言語処理における識別モデルの発展
- HMMからCRFまで -

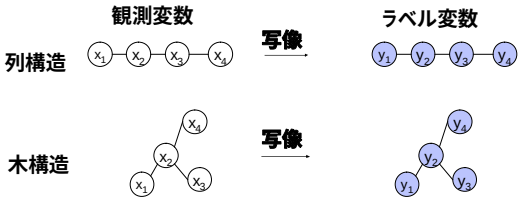
坪井祐太, 鹿島久嗣 (IBM 東京基礎研究所)
工藤 拓 (Google)

チュートリアルの流れ

- 構造のラベル付け問題とは (鹿島)
- 2つのアプローチとその比較
  - 生成モデル: 隠れマルコフモデル (鹿島)
  - 識別モデル: 条件付確率場 (坪井)
- そのほかの識別モデル (坪井)
- 計算機実験による性能比較 (工藤)
- 利用可能なツール (工藤)

構造ラベル付与問題とは？

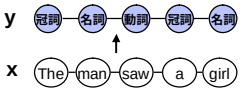
- 観測された構造データ x に対応するラベル y への写像をおこなう問題



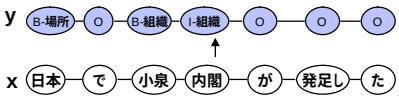
  - 自然言語処理、バイオインフォマティックスにおいて、数多くみられる

構造ラベル付与問題の例 (列構造)

- 品詞タグ付与タスク
  - 単語列に対して品詞ラベル (動詞、名詞…) を付与するタスク

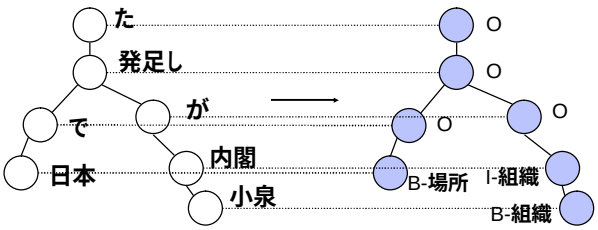


- 固有表現抽出タスク
  - 人名・組織名等の固有表現をテキスト中から抽出するタスク
  - 単語列に対して固有表現の「始まり (B-XXX)」と「続く (I-XXX)」、「それ以外 (O)」を示すラベルを付与



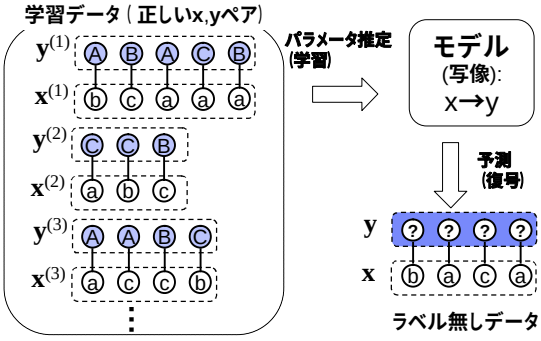
構造ラベル付与問題の例 (木構造)

- 係り受け木に対する固有表現抽出タスク
  - 係り受け解析によって生成された、単語間の関係を表す係り受け木に対して、ラベルを付与
  - 主語と述語の関係など言語構造を考慮



教師付き学習によるアプローチ

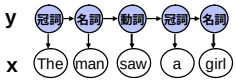
- 過去に正しいラベル付けを行ったデータをもとにモデルを学習



教師つき学習による構造ラベル付与学習モデルへのアプローチ

- **生成モデルに基づく手法**
  - 隠れマルコフモデル
- **識別モデルに基づく手法**
  - 条件付確率場

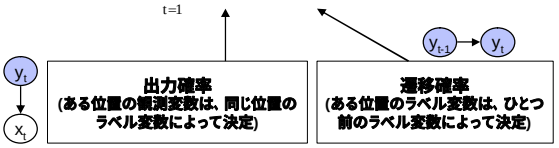
生成モデルによる構造ラベル付与学習 隠れマルコフモデル(HMM)



- **xとyの同時分布に基づくモデル**
- **同時分布を出力確率と遷移確率に分解してモデル化**

$$P(\mathbf{x},\mathbf{y}) = P(\mathbf{x}\,|\,\mathbf{y})\,P(\mathbf{y})$$

$$= \prod_{t=1}^{T} P(x_t|y_t)P(y_t\,|\,y_{t-1}) \qquad (\text{Tは構造x, yのサイズ})$$



HMMでのラベル列の予測 (復号問題)

全部で$|\Sigma_y|^T$個の候補

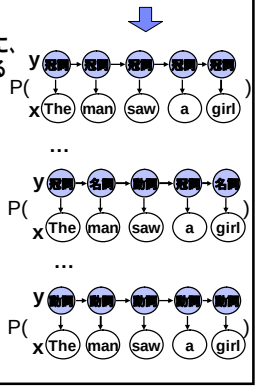
- **予測 (復号)：観測xが与えられたときに、確率が最大になるラベル列yを見つける**

$$\mathbf{y} = \underset{\mathbf{y}\in\Sigma_y^T}{\operatorname{argmax}}\, P(\mathbf{y}\,|\,\mathbf{x}) = \underset{\mathbf{y}\in\Sigma_y^T}{\operatorname{argmax}}\, P(\mathbf{x},\mathbf{y})$$

$$= \underset{\mathbf{y}\in\Sigma_y^T}{\operatorname{argmax}} \prod_{t=1}^{T} P(x_t|y_t)P(y_t\,|\,y_{t-1})$$

- **しかし、ありうるラベル列全て($|\Sigma_y|^T$個)の列挙は不可能⇒ 計算の工夫が必要**

(Σ_yは、ラベル変数の取りうる値の集合)



Viterbi 復号法による最適ラベル列の求め方 (1／3)

- **テーブル$\delta_t(y_t)$を使い、最適なラベル列を再帰的に計算**
  - $\delta_t(y_t)$：位置 t でラベルy_t をとる、t までのラベル列の確率の最大値

$$\delta_t(y_t) = \max_{y_1,\ldots,y_{t-1}\in\Sigma^{t-1}} \prod_{\tau=1}^{t-1} P(y_\tau\,|\,y_{\tau-1})P(x_\tau\,|\,y_\tau) \qquad \delta_1(y_1) = P(x_1\,|\,y_1)$$

$$= \max_{y_{t-1}\in\Sigma_y} \delta_{t-1}(y_{t-1})P(y_t\,|\,y_{t-1})P(x_t\,|\,y_t)$$

x：観測変数

英語品詞タグ付けタスクでのδ

y：ラベル変数 ＼ x	the	man	saw	…
冠詞	$P(\text{the}\,|\,\text{冠詞})$	$\max_{y_1\in\Sigma_y}\delta_1(y_1)$ $\times P(\text{冠詞}\,|\,y_1)\,P(\text{man}\,|\,\text{冠詞})$	$\max_{y_2\in\Sigma_y}\delta_2(y_2)$ $\times P(\text{冠詞}\,|\,y_2)\,P(\text{man}\,|\,\text{冠詞})$	…
名詞	$P(\text{the}\,|\,\text{名詞})$	$\max_{y_1\in\Sigma_y}\delta_1(y_1)$ $\times P(\text{名詞}\,|\,y_1)\,P(\text{man}\,|\,\text{名詞})$	$\max_{y_2\in\Sigma_y}\delta_2(y_2)$ $\times P(\text{名詞}\,|\,y_2)\,P(\text{man}\,|\,\text{名詞})$	…
動詞	$P(\text{the}\,|\,\text{動詞})$	$\max_{y_1\in\Sigma_y}\delta_1(y_1)$ $\times P(\text{動詞}\,|\,y_1)\,P(\text{man}\,|\,\text{動詞})$	$\max_{y_2\in\Sigma_y}\delta_2(y_2)$ $\times P(\text{動詞}\,|\,y_2)\,P(\text{man}\,|\,\text{動詞})$	…

Viterbi 復号法による最適ラベル列の求め方 (2／3)

- **具体例：δ_tを最大にするy_{t-1}からy_tへの遷移 (矢印) が決まった時のδテーブル**

y ＼ x	the	man	saw	…
冠詞	$P(\text{the}\,|\,\text{冠詞})$	$P(\text{the}\,|\,\text{動詞})$ $\times P(\text{冠詞}\,|\,\text{動詞})\,P(\text{man}\,|\,\text{冠詞})$	$P(\text{the}\,|\,\text{名詞})$ $\times P(\text{動詞}\,|\,\text{名詞})\,P(\text{man}\,|\,\text{動詞})$ $\times P(\text{冠詞}\,|\,\text{動詞})\,P(\text{saw}\,|\,\text{冠詞})$	…
名詞	$P(\text{the}\,|\,\text{名詞})$	$P(\text{the}\,|\,\text{冠詞})$ $\times P(\text{名詞}\,|\,\text{冠詞})\,P(\text{man}\,|\,\text{名詞})$	$P(\text{the}\,|\,\text{名詞})$ $\times P(\text{動詞}\,|\,\text{名詞})\,P(\text{man}\,|\,\text{動詞})$ $\times P(\text{名詞}\,|\,\text{動詞})\,P(\text{saw}\,|\,\text{名詞})$	…
動詞	$P(\text{the}\,|\,\text{動詞})$	$P(\text{the}\,|\,\text{名詞})$ $\times P(\text{動詞}\,|\,\text{名詞})\,P(\text{man}\,|\,\text{動詞})$	$P(\text{the}\,|\,\text{冠詞})$ $\times P(\text{名詞}\,|\,\text{冠詞})\,P(\text{man}\,|\,\text{名詞})$ $\times P(\text{動詞}\,|\,\text{名詞})\,P(\text{saw}\,|\,\text{動詞})$	…

Viterbi 復号法による最適ラベル列の求め方 (3／3)

- **δテーブルを用いて最大確率がもとまったとする ⇒ 本当に欲しいのは最大確率を実現するラベル列**
- $\delta_t(y) = \max_{y_{t-1}\in\Sigma_y} \delta_{t-1}(y_{t-1})P(y_t\,|\,y_{t-1})P(x_t\,|\,y_t)$ **を求めたときに、max を実現するラベル y_{t-1} を記憶するテーブルπ も同時に計算しておく**

$$\pi_t(y_t) = \underset{y_{t-1}\in\Sigma_y}{\operatorname{argmax}}\, \delta_{t-1}(y_{t-1})P(y_t\,|\,y_{t-1})P(x_t\,|\,y_t)$$

- **$\delta_T(y_T)$が最大になる$\pi_T(y_T)$ からバックトラックすることで、確率が最大になるラベル列を得ることができる。**

y ＼ x	the	man	saw	…
冠詞		π_2(冠詞)=動詞	π_3(冠詞)=動詞	…
名詞		π_2(名詞)=冠詞	π_3(名詞)=動詞	…
動詞		π_2(動詞)=名詞	π_3(動詞)=名詞	…

隠れマルコフモデルのパラメータ推定（学習）

- 推定するべきパラメータθ
  - 出力確率 $P(x_t|y_t)$
  - 遷移確率 $P(y_t|y_{t-1})$
- 最尤推定：学習データをもっとも再現するパラメータを求める

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \prod_i \mathrm{P}_\theta(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{y}^{(i)}) \qquad (i\text{は学習データの索引})$$

$$= \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \prod_i \prod_t^{T^{(i)}} \mathrm{P}_\theta(x_t^{(i)} \mid y_t^{(i)}) \, \mathrm{P}_\theta(y_t^{(i)} \mid y_{t-1}^{(i)})$$

- 最尤パラメータは学習データ内での出力および遷移の頻度のカウントで計算可能
  - AのあとにAが2回、Bが3回出現していたら、P(A|A)=2/5、P(B|A)=3/5

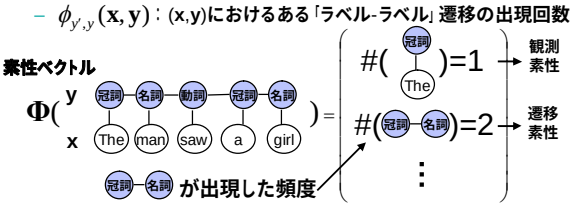
隠れマルコフモデル(HMM)の素性ベクトル表現（1／2）

- HMMは、パラメータベクトルと素性ベクトルの内積の形でかける

$$\log \mathrm{P}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \rangle$$

$$= \sum_{x \in \Sigma_x} \sum_{y \in \Sigma_y} \phi_{x,y}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \log \mathrm{P}(x|y) + \sum_{y' \in \Sigma_y} \sum_{y \in \Sigma_y} \phi_{y',y}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \log \mathrm{P}(y'|y)$$

- $\phi_{x,y}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$：(x,y)におけるある「ラベル-観測」出力の出現回数
- $\phi_{y',y}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$：(x,y)におけるある「ラベル-ラベル」遷移の出現回数



隠れマルコフモデル(HMM)の素性ベクトル表現

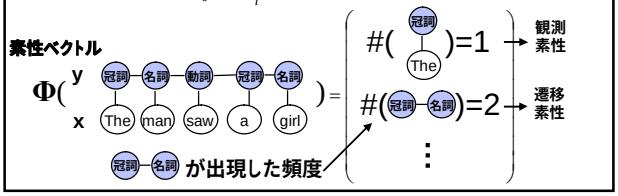
$$\log \mathrm{P}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \rangle$$

- 予測：パラメータベクトルとの内積が最も大きい素性ベクトルを求める

$$\mathbf{y}^{predict} = \underset{\mathbf{y} \in \Sigma_y^T}{\operatorname{argmax}} \langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \rangle$$

- 学習：素性ベクトルとの内積が最も大きいパラメータベクトルを求める

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \prod_i \langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{y}^{(i)}) \rangle$$



隠れマルコフモデルの問題点

- 同時分布を推定しようとしている
- 素性の独立性を仮定している

隠れマルコフモデルの2つの問題点：(1) 同時分布の推定

- HMMは、同時分布 $\mathrm{P}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ の最尤推定をすることで、間接的に予測問題を解いている
  - 最尤推定 $\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \prod_i \mathrm{P}_\theta(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{y}^{(i)})$
  - 予測 $\mathbf{y}^{predict} = \underset{\mathbf{y} \in \Sigma_y}{\operatorname{argmax}} \mathrm{P}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$
- ホントは、条件付分布 $\mathrm{P}(\mathbf{y} \mid \mathbf{x})$ がわかれば予測はできるはず
  - あるべき最尤推定？

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \prod_i \mathrm{P}_\theta(\mathbf{y}^{(i)} \mid \mathbf{x}^{(i)})$$

隠れマルコフモデルの2つの問題点：(2) 素性の独立性

- 隠れマルコフモデルが仮定している確率的な制約

$$\sum_{y_t \in \Sigma_y} \mathrm{P}(y_t \mid y_{t-1}) = 1 \qquad \sum_{x_t \in \Sigma_x} \mathrm{P}(x_t \mid y_t) = 1$$

の意味するところ ＝ 素性の独立性

  - ある $y_t \in \Sigma_y$ と $y'_t \in \Sigma_y$ が同時に起こることはない

⇒ 独立でない素性をうまく扱えない

- 一方、自然言語処理では単語それ自身以外に、単語の部分文字列等が素性に使われることが多い
  - 品詞タグ付け
    - P(beautiful|形容詞)
    - P(fulで終わる単語|形容詞)
    - P(beで始まる単語|形容詞)

隠れマルコフモデル から 条件付確率場へ

- 同時分布を推定しようとしている
- 素性の独立性を仮定している

を解決するのが、条件付確率場 (CRF)

識別モデル

- xからyを直接推定するモデル
- 識別モデルの利点
  - 直接分類問題を解くことが出来る
  - 素性間の重なりを考慮して重みを学習
- 多クラスのロジスティック回帰モデル (最大エントロピーモデル)
  - 確率分布 (条件付分布) の形をした識別モデル

0以上になるように

(x, y)ペアのスコア

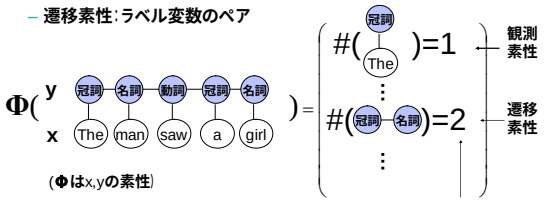
足して1になるように全てのyの和で割る

$$P(y \mid \mathbf{x}) = \frac{\exp(\langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, y) \rangle)}{\sum_{\tilde{y} \in \mathbf{Y}} \exp(\langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \tilde{y}) \rangle)}$$

(Φはx,yの素性、Θは素性に対する重み, <a,b>は内積)

識別モデルによる構造ラベル付与学習:
条件付確率場 (Conditional Random Fields: CRF)

- ロジスティック回帰モデルを基に、ローカルな変数間の関係を素性(遷移素性)で表現したモデル
- 素性ベクトルの各要素は、素性が構造中に出現した頻度
  - 観測素性:観測変数とラベル変数のペア
  - 遷移素性:ラベル変数のペア



(Φはx,yの素性)

HMMでは…

$$\log P(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \rangle$$

識別モデルによる構造ラベル付与学習:
条件付確率場 (Conditional Random Fields: CRF)

- ロジスティック回帰モデルを基に、ローカルな変数間の関係を素性(遷移素性)で表現したモデル

$$P(\mathbf{y} \mid \mathbf{x}) = \frac{\exp(\langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \rangle)}{\sum_{\tilde{\mathbf{y}}} \exp(\langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \tilde{\mathbf{y}}) \rangle)}$$

列全体のスコア

$$= \frac{\exp\left(\sum_{t=1}^{T} \langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}_t^{t+1}) \rangle\right)}{\sum_{\tilde{\mathbf{y}}} \exp\left(\sum_{\tau=1}^{T} \langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \tilde{\mathbf{y}}_\tau^{\tau+1}) \rangle\right)}, \quad \mathbf{y}_t^{t+1} = (y_t, y_{t+1})$$

ある点tのスコア

(Φはx,yの素性、θは素性に対する重み)

条件付確率場の予測 (復号問題)

- 隠れマルコフモデルと同じくViterbi法で行う $(\mathbf{y}_t^{t+1} = (y_t, y_{t+1}))$

$$\arg\max_{\mathbf{y}} \log P(\mathbf{y} \mid \mathbf{x}) = \arg\max_{\mathbf{y}} \log \frac{\exp\left(\sum_{t=1}^{T} \langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}_t^{t+1}) \rangle\right)}{\sum_{\tilde{\mathbf{y}}} \exp\left(\sum_{\tau=1}^{T} \langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \tilde{\mathbf{y}}_\tau^{\tau+1}) \rangle\right)}$$

yに依らないので省略

$$= \arg\max_{\mathbf{y}} \sum_{t=1}^{T} \langle \Theta, \Phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}_t^{t+1}) \rangle$$

logでexpが消える

$\Rightarrow \sum_{\tau=1}^{T} \langle \theta, \phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}_\tau^{\tau+1}) \rangle$ が最大になるyを求めればよい

$\Rightarrow$ スコア最大 (コスト最小化)法

条件付確率場のパラメータ推定 (学習) の概要

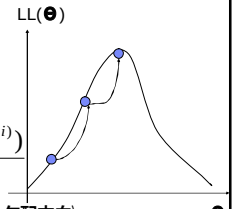
- 山登り法による最尤推定 (関数の最大値探索問題)
  1. 現在のパラメータの対数尤度(LL)の計算

$$LL(\Theta) = \sum_{i \in \text{training data}} \log P_\Theta(\mathbf{y}^{(i)} \mid \mathbf{x}^{(i)})$$

  2. 偏微分(勾配)の計算 (0なら終了)

$$\frac{LL(\Theta)}{\partial \Theta} = \sum_{i \in \text{training data}} \frac{\log P_\Theta(\mathbf{y}^{(i)} \mid \mathbf{x}^{(i)})}{\partial \Theta}$$

  3. 勾配方向へパラメータの更新 (たとえば、最大勾配方向) して、1に戻る



CRFでの計算の特徴:
ステップ1,2で動的計画法で効率的に計算する必要がある

条件付確率場の最適化法の速度比較 (Sha et al, 2003)

- タスク：NP Chunking (82万素性を使用)
- 各手法によるCRFの収束時間の比較
  - Preconditioned conjugate-gradient (Precond. CG)
  - Mixed conjugate-gradient (Mixed CG)
  - Conjugate-gradient (Plain CG)
  - Limited-memory quasi-Newton (L-BFGS)
  - Generalized iterative scaling (GIS)
- 一般的な最適化手法が速い

training method	time	F score	$\mathcal{L}'_\lambda$
Precond. CG	130	94.19%	-2968
Mixed CG	540	94.20%	-2990
Plain CG	648	94.04%	-2967
L-BFGS	84	94.19%	-2948
GIS	3700	93.55%	-5668

対数尤度

収束が速いため、良く使用される

条件付確率場のパラメータ推定 (対数尤度の計算1)

- 対数尤度の計算

$$\sum_{i\in\text{training data}} \log P(\mathbf{y}^{(i)} \mid \mathbf{x}^{(i)}) = \sum_i \log \frac{\exp(\langle \boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{y}^{(i)}) \rangle)}{\sum_{\mathbf{y}\in\mathbf{Y}} \exp(\langle \boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, \tilde{\mathbf{y}}) \rangle)}$$

$$= \sum_i \left(\left\langle \boldsymbol{\Theta}, \sum_t^T \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{y}_t^{t+1(i)}) \right\rangle - \log \sum_{\tilde{\mathbf{y}}\in\mathbf{Y}} \exp\left(\left\langle \boldsymbol{\Theta}, \sum_\tau^T \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, \tilde{\mathbf{y}}_\tau^{\tau+1}) \right\rangle \right) \right)$$

Θでの$(x^{(i)},y^{(i)})$のスコア

Z: Θでのあらゆるyでのスコア合計
→動的計画法で効率的に計算

条件付確率場のパラメータ推定 (対数尤度の計算2)

- 再帰式 (Forward アルゴリズム)

$$\alpha_t(y) = \sum_{y'\in Y} \left(\alpha_{t-1}(y') \cdot \exp(\langle \boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, y', y) \rangle) \right)$$

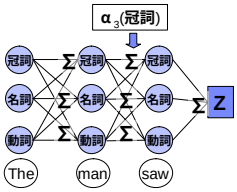
|Y|×|T|の2次元配列に記憶

= 位置tがラベルyになるy_1^tまでの全てのパスのスコアの合計

$$Z = \sum_{\tilde{\mathbf{y}}\in\mathbf{Y}} \exp\left(\sum_\tau^T \left\langle \boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, \tilde{\mathbf{y}}_\tau^{\tau+1}) \right\rangle \right)$$

$$= \sum_{y\in Y} \alpha_T(y)$$

Viterbi復号法 →max
Forward アルゴリズム →sum



条件付確率場のパラメータ推定 (偏微分の計算1)

- 尤度最大化の方向の計算

$$\sum_{i\in\text{training data}} \frac{\log P_{\boldsymbol{\Theta}}(\mathbf{y}^{(i)} \mid \mathbf{x}^{(i)})}{\partial \boldsymbol{\Theta}} = \sum_i \left(\boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{y}^{(i)}) - \sum_{\tilde{\mathbf{y}}\in\mathbf{Y}} P(\tilde{\mathbf{y}} \mid \mathbf{x}^{(i)}) \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, \tilde{\mathbf{y}}) \right)$$

素性の出現頻度

モデルでの素性期待出現頻度

$$= \sum_i \sum_t^T \left(\boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{y}_t^{t+1(i)}) - \sum_{y',y''\in Y} \sum_{\tilde{\mathbf{y}}: \tilde{y}_t = y', \tilde{y}_{t+1} = y''} P(\tilde{\mathbf{y}} \mid \mathbf{x}^{(i)}) \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, \tilde{\mathbf{y}}_t^{t+1}) \right)$$

位置tごとの計算

位置tのラベルがy'、t+1のラベルがy''の周辺期待値
→動的計画法で効率的に計算

条件付確率場のパラメータ推定 (偏微分の計算2)

- 再帰式(Forward-Backwardアルゴリズム)

$$\alpha_t(y) = \sum_{y'\in Y} \left(\alpha_{t-1}(y') \cdot \exp(\langle \boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, y', y) \rangle) \right)$$

「対数尤度の計算2」で出て来ました。

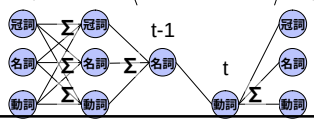
$$\beta_t(y) = \sum_{y'\in Y} \left(\exp(\langle \boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, y, y') \rangle) \cdot \beta_{t+1}(y') \right)$$

= 位置tがラベルyになるy_t^Tまでの全てのパスのスコアの合計

周辺期待値 $= \sum_{y',y''\in Y} \sum_{\tilde{\mathbf{y}}: \tilde{y}_t = y', \tilde{y}_{t+1} = y''} P(\tilde{\mathbf{y}} \mid \mathbf{x}^{(i)}) \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, \tilde{\mathbf{y}}_t^{t+1})$

$$= \alpha_{t-1}(y') \cdot \exp(\langle \boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}^{(i)}, y', y'') \rangle) \cdot \beta_t(y'')$$

y'=名詞
y''=動詞



条件付確率場のパラメータ推定のまとめ

- 山登り法による最尤推定
  - 一般的な数値計算手法が利用可能
- 動的計画法で効率的に尤度と偏微分の計算
  - 尤度計算
    - Forwardアルゴリズム
  - 尤度の偏微分計算
    - Forward- Backwardアルゴリズム

まとめ：隠れマルコフモデル(HMM)と条件付確率場(CRF)

	隠れマルコフモデル	条件付確率場
確率モデル	P(Y, X)	P(Y|X)
定式化	生成モデル	識別モデル
学習	P(Y,X)の最尤推定 計算は容易で高速	P(Y|X)の最尤推定 計算に工夫が必要
構造	列構造、木構造、DAG	列構造、木構造、DAG
柔軟な素性設計	困難 (独立性を仮定)	可能
予測モデル	Viterbi復号法	Viterbi復号法
言語モデルとしての使用	可能	不可能

その他の識別モデル：分類手法に基づくアプローチ

- CRFのパラメタ推定の別アプローチ
  - 分類手法 (パーセプトロン, SVM, …) にもとづいたアプローチ
- 構造学習として何がうれしいか？→ 通常のアプローチでは解けない問題に適用できる

そのほかの識別モデル：隠れマルコフパーセプトロン

- CRFの推定は、訓練データの $y^{(i)}$ が出力される確率を「最大にする」ように学習される

$$\hat{\theta} = \arg\max_{\theta} \prod_{i \in \text{trainingdata}} P_\theta(y^{(i)} \mid \mathbf{x}^{(i)})$$

- 別の考え方：訓練データの $y^{(i)}$ が出力される確率が、「ほかの $\tilde{y}^{(i)} \neq y^{(i)}$ の出力確率よりも大きければよい」

$$\log P_\theta(y^{(i)} \mid \mathbf{x}^{(i)}) > \log P_\theta(\tilde{y}^{(i)} \mid \mathbf{x}^{(i)})$$

$$\Leftrightarrow \left\langle \theta, \Phi(\mathbf{x}^{(i)}, y^{(i)}) \right\rangle - \left\langle \theta, \Phi(\mathbf{x}^{(i)}, \tilde{y}^{(i)}) \right\rangle > 0$$

隠れマルコフパーセプトロンのアルゴリズム

1. i 番目の訓練データに対して予測してみる

$$\mathbf{y}^{(i)}_{predict} = \arg\max_{\mathbf{y}} P(\mathbf{y} \mid \mathbf{x}^{(i)})$$

2. 当たっていれば ($\mathbf{y}^{(i)}_{predict} \neq \mathbf{y}^{(i)}$) 何もしない
3. 外れていたら、パラメータを修正

$$\theta^{new} \leftarrow \theta^{old} + \eta\left(\Phi(\mathbf{x}^{(i)}, y^{(i)}) - \Phi(\mathbf{x}^{(i)}, \tilde{y}^{(i)})\right)$$

4. 1.に戻って繰り返す

最尤推定と隠れマルコフパーセプトロンの違いは、argmax操作のみで実現できるところ

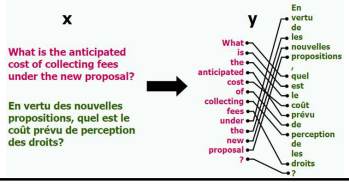
- 隠れマルコフパーセプトロンは訓練と予測が両方argmax操作

	CRF	隠れマルコフパーセプトロン
訓練	sum	argmax
予測	argmax	argmax

- 通常、argmaxも Σ Π も動的計画法で実現できるのであまり変わりはない…しかし…

隠れマルコフパーセプトロンは、最尤推定では解けない問題が解ける？

- 問題によっては、argmax操作は、動的計画法以外の多項式時間アルゴリズムで実現できる
- 動的計画法で多項式時間で解けない問題は、最尤推定では解けない
  - たとえば、異なる言語の文章間での単語のマッチング
    - argmax操作が線形計画法 (多項式時間) で解ける

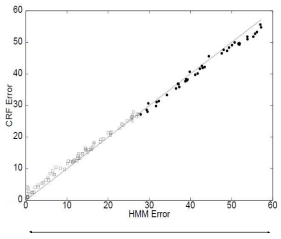


(Taskar, 2005)

実験

- 人工データ
- 英語の品詞タグ付け
- 日本語形態素解析

人工データによる HMM と CRF の比較 (Lafferty 01)



α 小　　α 大

□: α < ½　● α > 1/2

- Second/first mixture HMMからランダムサンプリング
  - P(y|y',y'') = α P(y|y') + (1 – α) P(y|y',y'')
  - P(x|y,x') = α P(x|y) + (1 – α) P(y|y',x')
  - |Y| = 5, |X| = 26
- HMM, CRF 両方とも first order
- 結果
  - α 小: HMM wins
  - α 大: CRF wins
- 真のモデルから外れてくると CRF の識別性能が生きてくる

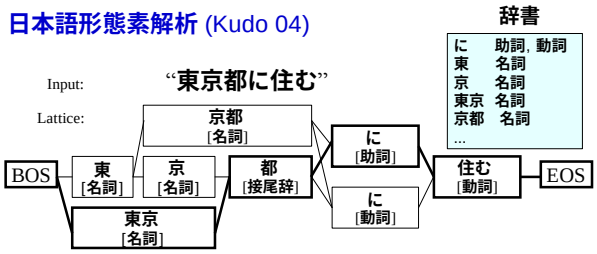
英語の品詞タグ付け (Lafferty 01)

model	*error*	*oov error*
HMM	5.69%	45.99%
MEMM	6.37%	54.61%
CRF	5.55%	48.05%
MEMM+	4.81%	26.99%
CRF+	4.27%	23.76%

+Using spelling features

- Penn treebank の 50%-50% split, first-order
- MEMM (最大エントロピー法を逐次適用するモデル)
- spelling feature
  - -ing, -ogy, -ed, -s, -ly, -ion, -tion, -ity, -ies

日本語形態素解析 (Kudo 04)



- 出力 y の長さが出力経路によって異なる問題
- 古くから HMM が使われてきた
- CRF も HMM と同じアナロジーで応用可能

形態素解析における HMM の問題点

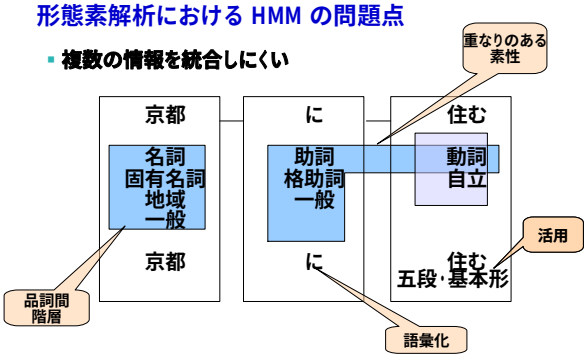
京都

名詞
固有名詞
地域
一般
京都

- 品詞 = 隠れクラスでいいの?
  - 品詞は階層構造を持つ
  - 何を隠れクラスにすればいいのか?
    - 名詞,動詞ぐらいの浅い階層→細かい違いを区別できない
    - 深い階層 (名詞-固有名詞-人名-姓) →データスパースネス
    - 助詞(は,が,を) は語彙そのものを品詞としたい (語彙化)
  - HMMの粒度の粗さと辞書定義の粒度の細かさのギャップ

形態素解析における HMM の問題点

- 複数の情報を統合しにくい



CRF は辞書定義が複雑な日本語形態素解析に適している

日本語形態素解析

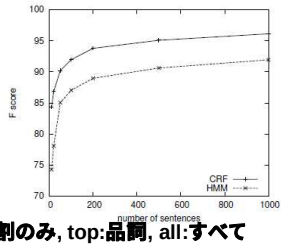
図 3: 実験結果: KC

system	$F_{\beta=1}$ (*seg* / *top* / *all*))
CRF	98.96 / 98.31 / 96.75
HMM	96.22 / 94.99 / 91.85
JUMAN	98.70 / 98.09 / 94.35

図 4: 実験結果: RWCP

system	$F_{\beta=1}$ (*seg* / *top* / *all*))
CRF	99.11 / 98.72 / 97.65
HMM	96.42 / 95.81 / 94.16
ChaSen	98.86 / 98.38 / 97.00

図 5: 学習データ量と精度の関係



- 二つのコーパス, seg:分割のみ, top:品詞, all:すべて
- CRF: 階層化品詞, 字種, 重なりのある複数の素性
- 複雑な辞書定義を CRF がうまくとらえている

CRF のツールキット

- **MALLET: A Machine Learning for Language Toolkit**
  - http://mallet.cs.umass.edu/index.php/Main Page
  - CRF の他に, 文書分類, クラスタリング, 情報抽出が可能
- **CRF Project Page**
  - http://crf.sourceforge.net/
  - API の提供がメインであり, 単体の実装よりは組み込み向け
- **FlexCRF**
  - http://www.jaist.ac.jp/hieuxuan/flexcrfs/flexcrfs.html
  - 1st-order の他に2nd-order (trigram) のCRFをサポート
  - 並列計算機を使って大量データの学習が可能

CRF のツールキット

- **CRF++**
  - http://chasen.org/~taku/software/CRF++/
  - コンパクトな設計, 導入が簡単
  - 素性の定義をテンプレートファイルとして定義
  - n-best 解, 周辺確率の計算
  - 高速
- **MeCab**
  - http://mecab.sourceforge.jp
  - CRF を採用した日本発の形態素解析エンジン
  - 任意のコーパスから学習可能
  - 素性の自由な設計
  - IPA 辞書以外に Juman, CSJ コーパスをサポート

CRF++ (日本語固有表現の例)

```
ノーベル カタカナ 名詞-固有名詞-人名-一般 B-ARTIFACT
文学 漢字 名詞-一般 I-ARTIFACT
賞 漢字 名詞-一般 I-ARTIFACT
授賞 漢字 名詞-サ変接続 O
式 漢字 名詞-一般 O
の ひらがな 助詞-連体化 O
大江 漢字 名詞-固有名詞-人名-姓 B-PERSON
健三郎 漢字 名詞-固有名詞-人名-名 I-PERSON
さん ひらがな 名詞-接尾-人名 O
、 記号 記号-読点 O
晩さん 漢字-ひらがな 名詞-一般 O
```

学習データ

```
U00:%x[-2,0]
U01:%x[-1,0]
U02:%x[0,0]
U03:%x[1,0]
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]]
```

素性テンプレート

- % crf_learn template train_corpus model
- % crf_test -m model < test_corpus