

Section1: 入力層～中間層

1. 要点まとめ

ニューラルネットワークとは、脳内の神経細胞（ニューロン）のネットワーク構造を模した数学モデルである。連続値を予測する回帰問題、クラス（離散値）を予測する分類問題どちらにも適用可能である。また、クラスからデータを生成する生成モデルも可能であり、非常に柔軟なモデルである。

ニューラルネットワークは、入力情報を受け取る入力層、受け取った情報を処理する中間層、最終結果を出力する出力層で構成される。中間層が多数存在するものはディープニューラルネットワークと呼ばれ、複雑な問題を解くことが可能である。

入力層に入力された情報 x_i は、重要度に応じた重みが掛けられ、これらを足し合わせてバイアスをつけた結果が中間層の各ノードに渡される（総入力 u ）。

2. 実装演習

1_1_forward_propagation.ipynbの「順伝播（3層・複数ユニット）」のコードを参考に、以下ニューラルネットワークを作成する。

- 入力層: 2ノード1層
- 中間層: 3ノード2層（※参考コードでは、「3ノード1層」+「2ノード1層」）
- 出力層: 1ノード1層（※参考コードでは、「2ノード1層」）

```
# ウェイトとバイアスを設定
# ネットワークを作成
def init_network2():
    print("##### ネットワークの初期化 #####")
    network = {}

    #試してみよう
    #_各パラメータのshapeを表示
    #_ネットワークの初期値ランダム生成

    # 行数=2 → 入力元ノード数=2
    # 列数=3 → 出力先ノード数=3
    network['W1'] = np.array([
        [0.1, 0.3, 0.5],
        [0.2, 0.4, 0.6]
    ])
    # 行数=3 → 入力元ノード数=3
    # 列数=3 → 出力先ノード数=3
    network['W2'] = np.array([
        [0.1, 0.4, 0.7],
        [0.2, 0.5, 0.8],
        [0.3, 0.6, 0.9]
    ])
    # 行数=3 → 入力元ノード数=3
    # 列数=1 → 出力先ノード数=1
    network['W3'] = np.array([
        [0.1],
        [0.2],
        [0.3]
    ])
    network['b1'] = np.array([0.1, 0.2, 0.3])
    network['b2'] = np.array([0.1, 0.2, 0.3])
    network['b3'] = np.array([1])

    print_vec("重み1", network['W1'])
    print_vec("重み2", network['W2'])
    print_vec("重み3", network['W3'])
    print_vec("バイアス1", network['b1'])
    print_vec("バイアス2", network['b2'])
    print_vec("バイアス3", network['b3'])

    return network
```

```
# プロセスを作成（このコードはノード数非依存）
# x：入力値
def forward2(network, x):

    print("##### 順伝播開始 #####")

    W1, W2, W3 = network['W1'], network['W2'], network['W3']
    b1, b2, b3 = network['b1'], network['b2'], network['b3']

    # 中間層（1層目）の総入力
    u1 = np.dot(x, W1) + b1

    # 中間層（1層目）の総出力
    z1 = functions.relu(u1)

    # 中間層（2層目）の総入力
    u2 = np.dot(z1, W2) + b2

    # 中間層（2層目）の総出力
    z2 = functions.relu(u2)

    # 出力層の総入力
    u3 = np.dot(z2, W3) + b3

    # 出力層の総出力
    y = u3

    print_vec("総入力1", u1)
    print_vec("中間層出力1", z1)
    print_vec("総入力2", u2)
    print_vec("出力1", z1)
    print("出力合計: " + str(np.sum(z1)))

    return y, z1, z2

# 入力値
x = np.array([1., 2.])
print_vec("入力", x)

# ネットワークの初期化
network = init_network2()

y, z1, z2 = forward2(network, x)
print("出力: "+str(y))
```

実行結果 (snapshot) は以下


1_1_forward_propagation.ipynb ☆

ファイル 編集 表示 挿入 ランタイム ツール ヘルプ [すべての変更を保存しました](#)

☰

目次

🔍

準備

<>

Googleドライブのマウント

<>

sys.pathの設定

{x}

importと関数定義

📁

順伝播 (単層・単ユニット)

📁

順伝播 (単層・複数ユニット)

📁

順伝播 (3層・複数ユニット)

📁

実装演習(2021.11.23)

|

多クラス分類 (2-3-4ネットワーク)

📁

回帰 (2-3-2ネットワーク)

📁

2値分類 (2-3-1ネットワーク)

📁

セクション

+ コード

+ テキスト

✓ 0 秒

[14]

```

# 入力値
x = np.array([1., 2.])
print_vec("入力", x)

# ネットワークの初期化
network = init_network2()

y, z1, z2 = forward2(network, x)
print("出力: " + str(y))

*** 入力 ***
[1. 2.]

##### ネットワークの初期化 #####
*** 重み1 ***
[[0.1 0.3 0.5]
 [0.2 0.4 0.6]]

*** 重み2 ***
[[0.1 0.4 0.7]
 [0.2 0.5 0.8]
 [0.3 0.6 0.9]]

*** 重み3 ***
[[0.1]
 [0.2]
 [0.3]]

*** バイアス1 ***
[0.1 0.2 0.3]

*** バイアス2 ***
[0.1 0.2 0.3]

*** バイアス3 ***
[1]

##### 順伝播開始 #####
*** 総入力1 ***
[0.6 1.3 2. ]

*** 中間層出力1 ***
[0.6 1.3 2. ]

*** 総入力2 ***
[1.02 2.29 3.56]

*** 出力1 ***
[0.6 1.3 2. ]

出力合計: 3.9
出力: [2.628]

```

ディープラーニングは、結局何をやろうとしているか2行以内で述べよ。
また、次の中のどの値の最適化が最終目的か。
全て選べ。(1分)

①入力値[X] ②出力値[Y] ③重み[W]
④バイアス[b]
⑤総入力[u] ⑥中間層入力[z] ⑦学習率[p]

- 5 / 9

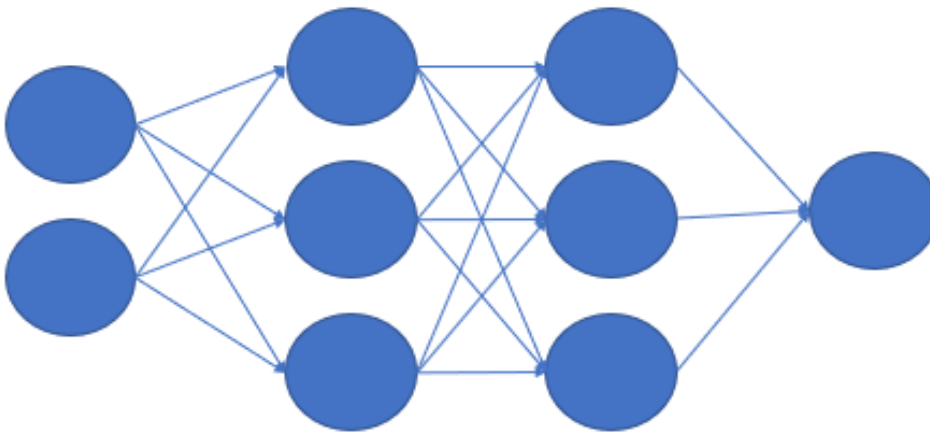
次のネットワークを紙にかけ。

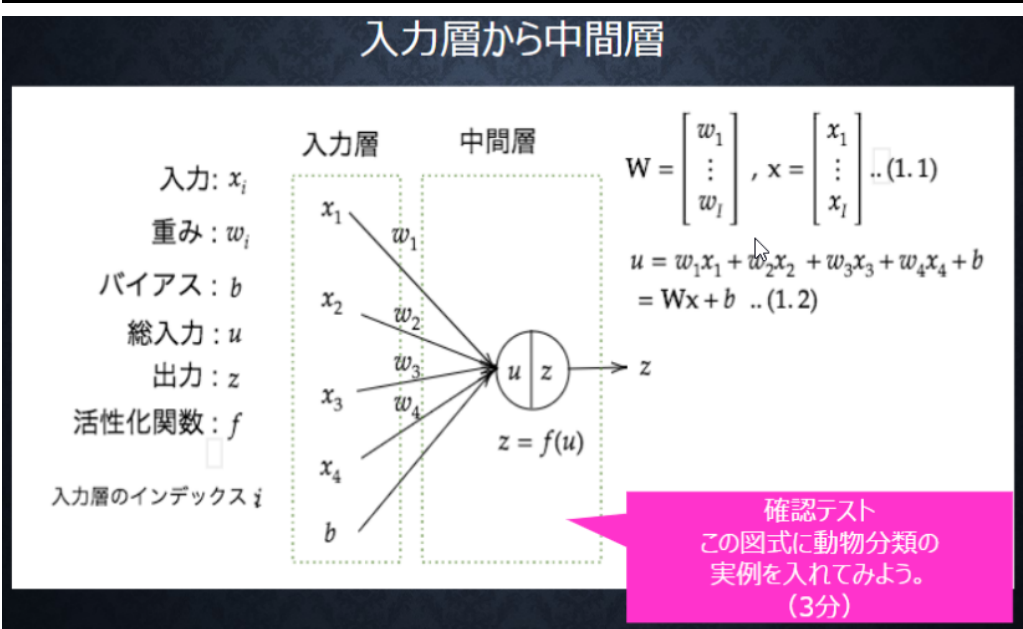
入力層：2ノード1層
中間層：3ノード2層
出力層：1ノード1層
(5分)

入力層

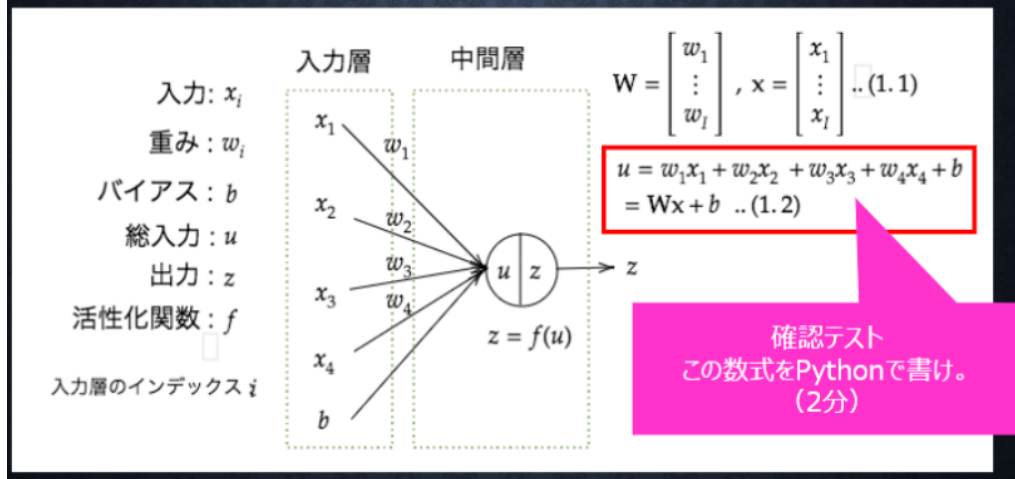
中間層

出力層





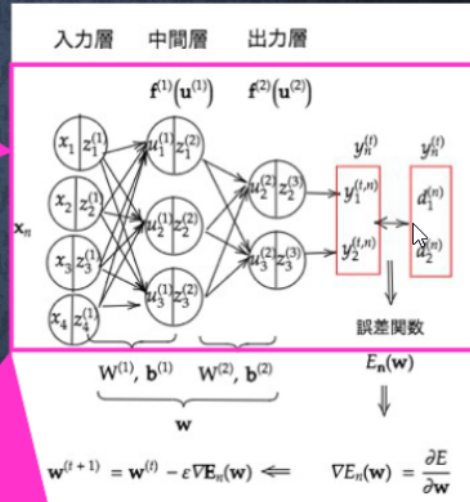
数式とコード



```
# 数式u=Wx+bのpythonコード
u = np.dot(x, W) + b
```


ソースコード

1_1_forward_propagation.html
 1_1_forward_propagation.ipynb
 1_1_forward_propagation.py
 1_1_forward_propagation_after.html
 1_1_forward_propagation_after.ipynb
 1_1_forward_propagation_after.py
 1_2_back_propagation.html
 1_2_back_propagation.ipynb
 1_2_back_propagation.py



確認テスト

1-1のファイルから
 中間層の出力を定義しているソースを抜き出せ。(2分)

1_1_forward_propagation.ipynbの「順伝播（3層・複数ユニット）」から、中間層の出力を定義しているソースを抜き出した結果は以下

```

# 1層の総出力
z1 = functions.relu(u1)
# 2層の総出力
z2 = functions.relu(u2)

```