無限木構造隠れMarkovモデルによる階層的品詞の教師なし学習

持橋大地　統計数理研究所 数理・推論研究系
能地宏　奈良先端大 松本研究室

daichi@ism.ac.jp

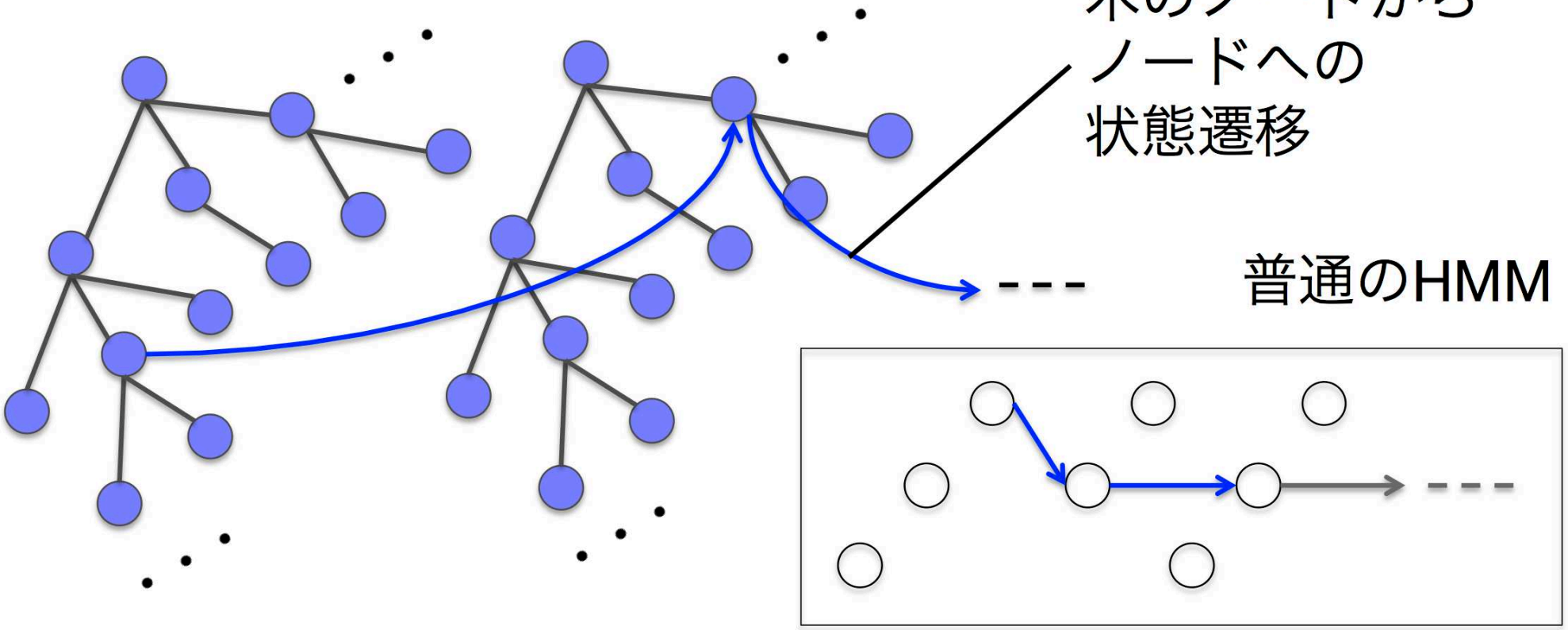
情報処理学会第226回自然言語処理研究会
東京工業大学
2016-5-17 (火)

はじめに

- 予稿集の方から細かいバグを色々修正しましたので、これから読む方はWebの方の論文をお読み下さい (内容は基本的に同じです):
  http://chasen.org/~daiti-m/paper/nl226ithmm.pdf
  - または,「無限木構造」で検索

本研究の概要

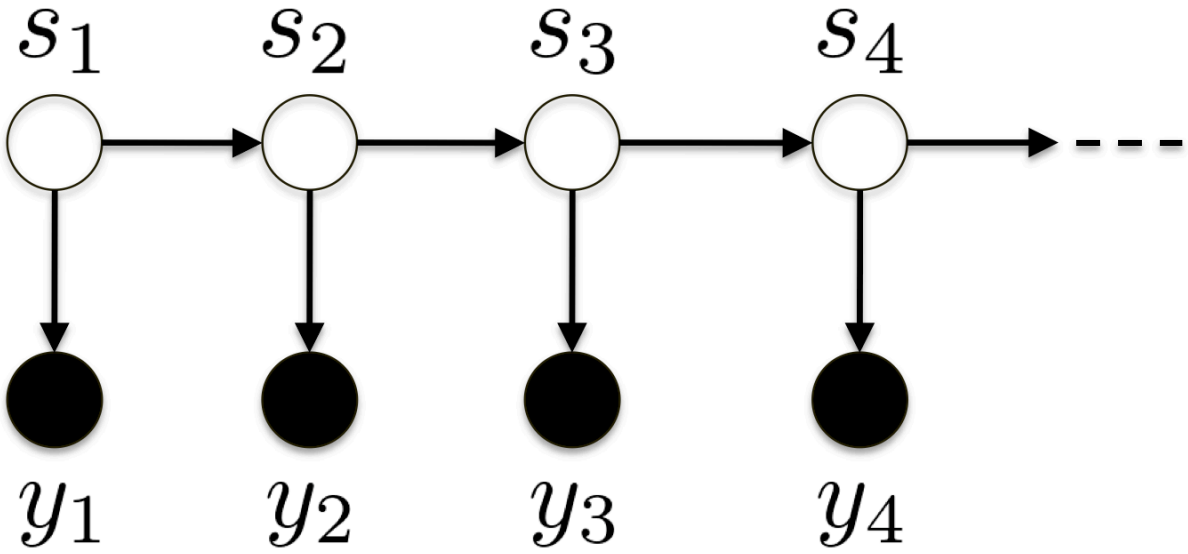
- HMMを、無限の木構造上に状態を持つように拡張
  - Infinite HMM (Beal+ 2001; Teh+ 2006)の拡張
  - 「品詞体系」の教師なし導出



発表の流れ

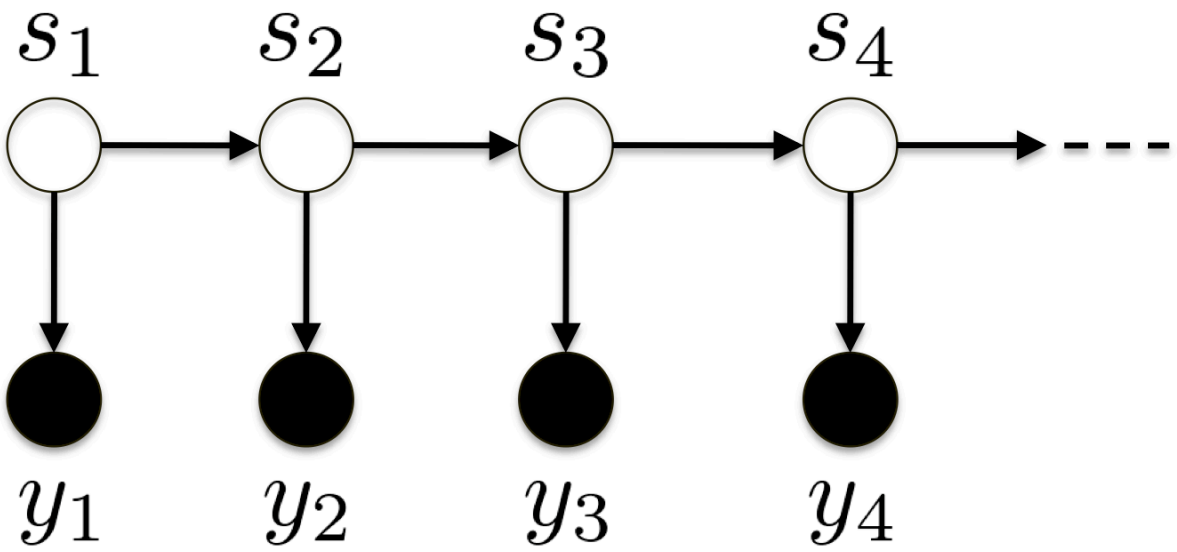
- HMMと自然言語処理
- 品詞の教師なし・半教師あり学習
- 無限隠れMarkovモデル
- 木構造Stick-breaking過程 (Adams+ 2010)
- 階層的木構造Stick-breaking過程
- iTHMMと特別なMCMC法による学習
- 実験 (日本語・英語・クリンゴン語)
- まとめと展望

隠れMarkovモデル



- 情報科学に共通する基礎的なモデル
- あらゆる場所で使われている
  - 自然言語処理、音声認識
  - ロボティクス、バイオインフォマティクス、経済..

隠れMarkovモデル

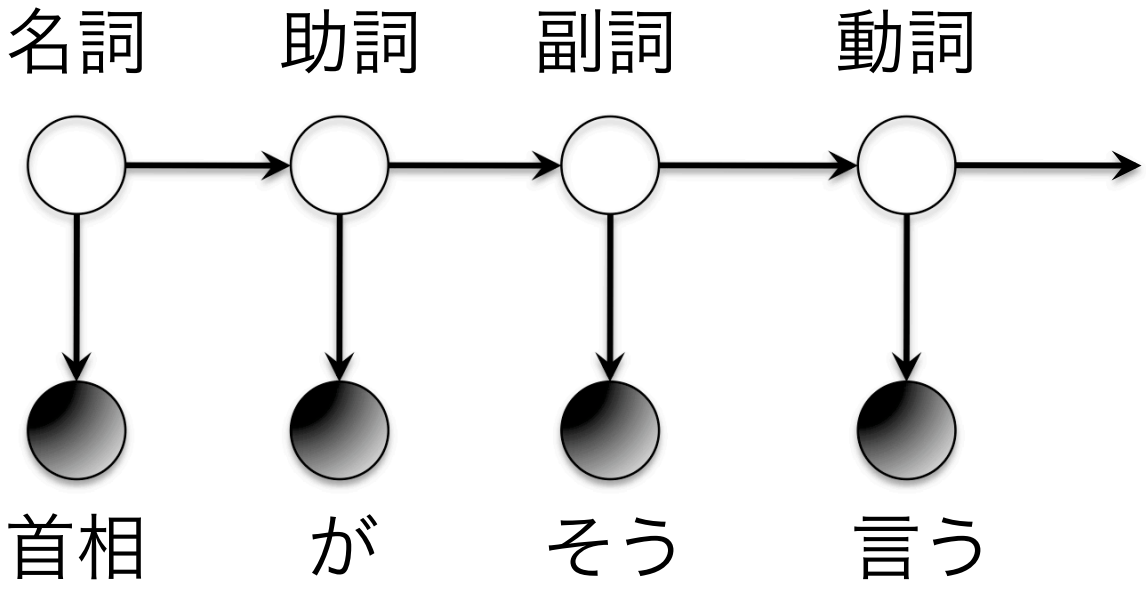


- 観測系列 $y_1 \cdots y_T$ の背後に、隠れ状態の列 $s_1 \cdots s_T$ が存在
- 観測系列の確率を最大化 : $_T$

$$p(y_1, y_2, \cdots, y_T) = \sum_{s_1 \cdots s_T} \prod_{t=1} p(y_t|s_t)p(s_t|s_{t-1})$$

統計的自然言語処理でのHMM

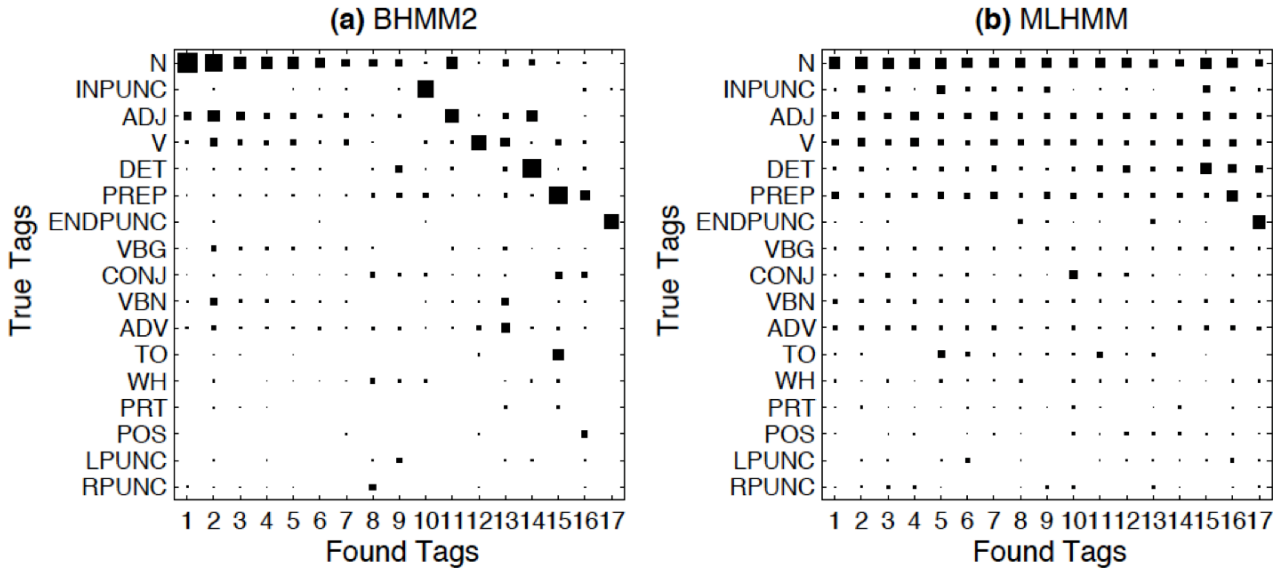
- 最もわかりやすい例→品詞学習 (形態素解析)



  - 茶筌はHMMの教師あり学習としてモデル化(竹内97)
  - 半教師あり学習にも教師なしモデルとして不可欠 (Suzuki+08)

教師なし品詞解析

ベイズ

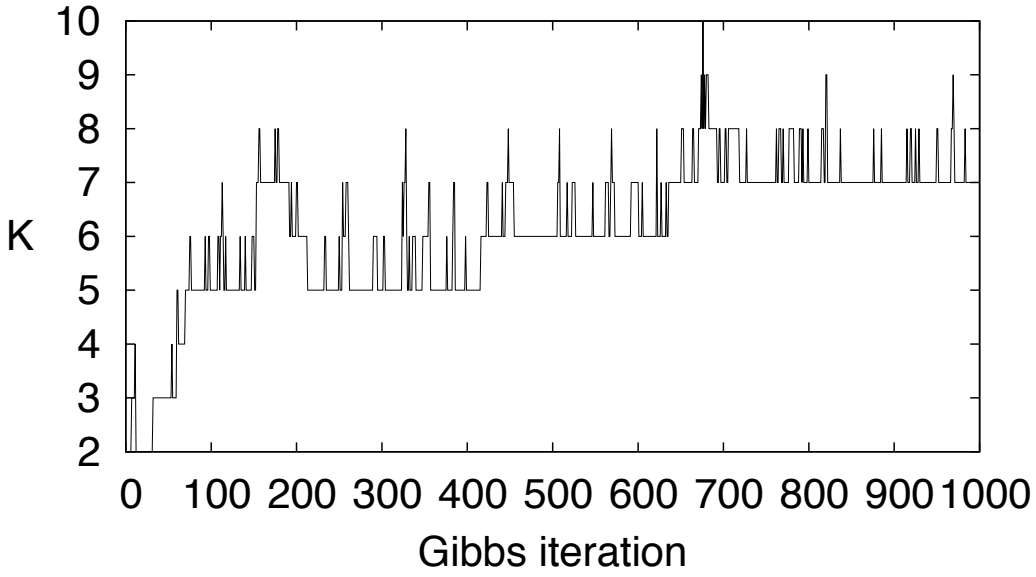


最尤推定

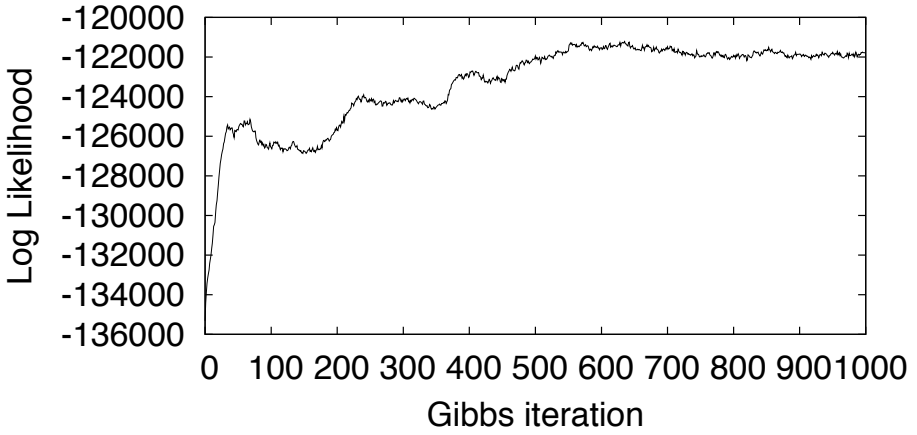
- 1990年代: Merialdo+(1994), Kupiec(1992)→失敗
- 2000年代: ベイズ学習で成功 (Goldwater+07, van Gael+ 09)
  - Baum-Welchは最尤推定なので局所解にはまる
  - MCMC法による学習

無限隠れMarkovモデル

- ノンパラメトリックベイズ法により、隠れ状態数Kすら推定できる
- Forward-backwardも可能 (van Gael+ 07)

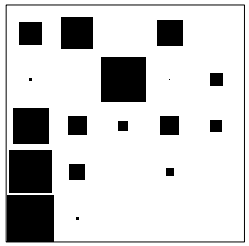


尤度



“Alice in Wonderland”の解析

状態遷移行列

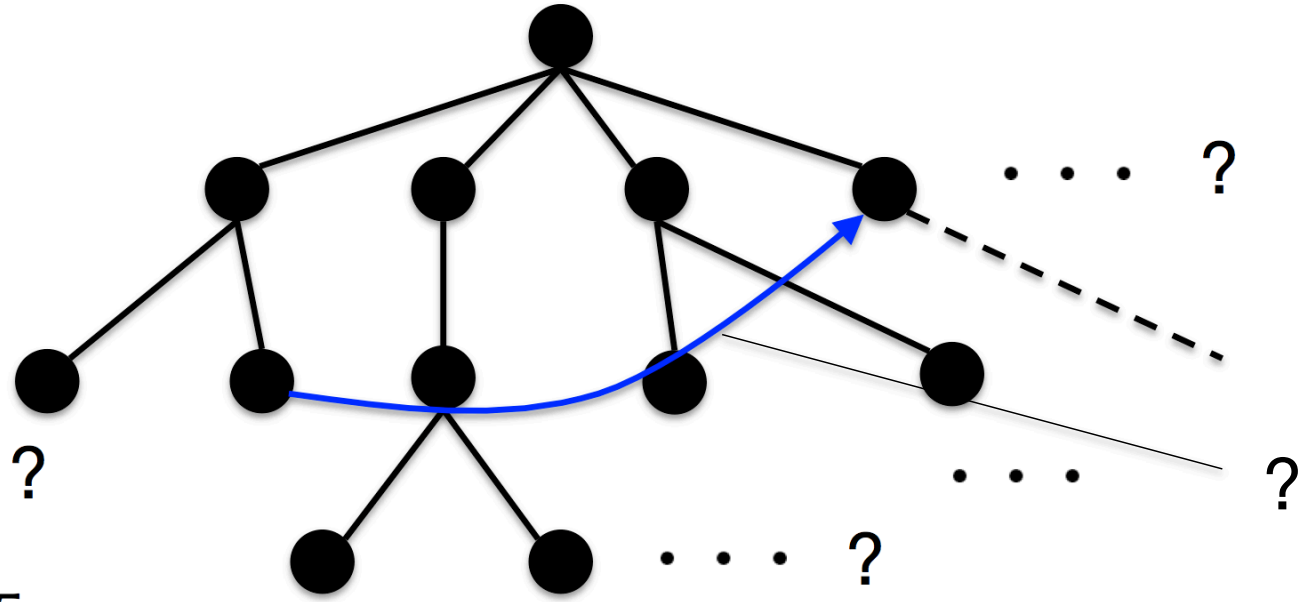


1		2		3		5	
she	432	the	1026	was	277	way	45
to	387	a	473	had	126	mouse	41
i	324	her	116	said	113	thing	39
it	265	very	84	$	87	queen	37
you	218	its	50	be	77	head	36
alice	166	my	46	is	73	cat	35
and	147	no	44	went	58	hatter	34
they	76	his	44	were	56	duchess	34
there	61	this	39	see	52	well	31
he	55	$	39	could	52	time	31
that	39	an	37	know	50	tone	28
who	37	your	36	thought	44	rabbit	28
what	27	as	31	herself	42	door	28
i'll	26	that	27	began	40	march	26

これで充分か…?

- 京大コーパスやBCCWJ等の実際の品詞は、階層化されている
  - 名詞ー一般名詞ー地名
  - 動詞ー他動詞ーサ変
- 構文解析でのシンボル細分化 (松崎05, 進藤12など):
  - VP–1, ADVP-5 のように文法的カテゴリを細分化
  - ただし、一段階のみしか不可能
- 「品詞体系」を統計的に導出できないか?

階層的隠れ状態の学習



- 問題:
  - 各分岐の数を何個にすればよいのか? (無限の選択)
  - どの深さまで階層を考えればよいのか? (指数爆発)
  - ノード間の遷移確率をどう考えればよいのか?

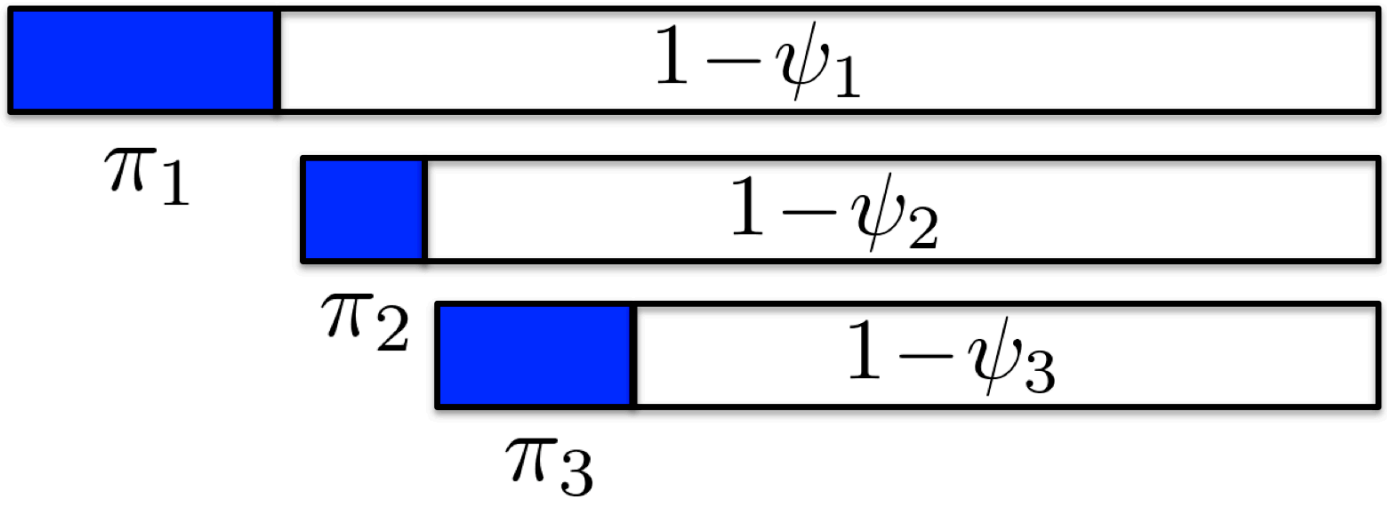
  ⇨ ナイーブな方法では不可能！

無限木構造を生成するモデル

- 木構造Stick-breaking過程 (Tree-structured stick-breaking process, TSSB)
  (Adams+ NIPS 2010):
  - 無限の深さと分岐を持つ木構造上の離散分布を生成する確率過程
  - Stick-breaking過程 (=Dirichlet process)の拡張

Stick-breaking process (SBP)

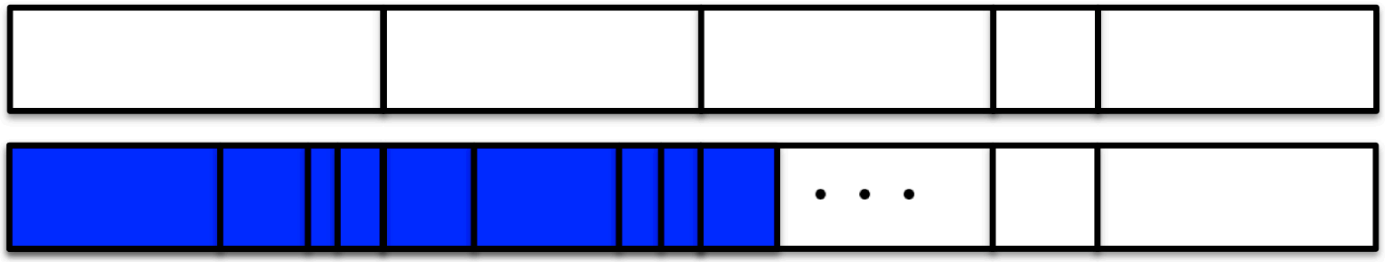
- 無限次元の多項分布 $\pi = (\pi_1, \pi_2, \pi_3, \cdots)$ を生成する確率過程
  - ディリクレ過程と等価 (Sethuraman 1994)



$$\pi_k = \psi_k \prod_{j=1}^{k-1}(1-\psi_j), \quad \psi_j \sim \mathrm{Be}(1, \gamma)$$

階層的離散分布

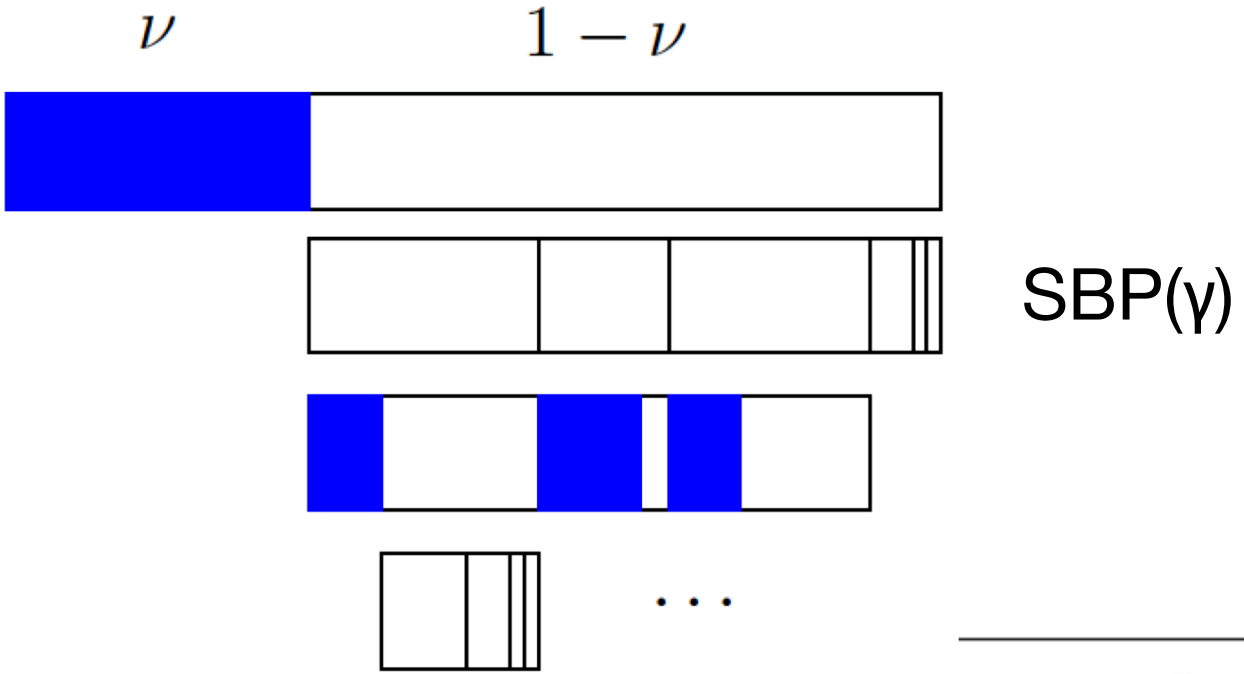
- 最も簡単な階層的離散分布:
  SBPの各stick π_k を、再帰的にさらにSBPで分割
  (Polya trees)



- これだと、データは常に最も細かいカテゴリにしか存在しない
  - 「よくわからないが、動詞なことは確か」な言葉?
  - “thing”, “way” など、抽象的な名詞?

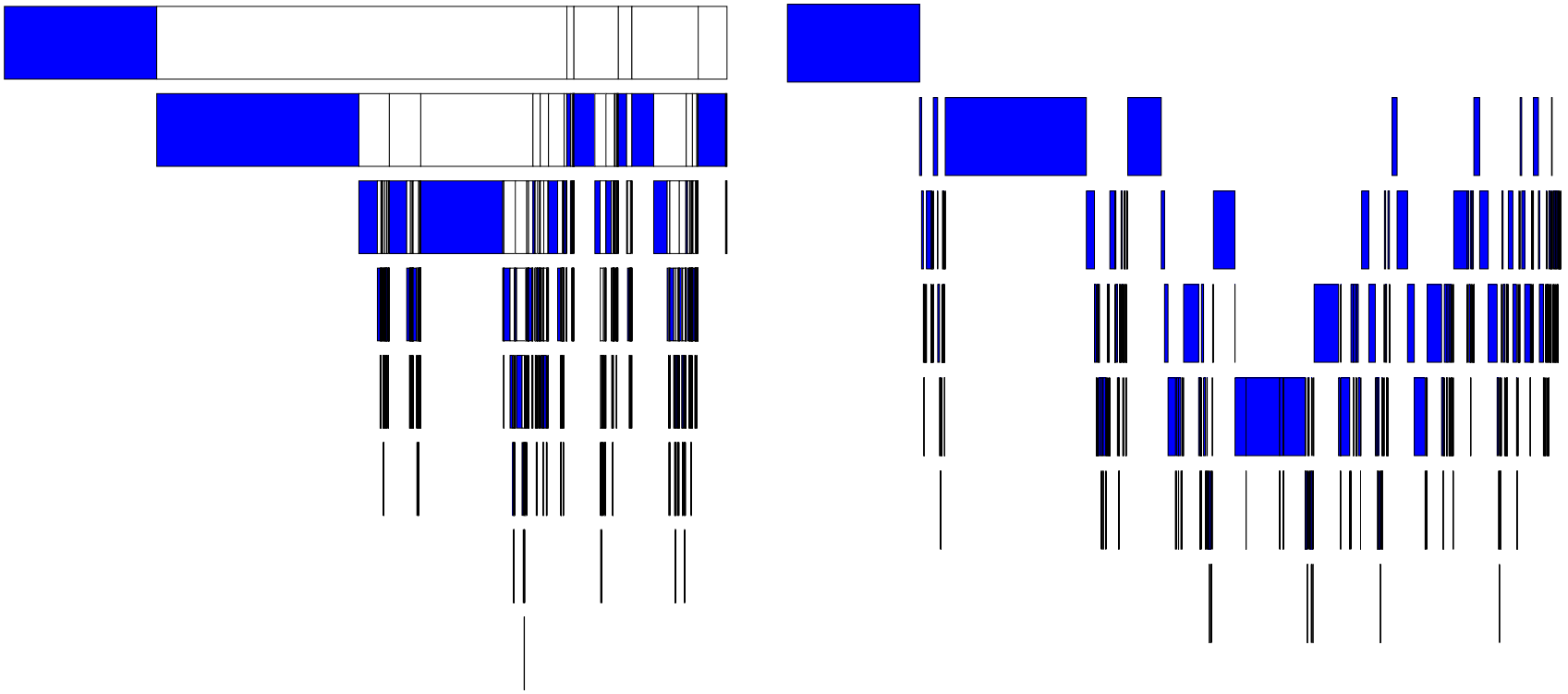
Tree-structured stick-breaking process

- TSSB: 先にまず、“そのカテゴリで止まる確率” ν を生成
  (1) $\nu \sim \mathrm{Be}(1, \eta)$ で棒を分割して、π_s を生成
  (2) 残った $(1-\nu)$ をSBP(γ)で分割して、各stickに同じ操作を適用.



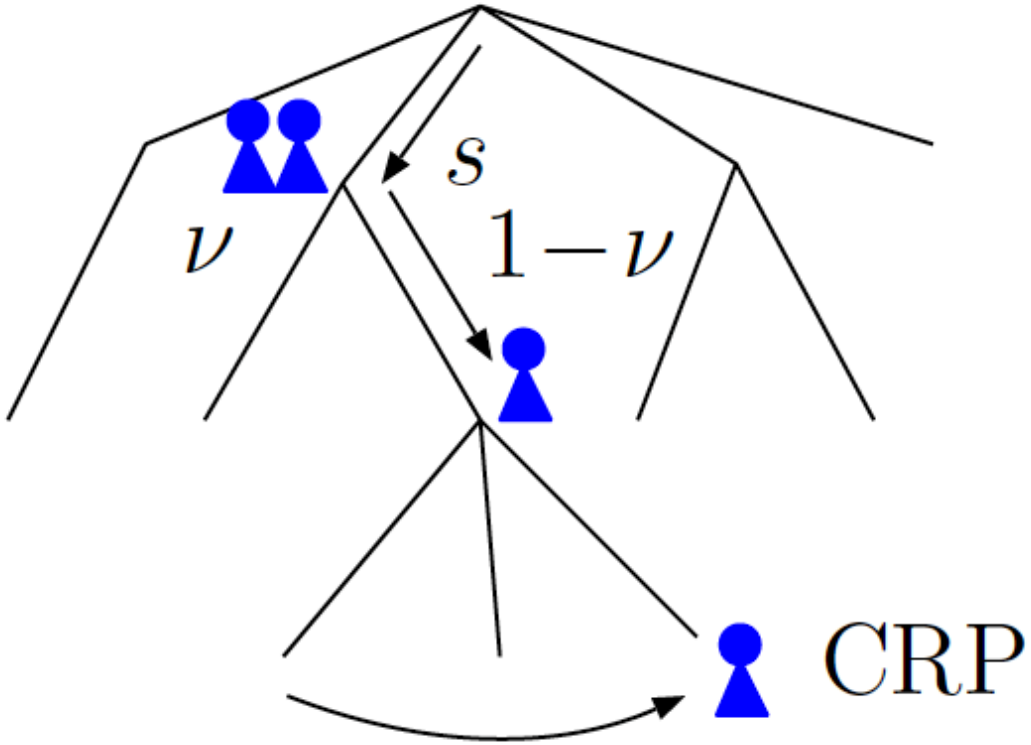
TSSBの構成

- $\pi \sim \mathrm{TSSB}(\eta, \gamma)$ から実際に生成したサンプル



TSSB(1,1,1)　　TSSB(1,5,0.5)

TSSBのCRP(CDP)表現



- 客を木の根から辿って追加
  - 確率vでそのノードに残る
  - 確率(1-v)で子供に降り、CRPで子供を選択

TSSBの確率モデル

- TSSBは無限木構造に対応し、そのノードは整数列

$$\mathbf{s} = s_1 s_2 s_3 \cdots$$

で番号づけられる (例: $\mathbf{s} = [2\ 1\ 3]$)

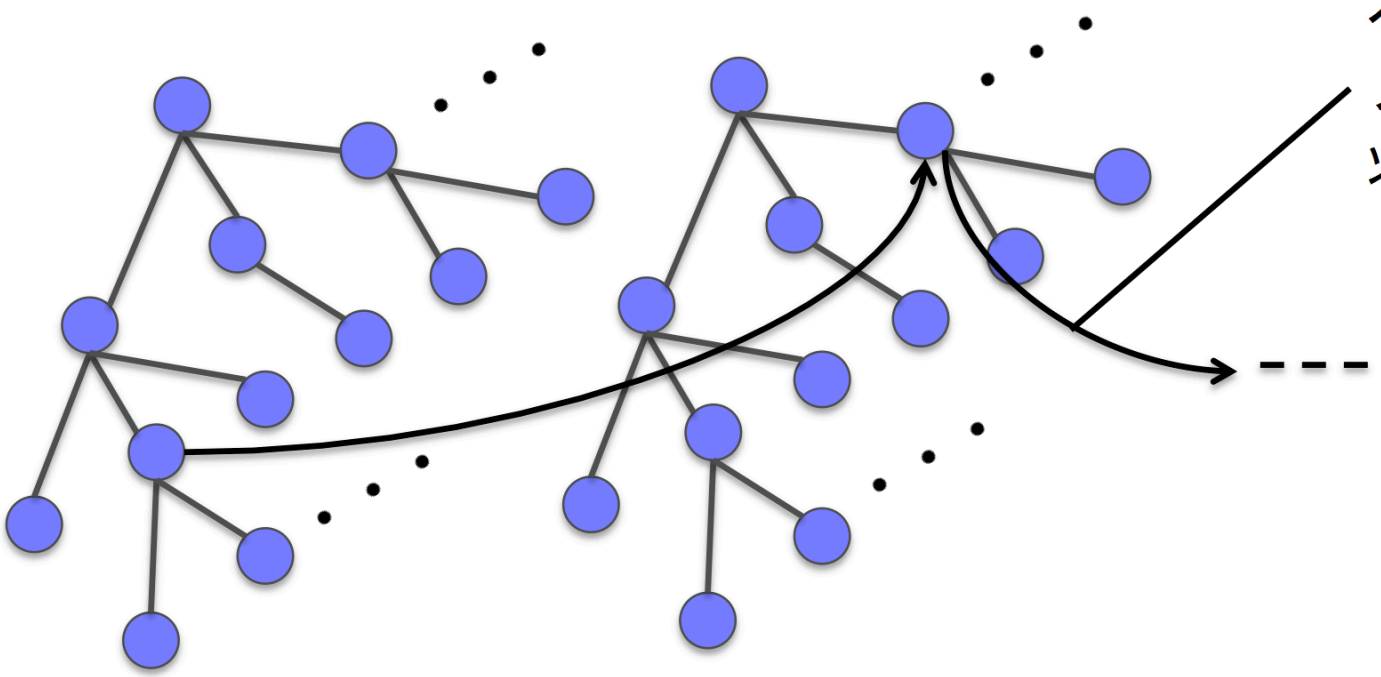
- ノード $\mathbf{s}$ の確率 $\pi_{\mathbf{s}}$ は、縦方向と横方向のSBPの積

$$\pi_{\mathbf{s}} = \nu_{\mathbf{s}} \prod_{\mathbf{s}' \prec \mathbf{s}} (1 - \nu_{\mathbf{s}'}) \cdot \prod_{\mathbf{s}' \preceq \mathbf{s}} \phi_{\mathbf{s}'}$$

$$\phi_{\mathbf{s}k} = \psi_{\mathbf{s}k} \prod_{j=1}^{k-1} (1 - \psi_{\mathbf{s}j}) \qquad \text{SBP}(\gamma)$$

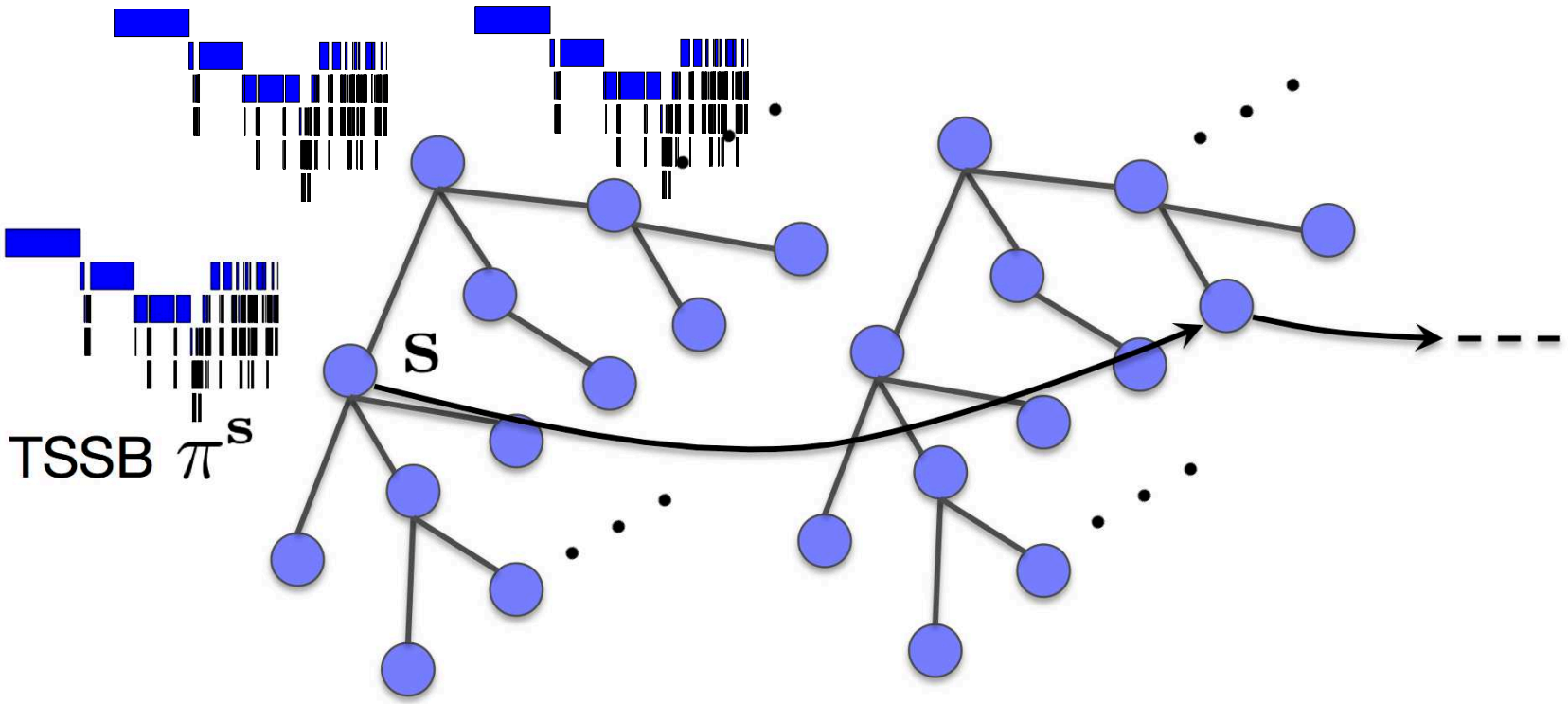
$$\psi_{\mathbf{s}j} \sim \mathrm{Be}(1, \gamma)$$

TSSB上の状態遷移モデル



- HMMでは、無限木構造のノード間に状態遷移
- 木構造の各ノードが、次の時刻の木構造への確率分布を持っている
  - 普通のHMMのときは単純なKxKの遷移行列

TSSB上の状態遷移モデル (2)



- 各ノード s が、次の状態への確率分布(TSSB) π^s を持っている

TSSB上の状態遷移モデル (3)

- $\pi^{\mathbf{s}}$ は独立ではない!
  - [1 2 4] =「名詞-固有名詞-一般」からの遷移確率は、[1 2] =「名詞-固有名詞」を引き継いでいる
  - [1 2] は [1] を、[1] は [] に影響されている

階層モデル!

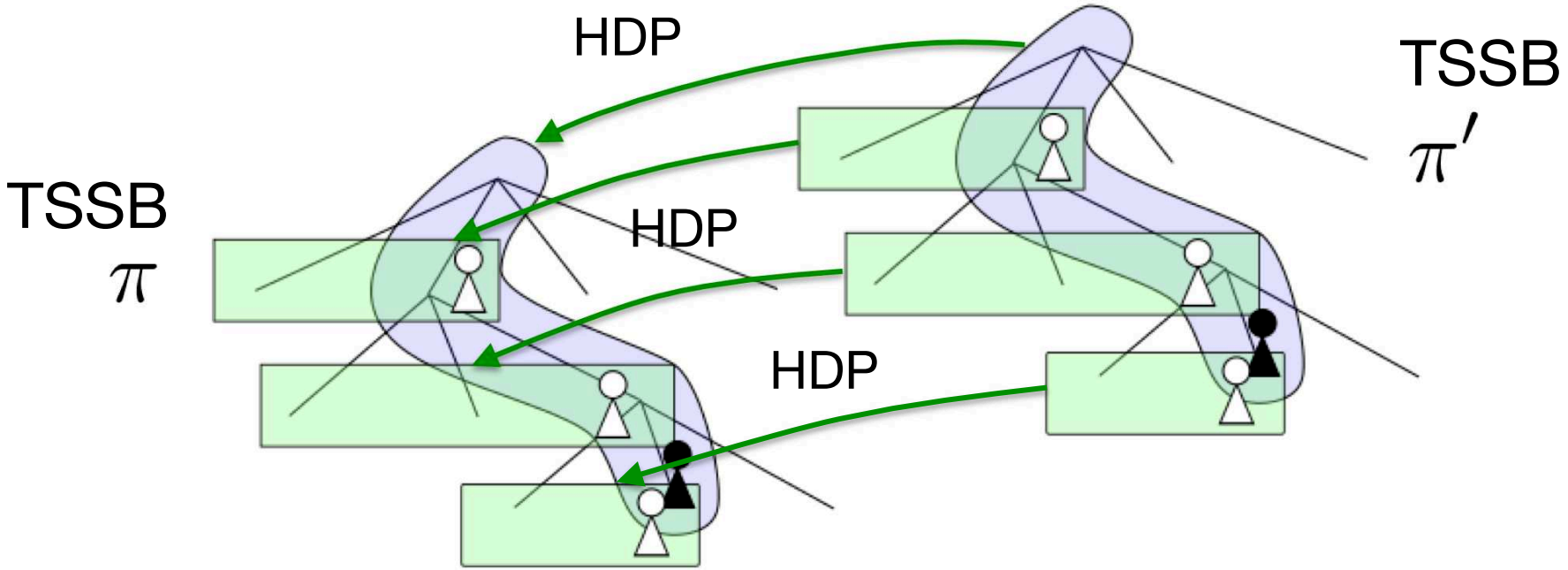
TSSB

$$\pi^{[1\ 2\ 4]} \sim \mathrm{HTSSB}(\alpha, \pi^{[1\ 2]})$$
$$\pi^{[1\ 2]} \sim \mathrm{HTSSB}(\alpha, \pi^{[1]})$$
$$\pi^{[1]} \sim \mathrm{HTSSB}(\alpha, \pi^{[]})$$

階層的木構造Stick-breaking過程 (HTSSB)

$$\pi \sim \mathrm{HTSSB}(\alpha, \pi')$$

- π を構成するSBP(=ディリクレ過程)が、親のπ'の対応するディリクレ過程から生成されている
  →階層ディリクレ過程 (HDP)



HTSSB (2)

- HDPのStick-breaking表現より、データDの下で

$$E[\nu_{\mathbf{s}}|D] = \frac{\alpha\nu'_{\mathbf{s}} + n_0(\mathbf{s})}{\alpha(1 - \sum_{\mathbf{u}\prec\mathbf{s}} \nu'_{\mathbf{u}}) + n_0(\mathbf{s}) + n_1(\mathbf{s})}$$

$$E[\psi_{\mathbf{s}k}|D] = \frac{\alpha\psi'_{\mathbf{s}k} + m_0(\mathbf{s}k)}{\alpha(1 - \sum_{j=1}^{k-1} \psi'_{\mathbf{s}j}) + m_0(\mathbf{s}k) + m_1(\mathbf{s}k)}$$

  - $\nu'_{\mathbf{s}}, \psi'_{\mathbf{s}}$ は親の π' での $E[\nu'_{\mathbf{s}}|D], E[\psi'_{\mathbf{s}}|D]$ の値
- 親の $\nu'_{\mathbf{s}}, \psi'_{\mathbf{s}}$ はさらにその親の $\nu''_{\mathbf{s}}, \psi''_{\mathbf{s}}$ に依存！
  → (すさまじい)再帰的な計算が必要

HTSSB (3)

- $E[\nu_{\mathbf{s}}|D], E[\psi_{\mathbf{s}}|D]$ がわかれば、π の各要素sでの確率は

$$\pi_{\mathbf{s}} = \nu_{\mathbf{s}} \prod_{\mathbf{s}' \prec \mathbf{s}} (1-\nu_{\mathbf{s}'}) \cdot \prod_{\mathbf{s}' \preceq \mathbf{s}} \phi_{\mathbf{s}'} ,$$

$$\phi_{\mathbf{s}k} = \psi_{\mathbf{s}k} \prod_{j=1}^{k-1} (1-\psi_{\mathbf{s}j})$$

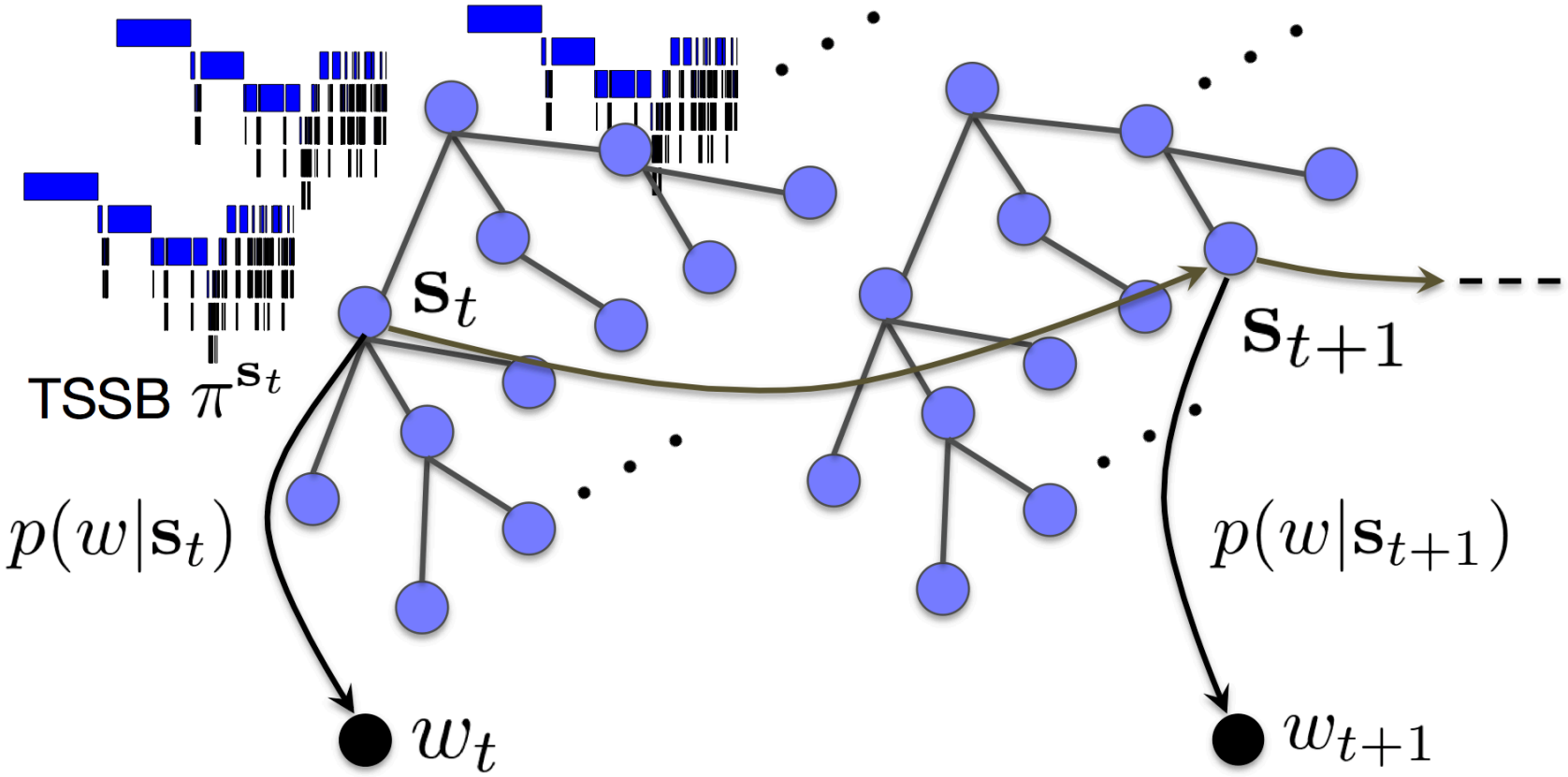
HTSSBの学習

- TSSB ←→ CDPで事後分布

- HTSSB ←→ HCDP
  (階層的Chinese District Process)で事後分布
  - HDPに対する階層的CRPと同様
  - 詳細は、予稿を参照ください

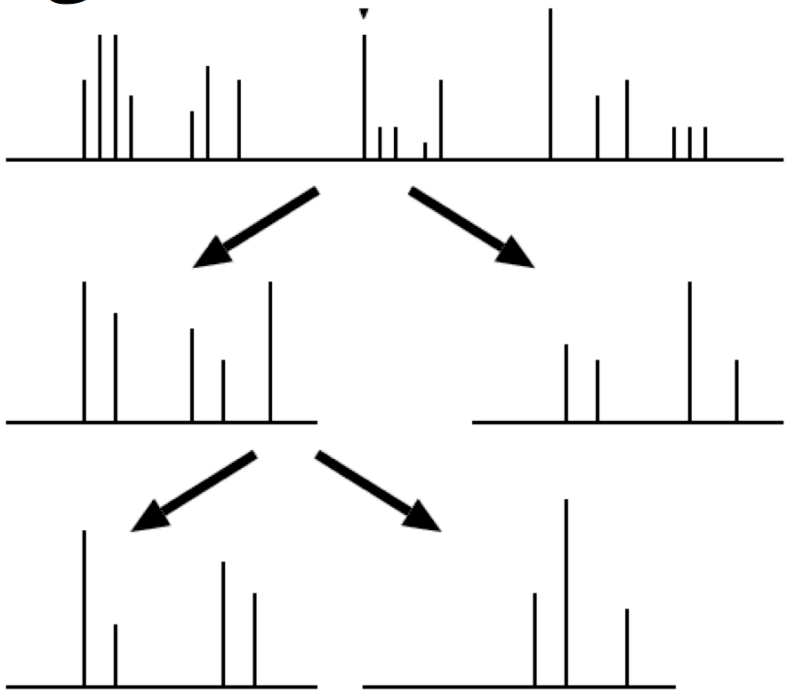
無限木構造HMM (iTHMM)

- HTSSBにより、無限木構造上の状態遷移確率とその事後分布が計算できる
  → HTSSB-HMM = Infinite Tree HMM (iTHMM)



iTHMMの単語出力確率

- 親子関係にある $p(w|\mathrm{s})$ と $p(w|\mathrm{s}')$ は独立ではない
  - [2 1]=“動詞-動作” ～ [2]=“動詞”
- 本研究では、階層Pitman-Yor過程 (Teh 2006)を用いる



- ハイパーパラメータ d,θも自動推定
- カウントの追加/削除で、木構造上の分布が自動的に更新

無限木構造HMMの生成モデル

- iTHMMの生成モデル
  (1) TSSB $\pi^{[]} \sim \mathrm{TSSB}(\eta, \gamma, \lambda)$を生成.
  (2) 無限木構造の各ノードsについて、
  (a) 状態遷移確率 $\pi^{\mathbf{s}}$ を親の $\pi^{\mathbf{s}'}$ から

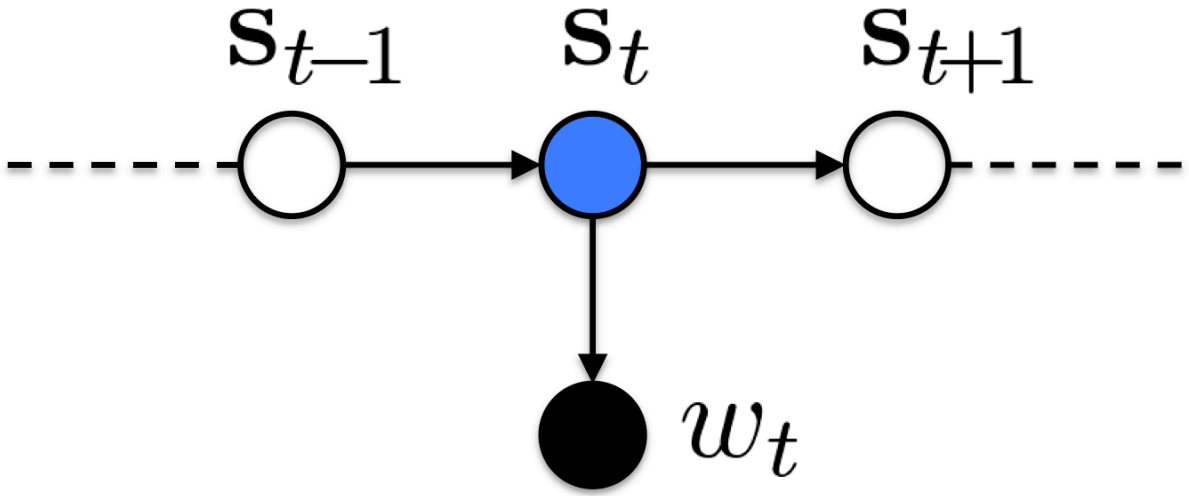
$$\pi^{\mathbf{s}} \sim \mathrm{HTSSB}(\alpha, \pi^{\mathbf{s}'})$$

  と生成.
  (b) 単語出力確率分布 $G_{\mathbf{s}}$ を親の $G_{\mathbf{s}'}$ から

$$G_{\mathbf{s}} \sim \mathrm{HPY}(d_{|\mathbf{s}|}, \theta_{|\mathbf{s}|}, G_{\mathbf{s}'})$$

  と生成.
- BOSから始めて、隠れ状態列 $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \cdots$ と単語列 $w_1, w_2, \cdots$ を生成.

iTHMMの学習



- Gibbsサンプリング (Goldwater+2007)

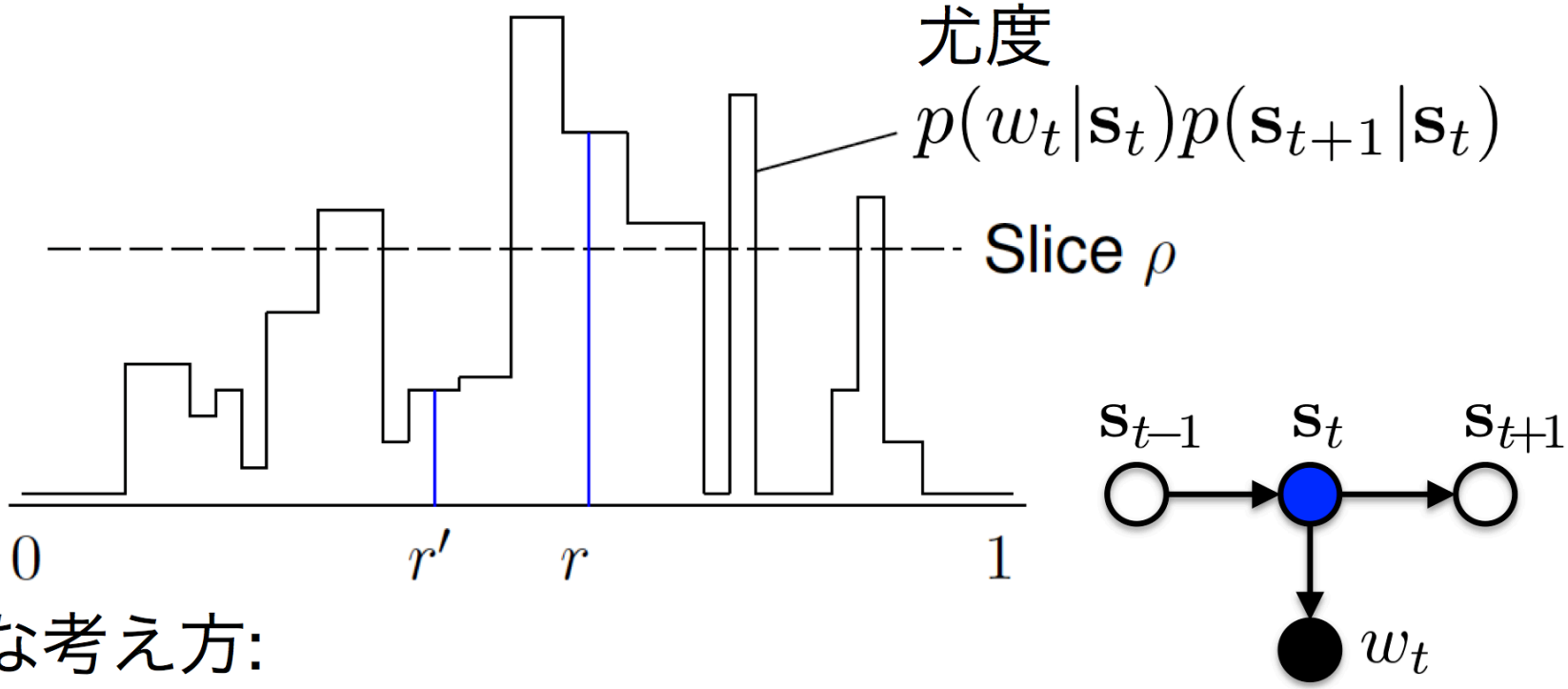
$$p(\mathbf{s}_t|w_t, \mathbf{s}_{t+1}, \mathbf{s}_{t-1}) \propto p(w_t|\mathbf{s}_t)p(\mathbf{s}_{t+1}|\mathbf{s}_t)p(\mathbf{s}_t|\mathbf{s}_{t-1})$$

  - $\mathbf{s}_t$ を次々とサンプリング→正しい値に収束

iTHMMの学習 (2)

- 問題: $\mathbf{s}_t$ を数え上げられない!
  - $\mathbf{s}_t$ =[], [1 1], [1 1 2], [2 4 3], [17 5 3], $\cdots\cdots$
    と無限に候補が存在
  - iHMMのように、確率的に右側を切り落とすことはできない
  - どうするか?

iTHMMの学習 (3)

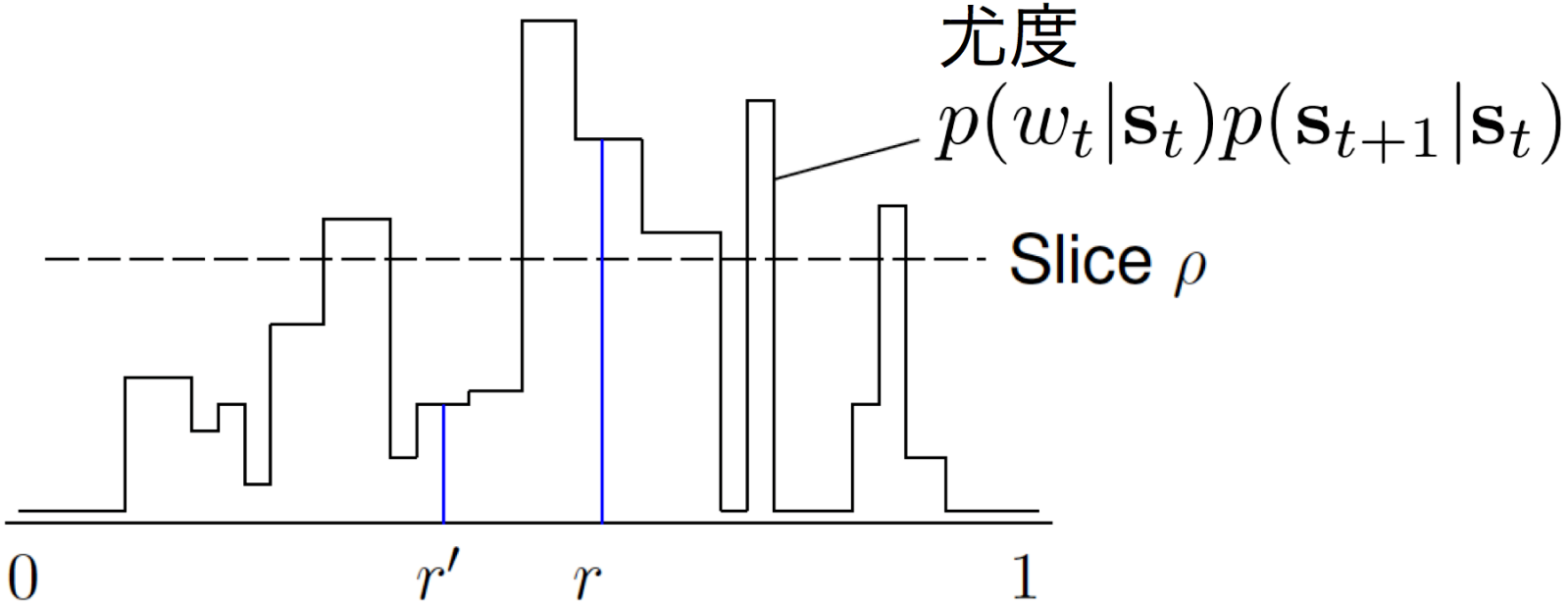


- 基本的な考え方:

$$p(w_t|\mathbf{s}_t)p(\mathbf{s}_{t+1}|\mathbf{s}_t)p(\mathbf{s}_t|\mathbf{s}_{t-1})$$

  - から $\mathbf{s}_t$ をランダムにサンプルするには、まず $p(\mathbf{s}_t|\mathbf{s}_{t-1})$ から $\mathbf{s}_t$ を一様に選び、それを尤度 $p(w_t|\mathbf{s}_t)p(\mathbf{s}_{t+1}|\mathbf{s}_t)$ に従って選べばよい

iTHMMの学習 (3)



- 解法:
  - $p(\mathbf{s}_t|\mathbf{s}_{t-1})$ から一様にサンプリングするには、先に一様乱数を決め、対応するノードを選べばよい (Retrospective sampling; Papaspiliopoulos 2008)
  - 次に、$p(w_t|\mathbf{s}_t)p(\mathbf{s}_{t+1}|\mathbf{s}_t)$ に比例してスライスサンプリング

iTHMMの学習 (5)

(1) 現在の確率 $p = p(w_t|\mathbf{s}_t)p(\mathbf{s}_{t+1}|\mathbf{s}_t)$ から、スライス $\rho = p \cdot \mathrm{Unif}[0,1)$ を作る

(2) 一様乱数r～Unif(0,1]を引いて、対応するノード $\mathbf{s}$ を求める
- $\mathbf{s}$ が存在しなければ作成

(3) $p(w_t|\mathbf{s})p(\mathbf{s}_{t+1}|\mathbf{s}) > \rho$ なら $\mathbf{s}$ をaccept

(4) そうでなければ、乱数の範囲を左右に変更して(一種の二分探索)、(2)に戻る

実装

- C++で7000行程度
  - boost::serializationのお蔭
  - 現在, 数1000単語/秒のサンプリング速度
- 無限木構造を必要に応じて実体化
  - ノード $\mathbf{s}_{t-1}$ からの遷移を表すTSSBで新しいノードが作られた際、もとの木構造自体を拡張
  - 各ノードsのTSSB $\pi^{\mathbf{s}}$ が、もとの木構造自体と自己同型になっている (ポインタが張られている)
- 状態の参照カウントを管理して、Gibbsのiteration毎に不要な状態を削除して全体をリナンバー

実験 (1)

- 教師なし学習: “Alice in Wonderland”, 学習1200文, テスト231文

[2 3]			[2 7]	
know	69	0.1976	be	80
think	41	0.1172	have	47
say	20	0.0568	go	14
wish	18	0.0489	remember	11
wonder	16	0.0431	do	11
tell	16	0.0453	get	11
see	14	0.0343	take	10
do	12	0.0357	talk	9

実験 (1)

- 教師なし学習: “Alice in Wonderland”, 学習1200文, テスト231文

[]			[0 0]		
next	13	0.0027	don’t	50	0.0650
one	9	0.0004	could	43	0.0563
that	8	0.0017	are	31	0.0404
mind	7	0.0004	can	30	0.0391
two	7	0.0004	would	28	0.0358
indeed	6	0.0004	must	27	0.0351
round	6	0.0004	might	24	0.0311
bill	6	0.0004	should	23	0.0298

実験 (1)

- 教師なし学習: “Alice in Wonderland”, 学習1200文, テスト231文

[4]			[4 0]		
mock	52	0.0413	voice	33	0.0542
queen	49	0.0389	way	29	0.0495
gryphon	48	0.0381	tone	26	0.0431
hatter	34	0.0263	thing	19	0.0313
mouse	33	0.0261	side	13	0.0202
duchess	29	0.0228	bit	13	0.0211
caterpillar	27	0.0212	face	13	0.0211
cat	25	0.0196	cat	12	0.0208

実験 (1)

- 教師なし学習: “Alice in Wonderland”, 学習1200文, テスト231文
  - 学習が終われば、尤度の計算は通常の前向きアルゴリズム

モデル		PPL
iHMM	$\gamma=1$	384.351
	$\gamma=2$	348.773
	$\gamma=4$	329.830
	$\gamma=8$	316.036
iTHMM	$M=3$	**302.336**
	$\lambda=0.1$	350.846
	$\lambda=0.2$	357.951

実験 (2)

- 半教師あり学習: 京大コーパスから10000文の品詞を教師ありデータとして固定、37400文をサンプル

[0 0]		
れて	356	0.2108
なら	176	0.1041
れ	173	0.1023
い	123	0.0727
なって	66	0.0389
せ	39	0.0229
せて	35	0.0205
どう	31	0.0181

[0 0 0]		
に	228	0.2563
が	228	0.2563
の	196	0.2203
を	156	0.1753
も	40	0.0449
する	16	0.0179
、	14	0.0156
会	6	0.0066

実験 (2)

- 半教師あり学習: 京大コーパスから10000文の品詞を教師ありデータとして固定、37400文をサンプル

[3 1]		
ついて	231	0.2009
OOV	92	0.0838
よって	73	0.0632
とって	64	0.0554
対し	63	0.0545
対して	56	0.0484
より	31	0.0266
して	25	0.0216

[3 1 6]		
よる	297	0.5674
対する	97	0.1852
関する	41	0.0781
おける	17	0.0323
基づく	17	0.0323
かかわる	12	0.0227
伴う	10	0.0189
OOV	9	0.0171

実験 (2)

- 半教師あり学習: 京大コーパスから10000文の品詞を教師ありデータとして固定、37400文をサンプル

[5 3]		
金融	37	0.1494
自由	35	0.1412
可能	35	0.1412
両	34	0.1376
安全	24	0.0962
労働	21	0.0840
民主	20	0.0799
国際	9	0.0348

[5 5]		
一	521	0.1091
二	358	0.0750
三	314	0.0658
OOV	245	0.0522
四	189	0.0395
五	143	0.0299
八	118	0.0247
十	117	0.0244

実験 (2)

- 半教師あり学習: 京大コーパスから10000文の品詞を教師ありデータとして固定、37400文をサンプル

[11]		
これ	293	0.1017
それ	236	0.0822
OOV	124	0.0436
日本	74	0.0253
そこ	42	0.0145
昨年	41	0.0138
米国	38	0.0125
今年	33	0.0111

[11 0 1]		
大蔵	35	0.2139
外務	25	0.1526
村山	23	0.1422
通産	13	0.0791
厚生	13	0.0791
運輸	12	0.0730
文部	11	0.0668
警視	9	0.0544

実験 (3)

- “未知の言語”：クリンゴン語、Star Trekの宇宙人語
- クリンゴン語「ハムレット」
  - 3733行, 19927語

Qo'noS ta'puq Hamlet lotlut
lutvaD ghotvam luDalu'
Qo'noS ta' ghaH
ben ta' puqloD; DaHjaj ta' loDnl'puqloD je ghaH
Qang ghaH
Hamlet jup ghaH
polonyuS puqloD ghaH
toy'wI'pu' chaH

実験 (3)

[1]			[1 1]		
tugh	48	0.0417	DaH	116	0.1578
Hamlet	38	0.0333	vaj	70	0.0957
ta’	32	0.0296	reH	40	0.0546
not	28	0.0243	tugh	26	0.0407
jIHvaD	25	0.0213	jIHvaD	19	0.0236
polonyuS	25	0.0199	chIch	16	0.0198
’eH	20	0.0161	yo’	13	0.0169

- 1＝副詞&呼びかけ?
  - tugh=“soon”, DaH=“now”, vaj=“then”

実験 (3)

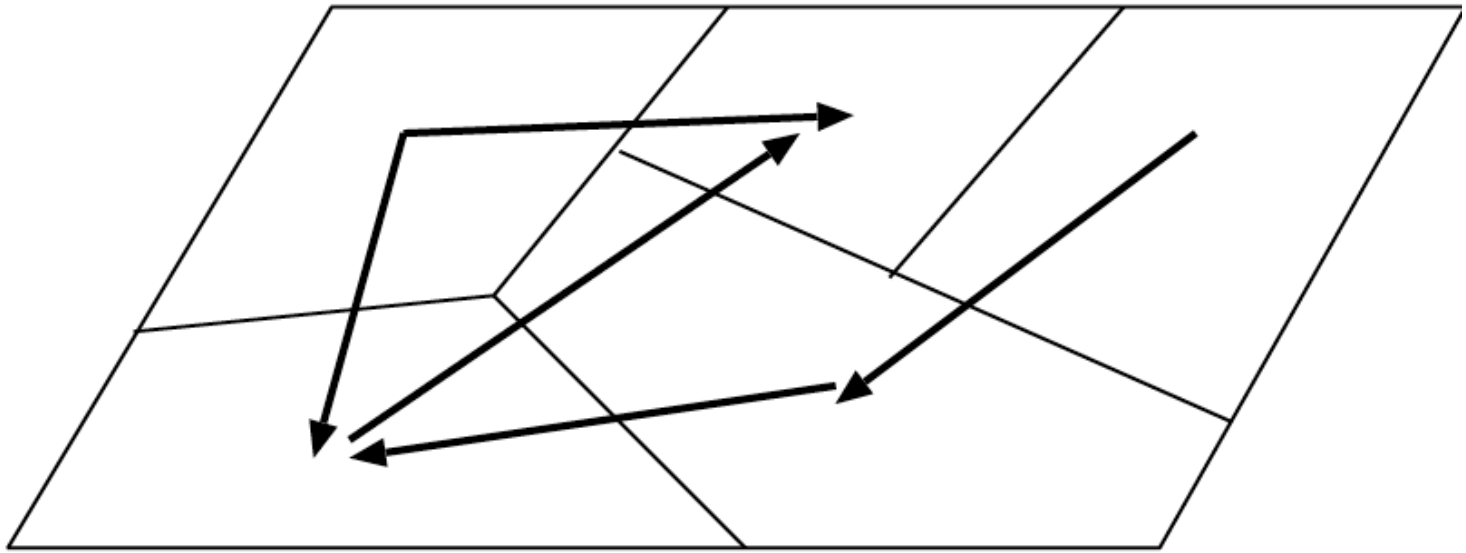
[2 0 0]		
'el	58	0.2703
mej	37	0.1764
Ha'	22	0.1018
joH	17	0.0787
naDev	11	0.0505
wa'	10	0.0450
Hegh	7	0.0319

[2 1]		
vaj	70	0.6278
je	18	0.1493
po'	6	0.0469
pol	1	0.0016
vIDa	1	0.0016
ta'be'nal	1	0.0016
jabbI'ID	1	0.0016

- 2＝動詞?
  - 'el=“go”, mej=“leave”, vaj=“then”, Ha'=“let's go”

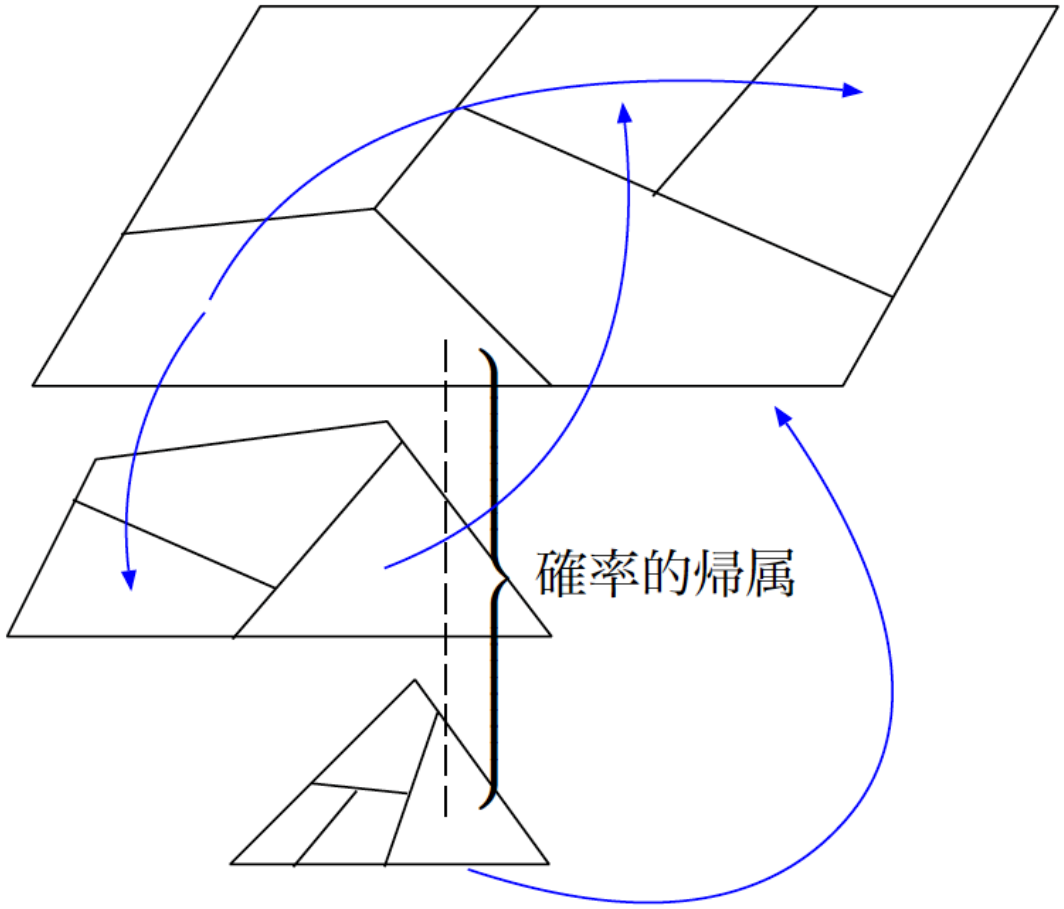
測度の空間と分割

- 通常のHMMは、出力確率分布全体の空間を分割して、各クラスタの間の遷移を考えていることと等価



再帰的分割とiTHMM

- iTHMMは、状態空間を再帰的に分割して、より細かい遷移を表現
  - カウントの多さに応じた階層ベイズスムージング



まとめ

- 木構造Stick-breaking過程 (Adams+ 2010)を
  それ自体、無限木構造上で階層化した
  階層的木構造Stick-breaking過程を提案
  ＝ Infinite Tree HMM
  - 自然言語処理や品詞推定に限らない、HMMの本質的な拡張
- HMMの状態空間の再帰的な分割+ベイズ推定
- 「品詞体系」の教師なし学習が初めて可能に
  - ハイパーパラメータの推定など、学習にはまだ課題がある

課題

- ハイパーパラメータの学習
  - 現状、スライスサンプリングすると0に次第に縮退
  - 尤度自体は0でない方が最終的に高い
- Forward-backward
  - 通常の方法では無理だが、状態はすべて[0,1)の範囲で表せるため、Embedded HMM (Neal 2004)が使える可能性が高い
- 行列式点過程 (Determinantal point process)による、重複した状態の抑制
- トピックモデルへの適用