

# 基于量子门线路神经网络的射击试验 安全风险评估

宋超, 贾亦卓, 王东军, 刘洪甜, 纪兵

(陆军装甲兵学院 兵器与控制系, 北京 100072)

**摘要:** 为提高射击试验安全, 在分析现有安全管理机制基础之上, 结合射击试验安全管理实践经验, 采用量子旋转门控制量子位的翻转与相位的偏转, 建立风险评估指标模型, 通过仿真实验来验证文章所采取研究方法的有效性, 并与传统 BP 神经网络性能进行风险评估精度的比较; 通过分析及比较, 文章构建的量子门线路模型降低了安全试验相关数据处理的复杂度, 对射击试验安全风险评估的收敛速度更高, 提高了对射击试验过程中安全风险的预测精度, 为射击试验相关管理人员评估试验危险及制定措施提供了理论依据。

**关键词:** 量子门线路; 射击试验; 风险评估

## Safety Risk Assessment of Shooting Test Based on Quantum Gate Circuit Neural Network

Song Chao, Jia Yizhuo, Wang Dongjun, Liu Hongtian, Ji Bing

(Department of Weapons and Control, Army Academy of Armored Forces, Beijing 100072, China)

**Abstract:** In order to improve the safety of shooting tests, combined with the practical experience of safety management, a quantum revolving gate is used to control the deviation of the rotation of the qubits from the phase to calculate the comprehensive risk value for transforming the safety of shooting tests. The effectiveness of the proposed method is verified through simulation experiments. The integrated quantum gate circuit model here has a higher convergence speed for the safety risk assessment of the shooting test, and reduces the complexity of data processing and improves the accuracy of the risk assessment. The relevant management personnel provided a theoretical basis for evaluating the test risks and formulating measures.

**Keywords:** quantum gate circuit; shooting test; risk assessment

## 0 引言

随着新军事变革的深入, 大批新概念武器项目加速设立, 对研发周期、技战术水平等方面提出了更高的要求, 其研发过程中的安全风险也随之增大。为确保兵器使用的安全性, 必须要提前进行高强度的预测试验。试验过程中存在许多不稳定因素, 可能造成严重的危害。风险评估在对安全至关重要的行业中起着主要作用, 但其同时面临一系列挑战, 如技术的进步及需求的增长等。近年来, 深度学习强大的数据处理能力深受国内外学者的广泛关注, 已运用于不同领域的各类风险评估中, 如金融风险、相关疾病风险评估、航空安全风险评估、原油市场评估等领域<sup>[1]</sup>。

射击试验中存在的事故隐患多, 各种操作危险系数大, 极易发生安全事故, 因此要保证射击试验安全顺利高效有序进行, 就必须要加强训练中的安全管理, 使其处于一个安全平稳的状态是射击试验安全管理的最终目标。由于射

击试验过程中存在许多不确定性, 研究人员正尝试制定更准确全面的危险因素提取标准, 但能否试验出提高风险评估模型性能的危险因素标准还需深入研究。本文采用深度学习量子门线路模型对射击风险进行评估并评价其性能, 希望能够为射击试验的安全风险评估及管理提供理论参考依据。

## 1 射击试验安全风险评价方法

我国颁布的《生产过程危险和危害因素分类与代码》(GB/13861-2009) 将造成危险的因素分为 4 个方面: 人为因素, 包括心理、生理性有害因素和行为性有害因素等; 物的因素, 包括化学性有害因素、物理性有害因素和生物性有害因素; 环境因素, 包括室内、室外、地上、地下、水上、水下等各类作业施工环境; 管理因素, 包括管理不善、组织机构不健全、缺乏事故应急预案等等。本文将基于以上四个方面的因素, 结合射击试验中容易造成危险因素的实际进行相关分析。

收稿日期: 2020-10-31; 修回日期: 2020-11-23。

作者简介: 宋超(1982-), 男, 山东莱阳人, 硕士, 讲师, 主要从事武器系统运用及安全性分析方向的研究。

引用格式: 宋超, 贾亦卓, 王东军, 等. 基于量子门线路神经网络的射击试验安全风险评估[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(6): 234-238, 265.

目前常见的安全风险评价方法主要有两种: 1) 初步危险分析法 (PHA 法), 主要是指在进行某项活动之前, 粗略的分析系统可能存在的危险因素、可能造成危险转化为现实的条件和危险事故发生后可能造成的后果的系统安全分析方法。其主要功能是鉴别造成危险的原因, 识别与系统相关的主要危害, 评估事故造成的后果以及提出控制或消除危险的防护措施; 2) 作业条件危险评价法 (LEC 法), 主要是指对在可能有危险出现的环境中作业时的危险性进行半量化评价的方法<sup>[2]</sup>, 这种方法相对来说更为便捷。其影响因素包括: 安全事故出现的概率高低 (Likelihood, L)、人员身体出现在危险环境中的频率 (Exposure, E)、事故发生后可能造成的后果 (Criticality, C), 以现场作业条件为基础, 由专家按各自标准的相关规定给 L、E、C 分别打分, 计算各组分值的平均分作为各自得分, 而后利用危险性分值 (D) 来评价危险等级<sup>[3]</sup>, 作业条件危险性公式为:  $D = L * E * C$ 。但由于该方法主要依据专家经验来划定危险程度等级及确定三个因素的分数值, 因而具有局限性, 应根据具体情况适当调整该评价。

本文采用 LEC 法合并模糊评价法, 对射击试验风险进行评价并提出控制措施。选择包含科研项目、专业技术管理及安全管理相关专家通过专家打分真实有效反映其危险性, 作业条件危险性相关因素分数如表 1 所示。

表 1 影响因素取值标准

可能性 (L)	分值	暴露率 (E)	分值	可能后果 (C)	分值
完全可能	10	持续的	10	亡十人以上	100
很有可能	6	每天	6	亡数人	40
偶尔出现	3	每周	3	亡一人	15
不太可能	1	每月	2	严重残疾	7
可能性很小	0.5	每年	1	残疾	3
几乎不可能	0.2	很少	0.5	轻伤	1

通过计算的得到作业条件危险性, 并对应相应风险指数 R, 如表 2 所示。

表 2 危险等级划分标准

风险评分	风险因素	程度	等级
$\geq 320$	$0.6 \leq R < 1$	极度危险	1
160~320	$0.6 \leq R < 0.8$	高度危险	2
70~160	$0.4 \leq R < 0.6$	非常危险	3
20~70	$0.2 \leq R < 0.4$	比较危险	4
$< 20$	$0 < R < 0.2$	轻微危险	5

通过对射击试验 5 个岗位危险因素及其可能性分析射击试验危险性, 将危险性大、可能造成后果比较严重的岗位进行相关危险因素提取, 并进行管理和控制, 根据 LEC 法结合模糊评价法定量分析各岗位危险程度, 如表 3 所示。

结果显示弹药管理和火炮射击 2 个岗位危险程度得分均大于 160 分, 处于高度危险, 而靶场测试岗位危险分

为 38.4 分, 处于可能危险, 需要观察。后勤保障和机械维修两个岗位分值均在 2 分以下, 基本没有危险性。所以要重点加强对火炮射击和弹药管理 2 个岗位的安全管理。

表 3 5 个岗位 LEC 法专家评估打分平均值

射击试验岗位	可能性 (L)	暴露率 (E)	可能后果 (C)	危险性分值
火炮射击	4	4	16	256
靶场测试	0.8	4	12	38.4
弹药管理	4	5	17	272
机械维修	0.5	3	1	1.5
后勤保障	0.4	2	1.5	1.2

## 2 量子门线路神经网络理论基础

量子信息技术能处理具有不确定性及数据量大的数据量问题, 并提高数据处理的准确性和算法的执行效能<sup>[4]</sup>。Shao (2020) 等人的研究显示, 如果运用多位受控非门和一位相移门的相通性, 可以完成  $n$  量子比特状态空间的任何两级计算, 任一量子门线路可分解为多位受控非门及一位相移门的乘积形式<sup>[5]</sup>。因此, 本文利用两者的相通性, 在本文所提的神经网络模型的基础上运用于射击试验安全风险评估中, 实现对于评估计算的优化。其量子门线路如图 1 所示。

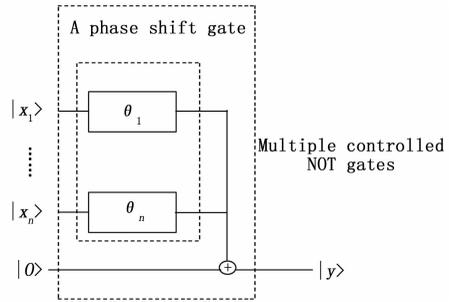


图 1 量子门线路

初始量子态  $|\varphi\rangle = \begin{bmatrix} \cos\theta_0 \\ \sin\theta_0 \end{bmatrix}$ , X 表示为单比特受控非门,

R 表示一位相移门,  $|x_1\rangle, |x_2\rangle, \dots, |x_n\rangle$  表示量子态输入信号,  $\theta_i (i = 1, 2, \dots, n)$  表示为相移角度, 假设令  $n$  个控制量子比特为  $|x_i\rangle = \alpha_i |0\rangle + \beta_i |1\rangle (i = 1, 2, \dots, n)$ , 则可以将量子门线路结构模型的输出操作, 输出值  $|y\rangle$  表示如下:

$$|y\rangle = C^n(X)(R(|x_1\rangle)) \otimes |0\rangle$$

通过上述量子门线路, 建立量子门线路神经网络模型, 如图 2 所示。该量子门线路神经网络模型分为三层, 即网络输入层、隐藏层以及输出层。

$|x_1\rangle, |x_2\rangle, \dots, |x_n\rangle, |x_i\rangle (i = 1, 2, \dots, n)$  表示输入层量子位, 其经相移门旋转后, 控制隐藏层量子位的翻转。 $|h_1\rangle, |h_2\rangle, \dots, |h_p\rangle, |h_j\rangle (j = 1, 2, \dots, p)$  表示隐藏层的输出, 其经相移门旋转后, 控制输出层量子位的翻转,  $|y_1\rangle, |y_2\rangle, \dots, |y_m\rangle$  表示为输出层的输出。每层深度学习算法与输

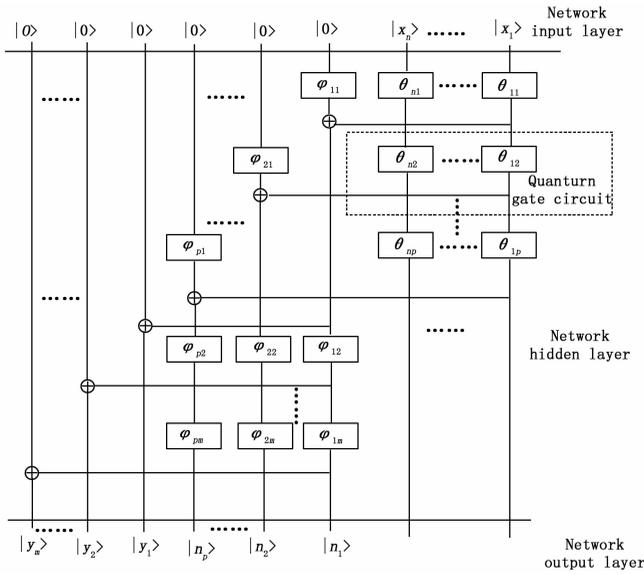


图 2 量子门线路神经网络模型

出描述如下：输入的量子位表示为  $|x_i\rangle = \cos\theta_i |0\rangle + \sin\theta_i |1\rangle (i = 1, 2, \dots, n)$ ，每层将量子位状态  $|1\rangle$  的概率幅作为该层的实际输出。隐藏层与输出层的实际输出  $h_j$  和  $y_k$  表示为：

$$h_j = \sin(\psi_j) = \prod_{i=1}^n \sin(\theta_i + \theta_{ij})$$

$$y_k = \prod_{j=1}^p \sin(\arcsin(\prod_{i=1}^n \sin(\theta_i + \theta_{ij})) + \psi_{jk})$$

其中： $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, p, k = 1, 2, \dots, m, \theta_{ij}$  和  $\psi_{jk}$  为该模型的可调参数，分别表示隐藏层及输出层的一位相移门旋转角度。若将  $\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_m$  作为该模型期望输出值，则误差函数  $E$  可表示为：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (\tilde{y}_k - y_k)^2$$

梯度下降法计算得出误差  $E$  对旋转角  $\theta_{ij}$  和  $\psi_{jk}$  的偏导数为：

$$-\frac{\partial E}{\partial \theta_{ij}} = \frac{\sum_{k=1}^m (y_k - \tilde{y}_k) y_k \cot(\psi_j + \psi_{jk}) h_j \cot(\theta_i + \theta_{ij})}{\sqrt{1 - h_j^2}}$$

$$\frac{\partial E}{\partial \psi_{jk}} = \sum_{k=1}^m (\tilde{y}_k - y_k) y_k \cot(\psi_j + \psi_{jk})$$

更新上述公式表示为：

$$\theta_{ij}(t+1) = \theta_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial \theta_{ij}}$$

$$\psi_{jk}(t+1) = \psi_{jk}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial \psi_{jk}}$$

其中： $t$  为网络的迭代步数， $\eta$  为网络的学习率。 $y_k$  为实际输出值， $\tilde{y}_k$  为期望输出值，两者关系表示为：

$$y_k = \prod_{j=1}^p \sin(\arcsin(\prod_{i=1}^n \sin(\theta_i + \tilde{\theta}_{ij})) + \tilde{\psi}_{jk})$$

若  $\tilde{\theta}_{ij}$  和  $\tilde{\psi}_{jk}$  分别表示为迭代序列  $\{\theta_{ij}(t)\}$  与  $\{\psi_{jk}(t)\}$  的全局最优解，则对于任意整数  $n_1$  与  $n_2$ ，旋转角  $\tilde{\theta}_{ij} = 2n_1\pi + \theta_{ij}$  与  $\tilde{\psi}_{jk} = 2n_2\pi + \psi_{jk}$  同样为迭代序列  $\{\theta_{ij}(t)\}$  与  $\{\psi_{jk}(t)\}$  的全局

最优解。同理可得， $y_k$  与  $\tilde{y}_k$  满足如下关系：

$$y_k = \prod_{j=1}^p \sin(\arcsin(\prod_{i=1}^n \sin(\theta_i + \tilde{\theta}_{ij})) + \tilde{\psi}_{jk}) = \tilde{y}_k$$

可得迭代序列  $\{\theta_{ij}(t)\}$  与  $\{\psi_{jk}(t)\}$  在  $[\alpha, \alpha + 2\pi]$  存在周期性全局最优解， $\alpha$  为任意整数。因此，本研究模型有许多全局吸引子及最优解的数量，提高了网络的收敛速度及精度。

### 3 网络训练过程

#### 3.1 建立风险评估指标模型

风险评估指标体系模型如图 3 所示。



图 3 风险评估指标体系模型 (M)

一级指标  $M_i (i = 1, 2, \dots, m)$  需要依靠上层  $M$  的数据支撑，而二级指标  $M_{ij} (i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n)$  也是受到相应上级指标的支撑，进而不断演化形成一个由上至下的结构模型。各指标之间相互独立，存在明显的交叉、规避包含及隐含关系，这样就能够保证各评估指标之间的独立性，以更好地反应系统中存在的问题。其包含一级指标  $a, b$ 、二级指标  $ab, ac$  则所选取的指标之间应满足如下关系：

$$\text{if } a \neq b \Rightarrow M_a \cap M_b = \phi (a, b = 1, 2, \dots, m)$$

$$\forall ab \neq ac \Rightarrow M_{ab} \cap M_{ac} = \phi \begin{pmatrix} a = 1, 2, \dots, m \\ b, c = 1, 2, \dots, n \end{pmatrix}$$

射击试验是一个由操作人员、试验设备、安全管理和环境条件 4 个因素组成的综合系统，它们之间既相互联系又互相制约。要建立一套合理的评价体系，就应当充分体现出射击试验的运作特点和各个安全管理因素之间的内在关系，比较准确地评估出射击试验安全水平的现状，并指明未来改进方向。依据 GB/T13861-2009《生产过程危害和危害因素分类与代码》和 GB 0441-86《企业职工伤亡事故分类标准》进行的风险评估检查，依据国家推荐标准 (GB/T 27921-2011) 风险管理、风险评估技术，运用系统的方法对射击试验中的各种危险因素进行全面分析，构建射击试验安全风险评估体系如图 4 所示。在所构建的射击试验层次模型中，主要包括目标层、准则层以及因素层，最下方的因素层为上层评估提供基础。

以弹药管理岗位为例，根据 GB/T13861-2009《生产过程危害和危害因素分类与代码》相关标准及要求将弹药管理有关安全风险因素进行展开和分析。

#### 3.2 数据预处理

根据上文构建的风险评估模型，对射击试验过程中的各类影响因素进行检查与测试以获得评估数据。评估数据分为定性指标数据与定量指标数据，对各种数据进行一定

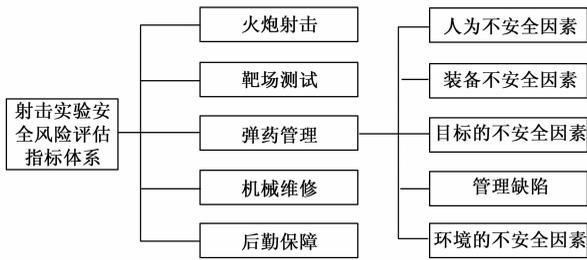


图 4 射击试验安全风险评估指标体系

程度的预处理, 可以提升风险评估的计算便利性。对于定性指标而言, 数据预处理是为完成指标的量化, 消除指标的描述差异; 对定量指标而言, 数据预处理是为了去量纲化, 消除指标之间的量纲差异。

1) 标度量量化法:

通过该方法将定性指标数据进行量化, 将定性指标分为  $n$  个等级, 表示为  $a_1, a_2, \dots, a_n$ , 采用五级打分进行分类, 如表 4 所示。定性指标可分为正向、逆向指标。正向指标是当属性值越大时, 性能越好。

表 4 分级指标梯度

分级	失败	合格	一般	较好	优秀
正向指标	1	2	3	4	5
逆向指标	5	4	3	2	1

2) 特征向量量化法:

假设有  $n$  个指标数据  $A_1, A_2, \dots, A_n$ , 其对应的权重分别为  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ , 通过对任意两个权重进行比较而得到了数据权重的比值矩阵  $A$  如公式 (4) 所示:

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\omega_2}{\omega_1} & \frac{\omega_2}{\omega_2} & \dots & \frac{\omega_2}{\omega_n} \\ \frac{\omega_1}{\omega_1} & \frac{\omega_1}{\omega_2} & & \frac{\omega_1}{\omega_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\omega_n}{\omega_1} & \frac{\omega_n}{\omega_2} & \dots & \frac{\omega_n}{\omega_n} \end{bmatrix} = (a_{ij})_m$$

当  $A$  满足  $a_{ij} = \frac{1}{a_{ji}}$  且  $a_{ii} = 1 (i, j, k = 1, 2, \dots, n)$ , 并与权重向量  $W = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n]^T$  相乘可以推出:

$$AW = nW$$

其中:  $W$  表示矩阵  $A$  的最大特征向量与特征根所对应的权重矩阵, 通过上式得到权重的排序结果, 进一步将指标数据进行量化操作。

3) 极差变换法:

假设存在指标数据  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , 需要通过以下公式进行变化:

$$y_i = \frac{x_i - \min\{x_i\}}{\max\{x_i\} - \min\{x_i\}} (i = 1, 2, \dots, n)$$

$y_i \in [0, 1]$ , 对定量指标数据来说, 1 表示最好属性值, 0 表示最差属性值。

3.3 进行评估分析

为降低系统的复杂度, 将风险评估模型进行拆分, 对

数据样本进行预处理操作之后, 将量子态描述作为网络输入向量。神经网络模型进行训练和测试后得到组合神经网络并进行射击试验的整体风险评估, 将射击试验拆分为  $d$  个子系统  $S_i (i = 1, 2, \dots, d)$ , 子系统输入层为射击试验各安全风险因素的属性值  $x_{ij} (i = 1, 2, \dots, d, j = 1, 2, \dots, n)$ ;  $\omega_{io} (i = 1, 2, \dots, d, o = 1, 2, \dots, m)$  表示隐藏层连接权重; 最终的输出层为单节点输出, 输出计算得到的风险值  $y_{il} (i = 1, 2, \dots, d, l = 1, 2, \dots, k)$ ; 最终计算得出射击试验整体的安全风险值  $Y$ 。风险评估指标模型的目标层、准则层及因素层分别对应于组合神经网络中的输出层、隐藏层及输入层<sup>[6]</sup>。

网络隐藏层神经元个数取值如下:

$$l = \log_2 n$$

其中:  $n$  表示为网络输入层结点个数,  $l$  表示为网络隐藏层结点数。完成训练后随机抽取待评估数据样本  $X^l (i = 1, 2, \dots, m)$ , 输入至训练完成的网络, 并输出其风险值。对评估样本的实际与期望输出值, 即  $y_i$  与  $\tilde{y}_i$  进行误差计算,  $e_i = |y_i - \tilde{y}_i|$ , 通过计算网络的相对误差和绝对误差, 完成射击试验安全风险评估与分析, 其过程如图 5 所示。

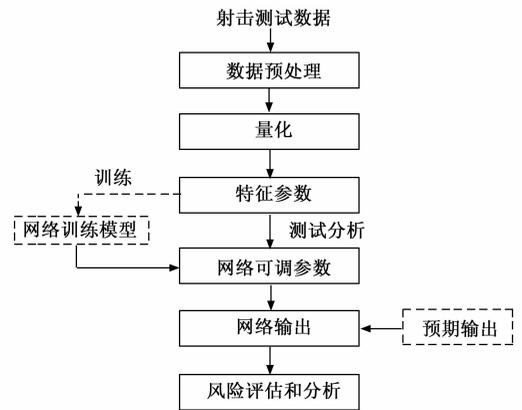


图 5 射击试验安全风险评估过程

4 仿真实验与分析

4.1 实验组织

仿真实验环境采用 CPU 型号为 Pentium G640, Matlab2014b, 操作系统为 Windows7, 内存为 8 GB 的计算机设备对本文提出的量子门线路神经网络与传统 BP 神经网络进行性能比较<sup>[7]</sup>。通过对弹药管理的相关信息安全进行分析, 对其潜在的风险因素进行评估, 进而验证本文所提出风险分析方法的可靠性及有效性。弹药管理安全 (2S) 主要包含以下 7 个引起危险的因素, 分别为携带火种或通信设备 (1x)、弹药堆放不符合规范或超量 (2x)、防护堤内有可燃物 (3x)、人员无证上岗或未培训 (4x)、管理制度不健全 (5x)、消防设备设施损坏 (6x)、弹药开箱、搬运等未按规定使用 (7x)。将笔者在日常射击试验安全检查中所得到的数据作为后续安全分析中的对象, 进而得到评估样本, 选取其中 10 组为训练集, 5 组为测试集, 期望输出

根据国家推荐标准 GB/T13861—2009《生产过程危和危害因素分类与代码》和 GB—T6441—1986—1《企业职工伤亡事故分类》综合评价给出。

构建子系统弹药管理安全 (2S) 的三层网络模型, 在输入层中的 7 个神经元节点对应接收风险因素表示为  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 7$ ); 根据公式  $l = \log_2 n$  可以得到隐藏层神经元个数, 即  $i = \log_2 7 \approx 3$ 。因此, 本研究神经网络为 7—3—1 的三层结构, 其最大迭代步数为 1 000, 训练误差精度为 0.000 1。最后与传统 BP 神经网络进行对比实验, 选择不同的网络学习速率, 即 0.3、0.5、0.8 以及 1.0, 在蓄念过程中, 如果训练得出的误差小于实验设定误差精度, 或者实验收敛过程中的迭代次数达到起始设定的最大迭代次数时, 训练完成, 分析仿真实验结果。

### 4.2 实验结果分析

#### 4.2.1 不同学习效率中两种神经网络的迭代步数的比较

通过神经网络的训练可以发现, 当学习速率为 1.0 时, 其性能曲线如图 6 所示。

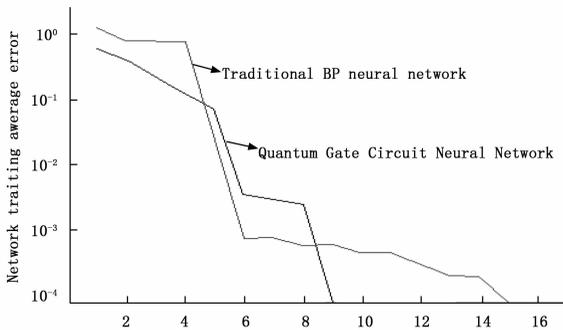


图 6 学习速率为 1.0 的网络训练性能曲线

实验结果得出: 两者均能够进行有效收敛, 而对于不同的学习速率, 其迭代次数也有较大区别, 如表 5 所示。

表 5 不同学习速率网络迭代步数

学习速率	0.3	0.5	0.8	1.0
传统 BP 神经网络	52	27	23	18
量子门线路神经网络	28	16	14	12

由上述结果可以看出, 本文提出的神经网络在不同学习速率下, 其迭代步数分别为 28、16、14 和 12; 而以往传统 BP 神经网络进行训练时, 不同学习速率对应的迭代步数分别为 52、27、23 和 18。可见, 本文提出的基于量子门线路神经网络能够更快的收敛, 提高了训练效率。

#### 4.2.2 两种神经网络评估样本风险结果

由上述结果可知, 两种神经网络在评估样本风险时都表现出了较好的性能, 其预测结果如图 7 所示。

通过比较传统 BP 网络与基于量子门线路神经网络的误差值可以发现, 其最小误差值分别为 0.002 5、0.006 5, 最大误差分别为 0.017 2、0.049 2。可见, 本文构建的量子门线路神经网络在训练时产生的误差更小, 其风险预测能力

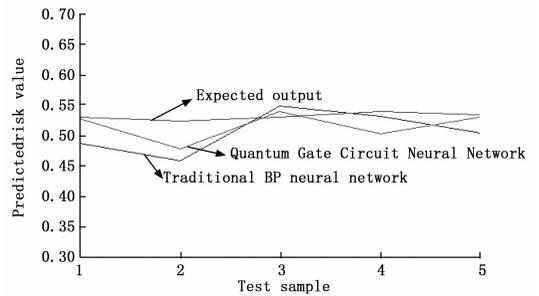


图 7 两种神经网络风险评估测试结果

相对来讲更高, 计算结果如表 6 所示。

表 6 两种神经网络输出风险误差

评估样本	量子门线路神经网络		传统 BP 神经网络		预期输出
	实际输出	测试误差	实际输出	测试误差	
1	0.521 0	0.003 4	0.502 4	0.010 3	0.52
2	0.493 2	0.015 7	0.475 8	0.006 5	0.48
3	0.509 6	0.002 5	0.540 6	0.049 2	0.51
4	0.515 3	0.017 2	0.510 7	0.012 4	0.50
5	0.518 4	0.010 9	0.501 2	0.028 5	0.52
平均误差	0.011 2		0.018 7		
标准偏差	0.005 4		0.011 5		

在比较其最大、最小误差的基础上, 对本文采取的基于量子门线路神经网络和传统的 BP 网络两种风险预测方法的平均相对误差也做了比较, 其数值分别为 2.39%、3.71%, 计算结果如表 7 所示。从结果来看, 基于量子门线路神经网络在预测其风险时精度更高。

表 7 风险预测相对误差 %

算法	1	2	3	4	5	平均误差
量子门线路神经网络	1.65	3.72	0.54	3.05	2.98	2.39
传统 BP 神经网络	3.36	1.52	5.74	2.42	5.49	3.71

## 5 结束语

随着量子信息理论的不断发展和深入研究, 引导了不同领域信息理论的建设, 并构建了一个崭新的理论架构, 推动着科学理论和信息技术的不断发展<sup>[8]</sup>。本文以射击试验安全检查所得到的数据作为后续实验的数据集, 利用深度学习方法构建量子门线路的网络模型, 进一步研究了射击试验的风险评估方法。最后利用仿真实验, 验证了本文所提方法的有效性, 且其收敛速度更快、数据处理复杂度低及风险预测性能更佳, 为射击试验相关管理人员评估试验危险及制定措施提供了理论依据。

### 参考文献:

[1] Zhang X, Mahadevan S. Ensemble machine learning models for aviation incident risk prediction [J]. Decision Support Systems, 2019, 116: 48—63.

(下转第 265 页)