

知能システム学特論レポート

(DL2 班) Caffe on Ubuntu

2015 年 6 月 29 日

1 報告者

15344203	有田 裕太
15344206	緒形 裕太
15344209	株丹 亮
12104125	宮本 和

2 進行状況

- 理論研究
- 順伝播型ネットワークについて

3 理論研究

3.1 ユニットの出力

3.2 活性化関数

3.3 多層ネットワーク

Fig. 1 に 2 層構造のネットワークを示す. Fig. 1 (a) より各層を $l = 0, 1, 2$ とすると, $l = 1$ の層を入力層, $l = 2$ を中間層, 隠れ層, $l = 3$ を出力層と呼ぶ. 各層のユニットの入出力を区別するために, 入力を $\mathbf{u}^{(l)}$, 出力を $\mathbf{z}^{(l)}$ と定義すると, 中間層 ($l = 2$) のユニットの出力は以下の式で表される.

$$\mathbf{u}^{(2)} = \mathbf{W}^{(2)}\mathbf{x} + \mathbf{b}^{(2)} \quad (3.1)$$

$$\mathbf{z}^{(2)} = \mathbf{f}(\mathbf{u}^{(2)}) \quad (3.2)$$

$\mathbf{W}^{(2)}$ は入力層と中間層の結合重みであり, $\mathbf{b}^{(2)}$ は中間層のユニットに与えられたバイアスである. 同様にして $\mathbf{u}^{(3)}$, $\mathbf{z}^{(3)}$ は

$$\mathbf{u}^{(3)} = \mathbf{W}^{(3)}\mathbf{z}^{(2)} + \mathbf{b}^{(3)} \quad (3.3)$$

$$\mathbf{z}^{(3)} = \mathbf{f}(\mathbf{u}^{(3)}) \quad (3.4)$$

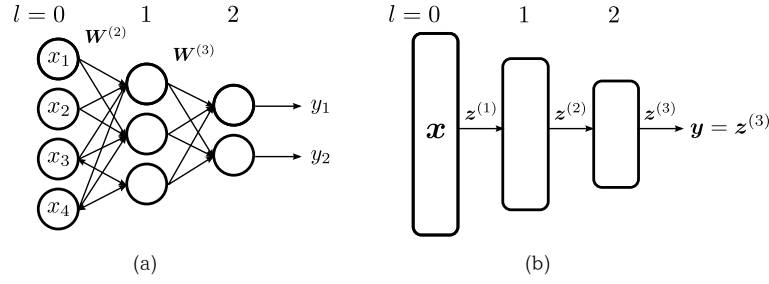


Fig.1 2層のネットワーク

となり、任意の階層 L のネットワークに一般化すると

$$\mathbf{u}^{(l+1)} = \mathbf{W}^{(l+1)} \mathbf{z}^{(l)} + \mathbf{b}^{(l+1)} \quad (3.5)$$

$$\mathbf{z}^{(l+1)} = \mathbf{f}(\mathbf{u}^{(l+1)}) \quad (3.6)$$

と書ける． $l = 1, 2, 3, \dots, L-1$ の順に繰り返していくと最終的な出力 \mathbf{y} を決定することができる．この出力を決定するのは各層間の結合重み $\mathbf{W}^{(l)}$ ($l = 2, \dots, L$) とユニットのバイアス $\mathbf{W}^{(l)}$ ($l = 2, \dots, L$) である．これらのパラメータを持つベクトル \mathbf{w} を定義して， $\mathbf{y}(\mathbf{x}; \mathbf{w})$ と表現する．

3.4 出力層の設計と誤差関数

3.4.1 学習の枠組み

順伝播型ネットワークが表現する関数 $\mathbf{y}(\mathbf{x}; \mathbf{w})$ をネットワークのパラメータ \mathbf{w} を変えることで変化させ、望みの関数を与えることを考える．入力 \mathbf{x} と望みの出力 \mathbf{d} のペアを次のように与える．

$$\{(\mathbf{x}_1, \mathbf{d}_1), (\mathbf{x}_2, \mathbf{d}_2), \dots, (\mathbf{x}_N, \mathbf{d}_N)\} \quad (3.7)$$

これらのペア (\mathbf{x}, \mathbf{d}) 1つ1つを訓練サンプル (training samples) といい、その集合を訓練データ (training data) という．ネットワーク \mathbf{w} を調整することで訓練データの入出力ペアをできるだけ再現すること学習という．

この場合、ネットワークが表す関数と訓練データとの近さ $(\mathbf{y}(\mathbf{x}_n; \mathbf{w}))$ を誤差関数 (error function) で定義する．誤差関数は問題の種別や活性化関数によって異なる．Tab.1 に問題の種別ごとの活性化関数と誤差関数の一覧を示す．

Tab.1 問題の種別ごとの活性化関数と誤差関数

問題の種別	出力層の活性化関数	誤差関数
回帰	正接双曲線関数や恒等写像	二乗誤差 式 (3.8)
二値分類	ロジスティック関数	式 (3.9)
多クラス分類	ソフトマックス関数	交差エントロピー 式 (3.11)

3.4.2 回帰

回帰 (regression) とは出力連続値をとる関数を対象に訓練データを良く再現する関数を求めることをいう。回帰では活性化関数に正接双曲線関数や恒等写像を用い、評価関数は次式が良く用いられる。

$$E(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \|\mathbf{d}_n - \mathbf{y}(\mathbf{x}_n; \mathbf{w})\|^2 \quad (3.8)$$

3.4.3 二値分類

二値分類では入力 \mathbf{x} に応じて2種類に区別する問題を考える。すなわち、 $d \in \{0, 1\}$ とする。このとき、活性化関数はロジスティック関数 $y = 1/(1 + \exp(-u))$ とし、誤差関数は次式で与える。

$$E(\mathbf{w}) = - \sum_{n=1}^N [d_n \log y(\mathbf{x}_n; \mathbf{w}) + (1 - d_n) \log \{1 - y(\mathbf{x}_n; \mathbf{w})\}] \quad (3.9)$$

3.4.4 多クラス分類

多クラス分類とは入力 \mathbf{x} に応じて有限個のクラスに分類する問題である。一例として Fig.2 に手書き文字認識の例を示す。この問題では活性化関数にはソフトマックス関数 (softmax function) が良く用いられる。出力相 $l = L$ の k 番目 ($k = 1, \dots, K$) のユニットの出力は $l = L - 1$ 層の出力を元に次式で与えられ、これをソフトマックス関数という。

$$y_k \equiv z_k^{(L)} = \frac{\exp(u_k^{(L)})}{\sum_{j=1}^K \exp(u_j^{(L)})} \quad (3.10)$$

また、誤差関数は次式で与える。

$$E(\mathbf{w}) = - \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^N d_{nk} \log y_k(\mathbf{x}_n; \mathbf{w}) \quad (3.11)$$

なお、この関数は交差エントロピー (cross entropy) と呼ばれる。

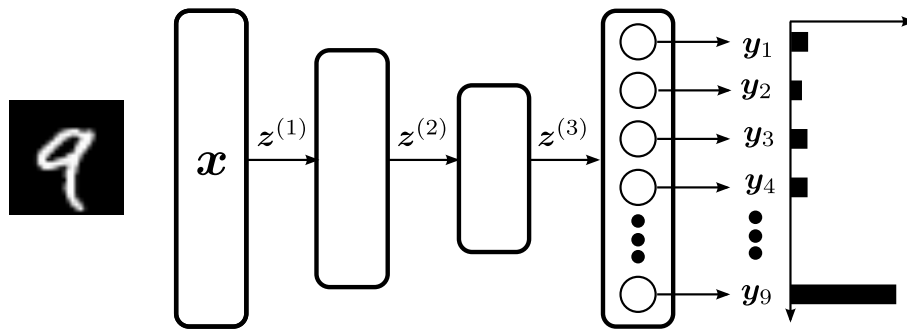


Fig.2 手書き文字認識の例

4 今後の課題

- 理論研究を進める.
- Caffe を使いこなす