HW2 Report

B05901009 電機三 高瑋聰

Problem 1. (1%) 請簡單描述你實作之 logistic regression 以及 generative model 於此 task 的表現,試著討論可能原因。

本次作業我實作了最基本的 logistic regression (1/(1+e^-z), $z=w^Tx+b$)、generative model (假設每一維分佈皆為 Gaussion),以及增加一層 hidden layer 的 logistic regression。這三個 model 中,有一層 hidden 的 model 較為複雜,performance 也較好,但容易在 training set 上 overfit,而 generative 的表現最差,可能是預設為 gaussian 的前提限制太大,因此無法獲得太好的效果。

Problem 2. (1%) 請試著將 input feature 中的 gender, education, martial status 等改為 one-hot encoding 進行 training process,比較其模型準確率及其可能影響原因。

若將 gender, education 等參數做 one-hot encoding,model 的準確率會比沒做 one-hot 十多約 1%,可見利用 one-hot 可以讓不連續的類別變量變得更加合理,也能夠從中獲得更多有用的資訊 (原本用整數的表達方式會讓不同類別有大小關係,因此不合理)。

Problem 3. (1%) 請試著討論哪些 input features 的影響較大(實驗方法不限)。

我在 training 時若將類別變量 (例如 sex、education 等)移除,若只去掉 sex 或 education 的話 model 的結果與加入這些 feature 時差不多,但若將 PAY_0~PAY_6 也都去掉,則 model 的表現就掉至 baseline(0.78),反之我將連續變量 (PAY_AMT 等) 加上二次的 feature 與三次的 feature,model 的準確率都沒有上升。可見在這份 data 中,PAY_0~PAY_6 等的影響較 PAY AMT、BILL AMT等變量來得重要。

Problem 4. (1%) 請實作特徵標準化 (feature normalization),討論其對於你的模型準確率的影響。

特徵標準化我認為是這次作業中影響 logistic model 最大的部份,在有標準化的情況下,大約能有 81~82%的準確率,但是一旦拿掉特徵標準化,training loss 會直接變成 nan (我是使用 Adam 當 optimizer),準確率也會只剩下 70%,可見特徵標準化對於 gradient 與 loss 的穩定與最後準確率的表現有十分深遠的影響。

Problem 5. 6. 請見下頁圖片

Bo5901009 電機三高達聰 $\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x_1 + y_2) dx dy = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{2\pi} \frac{1}{z\pi r^2} e^{-\frac{(r\cos\theta)^2 + (r\sin\theta)^2}{2r^2}} r d\theta dr \left(\frac{x = u + r\cos\theta}{y = u + v \sin\theta}\right)$ $= \int_{0}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2}} e^{-\frac{1}{2\sqrt{2}}} r dr = \int_{0}^{\infty} e^{-\frac{1}{2\sqrt{2}}} d\frac{r^{2}}{\sqrt{2}} = -e^{-\frac{1}{2\sqrt{2}}} |_{0}^{\infty} = 1$ $=\left(\int_{-\infty}^{\infty}\frac{1}{p_{x}}e^{-\frac{1}{2}}\int_{x}^{\infty}\right)\left(\int_{x}^{\infty}\frac{1}{p_{x}}e^{-\frac{1}{2}}\int_{x}^{\infty}J_{x}\right)=\left(\int_{x}^{\infty}f(x)dx\right)^{2}$ $\Rightarrow \int_{\infty}^{\infty} f(x) dx = | * (:f(x) zo A - \infty < x < \infty)$ 6. (a) $\frac{\partial E}{\partial z_k} = \frac{\partial E}{\partial x_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial x_k} = \frac{\partial E}{\partial y_k} g'(z_k)$ (b) 是 是 是 是 是 是 是 是 是 是 是 (是)· (上 Wk)· g(是) (c) $\frac{\partial E}{\partial w_1} = \frac{\partial E}{\partial z} \cdot \frac{\partial Z_1}{\partial w_1} = \frac{\partial E}{\partial z} \cdot g'(z_k) \cdot (Z_1 w_j k) \cdot g'(z_j) \cdot \frac{\partial Z_1}{\partial w_1} \times \frac{\partial Z_2}{\partial w_2} = \frac{\partial Z_1}{\partial w_1} \cdot \frac{\partial Z_2}{\partial w_2} \cdot \frac{\partial Z_1}{\partial w_2} = \frac{\partial Z_2}{\partial w_1} \cdot \frac{\partial Z_2}{\partial w_2} \cdot \frac{\partial Z_2}{\partial w_2} \cdot \frac{\partial Z_2}{\partial w_1} = \frac{\partial Z_2}{\partial w_2} \cdot \frac{\partial Z_2}{\partial w_2} \cdot$