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)形態素解析処理、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) 動画像のラベル付け、単語音声認識
 - 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、識別によるラベリングを行う問題
 - 入力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

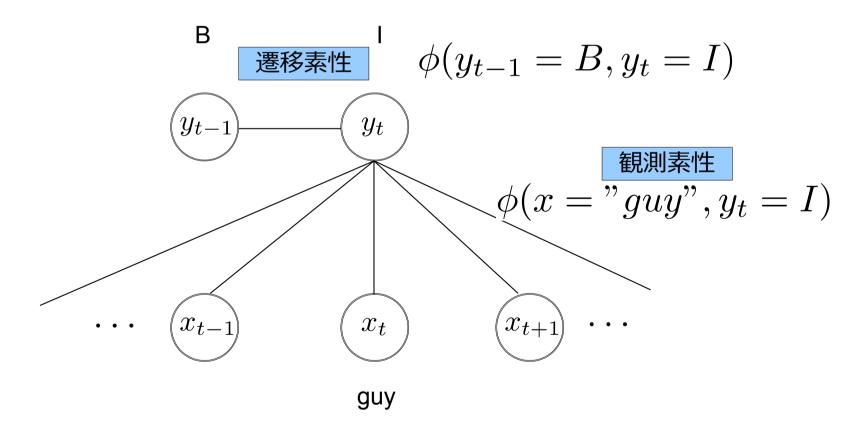
• 固有表現抽出(人を指す表現の抽出例)

入力 Suddenly, the tall German guy talked to me

出力 O B 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

$$y^* = \underset{\boldsymbol{y}}{\operatorname{arg max}} P(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x})$$

$$= \underset{\boldsymbol{y}}{\operatorname{arg max}} \frac{1}{Z_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{w}}} exp(\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}))$$

$$= \underset{\boldsymbol{y}}{\operatorname{arg max}} \boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$$

• 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
$$t = 2 to |x| do$$

for all y_t 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

- 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

$$y^* = \underset{y}{\operatorname{arg max}} P(y|\mathbf{x})$$

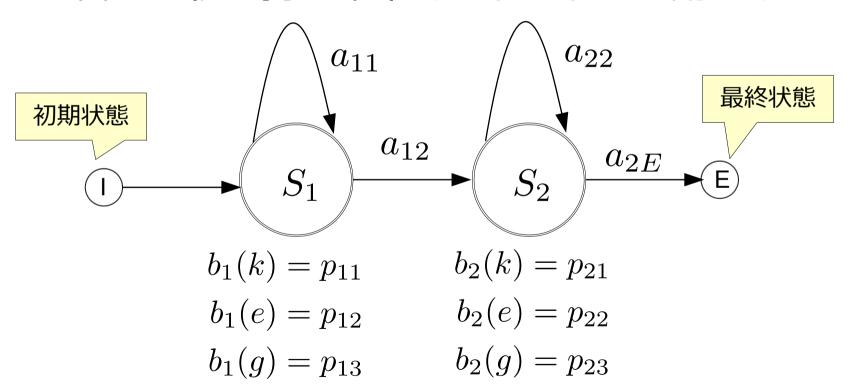
$$= \underset{y}{\operatorname{arg max}} \frac{P(\mathbf{x}, y)}{P(\mathbf{x})}$$

$$= \underset{y}{\operatorname{arg max}} \frac{P(\mathbf{x}|y)P(y)}{P(\mathbf{x})}$$

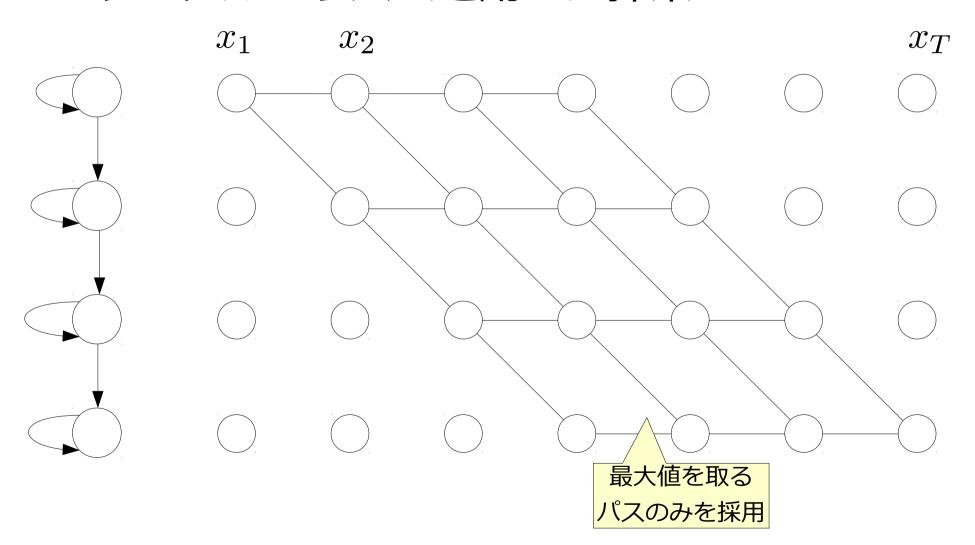
$$= \underset{y}{\operatorname{arg max}} P(\mathbf{x}|y)P(y)$$

$$= \underset{y}{\operatorname{tr}}$$
 $\frac{\operatorname{tr}}{\operatorname{tr}}$

- 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



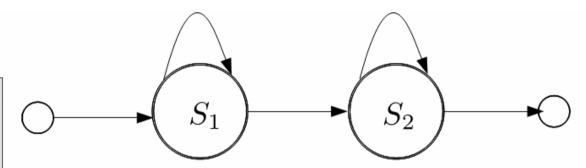
ビタビアルゴリズムを用いた探索



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 $b_2(e) = 7/13$

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

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