

利用并行神经网络进行航天软件质量评价

宋元章, 沈湘衡, 李洪雨

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要:针对航天软件质量评价准确率不高、受主观因素影响较大、可扩展性较弱等问题,本文结合神经网络和DS证据理论,提出了一种利用并行神经网络进行质量评价的方法。将选取的软件质量评价指标数据分别输入到多个相互独立的并行的神经网络中以获得多个初步评价结果,利用DS证据理论对各初步评价结果进行融合获得最终评价结果。以某航天相机系统为实验对象,测试本文方法的有效性,实验结果表明:评价准确率可以达到95.23%,训练时间为576.00 ms,评价处理时间为77.50 ms。本文方法评价准确率高、训练时间和评价时间较短,满足对航天软件进行质量评价的要求。

关键词:航天; 软件; 质量评价; 并行神经网络; DS证据理论; 决策准则; 交叉验证法

DOI: 10.11990/jheu.201812091

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1390.u.20190917.1448.002.html>

中图分类号: TP311.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-7043(2020)04-0595-06

Quality evaluation of aerospace software using parallel neural networks

SONG Yuanzhang, SHEN Xiangheng, LI Hongyu

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: Aiming at the quality evaluation of aerospace software systems that are strongly influenced by subjective experts and poor scalability resulting in low evaluation accuracy, a quality evaluation method based on parallel neural networks is proposed that effectively combines a neural network with DS evidence theory. Selected software quality evaluation indexes are input into independently parallel neural networks to obtain preliminary evaluation results. The DS evidence theory is then used to combine the preliminary evaluation results for the final evaluation. The proposed method is validated in the quality evaluation of an aerospace camera system. The accuracy of the proposed method reached 95.23%, the training time was 576.00 ms, and the evaluation processing time was 77.50 ms. With advantages of higher accuracy, less processing time for training and evaluation, the method satisfies the quality evaluation requirements of an aerospace software system.

Keywords: aerospace; software; quality evaluation; parallel neural networks; DS evidence theory; decision criteria; cross validation

随着近年来航天事业的快速发展,航天任务向复杂化、自动化、长期化迅速演变,航天软件的规模越来越大、复杂程度和关键程度越来越高,航天软件在航天器和航天载荷中的地位和作用越来越重要^[1]。同时,由于航天软件的质量问题引起的灾难事故越来越多。因此,对航天软件质量进行客观、科学地定量评价,是确保航天任务成功的重要因素,同

时也是当前软件领域的研究热点。

航天软件质量评价所面临的问题主要有:软件复杂程度较大,导致评价指标多样繁杂且会存在干扰、冲突;专家评价过程存在不规范及不确定性;评价结果依赖于专家业务水平和经验等,受主观因素影响较大。当前软件质量评价方法主要有层次分析法^[2]、模糊综合评价法^[3]、支持向量机评价法^[4]、神经网络评价法^[5-6]。其中,神经网络评价法是当前准确率最高的一种方法,利用样本数据对神经网络进行训练,训练后的神经网络相当于“软件质量评价领域专家”,将待评价软件的质量评价指标数据输入到神经网络中从而得到评价结果。但是,神经

收稿日期:2018-12-27.

网络出版日期:2019-09-17.

基金项目:国家高技术研究发展计划项目(2011AA7031024G);国家自然科学基金项目(61133011).

作者简介:宋元章,男,助理研究员,博士研究生;

沈湘衡,男,研究员,博士生导师.

通信作者:宋元章, E-mail: songyuanzhang@163.com.

网络的计算比较复杂,参数配置对输出结果的影响较大,特别是当维数较大时,收敛速度较慢,甚至会出现不收敛、误判或漏判等情况。

针对上述软件质量评价方法中存在的问题,本文提出了利用并行神经网络进行航天软件质量评价的方法,将神经网络和 DS 证据理论有效结合,采用多个神经网络对同一个评价指标空间进行独立地初步评价,将每个初步评价结果视为一个独立的证据并采取归一化和修正处理后,分别作为 DS 证据理论的软件质量评价识别框架中各命题的基本概率赋值,对各证据采用 DS 证据理论进行融合以提高神经网络的泛化能力。同时,充分考虑到了 DS 证据理论对高度冲突证据融合时会得出悖论的问题。

1 并行神经网络航天软件质量评价

假设航天软件质量评价指标空间为 $U = \{T_1, T_2, \dots, T_M\}$, 航天软件质量评价结果识别框架为 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$, 其中软件评价结果为 N 个等级 (V_1, V_2, \dots, V_N), 命题 $A_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 表示当前待评价软件的质量等级为 V_i 。

1.1 训练神经网络并计算其可信度

为便于在实验中比较不同方法的性能指标,采用 ISO/IEC 25010:2011 质量模型。对各神经网络进行训练、计算可信度的过程为:

1) 确定神经网络的个数, 设为 L ;

2) 确定各神经网络的类型。为便于描述和示例, 本文只选用反向传播 (back propagation, BP) 神经网络对软件质量进行初步评价, 但是各 BP 神经网络的拓扑结构、参数配置不同;

3) 确定神经网络 $C_i (i = 1, 2, \dots, L)$ 拓扑结构。

输入层: 层数为 1, 节点数为评价指标空间 U 中评价指标的个数 M 。隐含层: 层数为 1, 节点数按照文献[7]中方法确定。输出层: 层数为 1, 节点数为软件质量评价结果识别框架 Θ 中命题个数 N ;

4) 确定神经网络的激活函数、学习算法。鉴于梯度下降算法存在训练速度慢、全局搜索能力弱、容易陷入局部极小值等缺点, 选择 Sigmoid 函数作为激活函数, 选择 Levenberg-Marquard 算法^[8-9] 作为学习算法;

5) 采用交叉验证法 (cross validation) 将样本数据集 D 划分为训练样本集、测试样本集; 将 D 划分为互斥的 S 个子集, 每个子集尽可能保持数据分布的一致性且大小相似。每次用 $S - 1$ 个子集的并集作为训练样本集, 剩下的子集作为测试样本集, 从而获得 S 组训练样本集和测试样本集;

6) 分别对各神经网络进行训练;

7) 分别计算各神经网络的可信度, 该可信度用

于在利用 DS 证据理论对初步评价结果融合之前对其进行修正, 具体修正方法详见 1.2 节。

为计算神经网络 C_i 的可信度, 制定仅使用神经网络对测试样本进行软件质量评价时的评估准则。设神经网络 $C_i (i = 1, 2, \dots, L)$ 的输出结果为 $R_i = [C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{iN}]$, C_{ij} 为 C_i 的第 $j (j = 1, 2, \dots, N)$ 个节点的输出结果, $R_i^+ = [C_{i1}^+, C_{i2}^+, \dots, C_{iN}^+]$ 为 R_i 按照式(1)、式(2)归一化后的结果:

$$C_{ij}^+ = \frac{C'_{ij}}{\sum_{l=1}^N C'_{il}} \quad (1)$$

$$C'_{ij} = \frac{C_{ij} - \min(C_{il})}{\max(C_{il}) - \min(C_{il})} \quad (2)$$

式中 $1 \leq l \leq N$ 。

若 R_i^+ 中有 C_{ip}^+ 满足所述评估准则:

$$\begin{cases} p = \{l \mid \max\{C_{il}^+, 1 \leq l \leq N\}\} \\ q = \{l \mid \max\{C_{il}^+, 1 \leq l \leq N \text{ 且 } l \neq p\}\} \\ C_{ip}^+ - C_{iq}^+ > \varepsilon_i \end{cases} \quad (3)$$

则当前测试样本的软件质量评价结果 $G' = V_p$, 否则拒绝给出评价结果, γ_i 值加 1。若神经网络 C_i 给出的评价结果与测试样本的真实结果一致, 则 α_i 值加 1, 否则 β_i 值加 1。其中, $\varepsilon_i \in (0, 1)$ 为预设的阈值, N_k 为序号为 k 的测试样本集的样本总数, α_k 为 C_i 评价正确的测试样本个数, β_k 为 C_i 评价错误的测试样本个数, γ_k 为 C_i 拒绝给出评价结果的测试样本个数。

根据神经网络 C_i 对测试样本集的处理情况, 计算神经网络的可信度 $\theta_i (\theta_i \in [0, 1])$:

$$\theta_i = \frac{\sum_{k=1}^S \frac{\alpha_k}{\alpha_k + \beta_k}}{S} = \frac{\sum_{k=1}^S \frac{\alpha_k}{N_k - \gamma_k}}{S} \quad (4)$$

1.2 利用神经网络对软件质量进行初步评价

将待评价软件的质量评价指标数据分别输入到神经网络 $C_i (i = 1, 2, \dots, L)$ 中, 得到输出结果 R_i , 将 R_i 按照式(2)进行归一化处理得到初步评价结果 $R_i^+ = (C_{i1}^+, C_{i2}^+, \dots, C_{iN}^+)$, 其中 C_{ij}^+ 为 C_{ij} 进行归一化处理后的结果 (C_i 针对 A_j 的初步评价结果)。

DS 证据理论是目前被广泛用于不确定信息处理的一种决策级融合方法, 无需事先得知判决的条件概率和先验概率, 采用积累证据缩小假设集^[10]。设 Θ 为随机变量 X 可能取值的论域, 若 Θ 中所有元素互斥, 则 Θ 称为随机变量 X 的识别框架, 本文中 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$ 。设识别框架为 Θ , 2^Θ 为 Θ 的幂集, 若对于函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A \in 2^\Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (5)$$

则 $m(A)$ 为 A 的基本概率赋值。

设函数 $m:2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 为识别框架 Θ 上的基本概率赋值,函数 BEL 为 Θ 上的信任函数,若函数 $BEL:2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 满足:

$$BEL(A) = \sum_{B \subset A} m(B) (\forall A \subset \Theta) \quad (6)$$

且 $BEL(A) > 0$, 则为信任函数 BEL 的焦点。

若 BEL_1 和 BEL_2 为识别框架 Θ 上的信任函数, m_1 和 m_2 为对应的基本概率赋值, A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_r 为对应的焦点,

$$Y = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) \times m_2(B_j) \quad (7)$$

$$m(H) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i \cap B_j = H} m_1(A_i) \times m_2(B_j)}{1 - Y}, & H \neq \emptyset \\ 0, & H = \emptyset \end{cases} \quad (8)$$

式中 Y 为冲突因子,式(8)为 Dempster 组合规则。Dempster 组合规则满足结合律,当对多个证据进行融合时,可采用两两融合的方法进行^[11-12]。

利用改进的 DS 证据理论对初步评价结果进行融合的过程为:

1) 结合神经网络 $C_i (i = 1, 2, \dots, L)$ 的可信度 θ_i , 对初步评价结果 R_i^+ 进行修正处理:

$$m_i(A_j) = \begin{cases} \theta_i C_{ij}^+, & A_j \neq \Theta \\ 1 - \sum_{i=1}^N m_i(A_i) = 1 - \theta_i, & A_j = \Theta \end{cases} \quad (9)$$

生成证据 E_i 的基本概率赋值分配 $E_i = (m_i(A_1), m_i(A_2), \dots, m_i(A_N), m_i(\Theta))$ 。

2) 针对 DS 证据理论在对高度冲突的证据 ($Y \rightarrow 1$) 直接使用 Dempster 组合规则进行融合时会得出有悖常理的融合结果的问题,本文采用基于夹角余弦的证据组合方法^[13-14]对 Dempster 组合规则进行改进,利用改进后的证据组合方法对各证据 $E_i (i = 1, 2, \dots, L)$ 进行融合,获得融合结果 $F = (m_f(A_1), m_f(A_2), \dots, m_f(A_N), m_f(\Theta))$ 。

1.3 根据决策准则产生最终评价结果

基于 DS 证据理论融合进行决策的方法主要有基于信任函数的决策、基于基本概率赋值的决策和基于最小风险的决策^[15-18]。本文选用基于基本概率赋值的决策方法,决策准则为:

$$\begin{cases} m(A_p) = \max \{ m(A_j), A_j \subset \Theta \} \\ m(A_q) = \max \{ m(A_j), A_j \subset \Theta \text{ 且 } A_q \neq A_p \} \\ m(A_p) - m(A_q) > \Gamma_1 \\ m(\Theta) < \Gamma_2 \\ m(A_p) > m(\Theta) \end{cases} \quad (10)$$

假设有 A_p, A_q , 若 A_p 满足如下决策准则,则 A_p 即为决策结果,否则拒绝给出评价结果。其中, Γ_1, Γ_2

为预设的阈值, $\Gamma_1 \in (0,1), \Gamma_2 \in (0,1)$ 。根据决策结果 A_p 可知待评价软件的最终评价结果 $G = V_p$ 。

2 实验验证与方法比较

2.1 实验概述

选取某航天相机软件作为待评价对象,用于测试本文方法的性能指标。该航天相机软件的主要功能包括数据通讯、指令解析处理、工作过程控制、程序上注处理、CCD 成像与时序控制、CMOS 成像与时序控制、像移补偿处理、开环调焦控制、闭环调焦控制、温度控制、图像存储、图像下传和遥测数据打包等。

利用 Matlab R2014a 实现本文方法并进行仿真实验。实验环境硬件配置:CPU 为 Intel Core i5 2.2 GHz,内存 4 GB,硬盘 1TB;操作系统 Win7 SP1。

2.2 方法示例

利用本文方法对上述航天相机软件进行软件质量评价过程的过程为:

1) 采用 ISO/IEC 25010 : 2011 作为软件质量评价指标空间,得到 $U = \{T_1, T_2, \dots, T_{31}\}$ 。评价结果识别框架 $\Theta = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\}$, 质量评价结果分为优秀、良好、合格、差、较差 5 个等级,分别为 V_1, V_2, V_3, V_4, V_5 。命题 $A_i (i = 1, 2, 3, 4, 5)$ 表示当前待评价软件的质量等级为 V_i ;

2) 依据选取的软件质量评价指标空间在某科研院所软件工程化相关评审活动中采集了 240 组评价数据作为样本数据,采用交叉验证法将采集的样本数据划分为训练样本集、测试样本集;

3) 根据 U 和 Θ , 确定神经网络 $C_i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 的拓扑结构,见表 1;神经网络 $C_i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 均采用 BP 神经网络,输入层、输出层、隐含层均为 1 层,输入层节点数均为 31,输出层节点数为 5。

表 1 神经网络的拓扑结构

神经网络	隐含层节点数	输出结果 R_i
C_1	7	$(C_{11}, C_{12}, C_{13}, C_{14}, C_{15})$
C_2	10	$(C_{21}, C_{22}, C_{23}, C_{24}, C_{25})$
C_3	13	$(C_{31}, C_{32}, C_{33}, C_{34}, C_{35})$
C_4	16	$(C_{41}, C_{42}, C_{43}, C_{44}, C_{45})$
C_5	19	$(C_{51}, C_{52}, C_{53}, C_{54}, C_{55})$
C_6	22	$(C_{61}, C_{62}, C_{63}, C_{64}, C_{65})$
C_7	26	$(C_{71}, C_{72}, C_{73}, C_{74}, C_{75})$
C_8	30	$(C_{81}, C_{82}, C_{83}, C_{84}, C_{85})$

4) 神经网络训练完成之后,利用训练好的 8 个神经网络分别对测试样本集进行评价,计算各神经网络的可信度,见表 2;

5) 利用上述训练好的 8 个 BP 神经网络分别对

该航天相机软件进行初步评价,结果详见表 2。若仅使用一个 BP 神经网络对软件质量进行评价(详见式(3)),直接根据 R_i^+ 确定的软件质量评价结果即为 G' ,分析可知, C_3 和 C_5 拒绝给出评价结果, C_2 确定的软件质量等级为 V_3 。 C_1 、 C_4 、 C_6 、 C_7 和 C_8 确定的软件质量等级为 V_2 ,各神经网络的评价情况差

别较大,因此使用 DS 证据理论进行融合以减弱不确定性是必要的。

6)将神经网络的输出结果 $R_i (i=1,2,\dots,8)$ 依次进行归一化、利用可信度 θ_i 修正,生成证据 E_i 对识别框架中各命题的基本概率赋值分配,详见表 3。

表 2 初步评价结果、直接评价结果

Table 2 Results of preliminary evaluation and direct evaluation

神经网络	神经网络输出结果 R_i	初步评价结果 R_i^+	阈值 ε_i	直接评价结果 G'	神经网络可信度 θ_i
C_1	(-0.038 2, 1.025 0, 0.001 3, 0.021 7, -0.012 4)	(0.000 0, 0.894 6, 0.033 2, 0.050 4, 0.021 7)	0.100 0	V_2	0.850 0
C_2	(0.504 7, 0.468 7, 0.984 3, 0.028 4, 0.195 8)	(0.233 5, 0.215 9, 0.468 6, 0.000 0, 0.082 0)	0.100 0	V_3	0.680 0
C_3	(-0.0162, 0.634 7, -0.463 3, 0.457 6, -0.293 1)	(0.169 6, 0.416 5, 0.000 0, 0.349 3, 0.064 6)	0.100 0	拒绝给出结果	0.770 0
C_4	(0.194 9, 0.976 3, -0.057 9, -0.108 2, 0.016 7)	(0.194 0, 0.694 0, 0.032 2, 0.000 0, 0.079 9)	0.100 0	V_2	0.710 0
C_5	(0.197 8, 0.809 8, -0.086 2, 0.786 7, -0.761 3)	(0.201 8, 0.330 5, 0.142 0, 0.325 7, 0.000 0)	0.100 0	拒绝给出结果	0.790 0
C_6	(-0.366 7, 0.951 7, 0.011 0, -0.178 0, 0.566 6)	(0.000 0, 0.467 9, 0.134 0, 0.066 9, 0.331 2)	0.100 0	V_2	0.7200
C_7	(0.210 8, 1.155 1, 0.158 3, 0.200 8, -0.157 0)	(0.156 3, 0.557 6, 0.134 0, 0.152 1, 0.000 0)	0.100 0	V_2	0.710 0
C_8	(0.106 8, 0.913 5, 0.090 0, -0.184 3, -0.305 4)	(0.191 9, 0.567 5, 0.184 1, 0.056 4, 0.000 0)	0.100 0	V_2	0.800 0

表 3 识别框架中各命题的基本概率赋值分配

Table 3 Basic probability assignment distributing of the discernment frame proposition

神经网络	神经网络可信度 θ_i	证据	$(m_i(A_1), m_i(A_2), m_i(A_3), m_i(A_4), m_i(A_5), m_i(\Theta))$
C_1	0.850 0	E_1	(0.000 0, 0.760 5, 0.028 3, 0.042 8, 0.018 5, 0.150 0)
C_2	0.680 0	E_2	(0.158 8, 0.146 8, 0.318 7, 0.000 0, 0.055 8, 0.320 0)
C_3	0.770 0	E_3	(0.130 6, 0.320 7, 0.000 0, 0.269 0, 0.049 7, 0.230 0)
C_4	0.710 0	E_4	(0.137 7, 0.492 7, 0.022 8, 0.000 0, 0.056 7, 0.290 0)
C_5	0.790 0	E_5	(0.159 4, 0.261 1, 0.112 2, 0.257 3, 0.000 0, 0.210 0)
C_6	0.720 0	E_6	(0.000 0, 0.336 9, 0.096 5, 0.048 2, 0.238 5, 0.280 0)
C_7	0.710 0	E_7	(0.111 0, 0.395 9, 0.095 1, 0.108 0, 0.000 0, 0.290 0)
C_8	0.800 0	E_8	(0.153 5, 0.454 0, 0.147 3, 0.045 1, 0.000 0, 0.200 0)

7)利用改进的 DS 证据理论将 8 个证据进行融合后的结果 F :

$$(m_f(A_1), m_f(A_2), m_f(A_3), m_f(A_4), m_f(A_5), m_f(\Theta)) = (0.005 2, 0.985 5, 0.004 1, 0.004 3, 0.000 9, 0.000 1)。$$

8)将决策准则中阈值设置为 $\Gamma_1 = 0.10$, $\Gamma_2 = 0.10$,根据决策准则产生的决策结果为 A_2 ,即待评价的航天相机软件的最终评价结果为 $G = V_2$ (良好),与样本数据中的真实评价结果一致。

2.3 方法比较

为测试本文方法的评价准确率、训练时间和评价处理时间,利用本文方法与 PNN、BPNN、LM-

BPNN、RBFNN 方法处理上述 240 组数据,实验结果见表 4、表 5。其中,评价处理时间指从将待评价软件的评价指标数据输入评价方法到获得软件质量评价结果的时间。表 6 为 5 种方法的指标性能比较。

分析表 5 和表 6 可知,本文方法的评价准确率可以达到 95.23%,明显高于其他方法。产生以上结果的原因:本文方法在充分发挥神经网络的特性对软件质量进行初步评价的基础上,利用 DS 证据理论对初步评价结果进行融合,不仅进一步减弱了评价数据的不确定性,而且有效解决了评价指标之间的干扰、冲突;鉴于本文方法系统结构的灵活性,可以根据神经网络的可信度情况动态

地修改、配置各神经网络以进一步提高评价准确度。

表4 实验涉及评价方法概述

Table 4 Overview of the evaluation methods involved in the experiment

方法标识	方法描述
PNN	仅使用一个概率神经网络进行软件质量评价。网络拓扑结构:1层输入层(节点数为31)、1层模式层(节点数为216)、1层求和层(节点数为5)、1层输出层(节点数为1)。参数设置:激活函数为高斯函数、扩展速度为1.3,学习算法为自组织选取中心算法;决策准则:贝叶斯最小风险准则。
BPNN	仅使用一个BP神经网络进行软件质量评价。网络拓扑结构:1层输入层(节点数为31)、1层隐含层(节点数为7)、1层输出层(节点数为5)。参数设置:学习率为0.1、最大训练次数为100 000、误差精度为0.000 001、激活函数为Sigmoid函数,学习算法为梯度下降算法;决策准则:详见式(3)。
LM-BPNN	仅使用一个BP神经网络进行软件质量评价。网络拓扑结构:1层输入层(节点数为31)、1层隐含层(节点数为7)、1层输出层(节点数为5)。参数设置:学习率为0.1、最大训练次数为100 000、误差精度为0.000 001、激活函数为Sigmoid函数,学习算法为Levenberg-Marquard算法;决策准则:详见式(3)。
RBFNN	仅使用一个RBF神经网络进行软件质量评价。网络拓扑结构:1层输入层(节点数为31)、1层隐含层(节点数按照参考文献[19]确定)、1层输出层(节点数为5)。参数设置:激活函数为高斯函数、扩展速度为1.0,学习算法为自组织选取中心算法。决策准则:详见式(3)。

表5 不同方法对待评价软件的评价结果

Table 5 Evaluation results of the evaluated software from different methods

评价方法	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	不确定
真实结果	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
PNN	—	1.000 0	—	—	—	—
BPNN	0.163 3	0.676 8	0.006 9	0.000 0	0.152 9	—
LM-BPNN	0.000 0	0.894 6	0.033 2	0.050 4	0.021 7	—
RBFNN	0.016 1	0.940 1	0.002 9	0.040 9	0.000 0	—
本文方法	0.005 2	0.985 5	0.004 1	0.004 3	0.000 9	0.000 1

表6 性能指标比较

Table 6 Comparison of performance indexes

评价方法	评价 准确率/%	训练时间/ ms	评价处理 时间/ms
PNN	73.86	183.80	73.50
BPNN	76.73	48285.00	76.60
LM-BPNN	85.16	553.20	77.10
RBFNN	89.75	201.50	70.80
本文方法	95.23	576.00	77.50

本文方法的训练时间为576.00 ms,与采用梯度下降学习算法的BPNN相比大幅减少,与LM-BPNN所需训练时间大致相当。本文方法的评价处理时间为77.50 ms,与评价速度最快的RBFNN所需评价处理时间大致相当。产生以上结果的原因为本文方法系统结构中的多个神经网络是相互独立的,各神经网络的训练和初步评价是并行处理的,全部神经网络的训练时间仅取决于训练时间最长的那个神经网络,全部神经网络的初步评价时间仅取决于初步评价时间最长的那个神经网络。同时,鉴于本文方法系统结构的灵活性,可以根据神经网络的训练时间、初步评价时间动态地修改、配置各神经网络以进一步减少训练时间、评价时间;与其他方法相比,本文方法仅增加了DS证据理论进行融合的处理时间,但是DS证据理论融合速度较快、产生的额外时间代价较小。

总之,本文方法评价准确率较高、训练时间和评价时间较短,满足航天软件进行质量评价的要求。

3 结论

1)将神经网络和DS证据理论有效结合,用于航天软件质量评价,实现优势互补并克服两者的不足,既提高了神经网络的泛化能力,又可有效解决评价指标之间的干扰、冲突。

2)引入并行结构的神经网络形式,各神经网络的类型、拓扑结构、参数配置可以完全不同。神经网络的训练、测试和初步评价等均可并行处理,进一步加快了数据处理的速度。同时,评价方法的系统结构灵活,可扩展性比较强。

3)本文方法评价准确率较高、训练时间和评价时间较短,满足对航天软件进行质量评价的要求。

下一步工作是如何更加合理有效地确定各神经网络的个数和类型。

参考文献:

- [1] 陈建新,张志,王磊,等.嫦娥三号巡视器综合电子系统的设计与实现[J].中国科学:技术科学,2014,44(5):450-460.
CHEN Jianxin, ZHANG Zhi, WANG Lei, et al. Design and realization of the integrated electronic system for the Chang'E-3 lunar rover[J]. Scientia sinica technologica,

- 2014, 44(5): 450-460.
- [2] 梅宏, 刘讚哲. 互联网时代的软件技术: 现状与趋势[J]. 科学通报, 2010, 55(13): 1214-1220.
MEI Hong, LIU Xuanzhe. Software techniques for internet computing: current situation and future trend[J]. Chinese science bulletin, 2010, 55(31): 3510-3516.
- [3] HALIM A, SUDRAJAT A, SUNANDAR A, et al. Analytical hierarchy process and prometee application in measuring object oriented software quality[C]//Proceedings of 2011 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems. Jakarta, Indonesia, 2011: 165-170.
- [4] CHALLA J S, PAUL A, DADA Y, et al. Integrated software quality evaluation: a fuzzy multi-criteria approach[J]. Journal of information processing systems, 2011, 7(3): 473-518.
- [5] 岳峰, 苏兆品, 陆阳, 等. 基于模糊软集合的软件质量综合评价方法[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(7): 1460-1466.
YUE Feng, SU Zhaopin, LU Yang, et al. Comprehensive evaluation of software quality based on fuzzy soft sets[J]. Systems engineering and electronics, 2013, 35(7): 1460-1466.
- [6] 赵越. 基于支持向量机的软件质量评价[D]. 锦州: 渤海大学, 2016.
ZHAO Yue. Evaluation of software quality based on support vector machine[D]. Jinzhou: Bohai University, 2016.
- [7] 殷辉, 叶飞. 基于 SVM 的软件质量评价[J]. 河北工业科技, 2012, 29(5): 308-310, 313.
YIN Hui, YE Fei. Software quality evaluation based on support vector machine[J]. Hebei journal of industrial science and technology, 2012, 29(5): 308-310, 313.
- [8] MIAO Xudong, LU Yansheng, DAI Yao. Method of military software quality evaluation based on multi-agent fuzzy neural network [C]//Proceedings of 2012 International Conference on Computer Science and Service System. Nanjing, China, 2012: 459-462.
- [9] POMOROVA O, HOVORUSHCHENKO T. Artificial neural network for software quality evaluation based on the metric analysis[C]//Proceedings of 2013 East-West Design & Test Symposium. Rostov-on-Don, Russia, 2013: 1-4.
- [10] 李克文, 张郁, 马竞峰, 等. 基于模糊三角数模糊神经网络的软件质量评价方法[J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(7): 1301-1306.
LI Kewen, ZHANG Yu, MA Jingfeng, et al. Software quality evaluation method based on fuzzy neural network with fuzzy triangle numbers[J]. Computer engineering & science, 2014, 36(7): 1301-1306.
- [11] 沈花玉, 王兆霞, 高成耀, 等. BP 神经网络隐含层单元数的确定[J]. 天津理工大学学报, 2008, 24(5): 13-15.
SHEN Huayu, WANG Zhaoxia, GAO Chengyao, et al. Determining the number of BP neural network hidden layer units[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2008, 24(5): 13-15.
- [12] 张坤华, 谭志恒, 李斌. 结合粒子群优化和综合评价的脉冲耦合神经网络图像自动分割[J]. 光学精密工程, 2018, 26(4): 962-970.
ZHANG Kunhua, TAN Zhiheng, LI Bin. Automated image segmentation based on pulse coupled neural network with partide swarm optimization and comprehensive evaluation[J]. Optics and precision engineering, 2018, 26(4): 962-970.
- [13] 林贻翔. 神经网络非线性智能控制在光电跟踪系统中的应用[J]. 光学精密工程, 2018, 26(12): 2949-2955.
LIN Yixiang. Application of neural network-based nonlinear intelligent control in electro-optical tracking systems [J]. Optics and precision engineering, 2018, 26(12): 2949-2955.
- [14] YAGER R R, LIU Liping. Classic works of the dempster-shafer theory of belief functions [M]. Berlin: Springer, 2008.
- [15] 何友, 王国宏, 陆大銓, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2010.
HE You, WANG Guohong, LU Dajin, et al. Multisensor information fusion with applications [M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010.
- [16] 徐斌, 温广瑞, 苏宇, 等. 多层次信息融合在铁谱图像磨粒识别中的应用[J]. 光学精密工程, 2018, 26(6): 1551-1560.
XU Bin, WEN Guangrui, SU Yu, et al. Application of multi-level information fusion for wear particle recognition of ferrographic images[J]. Optics and precision engineering, 2018, 26(6): 1551-1560.
- [17] 王广龙, 田杰, 朱文杰, 等. 特征融合和自适应权重更新相结合的运动模糊目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2019, 27(5): 1158-1166.
WANG Guanglong, TIAN Jie, ZHU Wenjie, et al. Feature fusion and weight adaptive updating based motion blur object tracking [J]. Optics and precision engineering, 2019, 27(5): 1158-1166.
- [18] 胡嘉骥, 李新德, 王丰羽. 基于夹角余弦的证据组合方法[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(9): 857-864.
HU Jiaji, LI Xinde, WANG Fengyu. Evidence combination method based on included angle cosine[J]. Pattern recognition and artificial intelligence, 2015, 28(9): 857-864.
- [19] ZHOU Weihua, YAN Xuefeng, CHEN Chao, et al. Optimization of RBF neural networks using a rough K-means algorithm and application to naphtha dry point soft sensors [J]. Journal of chemical engineering of Japan, 2013, 46(7): 501-508.

本文引用格式:

- 宋元章, 沈湘衡, 李洪雨. 利用并行神经网络进行航天软件质量评价[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(4): 595-600.
SONG Yuanzhang, SHEN Xiangheng, LI Hongyu. Quality evaluation of aerospace software using parallel neural networks[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41(4): 595-600.