# 12. 系列データの識別

#### 12.1 ラベル系列に対する識別

- ラベル系列に対する識別問題の分類
  - 入力の系列長と出力の系列長が等しい
    - 例)形態素解析、固有表現抽出
    - 系列ラベリング問題 ⇒ CRF
  - 入力の系列長に関わらず出力の系列長が1
    - 例) 動画像の分類、話者認識
    - 系列識別問題 ⇒ HMM
  - 入力の系列長と出力の系列長に対応関係がない
    - 例)連続音声認識
    - 系列識別と探索を組み合わせた複雑な処理

- 系列ラベリング問題とは
  - 入力系列の個々の要素に対して、ラベルを付与する 問題
  - 系列の要素の出現確率は、前後の要素と独立ではないことが多いので、1入力1出力の識別器を連続的に適用する方法では、性能が上がらない
    - ⇒ 入力や出力の系列としての特徴を使う
  - 可能な出力系列の組合せは膨大な数になるので、 単純な事後確率最大法は使えない
    - ⇒ 探索によって最適解を求める

• 系列ラベリング問題の事例

• 形態素解析

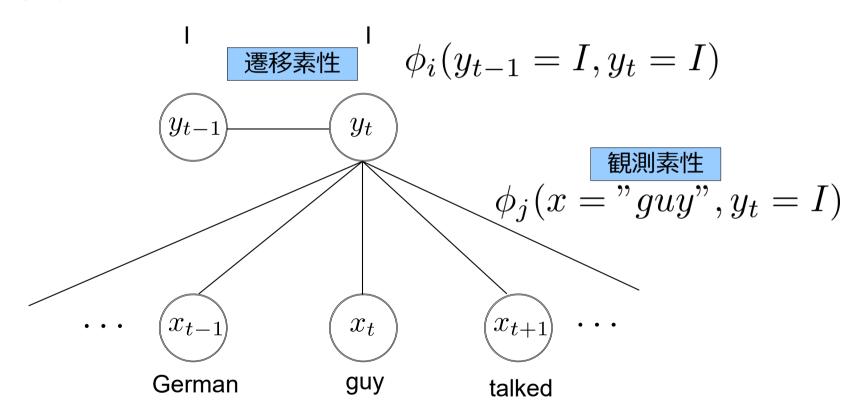
入力系列で入力される各要素出力名詞助詞名詞動詞接尾辞接頭辞名詞

• 固有表現抽出(例:人を指す表現の抽出)

入力 Suddenly, the tall German guy talked to me 出力 O B I I I O O B

B: beginI: insideO: outside

- 対数線型モデルによる系列ラベリング
  - 素性関数の導入



• 対数線型モデル

$$P(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x}) = \frac{1}{Z_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{w}}} exp(\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}))$$

#### • 出力の決定

$$y^* = \arg \max_{\mathbf{y}} P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$$

$$= \arg \max_{\mathbf{y}} \frac{1}{Z_{\mathbf{x},\mathbf{w}}} exp(\mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}, \mathbf{y}))$$

$$= \arg \max_{\mathbf{y}} \mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$$

$$= \arg \max_{\mathbf{y}} \mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$$

#### 識別モデル

あるクラスの事後確率 が上がれば、他のクラス は下がる

• 素性関数の制限

$$\mathbf{y}^* = \underset{\mathbf{y}}{\operatorname{arg max}} \sum_{t} \mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}, y_t, y_{t-1})$$

- ビタビアルゴリズムによって探索が可能

#### Algorithm 12.1 ビタビアルゴリズム

for all  $y_t$  do

for t = 2 to |x| do

$$\alpha(t, y_t) = \max_{y_{t-1}} \{ \boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, y_t, y_{t-1}) + \alpha(t - 1, y_{t-1}) \}$$

$$B(t, y_t) = \arg\max_{y_{t-1}} \{ \boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, y_t, y_{t-1}) + \alpha(t - 1, y_{t-1}) \}$$

end for

end for

 $y^* = \alpha$ の最大値に対応する B を逆に辿る

CRF++: CRF のツールキット

毎年 M1 名詞 - 副詞可能 B-DATE

12月 T5-1 名詞 - 副詞可能 I-DATE

中旬 M1 名詞 - 副詞可能 I-DATE

に S9 助詞 - 格助詞 - 一般 O

スピード M10 名詞 - 一般 O

スケート M10 名詞 - 一般 O

の S9 助詞 - 連体化 O

浅間 M1 名詞 - 固有名詞 - 地域 - 一般 B-LOCATION

選抜 M1 名詞 - サ変接続 O

大会 M1 名詞 - 一般 O

が S9 助詞 - 格助詞 - 一般 O

開か T1-9 動詞 - 自立 O

れる M9 動詞 - 接尾 O



X[-2.0]: 現在の単語から 見て2単語前の第0列 # Unigram U00:%x[-2,0]の値

U04:%x[2,0]U05:%x[-1,0]/%x[0,0]U06:%x[0,0]/%x[1,0]

U10:%x[-2,1] U11:%x[-1,1] U12:%x[0,1] U13:%x[1,1] U14:%x[2,1]

U01:%x[-1,0]

U02:%x[0,0] U03:%x[1,0]

テンプレート

学習データ



crf learn コマンド

- -a 正則化法
- -c 正則化項の重み
- f 語彙のカットオフ

モデル

• CRF++: CRF のツールキット

日本 M1 名詞 - 固有名詞 - 地域 - 国 B-LOCATION で S9 助動詞 O

ラジオ M10 名詞 - 一般 O

放送 M1 名詞 - サ変接続 O

が S9 助詞 - 格助詞 - 一般 O

開始 M1 名詞 - サ変接続 O

され M9 動詞 - 自立 O

た S9 助動詞 O

の S9 助詞 - 連体化 O

は S9 助詞 - 係助詞 O



モデル

評価データ



crf\_test コマンド
-n N-best 出力

タグ付きデータ

- 例題
  - PC 操作系列による熟練度の判定
    - k: キーボード、g: マウス、e: エラー
    - 初心者の入力系列例

kekgkekggkkkegeekeege

- 熟練者の入力系列例

k k e k g k k k e k g k g g e g k g

- 判定したい入力系列

k g e k g e k g e k e e k e g e k

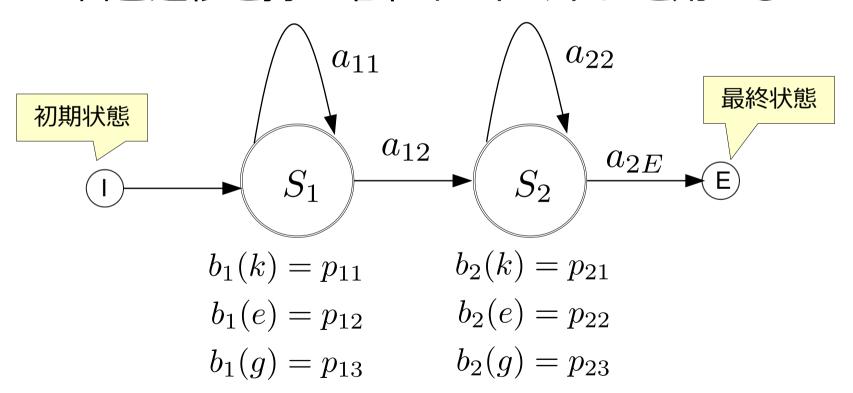
- 生成モデルによるアプローチ
  - 系列識別問題ではクラスの事前確率が得られること が多い

$$y^* = rg \max_{y} P(y|x)$$
 $= rg \max_{y} \frac{P(x,y)}{P(x)}$ 
 $= rg \max_{y} \frac{P(x|y)P(y)}{P(x)}$ 
 $= rg \max_{y} P(x|y)P(y)$ 
 $y$ 
尤度

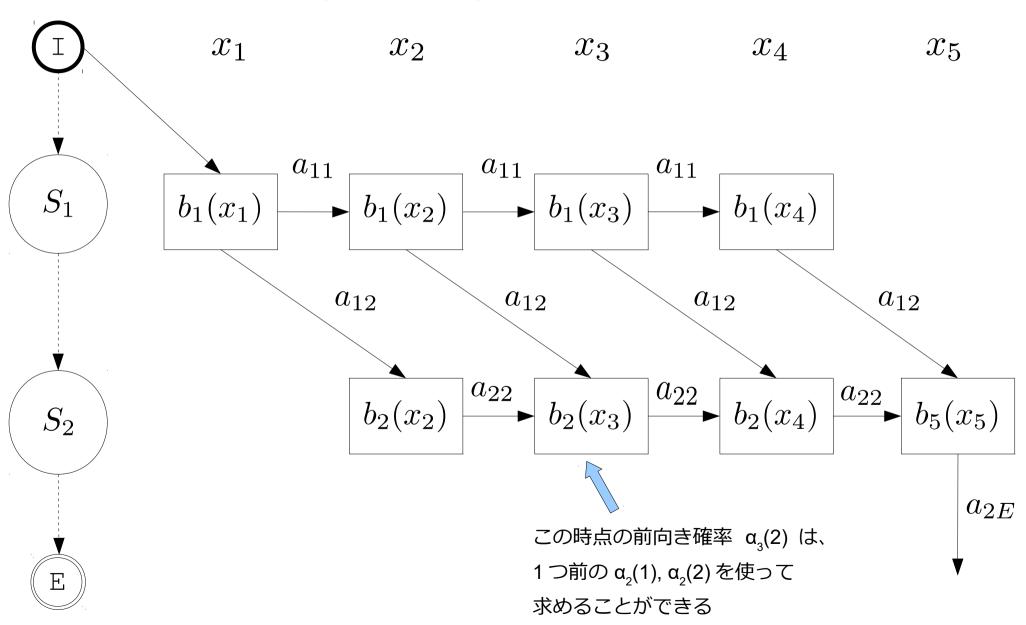
#### 生成モデル

尤度は、あるクラスの確率 モデルを、他のクラスとは 無関係に求めている

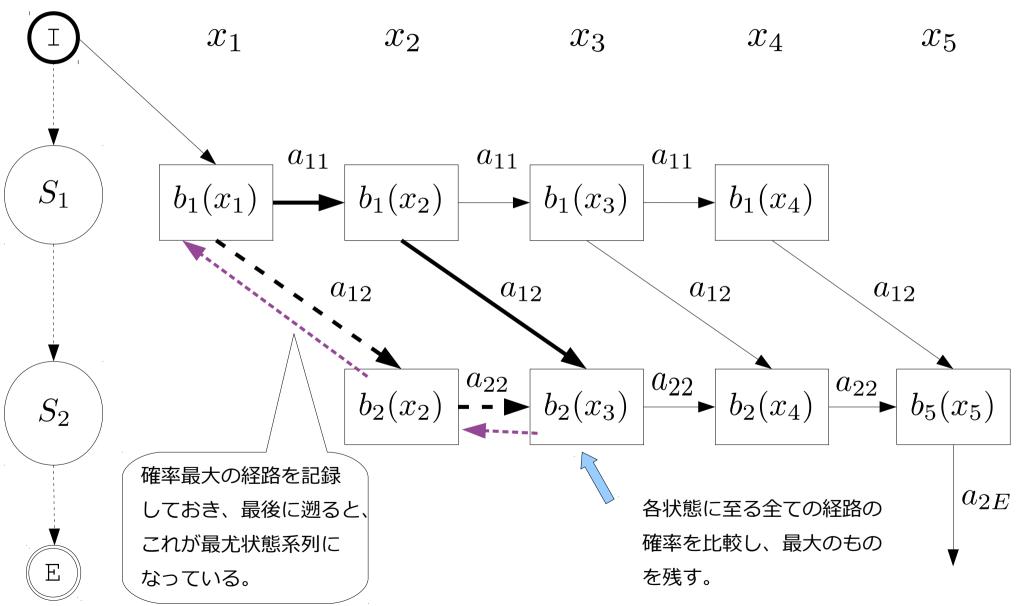
- 不定長入力に対する尤度計算法
  - 自己遷移を持つ確率オートマトンを用いる



前向きアルゴリズム(正確な計算)



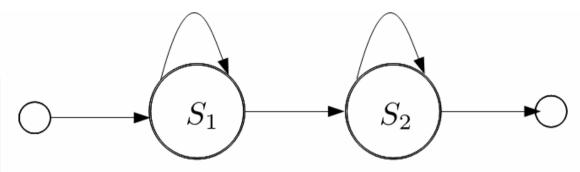
ビタビアルゴリズムを用いた探索



HMM の学習: EM アルゴリズム

#### Eステップ

現在の HMM のパラ メータで. 隠れ変数の すべての取りえる値に ついて*p*(**x**) を計算



確率計算 
$$p(\mathbf{x}) = b_1(k)a_{11}b_1(e)a_{11}\dots b_1(k)a_{12}b_2(g)a_{22}\dots b_2(e)$$

繰り返す

隠れ変数

学習データ**X**: kekgkekggkgkkegeekeege

#### M ステップ

隠れ変数のすべて の取りえる値につい て、HMM のパラメー タを最尤推定し、 $p(\mathbf{x})$ を重みとして足し合わ せる

状態 S₁ からの出力と仮定

状態Sっからの出力と仮定

$$b_1(k) = 5/10$$

$$b_2(k) = 3/13$$

$$b_1(e) = 2/10$$

$$b_1(e) = 2/10$$
 最尤推定  $b_2(e) = 7/13$ 

$$b_1(g) = 3/10$$

$$b_2(g) = 3/13$$