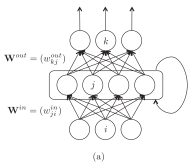
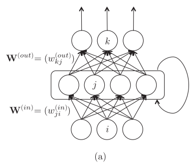
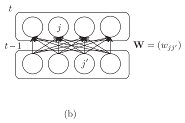
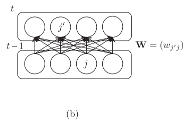
『深層学習』第3〜5刷正誤表

この度は，標記書籍をお買い求めいただき誠にありがとうございました。
標記書籍に誤りがありました。訂正し，深くお詫び申し上げます。

ページ数	位置	誤	正
1	下から2行目〜	入力層から逆に伝播させ，各層の重みの勾配を計算するという方法です．この計算の際，入力層から離れた	出力層から逆に伝播させ，各層の重みの勾配を計算するという方法です．この計算の際，出力層から離れた
2	2行目	いわゆる勾配消失問題という呼ばれる現象が	いわゆる勾配消失問題と呼ばれる現象が
3	8行目	異なる原理に基づいて行わるものの，	異なる原理に基づいて行われるものの，
11	3行目	retified linear function	rectified linear function
15	下から1行目	正接双曲線関数	双曲線正接関数
18	5〜6行目	その場合は出力層はユニット 2 つとなり，	その場合は出力層はユニットが 2 つとなり，
34	2行目	次に平均を差し引いた後のデータの各成分 x_{ni} を，その標準偏差	またデータの各成分を平均を差し引いた上で，標準偏差
35	下から5行目	model avaraging	model averaging
37	下から7行目	$\Delta\mathbf{w}^{(t-1)} \equiv \mathbf{w}^{(t-1)} - \mathbf{w}^{(t-2)}$	$\Delta\mathbf{w}^{(t-1)} \equiv \mathbf{w}^{(t)} - \mathbf{w}^{(t-1)}$
39	19行目	$\sigma = \sigma_u / M^{-2}$	$\sigma = \sigma_u / M^{1/2}$
49	10行目	$E_n = d \log y + (1-d)\log(1-y)$	$E_n = -d \log y - (1-d)\log(1-y)$
49	13行目	$\delta^{(L)} = \frac{d}{y} \cdot \frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}u} + \frac{1-d}{1-y}\left(-\frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}u}\right) = d(1-y) - (1-d)y = d - y$	$\delta^{(L)} = -\frac{d}{y} \cdot \frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}u} - \frac{1-d}{1-y}\left(-\frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}u}\right) = -d(1-y) + (1-d)y = y - d$
51	11行目	逆伝播計算は $\mathbf{\Delta}^{(L)} = \mathbf{D} - \mathbf{Y}$ とした後，	逆伝播計算は $\mathbf{\Delta}^{(L)} = \mathbf{Y} - \mathbf{D}$ とした後，
51	下から4行目	$E = \sum_{n=1}^{N} E_n(\mathbf{W})$	$E = \sum_{n=1}^{N} E_n(\mathbf{W})/N$
52	3行目	$E = \sum_{n=1}^{N} E_n(\mathbf{W})$	$E = \sum_{n=1}^{N} E_n(\mathbf{W})/N$
52	下から1行目	$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}^{(l)}} = \frac{E(\ldots, w_{ij}^{(l)} + \varepsilon, \ldots) - E(\ldots, w_{ij}^{(l)}, \ldots)}{\varepsilon}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}^{(l)}} = \frac{E(\ldots, w_{ji}^{(l)} + \varepsilon, \ldots) - E(\ldots, w_{ji}^{(l)}, \ldots)}{\varepsilon}$
53	1行目	ここで $E(\ldots, w_{ij}^{(l)} + \varepsilon, \ldots)$ という表記は，$E(\mathbf{w})$ の変数 $\mathbf{w}$ のうち $w_{ij}^{(l)}$ だけに ε を加算するという意味です．$\varepsilon \to 0$ の極限をとると，上の式は偏微分 $\partial E(\mathbf{w})/\partial w_{ij}^{(l)}$ の定義に一致します．	ここで $E(\ldots, w_{ji}^{(l)} + \varepsilon, \ldots)$ という表記は，$E(\mathbf{w})$ の変数 $\mathbf{w}$ のうち $w_{ji}^{(l)}$ だけに ε を加算するという意味です．$\varepsilon \to 0$ の極限をとると，上の式は偏微分 $\partial E(\mathbf{w})/\partial w_{ji}^{(l)}$ の定義に一致します．
62	10行目	任意の正則な $D_y \times D_y$ 行列 $\mathbf{Q}$ に対し，	任意の $D_y \times D_y$ の直交行列 $\mathbf{Q}$ に対し，

65	12 行目	$\dfrac{\partial \hat{\rho}_j}{\partial u_j^{(l)}} = f'(u_j^{(l)})$	$\dfrac{\partial \hat{\rho}_j}{\partial u_j^{(l)}} = \dfrac{1}{N} f'(u_j^{(l)})$
65	脚注	*6　2 層のネットワークに限れば，スパース正則化の対象となる中間層より下に重みを持つ層はないので，パラメータの更新式を修正するだけで済みます．	削除
85	図 6.5 図 6.6	0.01 0.08 0.01 0.08 0.62 0.08 0.01 0.08 0.01	0.01 0.08 0.01 0.08 0.64 0.08 0.01 0.08 0.01
95	7 行目	$\bar{x}_{ij} = \dfrac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{(p,q)\in P_{ij}} w_{pq} x_{i+p,j+q,k}$	$\bar{x}_{ij} = \dfrac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{(p,q)\in P_{ij}} w_{pqk} x_{i+p,j+q,k}$
114	図 7.3 (a)		
114	図 7.3 (b)		
114	13 行目	ネットワーク内部にある帰環路に	ネットワーク内部にある帰還路に
116	10 行目	をそれぞれ $\mathbf{v}^t = (v_j^t)$ と $\mathbf{y}^t = (y_j^t)$ のように	をそれぞれ $\mathbf{v}^t = (v_k^t)$ と $\mathbf{y}^t = (y_k^t)$ のように
120	1 行目	$\dfrac{\partial E}{\partial w_{jj'}} = \sum_{t=1}^{T} \dfrac{\partial E}{\partial u_j^t} \dfrac{\partial u_j^t}{\partial w_{jj'}} = \sum_{t=1}^{T} \delta_j^t z_j^{t-1}$	$\dfrac{\partial E}{\partial w_{jj'}} = \sum_{t=1}^{T} \dfrac{\partial E}{\partial u_j^t} \dfrac{\partial u_j^t}{\partial w_{jj'}} = \sum_{t=1}^{T} \delta_j^t z_{j'}^{t-1}$
120	3 行目	$\dfrac{\partial E}{\partial w_{kj}^{out}} = \sum_{t=1}^{T} \dfrac{\partial E}{\partial v_k^t} \dfrac{\partial v_k^t}{\partial w_{kj}^{out}} = \sum_{t=1}^{T} \delta_j^t z_j^t$	$\dfrac{\partial E}{\partial w_{kj}^{out}} = \sum_{t=1}^{T} \dfrac{\partial E}{\partial v_k^t} \dfrac{\partial v_k^t}{\partial w_{kj}^{out}} = \sum_{t=1}^{T} \delta_k^{out,t} z_j^t$
127	9 行目	‘*ccba*’ です．	‘*cbab*’ です．
135	下から 4 行目	例えば $M = 10$ では	例えば $M = 20$ では