

# 乳腺癌的量子神经元诊断<sup>①</sup>

## Diagnosis of Mammary Carcinoma Based on Quantum Neuron

谭阳红 何怡刚 (湖南大学 电气与信息工程学院 湖南长沙 410082)

**摘要:** 量子神经计算结合了传统神经计算与量子计算的优点,是新的信息处理技术之一。本文构造出一个三层量子神经网络,并将它应用于乳腺癌的诊断。实验结果表明,量子神经网络明显优于传统神经网络,如自组织神经网络、概率神经网络以及支持向量机等,不仅对正样本的识别率达到最高,可以较好的识别出乳腺癌患者,同时还可以很好的识别出非乳腺癌病例,其诊断正确率是最高的。

**关键词:** 量子神经元 诊断 乳腺癌

乳腺癌(mammary carcinoma)是人类最常见的一种恶性肿瘤<sup>[1,2]</sup>,也是女性主要恶性肿瘤之一。各国因地理环境、生活习惯的不同,乳腺癌的发病率有很大差异。北美和北欧大多数国家是女性乳腺癌的高发区,南美和南欧一些国家为中等,而亚洲、拉丁美洲和非洲的大部分地区为低发区。在北美、西欧等发达国家,女性乳腺癌的发病率居女性恶性肿瘤发病率的首位。据美国癌症协会估计,美国每年有 12 万乳腺癌新发病例,发病率为 72.2/10 万。乳腺癌在我国各地区的发病率也不相同,在世界上我国虽属女性乳腺癌的低发国,但近年来乳腺癌的发病率明显增高<sup>[3,4]</sup>。尤其沪、京、津及沿海地区是我国乳腺癌的高发地区。其发病率和死亡率正呈逐年上升趋势,发病率已从 5 年前的 17/10 万上升到现在的 52/10 万。据统计,全国每年约有 5~9 万名女性乳腺癌患者,3~4 万名妇女死于乳腺癌。

## 1 引言

现代医学仍无法治愈晚期乳腺癌<sup>[3,4]</sup>,所以乳腺癌的治疗应贯彻预防为主方针,做到早期发现、早期诊断。早期发现乳腺肿块,还要防止误诊和漏诊,正确的鉴别诊断对降低死亡率也是极其重要的。目前,乳腺癌的诊断方法主要有:临床触诊、超声波显像检查、X 射线诊断、CT 扫描、核磁共振成像术、近红外线扫描、

细针穿刺细胞病理学检查等。采用传统的诊断方法,由于图像质量、恶性病变的良性表现和观察者的视觉疲劳或疏忽等原因,造成漏诊或误诊。

细胞病理学检查<sup>[2-4]</sup>是乳腺肿瘤常规检查方法之一,对细胞病理学家的临床经验要求很高,很容易由于人为因素造成漏诊、误诊等。本文采用模式识别的理论和方法,结合细针穿刺细胞病理检查临床数据,对乳腺肿瘤的良好和恶性进行识别,尽量减少人为因素造成的误诊或漏诊,提高诊断正确率。

## 2 量子神经网络

量子计算与传统意义上的计算有着质的不同,它有许多计算上的优势<sup>[11-14]</sup>如量子并行(Quantum Parallelism)等。量子计算所表现出的惊人潜力和异乎寻常的特征皆是源于对传统计算进行了量子改造,量子神经计算是传统神经计算系统的自然进化,提升了神经计算的信息处理能力。如 Ventura 提出的量子联想记忆(Quantum Associative Memory)模型<sup>[7]</sup>利用量子计算采用微量量子能级效应使神经网络记忆容量和回忆速度有指数级提高,Menner 等提出的量子衍生神经网络<sup>[8]</sup>(Quantum-inspired Neural Networks)将量子理论的多体观点应用于单层 ANN,在并行的各宇宙中多个网络输出的量子叠加能使神经网络训练结构更简单,训练速度

<sup>①</sup> 国家高技术研究发展计划(RFID 系统测试技术研究及开发(2006AA04A104)、国家自然科学基金项目(NO.50677014)、高校博士点基金(20060532002)、国家高技术研究发展计划(NO.2006AA04A104)、湖南省科技计划项目(06JJ2024)、教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-04-0767)

更快,文献[9]提出的量子神经网络在分类方面比 ANN 更有效,单层 QNN 能解决线性不可分问题; Weigang 提出的量子并行自组织映射(Quantum ParallelSelf-Organizing Map)[10]用量子计算可创建量子联想记忆模型并使记忆容量和回忆速度具备指数级提高。

### 2.1 量子神经网络

本文采用的量子神经网络<sup>[12-13]</sup>指 Karayiannis 型量子神经网络,它是将神经网络和模糊理论结合起来的推理工具,它能自动探测并自适应学习采样数据中的不确定性因素<sup>[12-14]</sup>,而无任何严格条件的限制,且与问题的复杂度、不确定性的程度等因素无关;可以逼近任意隶属函数,而不依赖于任何先验知识。它是三层前馈网络<sup>[11-13]</sup>,如图 1 所示,即输入层,隐含层和输出层,其中输入层对应于故障现象,输出层对应于故障序号,设输入层有  $n_i$  个节点,即等于传感器数目与待诊断的故障模式数目  $n$  之积,输出层有  $n_o$  个节点,即等于待诊断故障模式数目,隐含层,

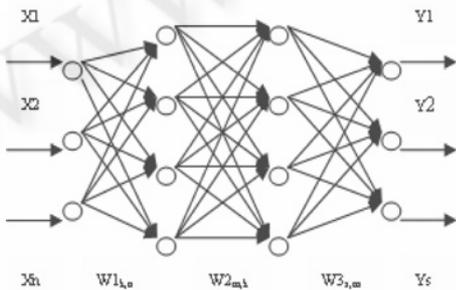


图 1 量子神经网络结构图

的节点数目为  $n_h$ ,  $c_{ji}$  是第  $j$  个输入节点和第  $i$  个隐层节点之间的权值为  $v_{ji}$ ,  $w_{ij}$  是第  $j$  个隐层节点和第  $i$  个输出节点之间的权值。设网络的输入矢量为  $X$ , 它的第  $k$  个分量为  $x_k = [x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{n_ik}]^T$ ,  $k \in [1, M]$ ; 与  $x_k$  相对应的输出为  $y_{ik} = f\left(\sum_{j=1}^{n_h} w_{ij} h_{jk}\right)$ , 其中  $h_{ok} = 1, \forall k$ ,  $f(\cdot)$  是输出层的激活函数, 其中  $h_{jk} = g(\bar{h}_{jk})$  是第  $j$  个隐层节点的输出, 即  $\bar{h}_{jk} = \sum_{i=1}^{n_i} v_{ji} x_{ik}, x_{ok} = 1, \forall k$ 。  $g(\cdot)$  是隐含层的激活函数:  $g(x) = \frac{1}{n_s} \sum_{r=1}^{n_s} f(\beta_n(x - \theta^r))$  这里的  $\theta^r$  为量子间隔,  $n_s$  为量子间隔数目, 其大小的选择与待

诊断的故障模式数目相同  $\beta_n$  为陡度因子, 很明显, 若  $n_s = 1$  及  $\theta^1 = 0$  这里的量子网络即变成普通 BP 网络。

### 2.2 网络训练算法

设网络的误差函数<sup>[1, 12-13]</sup>为

其中  $t_{ik}$  是与  $x_k$  相对应的目标输出,

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^{n_o} (y_{ik} - t_{ik}) \cdot f' \left( \sum_{j=1}^{n_h} w_{ij} h_{jk} \right) \cdot \sum_{j=1}^{n_h} h_{jk}$$

有:

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ji}} = \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^{n_o} (y_{ik} - t_{ik}) \cdot f' \left( \sum_{j=1}^{n_h} w_{ij} h_{jk} \right) \cdot \sum_{j=1}^{n_h} w_{ij} \cdot g' \left( \sum_{i=1}^{n_i} v_{ji} x_{ik} \right) \cdot \sum_{i=1}^{n_i} x_{ik}$$

在网络的训练过程中, 不仅更新权值  $v_{ji}$  和  $w_{ij}$ , 还更新量子间隔  $\theta^r$ :

对于某故障模式类矢量  $C_i, i \in [1, M]$ , 设

$$h_{jC_i} = \frac{1}{|C_i|} \sum_{\forall x_k \in C_i} h_{jk}, \text{ 定义}$$

$$G = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{n_h} \sum_{i=1}^{n_o} \sum_{\forall x_k \in C_i} (h_{jC_i} - h_{jk})^2, \text{ 则}$$

$$\frac{\partial G}{\partial \theta^r} = \sum_{i=1}^{n_o} \sum_{\forall x_k \in C_i} (h_{jC_i} - h_{jk}) \left( \frac{\partial h_{jC_i}}{\partial \theta^r} - g' \left( \sum_{i=1}^{n_i} v_{ji} x_{ik} \right) \right) \text{ 其中}$$

$$\frac{\partial h_{jC_i}}{\partial \theta^r} = \frac{1}{|C_i|} \cdot \sum_{\forall x_k \in C_i} \frac{\partial h_{jk}}{\partial \theta^r}, \text{ } g' \left( \sum_{i=1}^{n_i} v_{ji} x_{ik} \right) \text{ 指函数 } g(\cdot)$$

的一阶导数。

学习算法采用梯度下降、带动量项和自适应学习率的算法<sup>[11]</sup>其反向传播的动量改进(MOBP)公式为

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \Delta w_{ij}(t),$$

$$v_{ji}(t+1) = v_{ji}(t) - \Delta v_{ji}(t),$$

$$\theta^r(t+1) = \theta^r(t) - \Delta \theta^r(t),$$

$$\text{式中 } \Delta w_{ij}(t) = mc \cdot \Delta w_{ij}(t-1) - (1 - mc) \cdot lr \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}},$$

$$\Delta v_{ji}(t) = mc \cdot \Delta v_{ji}(t-1) - (1 - mc) \cdot lr \cdot \frac{\partial E}{\partial v_{ji}}$$

$$\Delta \theta^r(t) = mc \cdot \Delta \theta^r(t-1) - (1 - mc) \cdot lr \cdot \frac{\partial E}{\partial \theta^r}$$

$mc$  和  $lr$  分别为动量因子和学习率, 其取值如下:

IF  $\epsilon(t) > \epsilon(t-1) \times er$ , THEN

$$mc = MC_1 \cdot lr \times dm;$$

IF  $\epsilon(t) < \epsilon(t-1)$ , THEN

$mc = MC_2$  ,  $lr = lr \times im$  其中 ,  $er$  为允许最大错误率 ,  $MC_1$  ,  $MC_2$  为动量因子常数 ,  $dm$  为学习率减少率 ,  $im$  为学习率增长率。

### 2.3 诊断结果及分析

本试验数据源于英国皇家<sup>[4]</sup>Hallamshire 医院病理部( <http://www.phil.gu.se> )采集的关于乳腺肿瘤细针活检的病理学临床数据。该数据总共包含 692 个样本 , 其中正样本( 恶性肿瘤 )数为 235 , 负样本( 良性肿瘤 )为 457 , 每个样本均由活组织切片检查确诊。每

表 1 星载 SAR 数据参数

		TP	FP	TN	FN	SEN (%)	SPE (%)	Q (%)
样本组 1	KNN	45	3	89	2	95.74	96.73	96.40
	PNN	46	2	89	2	95.83	97.80	97.12
	SVM	44	3	91	0	100.0	96.81	97.83
	QNN	41	2	93	1	97.62	97.90	97.81
样本组 2	KNN	42	7	88	2	95.45	92.63	93.52
	PNN	43	6	86	4	91.49	93.47	92.81
	SVM	44	3	89	2	95.65	96.74	96.37
	QNN	40	1	94	1	97.56	98.95	98.53
样本组 3	KNN	38	7	92	1	97.44	92.93	94.21
	PNN	37	8	90	3	92.50	91.83	92.03
	SVM	43	4	89	3	93.48	95.70	94.96
	QNN	37	1	93	1	97.37	98.94	98.48
样本组 4	KNN	50	1	82	5	90.91	98.79	95.65
	PNN	39	3	96	0	100.0	96.97	97.83
	SVM	43	4	88	3	93.48	95.65	94.93
	QNN	42	2	92	0	100.0	97.87	98.53
样本组 5	KNN	39	3	95	1	97.50	96.94	97.10
	PNN	49	2	83	4	92.45	97.64	95.65
	SVM	40	7	90	2	95.24	92.78	93.52
	QNN	38	5	92	1	97.44	94.84	95.59

一个样本包含年龄及 10 个细胞病理特征。每一维特征均由有十年经验的细胞病理学家通过观察给出。具有该病理特征的 , 即不正常的记为 1 , 正常的记为 0。采用分组测试。即将数据随机分为 5 组 , 每一组依次轮流作为测试集 , 其余部分作为训练集。对每次分组得到的训练及测试集 , 分别用自组织神经网络 KNN、概率神经网络 PNN、支持向量机 SVM 分类器以及量子神经网络 QNN 进行训练和测试。为了比较和分析诊断结果 , 这里采用灵敏度<sup>[4]</sup> ( Sen )、特异度 ( Spe )和总准确率 ( Q )来评价分类器的性能 , 其含义见文献<sup>[4]</sup> , 其诊断结果如表 1 和图 3 所示 , 其中 , QNN 采用的是最佳核的分类结果。

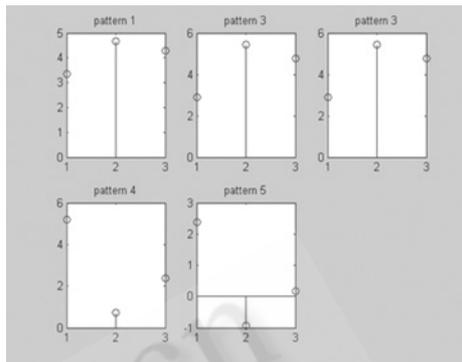


图 2 量子神经网络的诊断参数和 KNN、PNN 和 SVM 网络的诊断结果之差的平均值

注 : 图中的 3 线分别表示 : 灵敏度 ( Sen )、特异度 ( Spe ) 和总准确率 ( Q )

从表 1 和图 2 可以看出 , KNN、PNN、SVM 及量子神经网络的识别能力几乎是依次增强的 , 其中 , 以量子神经网络的平均准确率为最高。事实上 , 除了第 5 组样本的特异度外 , 量子神经网络的诊断参数都高于其他神经网络 , 因此 , 量子网络的诊断率是最高的。这表明采用量子神经网络不仅对正样本的识别率达到最高 , 可以较好的识别出乳腺癌患者 , 同时还可以很好的识别出非乳腺癌病例 , 因而可以减少人为原因造成的漏诊和误诊的几率。

从表 1 和图 3 可以看出 , KNN、PNN、SVM 及量子神经网络的识别能力几乎是依次增强的 , 其中 , 以量子神经网络的平均准确率为最高。事实上 , 除了第 5 组样本的特异度外 , 量子神经网络的诊断参数都高于其他神经网络 , 因此 , 量子网络的诊断率是最高的。这表明采用量子神经网络不仅对正样本的识别率达到最高 , 可以较好的识别出乳腺癌患者 , 同时还可以很好的识别出非乳腺癌病例 , 因而可以减少人为原因造成的漏诊和误诊的几率。

### 3 结论

构造出了量子神经元模型 , 并在此模型基础上 , 构造出一个三层量子神经网络 , 应用于乳腺癌的诊断。实验结果表明 , 量子神经网络明显优于传统神经网络 , 如自组织神经网络、概率神经网络以及支持向量机。量子网络的诊断率是最高的。不仅对正样本的识别率达到最高 , 可以较好的识别出乳腺癌患者 , 同时还可以很好的识别出非乳腺癌病例。

( 下转第 111 页 )

## 参考文献

- 1 Wingop A, Tongt, Bolden S. Cancer statistics[ J ]. CA Cancer J Clin, 1995, 45: 8 - 30.
- 2 Hadjiiskil, Sah Iner B, Chan H P. Advances in computer - aided diagnosis for breast cancer [ J ]. Current Opinion in Obstetrics and Gynecology, 2006, 18: 64 - 70.
- 3 刘兴华,蔡从中,袁前飞,等.基于支持向量机的乳腺癌辅助诊断.重庆大学学报,2007,30(6):140 - 144.
- 4 PENA - REYES A, SIPPERM. A fuzzy - genetic approach to breast cancer diagnosis[ J ]. Artificial Intelligence in Medicine, 1999, 17: 131 - 155.
- 5 SHOR P W. Polynomial time algorithms for p rime factorization and discrete logarithms on a quantum computer[ J ]. SIAM Journal on computing, 1997, 26 ( 5 ) : 1484 - 1509.
- 6 GROVER L K. A fast quantum mechanical algorithm for database search[ C ] // Proceedings 28 th Annual ACM Symp on the Theory of Computing. 1996: 212 - 219.
- 7 Ventura D, Martinez T R. Quantum Associative Memory[ J ]. Information Sciences, 2000, 124: 273 - 296.
- 8 Menneer T, Narayanan A. Quantum - inspired Neural Networks [ R ]. Tech. Rep. R329, Univ. of Exeter, 1995.
- 9 Menneer T. Quantum Artificial Neural Networks [ D ]. Ph. D. thesis of The Univ. of Exeter, UK, 1998.
- 10 KOUDU N, MASTSU I N, N ISH IMURA H, et al. Qubit neural network and its learning efficiency[ J ]. Neural Comput & App Lic, 2005, 14: 114 - 121.
- 11 MICHAEL A N. 量子计算和量子信息(一) - 量子计算部分[ M ]. 赵千川译. 北京: 清华大学出版社, 2003: 13 - 21.
- 12 庄镇泉,李斌,解光军等.量子神经计算和量子遗传算法的理论分析和应用.高技术通讯,2005,(157):1-5.
- 13 解光军,庄镇泉.量子神经计算模型研究.电路与系统学报,2006,7(2):83-88.
- 14 朱大奇,桑庆兵.光电雷达电子部件的量子神经网络故障诊断算法.电子学报,2006,34(3):573 - 576.