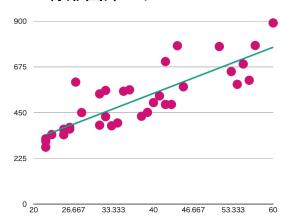
機械学習モデル大全

@haraheri_inu

2021年12月27日

Ħ	次		1 はじめに
1	はじめに	1	本稿は機械学習の様々なモデルについて (1) なるべく網羅的に、(2) なるべく簡潔に
2	線形モデル	1	記述することを目指すレポートである。
	2.1 線形回帰モデル	2	
	2.1.1 定式化	2	
	2.1.2 学習	2	2 線形モデル
	2.2 ロジスティック回帰モデル .	2	幼形・ギュル・治田赤粉レロ佐赤粉レ の
	2.2.1 定式化	2	線形モデルは、説明変数と目的変数との
	2.2.2 学習	3	関係を線形の関数で説明しようとする手法
	2.3 サポートベクターマシン	3	である。ここでの「線形」は、モデル式が
	2.3.1 定式化	3	モデルパラメータの一次式であることを言
	2.3.2 学習	3	う場合が多い。
	2.0.2] 🖯	0	線形モデルはモデルパラメータの意味や、
3	決定木モデル	3	出力値の内訳などを解釈しやすく、いわゆ
	3.1	3	るホワイトボックスモデルの代表的なもの
			といえる。一方で表現力は比較的低く、複
4	深層学習モデル	3	雑な現象のモデリングではよい性能を達成
	4.1 多層パーセプトロン	3	しにくい。
	4.2 再帰ニューラルネットワーク	3	
	4.3 畳み込みニューラルネット		
	ワーク	3	
	4.4 敵対的生成ネットワーク	3	

2.1 線形回帰モデル



線形回帰モデルは、説明変数と目的変数の間に線形の関係を仮定するモデルであり、主に回帰モデルとして用いられる。

2.1.1 定式化

形式的には、説明変数を $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ 、目的変数を $y \in \mathbb{R}$ とすると、線形回帰モデルは次の式で目的変数 y の推定値 \hat{y} を求める 1 。

$$\hat{y} = \mathbf{w}^{\mathsf{T}} \mathbf{x} + b \tag{1}$$

ただし $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^d, b \in \mathbb{R}$ である。 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^d, b \in \mathbb{R}$ はそれぞれ**パラメータ、バイア** スと呼ばれる。

2.1.2 学習

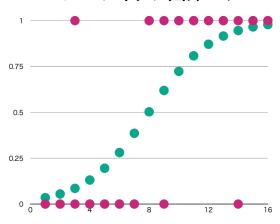
線形回帰モデルの学習は、典型的には平均二乗誤差 (MSE) を目的変数とした最適化問題に帰着される。これは**最小二乗法**と呼

ばれる方法であり、具体的には次の式を最小化する w, b を求める方法である。

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y - \hat{y})^2 \tag{2}$$

つまり、真の値 y と推定値 \hat{y} の平均的なズレが最も小さくなるような \mathbf{w},b を求める。 MSE は凸関数であるから、最適解を解析的に求めることができる。

2.2 ロジスティック回帰モデル



ロジスティック回帰モデルは、線形モデルの出力にあたる $\mathbf{w}^{\mathsf{T}}\mathbf{x} + b$ を用いて、2値または多値のカテゴリ変数の確率分布を推定するモデルである。

出力された値を確率とみなして、分類問題に用いるのが典型的である。

2.2.1 定式化

簡単のため、二値分類 (0,1) の場合を考える。 y=1 となる確率を p として、y は次のベルヌーイ分布に従うと仮定される。

$$y \sim p^y (1-p)^{1-y}$$
 (3)

 $^{^{-1}}$ より正確には説明変数 X で条件づけられた目的変数 Y の平均値 E[Y|X] を推定している。

つまりy=1となる確率がp、y=0とな ルである。イメージとしては、二つのクラ る確率は1-pである。

ロジスティック回帰モデルは、上述の確率 p, 1-p の比 $\frac{p}{1-p}$ の対数 $\log\left(\frac{p}{1-p}\right)$ が説明変 数の線形関数になっていると仮定する2。今 述べたことは次の式で表される。

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \mathbf{w}^{\mathsf{T}}\mathbf{x} + b \tag{4}$$

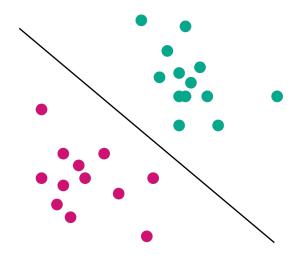
式 (4) を p について解くと次の式が得ら れる。

$$p = \frac{1}{1 + \exp(-(\mathbf{w}^{\mathsf{T}}\mathbf{x} + b))}$$
 (5) **4**

すなわち、ロジスティック回帰モデルでは y = 1 の確率 p が $\mathbf{w}^{\mathsf{T}}\mathbf{x} + b$ にシグモイド関 数を適用することで推定される。

2.2.2学習

サポートベクターマシン



サポートベクターマシン (SVM) は、データ 点を分類する図形に線形性を仮定するモデ

スを分かつ最もよい直線を求めるようなも のである。

- 定式化 2.3.1
- 2.3.2学習
- 決定木モデル 3
- 3.1

深層学習モデル

深層学習モデルは、基本的な構成として 線形変換と非線形変換を繰り返し適用した ものであり、非常に複雑な関数を表現する ことができるモデルである。

多層パーセプトロン 4.1

$$\mathbf{h} = W^{\top} \mathbf{x} + \mathbf{b} \tag{6}$$

- 4.2 再帰ニューラルネットワーク
- 4.3 畳み込みニューラルネットワー
- 4.4 敵対的生成ネットワーク

 $[\]frac{2}{1-p}$ は**オッズ**と呼ばれる。

索引

最小二乗法, 2

線形回帰モデル, 2

平均二乗誤差, 2