

「最短突破 ディープラーニング G 検定 (ジェネラリスト) 問題集」正誤表 初版 第1刷

技術評論社 書籍編集部

書籍の内容に誤りのあったことを、本書をお買いあげいただいた読者の皆様および関係者の方々に謹んでお詫びいたします。

(本正誤表には、誤植など正誤内容に加え、変更内容、追記内容なども含まれています。)

(2022年10月14日更新分)

p.131 下から9行目

誤	精度を誇ったとより人気が出た
正	精度を誇った こと により人気が出た

p.222 下から12行目

誤	またある盤面から (エ) と (ウ) のネットワークを用いて
正	またある盤面から (エ) と (イ) のネットワークを用いて

(2021年7月16日までの正誤表)

p.34 図:「枝刈り手順」のNのところ

誤	N 3
正	N - 3 (「-」が抜け)

p.48 図の中央

誤	シンガラリティ
正	シンギ ュ ラリティ

p.57 下から1行目

誤	踏み台に取る
正	踏み台に 登 る

p.62 上から6行目

誤	Maxima
正	Mac syma

p.93 問 21 : 問題文上から 4 行目～5 行目

誤	もとの学習データから重複ありで同じ大きさのデータを (ア) サンプルングすることにより作られる。
正	もとの学習データから同じ大きさのデータを (ア) サンプルングすることにより作られる。 (「重複ありで」を削除)

p.104 問 4 上から 3 行目 (追記)

誤	正解ラベルと予測値の相関係数を二乗した決定係数は、(ア) の範囲を取る。
正	正解ラベルと予測値の相関係数を二乗した決定係数は、 ランダムな予測より良いモデルに対して (ア) の範囲を取る。

p.143 問 3 の解説 上から 4 行目と下から 4 行目

誤	RMLSE
正	RMSLE

p.143 問 3 **解説** の 6 行目の式の右辺

誤	$\log(y_i) - \log(\hat{y}_i) = \frac{\log(y_i)}{\log(\hat{y}_i)}$
正	$\log(y_i) - \log(\hat{y}_i) = \log\left(\frac{y_i}{\hat{y}_i}\right)$

p.144 問 4 上から 3 行目 (追記)

誤	また、これを1から引いた値は、モデルにより説明できる変動の割合となります。よって、(ア) の正解は選択肢2に、(イ) の正解は選択肢1になります。
正	また、これを1から引いた値は、モデルにより説明できる変動の割合となります。 定義式より決定係数は-1から1の値を取ることが可能ですが、ランダムな予測より良い予測に限定すると0から1の範囲となります。 よって、(ア) の正解は選択肢2に、(イ) の正解は選択肢1になります。

p.145 上から 2 行目

誤	(ア) の正解は選択肢2、(イ) の正解は選択肢3であるとわかります。
正	(ア) の正解は 選択肢3 、(イ) の正解は 選択肢2 であるとわかります。

p.153 問 2 : 問題文上から 3 行目 (変更)

誤	1. 活性化関数として主に恒等関数やソフトマックス関数が使用される。
正	1. 活性化関数として は 、恒等関数やソフトマックス関数が使用される。

p.163 問2：解説文下から3行目（追記）

誤	選択肢1は出力層における活性化関数に関する説明です。回帰問題では恒等関数が、分類問題ではソフトマックス関数がよく使われています。
正	選択肢1は出力層における活性化関数に近い 選択肢 です。 一般的には 回帰問題では恒等関数が、分類問題ではソフトマックス関数が使われています。

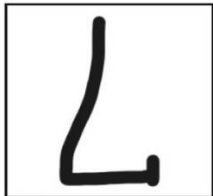
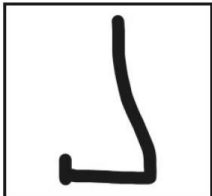
p.186 上から6行目

誤	そこで、初期値はのまま、
正	そこで、初期値は $x = -6$ のまま、

p.220 上から4行目

誤	次の状態 s' において選択した行動 a' に対応する Q 関数 $Q(s', a')$ を用いる。
正	次の状態 s' において 方策によって 選択した行動 a' に対応する Q 関数 $Q(s', a')$ を用いる。

p.267 図の右上「正解ラベル7」

誤		正	
---	--	---	--

p.282 問2：解説文下から7行目

誤	<p>価値関数ベースの手法では、報酬の期待値を状態や行動の価値計算に反映します。価値の高い状態を訪問するように行動選択することで、間接的に最適な方策を求めます。よって（イ）は選択肢1です。</p> <p>方策ベースの手法では、現時点の方策で計算した報酬の期待値と方策を見比べて、どのように方策を変化させれば報酬の期待値が大きくなるかを直接計算する方法です。よって（ア）は選択肢3です。この手法は方策をパラメトリックに表現する場合に使用できます。</p>
正	<p>価値関数ベースの手法では、報酬の期待値を状態や行動の価値計算に反映します。その上で価値の高い状態を訪問するという方策によって、最適な方策を求めます。よって（イ）は選択肢1です。</p> <p>方策ベースの手法では、方策ベースをパラメトリックな関数で表現します。その上で報酬の期待値の最大化を目的として、最適な行動を選択できるように間接的に方策のパラメータを最適化します。よって（ア）は選択肢3です。</p>

p.288 下から 12 行目

誤	出力としてその盤面を出力するValue Networkを学習させます。
正	出力としてその勝率を出力する Value Network を学習させます。

p.305 上から 4 行目

誤	たとえば、文書の数を、出現しうる単語の数をとしたとき、その文書内の出現回数を値に持つテーブルを作ることができる。
正	たとえば、文書の数を k 、出現しうる単語の数を n としたとき、その文書内の出現回数を値に持つ $k \times n$ のテーブルを作ることができる。

p.317 問 2 の解説 上から 3 行目

誤	AlphaGoで次に遷移する状態を
正	AlphaGoでは次に遷移する状態を

● 「～について」を「～**に**について」に修正（「**に**」を挿入）

p. 159	問 3	問題文 上から 1 行目	学習 に について
p. 182	問 2	問題文 上から 1 行目	最小値 に について
p. 185	問 6	問題文 上から 1 行目	収束値 に について
p. 186	問 7	問題文 上から 1 行目	最適解 に について
p. 191	問 1	問題文 上から 1 行目	過学習 に について
p. 192	問 2	問題文 上から 1 行目	ドロップアウト に について
p. 192	問 3	問題文 上から 1 行目	early stopping に について
p. 193	問 4	問題文 上から 1 行目	ノーフリーランチ定理 に について
p. 194	問 5	問題文 上から 1 行目	データの正規化 に について
p. 195	問 6	問題文 上から 1 行目	データの標準化 に について
p. 196	問 7	問題文 上から 1 行目	データの白色化 に について
p. 197	問 8	問題文 上から 1 行目	パラメータの初期化 に について
p. 198	問 9	問題文 上から 1 行目	バッチ正規化 に について
p. 207	問 8	問題文 上から 1 行目	移転学習 に について
p. 209	問 9	問題文 上から 1 行目	アプローチ に について
p. 223	問 2	問題文 上から 1 行目	VAE に について
p. 224	問 3	問題文 上から 1 行目	GAN に について

以上