%) を表している。100% が 720 に相当する。-a オプションは式 (2.3) における *margin* を表している。 $\varphi_N(O_1(n), O_2(n), \dots, O_m(n)) + margin$ の値は抽出結果の例中、HMM の尤度計算時間の表示の下に印字されている。ニューラルネットワークのパラメータファイルは CMHMM-LR/NN に格納されているものとする。

【使用例】

```

$ cd CMHMM-LR/Exe
$ ../Src/adbeam/main_NN \
  ../DATA/MSH_List_SB3 \
  -g ../GRAMMAR/sp2 \
  -m ../HMM/MSH/model_list \
  -D ../DATA/para_list.MSH \
  -P 5 -M 1 -B 60 -b 64 -c 3000 -a 30 \
  -s 2 -S 3 -W 0 -A 7 -v 1.2 -f 0 -p 0 \
  | tee result.MSH

```

【抽出結果の例】

```

::::::::::::::::::::::::::
CMHMM-LR/Exe/result.MSH
::::::::::::::::::::::::::
(001) 147120 182 |daiikkai|
Making likelihood map: CPU-time = 18451 msec, Elapsed-time = 19 sec.
 1 : 519 2 : 151 3 : 189 4 : 206 5 : 215 6 : 245 7 : 265 8 : 218 9 : 334
10 : 305 11 : 327 12 : 321 13 : 347 14 : 360 15 : 356 16 : 354 17 : 360 18
: 384 19 : 230
*****
Parsing time: CPU-time = 18479 msec, Elapsed-time = 20 sec.
Total-verify = 5028 Depth = 20
 1: daiiQ-kai (prob = -46.32508)
 2: daiiQ-kai-ni (prob = -45.93980)
 3: daiiQ-kai-e (prob = -45.87721)

```

4: daizyuQ-kai (prob = -45.80021)
 5: daitai (prob = -45.76401)

(002) 147382 170 |tsuuyaku|

Making likelihood map: CPU-time = 17061 msec, Elapsed-time = 17 sec.

1 : 519 2 : 280 3 : 138 4 : 139 5 : 220 6 : 242 7 : 256 8 : 250 9 : 258
 10 : 280 11 : 291 12 : 333 13 : 360 14 : 345 15 : 314 16 : 375 17 : 308 18
 : 369

Parsing time: CPU-time = 16877 msec, Elapsed-time = 19 sec.

Total-verify = 4951 Depth = 19

1: tsuuyaku (prob = -45.65362)
 2: tsuuyaku-e (prob = -45.02155)
 3: tsuuyaku-o (prob = -44.97915)
 4: tsuuyaku-ka (prob = -44.71666)
 5: tsuuyaku-ga (prob = -44.68537)

(003) 147674 123 |deNwa|

Making likelihood map: CPU-time = 12331 msec, Elapsed-time = 12 sec.

1 : 519 2 : 243 3 : 233 4 : 281 5 : 269 6 : 258 7 : 303 8 : 294 9 : 310
 10 : 307 11 : 304 12 : 323 13 : 335

Parsing time: CPU-time = 11663 msec, Elapsed-time = 13 sec.

Total-verify = 4665 Depth = 14

1: deNwa (prob = -47.90800)
 2: zeN-wa (prob = -47.62052)
 3: neN-wa (prob = -47.54892)
 4: deNwa-wa (prob = -47.54102)
 5: deNwa-o (prob = -47.26934)

(004) 148002 160 |kokusai|

Making likelihood map: CPU-time = 16069 msec, Elapsed-time = 16 sec.

1 : 519 2 : 69 3 : 131 4 : 214 5 : 294 6 : 204 7 : 115 8 : 319 9 : 302 10
 : 221 11 : 303 12 : 331 13 : 299 14 : 333 15 : 312 16 : 352 17 : 358

Parsing time: CPU-time = 15459 msec, Elapsed-time = 17 sec.

Total-verify = 5051 Depth = 18

1: kokusai (prob = -44.51477)
 2: kokusai-ni (prob = -44.06600)
 3: kokusai-e (prob = -43.96870)
 4: kokusai-o (prob = -43.81251)
 5: kokusai-ne (prob = -43.57242)

(005) 148302 152 |kaigini|

Making likelihood map: CPU-time = 15291 msec, Elapsed-time = 16 sec.

1 : 520 2 : 127 3 : 209 4 : 206 5 : 220 6 : 297 7 : 222 8 : 287 9 : 280
 10 : 290 11 : 303 12 : 276 13 : 335 14 : 327 15 : 306 16 : 315

Parsing time: CPU-time = 15104 msec, Elapsed-time = 16 sec.

Total-verify = 4976 Depth = 17


```

1: kaigi-ni                (prob = -43.00225)
2: kaigizyou-ni           (prob = -42.85176)
3: kaigi-yori             (prob = -42.65457)
4: kaizyou-ni            (prob = -42.56547)
5: kai-ni                 (prob = -42.42308)
*****
..... (以下省略) .....

```

2.5 重回帰分析

重回帰分析の構築・学習・評価はディレクトリ CMHMM-LR/regress で行なう。本ツールで用いているプログラムはソフトウェアパッケージ“Numerical Recipes in C”をDECstation用に修正したものである。

2.5.1 観測量のフォーマット化

抽出結果ファイルを重回帰分析で学習するために、フォーマット化された学習用サンプルファイルに変換する。作成にあたっては、ディレクトリ CMHMM-LR/regress の下で以下のツールを使う。このフォーマットはニューラルネットワーク学習プログラム“DCP2”[11]に準じている。

```

mksample.awk  学習サンプル抽出 AWK プログラム
mksample.csh  学習サンプル抽出 シェルスクリプト

```

【使用例】

```

$ cd CMHMM-LR/regress
$ mksample.csh

::::::::::::::::::::::::::
CMHMM-LR/regress/mksample.csh
::::::::::::::::::::::::::
# commands for learnibg by regression analysis
# Usage: mksample.csh
set SPKRS = (FAF MAU FFS MHT FKS MMS FMS MMY FSU MNM)

touch samples.closed
foreach SPKR ($SPKRS)
  nawk -f ../sampling/mksample.awk \
    CMHMM-LR/Exe/features."$SPKR" >> samples.closed
end

```

この例でもニューラルネットワークと同様、疑似増加および間引きされた5つの観測可能な特徴量を採用している。ただし、スケーリングはしていない。

【学習用サンプルファイルの例】

```

::::::::::::::::::::::::::
samples.closed
::::::::::::::::::::::::::

```

C 7 1	iQ-ka	0.000	-0.450	-1.016	0.403	26.80	-0.125	0.208	45.460	1329
C 3 40	tsuuy	2.232	-1.317	-1.022	1.391	23.00	0.078	-1.637	41.854	1158
C 3 39	tsuuy	2.232	-1.319	-1.022	1.395	23.00	0.080	-1.640	41.854	1154
C 2 39	tsuuy	2.232	-1.319	-1.023	1.396	23.00	0.081	-1.636	41.857	1160
C 4 12	suuya	1.557	-0.518	-1.407	-0.385	25.33	-0.426	2.597	41.019	1718
C 4 11	suuya	1.557	-0.517	-1.409	-0.387	25.33	-0.426	2.596	41.020	1720
C 4 12	suuya	1.557	-0.514	-1.405	-0.382	25.33	-0.427	2.596	41.016	1721
C 2 1	de	0.000	-2.329	-3.310	3.063	26.00	-0.560	2.083	49.555	183
C 4 12	deNw	1.933	-0.826	-1.785	-0.015	33.50	-0.407	2.078	47.497	1884
C 3 11	deNw	1.933	-0.821	-1.789	-0.018	33.50	-0.405	2.077	47.500	1886
C 4 11	deNw	1.933	-0.828	-1.782	-0.018	33.50	-0.412	2.083	47.495	1879
C 5 14	deNwa	0.912	-1.689	-0.820	0.965	23.33	-0.207	1.134	45.873	1817
C 4 14	deNwa	0.912	-1.688	-0.824	0.966	23.33	-0.207	1.131	45.873	1816
C 5 13	deNwa	0.912	-1.690	-0.821	0.960	23.33	-0.207	1.136	45.869	1816
C 5 1	kokus	0.000	0.347	-0.784	1.043	25.00	-0.290	1.927	41.855	1878
C 4 6	kai-g	0.026	-1.149	-0.378	0.435	17.50	0.079	-1.060	41.247	1988
C 3 6	saN	0.942	-1.859	-1.585	2.901	24.50	-0.112	-0.425	45.018	1158
C 4 25	saN-k	1.708	-0.335	-0.750	0.835	27.50	-0.320	2.228	44.179	1863
C 4 24	saN-k	1.708	-0.337	-0.753	0.833	27.50	-0.316	2.223	44.181	1861
C 4 25	saN-k	1.708	-0.331	-0.753	0.838	27.50	-0.317	2.227	44.181	1866
C 5 20	aN-ka	0.653	-1.536	-0.464	0.286	25.00	-0.084	0.342	43.196	1665
C 4 19	aN-ka	0.653	-1.540	-0.460	0.289	25.00	-0.088	0.340	43.199	1662
C 5 20	aN-ka	0.653	-1.539	-0.459	0.284	25.00	-0.081	0.346	43.200	1669
C 6 14	-ka-n	0.562	-0.629	-0.463	0.001	30.67	-0.072	0.230	42.641	1427
C 5 13	-ka-n	0.562	-0.633	-0.463	-0.002	30.67	-0.070	0.231	42.638	1426
C 6 13	-ka-n	0.562	-0.629	-0.466	-0.002	30.67	-0.071	0.235	42.641	1429
C 5 1	ourok	0.000	-0.509	-1.021	-0.053	24.67	-0.327	2.047	42.624	1980
C 3 91	go-k	3.884	-1.299	-2.003	0.400	11.00	-0.386	1.692	46.253	1158
C 3 90	go-k	3.884	-1.299	-2.003	0.396	11.00	-0.388	1.688	46.256	1160
C 2 91	go-k	3.884	-1.303	-1.998	0.401	11.00	-0.385	1.693	46.256	1154
C 2 90	go-k	3.884	-1.297	-2.005	0.401	11.00	-0.388	1.691	46.254	1157
C 3 90	go-k	3.884	-1.303	-2.005	0.395	11.00	-0.390	1.691	46.254	1156
C 3 90	go-k	3.884	-1.298	-2.003	0.397	11.00	-0.389	1.693	46.251	1161
C 3 91	go-k	3.884	-1.295	-2.002	0.400	11.00	-0.384	1.694	46.251	1154

..... (中略)

C 7 138	iko-m	1.603	-0.969	-0.826	0.247	26.00	-0.258	1.605	44.051	1374
C 6 137	iko-m	1.603	-0.971	-0.820	0.248	26.00	-0.263	1.607	44.058	1377
C 7 138	iko-m	1.603	-0.978	-0.822	0.243	26.00	-0.256	1.608	44.049	1378
C 6 137	iko-m	1.603	-0.977	-0.824	0.243	26.00	-0.254	1.609	44.056	1372
C 6 138	iko-m	1.603	-0.972	-0.820	0.243	26.00	-0.260	1.612	44.057	1379
C 6 138	iko-m	1.603	-0.978	-0.820	0.248	26.00	-0.259	1.611	44.050	1378
C 6 138	iko-m	1.603	-0.977	-0.826	0.246	26.00	-0.259	1.610	44.056	1377
C 6 138	iko-m	1.603	-0.978	-0.821	0.242	26.00	-0.256	1.610	44.055	1380
C 6 138	iko-m	1.603	-0.976	-0.824	0.249	26.00	-0.259	1.609	44.055	1380
C 6 138	iko-m	1.603	-0.976	-0.824	0.243	26.00	-0.264	1.607	44.049	1381
C 7 138	iko-m	1.603	-0.976	-0.822	0.247	26.00	-0.261	1.609	44.055	1377
C 8 1	ko-mi	0.000	-0.645	-0.604	0.220	32.20	-0.139	0.710	43.605	1432
C 6 24	hi-no	0.995	-0.053	-0.540	-0.124	24.75	-0.178	1.123	46.571	1427
C 6 23	hi-no	0.995	-0.049	-0.536	-0.125	24.75	-0.177	1.122	46.567	1429
C 6 24	hi-no	0.995	-0.055	-0.545	-0.121	24.75	-0.183	1.120	46.567	1422
C 2 1	ke	0.000	-0.439	-2.753	0.305	28.00	-0.049	-2.059	48.916	183
C 3 11	yo-r	0.707	-1.090	-0.697	4.084	21.00	-0.157	0.789	45.182	1158

```

C 3 11 yo-r 0.707 -1.087 -0.696 4.087 21.00 -0.157 0.788 45.184 1161
C 2 10 yo-r 0.707 -1.088 -0.699 4.088 21.00 -0.152 0.793 45.186 1159
C 4 15 yoro 1.001 -0.929 -0.570 0.127 10.50 -0.136 0.720 44.121 1723
C 4 15 yoro 1.001 -0.926 -0.568 0.127 10.50 -0.140 0.717 44.125 1727
C 4 15 yoro 1.001 -0.932 -0.569 0.130 10.50 -0.133 0.724 44.124 1724
C 7 2 shi-k 0.128 0.057 -1.004 -0.022 34.00 -0.187 0.789 44.434 1355
C 5 1 onega 0.000 0.889 -1.352 -0.322 34.00 -0.486 3.185 44.401 1741
C 2 1 ag 0.000 1.514 -3.127 1.621 26.00 -0.688 3.410 40.635 183
C 7 1 ma-su 0.000 -0.060 -1.275 0.100 33.00 -0.331 1.854 42.901 1483

```

2.5.2 学習

ディレクトリ CMHMM-LR/regress で学習プログラム main を用いる。学習の結果得られた重回帰係数はファイル coef.data に格納しておく。

【使用例】

```
$ main samples.closed > coef.data
```

2.5.3 単体の評価

ディレクトリ CMHMM-LR/regress で学習プログラム test、評価用シェルスクリプト eval.csh を用いる。結果は xgraph2 等で見ることができる。

【使用例】

```

$ eval.csh
$ xgraph2 -P -nl result.open

::::::::::::::::::::::::::
CMHMM-LR/NN/eval.csh
::::::::::::::::::::::::::
set SPKRS = (MSH FKM MTK FYM)
touch result.open
foreach SPKR ($SPKRS)
    test CMHMM-LR/Exe/features."$SPKR" >> result.open
end

exit

```

2.5.4 文節音声認識での評価

HMM-LR を用いて文節音声認識実験を行なう。仕様はニューラルネットワークの場合と同じなので説明は省略する。重回帰係数は CMHMM-LR/regress/coef.data に格納されているものとする。

【使用例】

```

$ cd CMHMM-LR/Exe
$ ../Src/adbeam/main_reg \
  ../DATA/MSH_List_SB3 \

```

```
-g ../GRAMMAR/sp2 \  
-m ../HMM/MSH/model_list \  
-D ../DATA/para_list.MSH \  
-P 5 -M 1 -B 60 -b 64 -c 3000 -a 30 \  
-s 2 -S 3 -W 0 -A 7 -v 1.2 -f 0 -p 0 \  
| tee result.MSH
```

第 3 章

A* アルゴリズムに基づく探索

best-first 探索において部分仮説 n の評価値を次の式で置き換えたものである。

$$\hat{f}(n) = g(n) + \hat{h}(n) \quad (3.1)$$

ここで $g(n)$ は部分仮説 n の HMM と入力音声の対数尤度であり、 $\hat{h}(n)$ は未探索部分の入力音声の対数尤度の推定値である。したがって評価値も真の値 $f(n)$ に対する推定値となる。最適解が保証されるためには未探索部分の入力音声の真の対数尤度 $h(n)$ に対して認容可能性: $\hat{h}(n) \geq h(n)$ が成立しなければならない。また、 $\hat{h}(n)$ の推定精度は探索効率に大きく影響する。 $\hat{h}(n)$ はできる限り $h(n)$ に近い方が、展開するノードの数が少なくてすむ。

3.1 ヒューリスティック関数 $\hat{h}(n)$

HMM-LR において正確な $h(n)$ を求めるには、逆向きに LR パーザを動作させることにより算出することは可能であるが、仮説毎に別々にスタックを用意する必要があり、また、前向きに

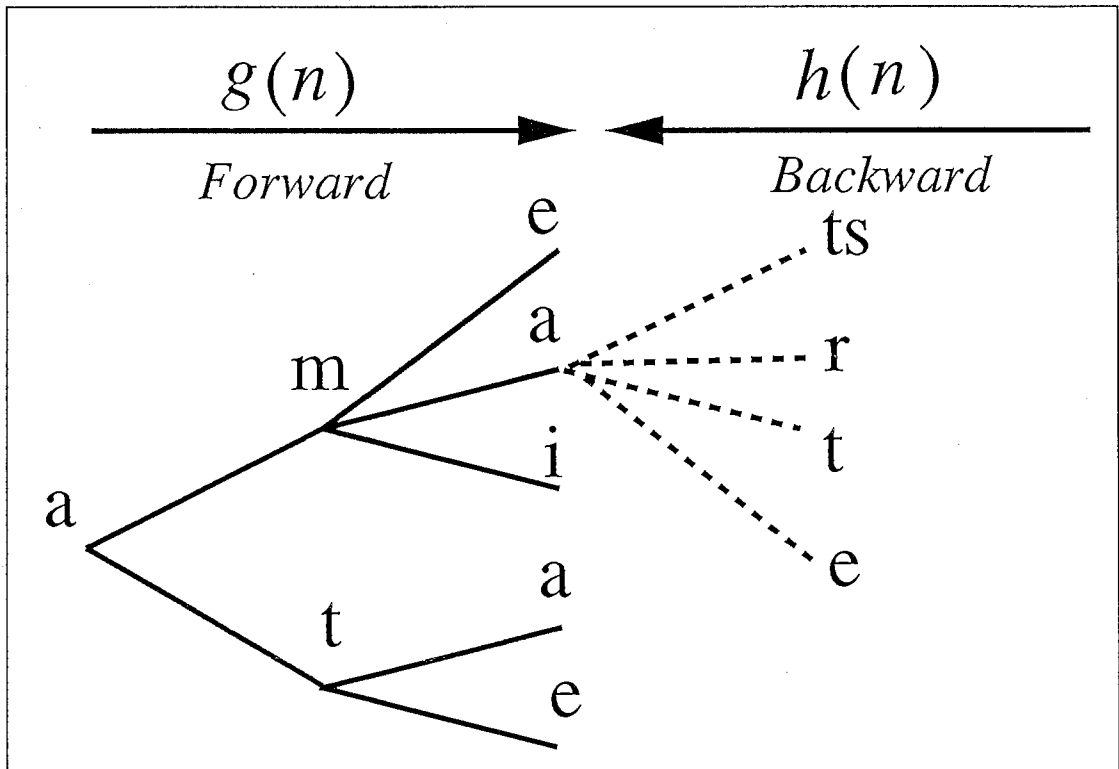


図 3.1: HMM-LR 探索木と A* アルゴリズム

展開してきたノードと後向きに展開してきたノードとの接続可能性を判定しなければならず、実際には不可能である。

われわれは計算の効率を考慮し、すべての音素モデル同士が接続可能として、 $\hat{h}(n)$ とした。 $\hat{h}(n)$ は探索の前処理として、探索とは逆方向に、文の終端から始端に向かって Viterbi Algorithm で求める。ただしこのままでは $h(n)$ に比べ $\hat{h}(n)$ は非常に大きな値となり、かつすべての部分仮説に対し、同じ時刻で $\hat{h}(n)$ は同じ値になってしまうため、認容可能性は満たしているもののヒューリスティック力が弱く盲目的探索に陥る危険がある。そこで次の2つの方式を導入した。

I. $\hat{h}(n)$ の精度向上 (→ 図 3.1)

現時点のノード n から LR テーブルを1つ先読みして、そのノードに接続可能な音素候補の集合 P_n を求める。ノード n の時刻 t における $\hat{h}_n(t)$ は、 P_n に含まれるすべての音素 p について $\hat{h}_n(p, t)$ の最大値とする。探索時に部分仮説 n の評価値 $\hat{f}(n)$ は、

$$\hat{f}(n) = \max_{t_1 \leq t \leq t_2} (g_n(t) + \max_{p \in P_n} (\hat{h}_n(p, t))). \quad (3.2)$$

II. 最適条件の緩和

$\hat{h}_n(t)$ に探索が深くなるにつれて寄与が小さくなるように動的重み付けをして最適条件を緩和した [13]。認容可能性が成立しないこともあり得るが、今回の実験では高速性を重視して採用した。

$$\hat{f}(n) = \max_{t_1 \leq t \leq t_2} (g_n(t) + w(t)\hat{h}_n(t)). \quad (3.3)$$

(ここで $w(t) = 0.8 - 0.1t/T$, T は入力音声長)

実験では音素照合回数の上限を 10,000 に設定し、それを越えたときは探索を打ち切っている。本ソフトウェアは検討段階のものであるため、 $\hat{h}(n)$ は文節音声認識に先立ち、予め算出してファイル `h_hat_XXX.data` に格納しておく形式になっている。ここで、“XXX” は話者名である。

【使用例】

```
$ cd CMHMM-LR/Exe
$ ../heuristic/h_func \
  ../DATA/MSH_List_SB3 \
  -g ../GRAMMAR/sp2 \
  -m ../HMM/MSH/model_list \
  -D ../DATA/para_list.MSH \
  -P 5 -M 1 -B 600 -b 64 -c 3000 \
  -s 2 -S 3 -W 0 -A 7 -v 1.2 -f 0 -p 0 \
  > h_hat_MSH.log

$ awk '$1=="@" {F=1;print $2,$3,$4} $1!="@" && F==1 {print $0}' \
  h_hat_MSH.log > h_hat_MSH.data
$ rm -f h_hat_MSH.log
```

【抽出結果の例】

```
.....
CMHMM-LR/Exe/h_hat_MSH.data
.....
# 1 daiikkai
t= 189
max= 0.000000
```

```
t= 188
max= 0.000000
t= 187
p= 22.036298
p= 24.494575
p= 77.402130
p= 55.816109
p= 66.745463
p= 22.036298
p= 61.451727
p= 101.223139
p= 58.854657
p= -9.328734
p= 15.963902
p= 16.694565
p= 31.355532
p= 132.368482
p= 61.233438
p= 30.522674
p= 131.280536
p= 61.209440
p= -42.890156
p= -25.255237
p= -2.210289
p= -50.831958
p= 13.987001
p= -3.832808
p= 51.064747
p= -18.450178
p= -11.703315
p= 54.179191
p= 13.987001
p= -59.831708
p= 17.938503
p= 130.028599
p= -82.770862
p= 100.472876
p= 130.028599
p= -60.941853
p= 58.546573
p= 59.167142
p= 12.157692
p= -59.915504
p= 38.569072
p= 4.718264
p= 41.480526
p= 7.625719
p= 52.837358
p= 37.362032
p= 22.036298
p= 24.494575
p= 22.036298
p= 61.451727
p= 60.235188
p= 58.854657
p= -22.057797
p= 16.694565
p= 61.233438
p= -32.882856
p= 61.209440
p= 13.987001
p= 13.987001
p= 17.938503
p= 8.352382
p= 130.028599
p= 59.167142
p= 4.718264
max= 132.368482
t= 186
p= 60.088296
p= 62.468677
p= 108.404480
p= 70.270187
p= 100.203490
p= 60.088296
p= 105.017349
p= 151.319334
```

p= 102.514374
p= -5.435628
p= 25.431528
p= 39.820309
p= 53.155542
p= 187.164942
p= 89.375331
p= 61.166742
p= 182.356682
p= 99.638518
p= -32.859157
p= 2.974551
p= 8.850257
p= -53.597420
p= 37.196440
p= 9.182641
p= 79.944003
p= 0.755062
p= 1.702415
p= 79.809710
p= 37.196440
p= -57.667517
p= 56.732963
p= 183.727514
p= -70.718264
p= 138.709965
p= 183.727514
p= -53.097545
p= 83.627519
p= 97.657517
p= 36.940953
p= -52.327984
p= 56.055497
p= 26.272886
p= 57.225939
p= 29.075046
p= 77.197340
p= 70.347483
p= 60.088296
p= 62.468677
p= 60.088296
p= 105.017349
p= 95.426529
p= 102.514374
p= -12.721164
p= 39.820309
p= 89.375331
p= -28.242888
p= 99.638518
p= 37.196440
p= 37.196440
p= 56.732963
p= 46.665667
p= 183.727514
p= 97.657517
p= 26.272886
max= 187.164942
t= 185
p= 95.700715
p= 98.003200
p= 145.233138
p= 144.515574
p= 159.839208
p= 123.463627
p= 161.447028
p= 202.494475
p= 182.670967
p= 98.214389
p= 132.116494
p= 125.275036
p= 145.824209
p= 244.982951
p= 211.133543
p= 171.564122
p= 273.680916
p= 210.724864
p= 100.703065


```
p= 131.605820
p= 155.519824
p= 89.438628
p= 153.712814
p= 151.954602
p= 200.462677
p= 164.515574
p= 150.391581
p= 200.546773
p= 153.712814
p= 73.968102
p= 176.814159
p= 278.559072
p= 80.907855
p= 243.978001
p= 278.559072
p= 102.199290
p= 203.869207
p= 208.682566
p= 162.627169
p= 93.735513
p= 191.714914
p= 146.922554
p= 174.558872
p= 149.830009
p= 188.302385
p= 179.275136
p= 178.429979
p= 180.888256
p= 178.429979
```

…… (以下省略) ……

3.2 文節音声認識での評価

HMM-LR を用いて文節音声認識実験を行なう。通常のビームサーチの場合と異なるものについてのみ仕様を説明する。-B オプションはスタックサイズを表している。-H オプションはヒューリスティック関数 $\hat{h}(n)$ の格納ファイルを指定する。-h オプションは式 (3.3) における重み係数 $w(t)$ の初期値 (標準的には 0.8 に設定) を表している。-n オプションは N-best であって、最終的に第何位まで算出するかを表している。最適条件を緩和しているため正確な N-best にはなっていない。第1位から順に求まるとは限らないことに注意。

【使用例】

```
$ cd CMHMM-LR/Exe
$ ../Src/A-star/main \
  ../DATA/MSH_List_SB3 \
  -g ../GRAMMAR/sp2 \
  -m ../HMM/MSH/model_list \
  -D ../DATA/para_list.MSH \
  -P 5 -M 1 -B 900 -b 64 -c 3000 \
  -s 2 -S 3 -W 0 -A 7 -v 1.2 -f 0 -p 0 -h 0.8 -n 300 \
  -H h_hat_MSH.data \
  | tee result.MSH
```

参考文献

- [1] 花沢利行、川端豪、鹿野清宏：“HMMによる音韻認識実験の結果,” ATR Technical Report, TR-I-0147 (1990.2).
- [2] 北研二、川端豪、斉藤博昭：“HMM音韻認識と拡張LR構文解析法を用いた連続音声認識,” 情報処理学会論文誌, Vol.31, No.3, pp.472-479 (1990.3).
- [3] 北研二、川端豪、森元逞：“HMM-LR連続音声認識システムにおける計算量削減のための一検討,” 音講論集, 3-6-4, pp.77-78 (1989.3).
- [4] 北研二：“HMM-LR ユーザーズ・マニュアル,” ATR Technical Report, TR-I-0246 (1992.3).
- [5] 山口耕市、嵯峨山茂樹：“混合連続分布型HMMを用いたHMM-LR連続音声認識,” 音講論集, 1-P-5, pp.113-114 (1992.3).
- [6] 山口耕市、嵯峨山茂樹、北研二、Frank K. Soong：“HMM-LR連続音声認識におけるA*アルゴリズムを用いた探索手法の検討,” 日本音響学会平成4年度春季研究発表会講演論文集, 3-1-9, pp.87-88 (1992.3).
- [7] K. Yamaguchi, K. Kita, S. Sagayama and F. K. Soong：“Continuous Mixture HMM-LR Using the A* Algorithm for Continuous Speech Recognition,” *Proc. ICSLP-92*, We.sAM.1.2, pp.301-304 (1992.10).
- [8] 山口耕市、嵯峨山茂樹：“ニューラルネットワークを用いた適応的ビームサーチによるHMM-LR連続音声認識,” 音学講論, 3-7-2, pp.165-166 (1992.10).
- [9] 山口耕市、嵯峨山茂樹：“ニューラルネットワークによる学習可能な探索手法を用いた連続音声認識,” 信学技報, SP92-123, pp. 1-7 (1993.1).
- [10] 山口耕市：“混合連続分布型HMM-LRユーザーズマニュアル,” ATR Technical Report, TR-I-0364 (1993.3).
- [11] 中村雅己、鹿野清宏：“ニューラルネットにおけるバックプロパゲーション学習の効率化方法,” ATR Technical Report, TR-I-0119 (1989.10).
- [12] 福沢圭二、中村雅己：“ニューラルネット・ワークベンチシステム - 操作マニュアル -,” ATR Technical Report, TR-I-0192 (1991.2).
- [13] A. Barr, E. A. Feigenbaum 著 (田中、淵監訳)：“人工知能ハンドブック,” 第II章, 共立出版 (1983).