

Connectionist Temporal Classification: Labelling Unsegmented Sequence Data with Recurrent Neural Networks

Коннекционистская временная классификация

Руслан Ахтариев
НИУ ВШЭ

- Рукописные тексты
- Речь
- Большое количество шума
- Нет сегментации
- Пространство ответов сильно меньше пространства входных данных

Basics

$$LED(h, S') = \frac{1}{|S'|} \sum_{(x,z) \in S'} ED(h(x))$$

$ED(p, q)$ – **edit distance**

$x = (x_1, x_2, \dots, x_T)$ – **ВХОД**, $x_i \in \mathbb{R}$

$z = (z_1, z_2, \dots, z_U)$ – **ВЫХОД**, $z_i \in L$, $|L| < \infty$, $U \leq T$

y_k^t – вероятность класса k в момент $t \implies$

\implies распределение над последовательностями длины T из алфавита $L' = L \cup \{''\}$

$$p(\pi|x) = \prod_{t=1}^T y_{\pi_t}^t, \forall \pi \in L'^T$$

$$B(a - ab-) = B(-aa - -abb-) = aab$$

$l \in L^{\leq T}$ – вектор итоговых классов

$$p(l|x) = \sum_{\pi \in B^{-1}(l)} p(\pi, x)$$

Classifier

Perfect

$$h(x) = \arg \max_{l \in L^{\leq T}} p(l | x)$$

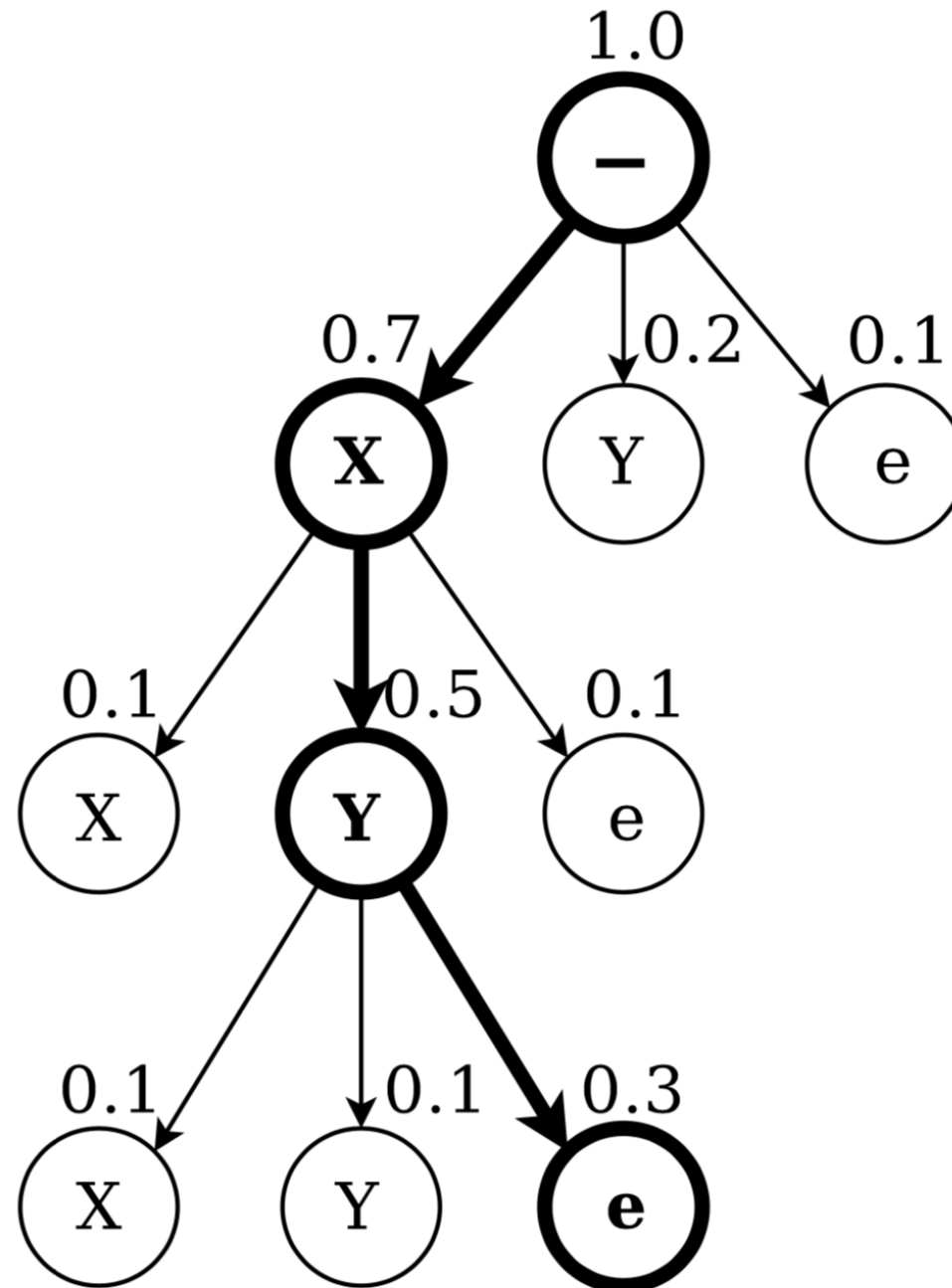
Best path decoding

$$\pi^* = \arg \max_{\pi \in N^T} p(\pi | x)$$

$$h(x) \approx B(\pi^*)$$

Просто конкатенация самых вероятных классов в каждый момент

Prefix search decoding



Forward

$\alpha_t(s)$ – вероятность префикса l длины s в момент t

$$\alpha_t(s) = \sum_{\pi \in N^T; B(\pi_{1:t})=l_{1:s}} \prod_{t'=1}^t y_{\pi_{t'}}^{t'}$$

$$l' = -l_1 - l_2 - l_3 - \dots - l_{|l|}$$

Переходы:

- Пустая строка \rightarrow символ
- Символ \rightarrow другой символ

$$\alpha_1(1) = y_b^1$$

$$\alpha_1(2) = y_{l_1}^1$$

$$\alpha_1(s) = 0, \forall s > 2$$

$$\alpha_t(s) = \begin{cases} \bar{\alpha}_t(s) y_{l'_s}^t & \text{if } l'_s = b \text{ or } l'_{s-2} = l'_s \\ (\bar{\alpha}_t(s) + \alpha_{t-1}(s-2)) y_{l'_s}^t & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\bar{\alpha}_t(s) \stackrel{\text{def}}{=} \alpha_{t-1}(s) + \alpha_{t-1}(s-1).$$

$$p(l|x) = \alpha_T(|l'|) + \alpha_T(|l'| - 1)$$

Backward

$$\beta_t(s) = \sum_{\pi \in N^T; B(\pi_{t:T}) = l_{s:|l|}} \prod_{t'=1}^t y_{\pi_{t'}}^{t'}$$

$$\beta_T(|l'|) = y_b^T$$

$$\beta_T(|l'| - 1) = y_{l_{|l|}}^T$$

$$\beta_T(s) = 0, \forall s < |l'| - 1$$

$$\beta_t(s) = \begin{cases} \bar{\beta}_t(s) y_{\mathbf{l}'_s}^t & \text{if } \mathbf{l}'_s = b \text{ or } \mathbf{l}'_{s+2} = \mathbf{l}'_s \\ (\bar{\beta}_t(s) + \beta_{t+1}(s+2)) y_{\mathbf{l}'_s}^t & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\bar{\beta}_t(s) \stackrel{\text{def}}{=} \beta_{t+1}(s) + \beta_{t+1}(s+1).$$

Rescaling

$$C_t = \sum_s \alpha_t(s) \qquad \hat{\alpha}_t(s) = \frac{\alpha_t(s)}{C_t}$$

$$D_t = \sum_s \beta_t(s) \qquad \hat{\beta}_t(s) = \frac{\beta_t(s)}{D_t}$$

$$\ln(p(l|x)) = \sum_{t=1}^T \ln(C_t)$$

Maximum likelihood

$$O(S, Y) = - \sum_{(x,z) \in S} \ln(p(z|x)) \rightarrow \min$$

$$\frac{\partial O(\{(x, z)\}, Y)}{\partial y_k^t} = - \frac{\partial \ln(p(z|x))}{\partial y_k^t}$$

$$\alpha_t(s)\beta_t(s) = \sum_{\pi \in B^{-1}(l); \pi^t = l'_s} y_{l'_s}^t \prod_{t=1}^T y_{\pi_t}^t$$

$$\frac{\alpha_t(s)\beta_t(s)}{y_{l'_s}^t} = \sum_{\pi \in B^{-1}(l); \pi^t = l'_s} p(\pi|x)$$

$$p(l|x) = \sum_{\pi \in B^{-1}(l)} p(\pi|x)$$

$$p(l|x) = \sum_{s=1}^{|l'|} \frac{\alpha_t(s)\beta_t(s)}{y_{l'_s}^t}$$

$$lab(l, k) = \{s : l_s = k\}$$

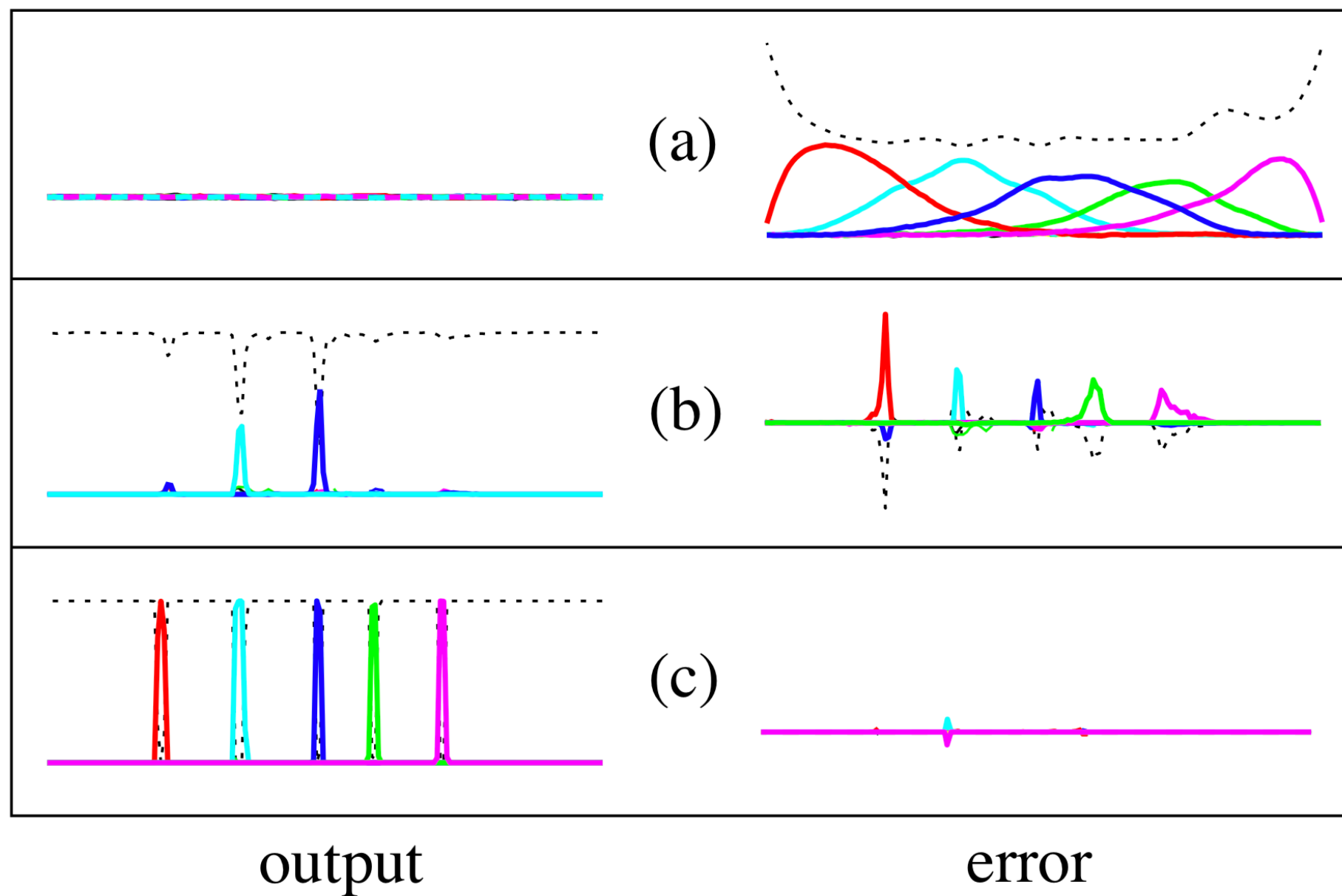
$$\frac{\partial p(l|x)}{\partial y_k^t} = \frac{1}{y_k^{t^2}} \sum_{s \in lab(l, k)} \alpha_t(s) \beta_t(s)$$

$$\frac{\partial O(\{(x, z)\}, Y)}{\partial y_k^t} = \frac{1}{p(l|x)} \frac{\partial p(l|x)}{\partial y_k^t} = \frac{1}{\alpha_T(|l'|) + \alpha_T(|l'| - 1)} \frac{1}{y_k^{t^2}} \sum_{s \in lab(l, k)} \alpha_t(s) \beta_t(s)$$

Rescaling

$$\frac{\partial O(\{(x, z)\}, Y)}{\partial u_k^t} = y_k^t - \frac{1}{y_k^t Z_t} \sum_{s \in lab(z, k)} \hat{\alpha}_t(s) \hat{\beta}_t(s)$$

$$Z_t = \sum_{s=1}^{|l'|} \frac{\hat{\alpha}_t(s) \hat{\beta}_t(s)}{y_{l'_s}^t}$$



Experiments

HMM — Hidden Markov Models

System	LER
Context-independent HMM	38.85 %
Context-dependent HMM	35.21 %
BLSTM/HMM	33.84 \pm 0.06 %
Weighted error BLSTM/HMM	31.57 \pm 0.06 %
CTC (best path)	31.47 \pm 0.21 %
CTC (prefix search)	30.51 \pm 0.19 %