



沈阳工业大学

Shenyang University of Technology

神经网络与深度学习

上机指导书

张俊

人工智能学院

School of Artificial Intelligence

2020 年 09 月

上机一 Rosenblatt 感知器模型的实际应用

1.1 上机目的及要求

- 1、利用 Rosenblatt 感知器实现模式分类（线性可分）；
- 2、说明 Rosenblatt 感知器算法对线性可分模式正确分类的能力，并说明当线性可分性不满足时 Rosenblatt 感知器会崩溃。

要求复习 **Rosenblatt 感知器及其学习算法** 等内容。

1.2 上机环境

- 1、硬件：计算机；
- 2、软件：Windows 7 操作系统；
- 3、应用软件：Matlab R2016b、Python 等。

1.3 必备知识

1958 年，美国心理学家 Frank Rosenblatt 提出一种具有单层计算单元的神经网络，称为 Perceptron，即感知器。感知器模拟人的视觉接收环境信息，并由神经冲动进行信息传递。感知器研究中首次提出了自组织、自学习的思想，而且对所能解决的问题存在着收敛算法，并能从数学上严格证明，因而对神经网络的研究起了重要推动作用。感知器是一种前馈神经网络，是神经网络中的一种典型结构。感知器具有分层结构，信息从输入层进入网络，逐层向前传递至输出层。

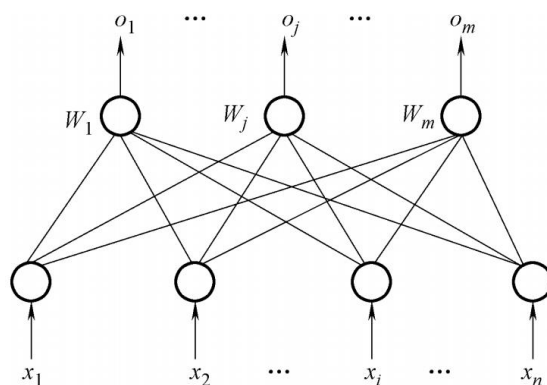


图 1.1 感知器示意图

模型输入、输出、权值参数定义如下：

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)^T$$

$$\mathbf{O} = (o_1, o_2, \dots, o_j, \dots, o_m)^T$$

$$\mathbf{W}_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nj})^T \quad j = 1, 2, \dots, m$$

$$o_j = \text{sgn}(net_j - T_j) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i\right) = \text{sgn}(\mathbf{W}_j^T \mathbf{X})$$

感知器的学习算法步骤：

(1) 对各权值 $w_{0j}(0)$, $w_{1j}(0)$, \dots , $w_{nj}(0)$, $j=1, 2, \dots, m$ (m 为计算层的节点数) 赋予较小的非零随机数。

(2) 输入样本对 $\{\mathbf{X}^p, \mathbf{d}^p\}$, 其中 $\mathbf{X}^p = (-1, x_1^p, x_2^p, \dots, x_n^p)$, $\mathbf{d}^p = (d_1^p, d_2^p, \dots, d_m^p)$ 为期望的输出向量 (教师信号), 上标 p 代表样本对的序号, 设样本集中的样本总数为 P , 则 $p=1, 2, \dots, P$ 。

(3) 计算各节点的实际输出 $o_j^p(t) = \text{sgn}[\mathbf{W}_j^T(t)\mathbf{X}^p]$, $j=1, 2, \dots, m$ 。

(4) 调整各节点对应的权值, $\mathbf{W}_j(t+1) = \mathbf{W}_j(t) + \eta[d_j^p - o_j^p(t)]\mathbf{X}^p$, $j=1, 2, \dots, m$, 其中 η 为学习率, 用于控制调整速度, η 值太大会影响训练的稳定性, 太小则使训练的收敛速度变慢, 一般取 $0 < \eta \leq 1$ 。

(5) 返回到步骤 (2) 输入下一对样本。

以上步骤周而复始, 直到感知器对所有样本的实际输出与期望输出相等。

应用上述学习算法, 当被分开的模式是线性可分时, 即能用一个超平面将分属两类输入模式分隔开时, 感知器就可以通过有限次的学习, 学会正确分开两类模式, 这就是感知器的收敛定理。

1.4 上机内容

1、二维平面上的两类模式, 如图 1.2 及表 1.1 所示。

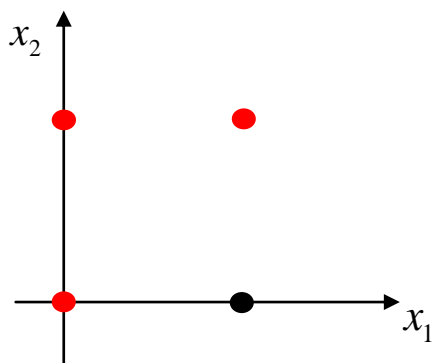


表 1.1 二维平面的两类模式

x_1	x_2	d
0	0	1
0	1	1
1	1	1
1	0	-1

图 1.2 二维平面的两类模式示意图

根据权重系数的迭代方法, 用你自己熟悉的编程语言 (C、Matlab、C++、Python 等) 实现其分类直线的求取。

2、二维平面上的两类模式, 如图 1.3 及表 1.2 所示。

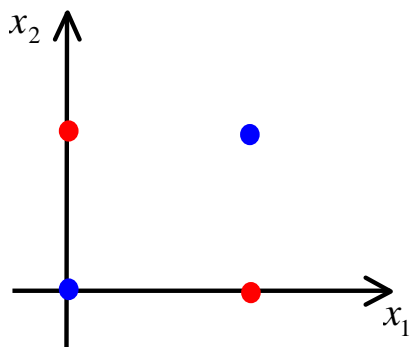


表 1.2 二维平面的两类模式

x_1	x_2	d
0	0	-1
0	1	1
1	0	1
1	1	-1

图 1.3 二维平面的两类模式示意图

根据权重系数的迭代方法，用你自己熟悉的编程语言（C、Matlab、C++、Python 等）实现其分类直线的求取。

3、通过上述上机，验证感知机的收敛定理。

1.5 上机报告要求

- （1）简述上机项目目的及原理；
- （2）记录上机过程中的现象并对所得结果进行分析和解释；
- （3）总结上机过程中的主要结论。

上机二 BP 神经网络的非线性函数拟合

2.1 上机目的及要求

- 1、实现多层前馈神经网络（BP 神经网络）的反向传播学习算法；
- 2、使用 BP 神经网络实现模式分类；
- 3、使用 BP 神经网络实现非线性函数拟合。

要求复习 BP 神经网络及其学习算法等内容。

2.2 上机环境

- 1、硬件：计算机；
- 2、软件：Windows 7 操作系统；
- 3、应用软件：Matlab R2016b、Python。

2.3 必备知识

由于单层感知机模型只能解决线性可分的分类问题，因此，引入了多层感知机模型。尽管多层感知机能够解决“异或”这样的非线性分类问题，但是由于感知机学习算法的限制，其模式分类能力仍然非常有限，因此必须寻找适合于无反馈的、层内无互连多层结构神经网络的学习算法，以使其隐含层处理单元具有学习能力，从而提高其模式分类能力。**误差反向传播(Error Back Propagation, BP)学习算法**就是这样一种学习算法，采用 BP 学习算法的具有无反馈的、层内无互连多层结构的神经网络就称为 BP 神经网络。BP 算法采用非线性连续变换函数，使隐含层神经元具有了学习能力。其基本思想直观、易于理解，数学意义明确、步骤分明，一经提出就被广泛地接受，因此多层神经网络的训练采用了该算法。人们通常将采用误差反向传播(BP)学习算法的多层感知机模型称为误差反向传播(BP)神经网络。

典型的 BP 神经网络是一种具有二层或三层以上结构的无反馈的、层内无互连结构的前向网络(典型的三层 BP 神经网络结构如图 1.1 所示)，其中首尾两层分别称为输入层和输出层，中间各层称为隐含层(也称中间层)。BP 神经网络中各层之间的神经元为全连接关系，层内的各个神经元之间无连接。

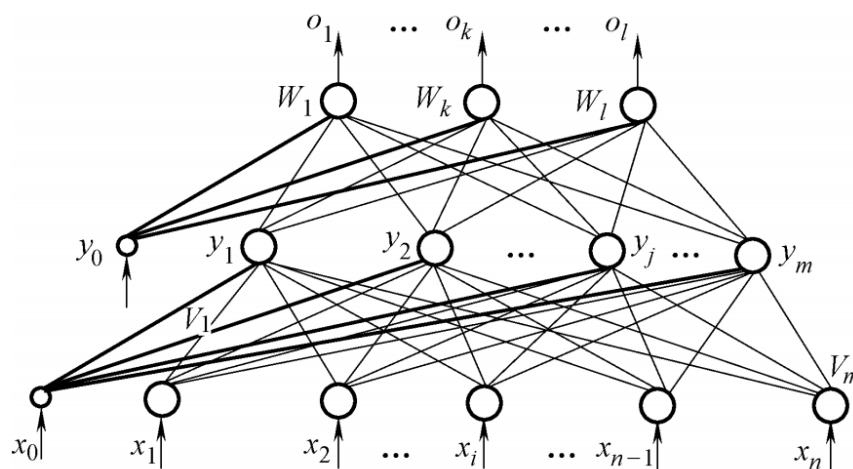


图 1.1 典型的三层 BP 神经网络结构示意图

模型的数学表达

输入向量: $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)^T$

隐层输出向量: $\mathbf{Y}=(y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_m)^T$

输出层输出向量: $\mathbf{O}=(o_1, o_2, \dots, o_k, \dots, o_l)^T$

期望输出向量: $\mathbf{d}=(d_1, d_2, \dots, d_k, \dots, d_l)^T$

输入层到隐层之间的权值矩阵: $\mathbf{V}=(V_1, V_2, \dots, V_j, \dots, V_m)$

隐层到输出层之间的权值矩阵: $\mathbf{W}=(W_1, W_2, \dots, W_k, \dots, W_l)$

BP 算法的程序实现步骤如图 1.2 所示。

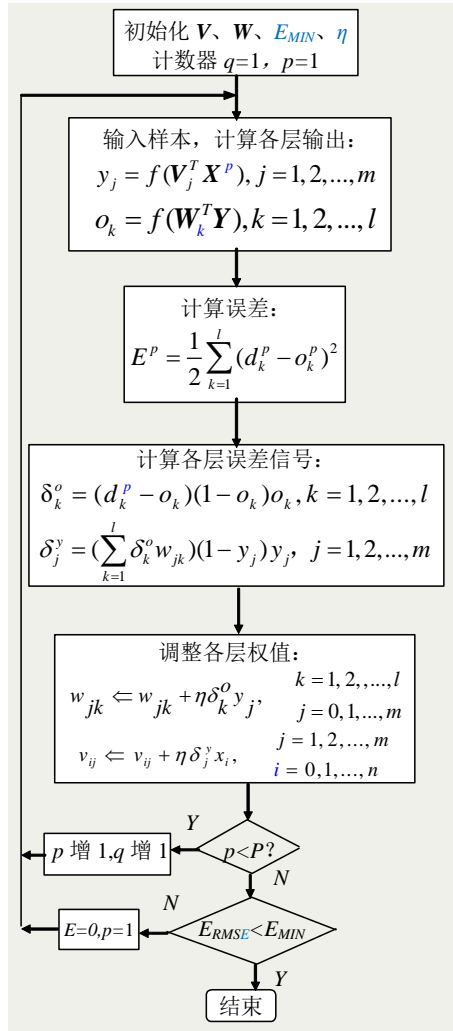


图 1.2 BP 神经网络学习算法程序流程图

BP 算法的基本思想：学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播时，输入样本从输入层传入，经各隐层逐层处理后，传向输出层。若输出层的实际输出与期望的输出（教师信号）不符，则转入误差的反向传播阶段。误差反传是将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传，并将误差分摊给各层的所有单元，从而获得各层单元的误差信号，此误差信号即作为修正各单元权值的依据。

信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程，是周而复始地进行的，权值不断调整的过程，也就是网络的学习训练过程。此过程一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度，或进行到预先设定的学习次数为止。

2.4 上机内容

1、试设计 BP 网络来实现双月分类问题。

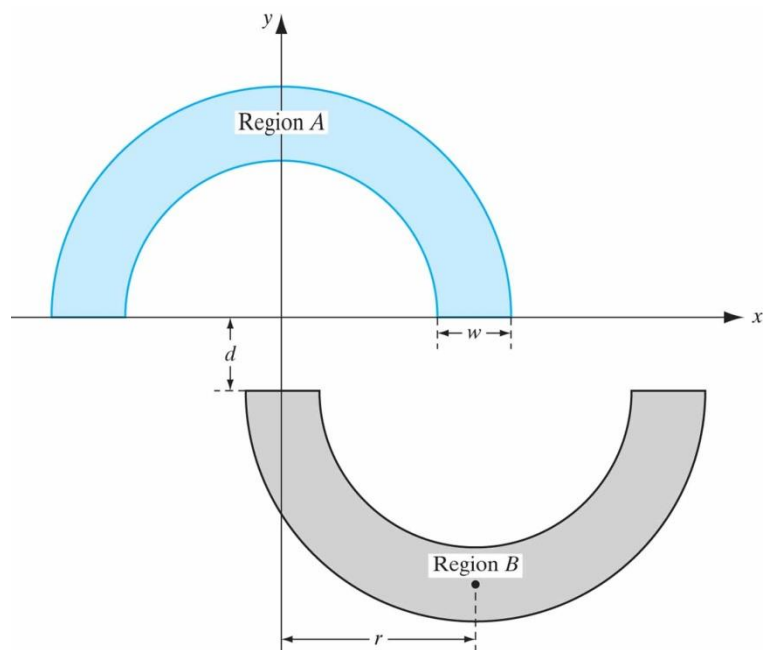


图 1.3 双月分类问题示意图

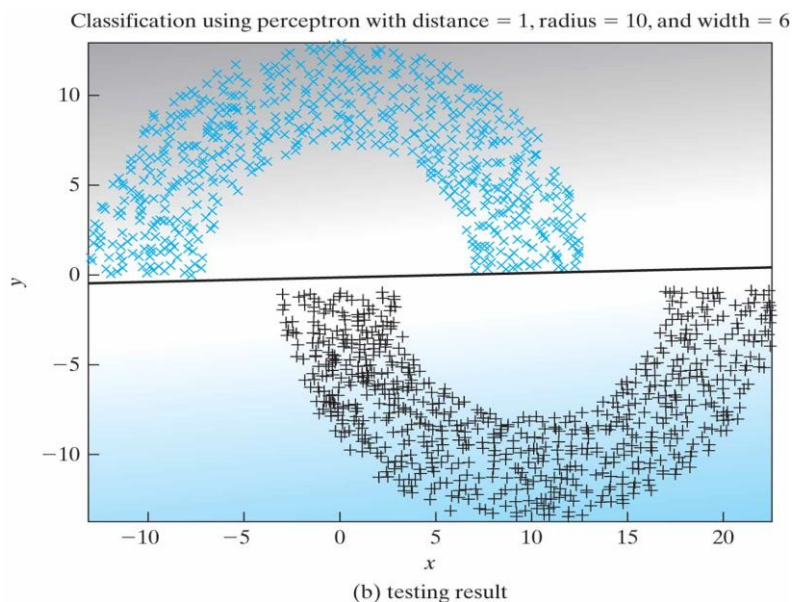


图 1.4 双月分类问题 1 示意图

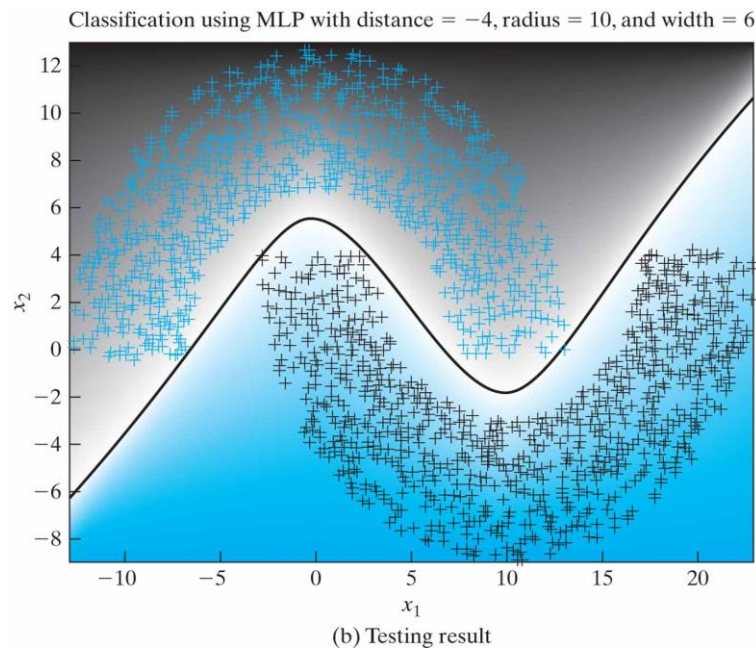


图 1.5 双月分类问题 2 示意图

2、试设计 BP 网络来实现下面这对数组的函数关系。

输入 $P = -1:0.1:1$;

输出 $T = [-0.96 \ -0.577 \ -0.0729 \ 0.377 \ 0.641 \ 0.66 \ 0.461 \ 0.1336 \ -0.201 \ -0.434 \ -0.5 \ -0.393 \ -0.1647 \ 0.0988 \ 0.3072 \ 0.396 \ 0.3449 \ 0.1816 \ -0.0312 \ -0.2183 \ -0.3201]$ 。

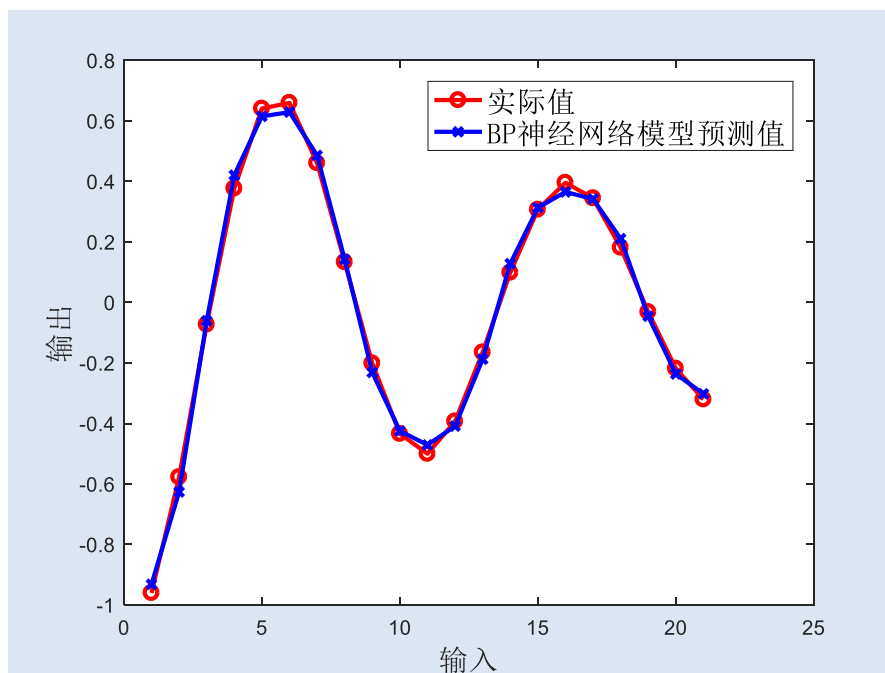


图 1.6 二维平面的两类模式示意图

3、下表为某药品的销售情况，现构建一个如下的三层 BP 神经网络对药品的销售进行预测：输入层有三个节点，隐含层节点数为 5，隐含层的激活函数为 tansig ；输出层节点数为 1 个，输出层的激活函数为 logsig ，并利用此网络对药品的销售量进行预测，预测方法采用滚动预测方式，即用前三个月的销售量来预测第四个月的销售量，如用 1、2、3 月的销售量为输入预测第 4 个月的销售量，用 2、3、4 月的销售量为输入预测第 5 个月的销售量.如此反复直至满足预测精度要求为止。

表 1.1 某药品的销售情况

月份	1	2	3	4	5	6
销量	2056	2395	2600	2298	1634	1600
月份	7	8	9	10	11	12
销量	1873	1478	1900	1500	2046	1556

4、用 BP 神经网络拟合任意给定的非线性函数。

2.5 上机报告要求

- (1) 简述上机目的及上机原理；
- (2) 记录上机现象并对所得结果进行分析和解释；
- (3) 总结上机中的主要结论。