

Deep Learning 2 13

まずはDeep Learningについて理解するためにその歴史から 紐解いていくことにしよう。



DeepLeaningの変わりゆく名前

深層学習。その始まりは1940年代まで遡る。

実は深層学習と呼ばれるようになったのは比較的最近のこと。それ以前は、サイバネティクス(1940年代~1960年代)やコネクショニズム(1980年代~1990年代)と呼ばれ黎明と終焉を繰り返してきた。

今日知られているディープラーニングはそれらの流れを汲み、2006年に再燃した。 さらに細かくみていこう。

DeepLeaningの誕生初期

サイバネティクス期(1940年代~1960年代)では、人工ニューラルネットワークの研究が盛んだった。人工ニューラルネットワークとは人間の脳を神経科学の観点から解析し、モデル化したもので、それを用いることで機械が人間のように分類・回帰を行えるのではないか?人間の脳を解析できるのではないか?と期待された。

その頃に考え出されたモデルが、McCulloch-Pittsモデル(McCulloch and Pitts, 1943)や単純パーセプトロンと呼ばれる単層の線形ニューラルネットワークモデルであった。

DeepLeaningの誕生初期

しかし、これらのモデルには欠点があった。SVMで見たように線形モデルではXORのような非線形分離面をもつデータの識別が行えない、という点である。これを指摘したのが(Minsky, and Papert, 1969)の論文で、これによりニューラルネットワークの人気が大きく落ち込むことになった。

とはいえこの当時生まれた確率的勾配降下法(勾配降下法のもっと速いやつと思ってくれて良いです)のような、今日にも使われる強力な学習アルゴリズムが誕生したのは特筆すべきことであろう。

DeepLeaningの誕生中期

線形ニューラルネットワークモデルが下火となり、約20年後コネクショニズムという波が来る。これは認知科学の文脈で発達し、そこで単純だったニューラルネットワークをさらに複雑にするアイデアが生まれた(多層・多結合)。複雑になる分学習が大変になると直感的に感じると思うが、この当時誕生した誤差逆伝播法をうまく用いることで計算を行なっていた。(これまでの話だと、特徴空間を考えて表現力を上げるということに似ている)

とはいうものの、やはり計算負荷や経済的困難からこの波も下火になっていく。

現代のDeepLeaning

そこで、GPUやCPU,RAMなどのハードウェアの発達やAdamのようなアルゴリズムの改良、ビッグデータの登場などによって2006年再び深層学習は息を吹き返した。

今日用いられる深層学習という用語は、コネクショニズム期やサイバネティクス期では人間の脳を模倣したニューラルネットワークがベースとなっていたが、現代では多様化し単に層が深い構成の学習アルゴリズムを指している。

忙しい人のためのDeepLeaningの歴史まとめ

(1940-1960)

単純な人工ニューラルネットワーク(ANNs)が生まれる。(モデルとして弱い)

(1980-1990)

それが複雑になる。(計算できない、金もない)

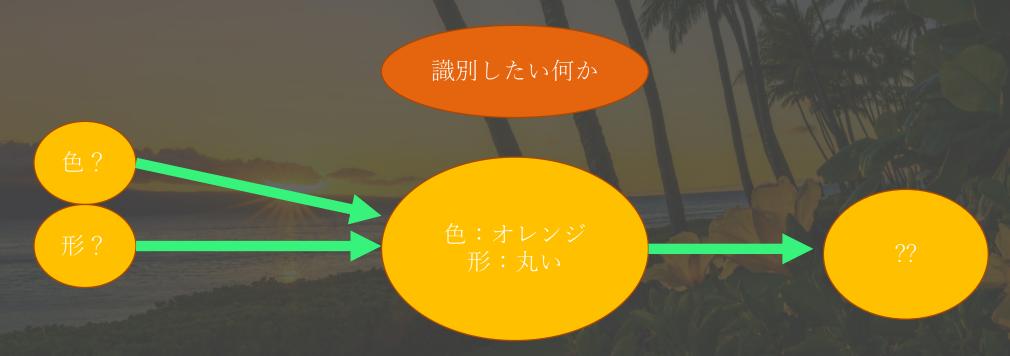
(2006~)

ニューラルネットワーク模倣に限らず、色々な文脈で使われる・使えるようになる。

まず、深層学習の基礎となる人工NeuralNetwork(ANN)についてみていこう。

そのために、人間が何かを識別する、ということに関して話していく。

情報が不足していて識別できない



十分な情報が与えられて、識別できた!

識別したい何か

色?

形?

B・オレノシ 形:丸い 味:甘酸っぱい

みかん!

味 '

つまり先の例を考えると、いくつかの情報が組み合わさって、その情報量がある値(閾値)を超えると識別できた、ということ。 それを式にすると、

$$y = \sum$$
情報,

if y ≥ 閾値: みかん

else: みかんでない

という形で書けるだろう。

さらに少し考える。情報は全て等価だろうか?例えば下の例を考える。

識別したい何か

色?

形?

産地 ? 色:オレンジ

| 形:丸い |産助:愛媛 みかん??

??

味と産地だったらみかんということを識別する上で圧倒的に 味ではないだろうか??

識別したい何か

色?

形?

味?

色:オレンジ

形:丸い

味:甘酸っぱい

みかん??

みかん

何が言いたいのかというと、下の式のように情報によって重みが違うんじゃないか、ということ。

$$y = \sum$$
 重み×情報,

if y ≥ 閾値: みかん

else: みかんでない

よって最終的に次のように書けるだろう。

何が言いたいのかというと、下の式のように情報によって重みが違うんじゃないか、ということ。

そして、与えられた情報を識別のための関数(活性化関数)があるんじゃないか、という こと。

$$y = \sum w \, x \,, \qquad f(y) = \begin{cases} 1 \, (y \ge 0) \\ 0 \, (y < 0) \end{cases}$$

$$x_1 \qquad w_1 \qquad \qquad y = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 \, x_3 \qquad \qquad f(y) \qquad z = f(y)$$

$$x_2 \qquad \qquad x_3 \qquad \qquad x_4 \qquad \qquad x_5 \qquad \qquad x_6 \qquad \qquad x_7 \qquad \qquad x_8 \qquad \qquad x_9 \qquad$$

このような構造でモデル化(形式ニューロンとしてモデル化)できるだろうと考えたのがMcCullochとPittsである。

MPモデルでは重みを人手で設定していたが、重みの学習に 勾配降下法のような最適化アルゴリズムを用いたものがパーセ プトロン(Rosenblatt,1958,1962)と呼ばれるモデルである。

ちなみに、、、ロジスティック回帰は閾値がある確率となる パーセプトロンである。

パーセプトロンとして重要な性質は、

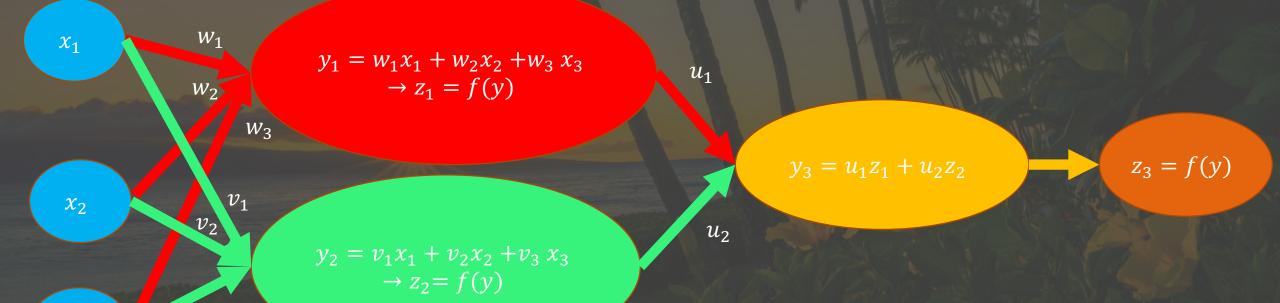
- 1. 重み付きのデータの足し算で計算される。
- 2. 計算された重み付き和が<mark>活性化関数</mark>によって識別される。 という点である。

特に前のスライドのように簡単な構造のパーセプトロンを単純パーセプトロンという。

そして、次のコネクショニズム期に考え出されたものが次の スライドで示すような構造のパーセプトロンである。

 x_3

複雑なパーセプトロンの例:単純パーセプトロンを組み合わせたものとなっている。



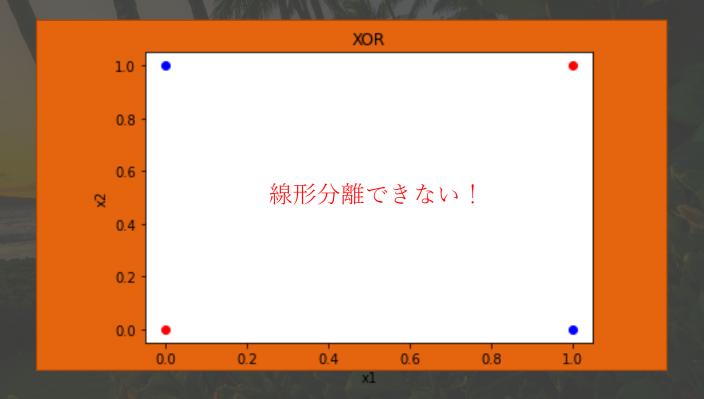
複雑なパーセプトロン(多<mark>層パーセプトロン(MLP</mark>)という)の特徴は、

- 1. 重み付きのデータの足し算で計算される。
- 2. 計算された重み付き和が活性化関数によって識別される。 という2点に加え、
- 3. 単純パーセプトロンがいくつも組み合わさった構造を持つ。というものがある。

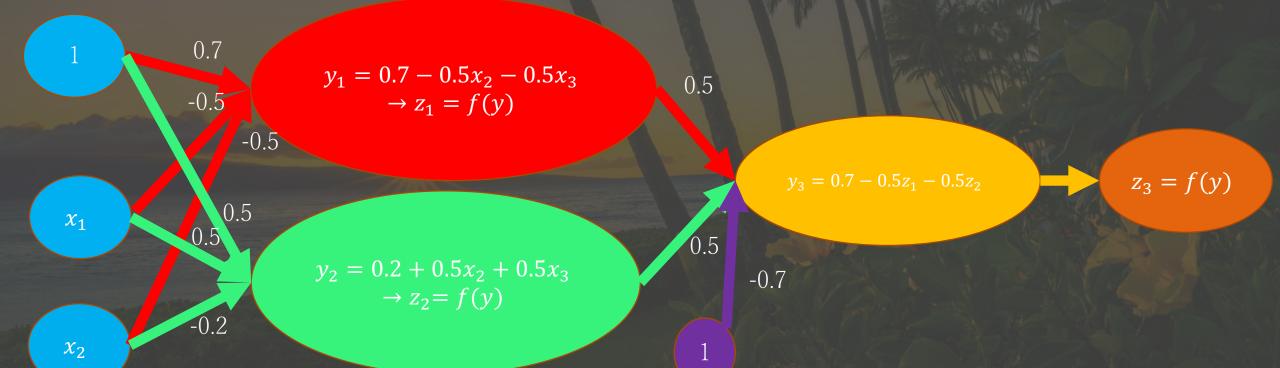
DL史でみたようにこれによって線形識別だけでなく非線形な識別も可能になっている。次は簡単なデータでそれをみていこう。

XORデータの識別

x_1	x_2	y
1	1	0
1	0	1
0	1	1
0	0	0



次のようなMLPで線形分離できることを確認しよう。



Neural Network (subject1)

• XORのデータがMLPで識別できることを確認しよう。

例えば、
$$x_1 = 0, x_2 = 0$$
の時
 $y_1 = 0.7 - 0 - 0 \rightarrow z_1 = 1$
 $y_2 = 0.2 + 0 + 0 \rightarrow z_2 = 1$
 $y_3 = 0.7 - 0.5 - 0.5 = -0.3$
 $\rightarrow z_3 = 0$

という形で(1, 1)->0と識別できている。



先の例では、MLPを最適化した結果の重みを使ってXORデータが 識別可能であることを確認した。

このように、MLP(NN)の重み最適化していくものがいわゆる深層 学習である。

* * *

補足:MLPとNNの違いは、厳密ではないが、活性化関数に後に示すSTEP関数のみを用いているかどうかということと、全結合型であるかどうか、という認識をしている。(原著でそうだったから)

活性化関数の例:

多くは閾値に応じて「ガクッ」と変わるような性質を持つ。

一般にどれがいいかは経験的に決める。(物体認識ではAbsolute value rectificationが使われたりもするが、、、)

https://colab.research.google.com/drive/1IdYYWiWIekV5wU9yGZAomjTmmcjHO8u8?usp=sharing

一般的なMLP(NN)の構造

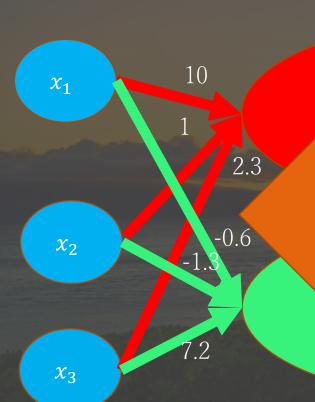
入力層 Input layer 中間層(隠れ層) Intermediate layer

出力層 Output layer

最終的に僕らが何をしたいのかというと、先のような MLP(NN)構造の中の重みを最適化していきたい。

XORの例だと、yという教師データに沿って、重みをいじりながら変えて、正しく識別できるようにしていた。

では、どのように最適化しているのかを詳しくみていこう。



順伝播:重みをかけて予測値を計算 forward propagation

5.8

$$y_1 = 10x_1 + x_2 + 2.5x_3$$

 $\to z_1 = f(y)$ -0.4

誤差逆伝播:損失関数を元に重みを更新 back propagation

$$= -0.6x_1 - 1.3x_2 + 7.2x_3$$

$$\to z_2 = f(y)$$

 $4z_1 + 5.8z_2$

 $\widehat{z}_3 = f(y)$ 予測値

<u>**2**3</u>と **z**3では当然誤差(<mark>損失関数</mark>)が生まれる! それを元に重みを修正!

Pytorchを用いた実装

- 1. 中間層と出力層を定義
- 2. 順伝播を定義
- 3. 最適化の回数(epoch数)を定義
- 4. 勾配を初期化
- 5. 順伝播
- 6. 誤差逆伝播
- 7. 重みを更新
- 8. 4-7をepoch数繰り返す

Neural Network (subject2)

XORが先のNNで識別できることを確認しよう。



Neural Network (subject3)

cancerデータセットを用いて、 pytorchによる LogisticRegressionモデルを作 成

終わった人は中間層を追加するなどしていじって遊んでみよ。



まとめ

脳の神経構造を模した機械学習モデル

順伝播によって生じた誤差を逆伝播&勾配の更新、重みの更新によって解消していく