

# 深層学習を用いた素数判定機

芝浦工業大学 数理科学研究会

bv15005 石川直幹

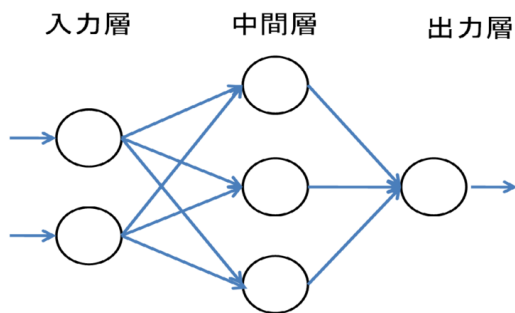
平成 29 年 5 月 21 日

## 1 研究動機

以前から素数の分布に興味があり、芝浦祭などのテーマとしてきた。しかし、代数的構造や解析学の技術を用いる伝統的な研究法に難しさを感じた。そこで、比較的新しく、今ブームが来ている深層学習を用いることで、より効率的に素数判定ができるのではないかと考え、研究するに至った。

## 2 深層学習について

ここでは、深層学習を、多層のニューラルネットを用いた機械学習のこととする。ニューラルネットとは、人間の神経細胞を模した計算素子である人工ニューロンを組み合わせたものである。これは、生物の神経細胞が他の複数の神経細胞から受け取り、細胞内で処理を施したうえで、出力信号を他の神経細胞に送ることで処理をする様子を参考にしている。以下の図が、ニューラルネットの具体例である。今回は順伝播型ネットワークについて考える。



引用元:[http://cdn-ak.f.st-hatena.com/images/fotolife/u/ura\\_ra/20111026/20111026235506.png](http://cdn-ak.f.st-hatena.com/images/fotolife/u/ura_ra/20111026/20111026235506.png)

## 3 学習方法

訓練データとして、入力  $\mathbf{x}$  とそれに対する望ましい出力  $\mathbf{d}$  のペアが

$$D := \{(\mathbf{x}_1, \mathbf{d}_1), \dots, (\mathbf{x}_N, \mathbf{d}_N)\}$$

と与えられているとする。学習方法は、ネットワークが示す関数  $N(\mathbf{x}, \mathbf{w})$  の出力と訓練データ  $\mathbf{d}_n$  との近さの尺度として誤差関数  $E(\mathbf{w})$  を定め、これをより小さくすることを考える。

## 3.1 確率的勾配降下法

誤差関数の大域的な最小解を求めることは困難であるため、代わりに、極小点を求めることを考える。その基本的な方法として、誤差関数の勾配 ( $\nabla E$ ) を求め、負の方向に  $\mathbf{w}$  を更新していく。つまり、学習係数  $\varepsilon$  を何らかの方法で定めて、

$$\mathbf{w}^{(t+1)} = \mathbf{w}^t - \varepsilon \nabla E$$

とする。この方法を勾配降下法といい、ランダムに選んだデータに対してこの方法を用いることを確率的勾配降下法という。

## 4 学習の結果

今回は、1 ~ 10000 を訓練データ、10001 ~ 12000 をテストデータとした学習、1 ~ 12000 のうち、ランダムに選んだ 10000 個を訓練データ、2000 個をテストデータとした学習を行ったが、有効な学習結果が得られなかった。

## 今後の課題

データの個数や特徴量を増やしたり、ミニバッチ学習をする。もっと層を深くしたり、活性化関数の種類を増やす。また、畳み込みニューラルネットワークや再帰型ネットワークを試すことが上げられる。さらに、これまでの判定機の手数と精度を比べることもしてみたい。

## 参考文献

- [1] 岡谷貴之, 機械学習プロフェッショナルシリーズ深層学習, 講談社, 2016 年.
- [2] 小高知宏, 機械学習と深層学習-C 言語によるシミュレーション-, オーム社, 2016 年.
- [3] 斉藤康毅, ゼロから作る Deep Learning-Python で学ぶディープラーニングの理論と実装, オーム社, 2016 年.
- [4] 柴田淳; みんなの Python 第 4 版, ソフトバンククリエイティブ株式会社, 2017 年.