

多分辨小波过程神经网络及其应用研究

李 洋, 钟诗胜

(哈尔滨工业大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要:以小波多分辨分析为理论基础,结合过程神经网络模型,建立了具有分层、多分辨和局部学习特性的多分辨小波过程神经网络.该网络充分利用小波函数和尺度函数互补的特性,以及过程神经网络可以处理连续输入信号的能力,能够很好地解决复杂的非线性时间序列的预测问题.给出了相应的学习算法,并以航空发动机排气温度裕度状态监视为例,利用多分辨小波过程神经网络进行预测.结果表明,多分辨小波过程神经网络收敛速度快、精度高.同时也为航空发动机排气温度裕度状态监视问题提供了一种有效的方法.

关键词:过程神经元;多分辨分析;多分辨小波过程神经网络;学习算法;发动机状态监测

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785 (2008) 03-0211-05

Research on multi-resolution wavelet process neural networks and applications

LI Yang, ZHONG Shi-sheng

(Department of Mechanical and Electrical Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: We propose a multiresolution wavelet process neural network (MW PNN) based on wavelet multiresolution analysis theory and the process neural network model. It combines their characteristics of delamination, multi-resolution, and local learning capability. The network, making full use of the complementary characteristic of wavelet function and scale function, as well as the ability to handle continuous input signals, can forecast complicated nonlinear time sequences. The network's learning algorithm is given. Using an example of state monitoring of exhaust gas temperature margins of aeroengines, forecasting was performed using the multi-resolution wavelet process neural network. It was found that the proposed network exhibited good convergence and high accuracy, providing an effective way for state monitoring of exhaust gas temperatures of aeroengines.

Keywords: process neuron; multiresolution analysis; multiresolution wavelet process neural network; learning algorithm; condition monitoring of aeroengine system

小波分析是当前应用数学中一个迅速发展的新领域.小波在紧支集中能任意逼近非线性连续函数的特性和它在时频域都有分辨的特点,使得以小波分析理论为基础构造的小波神经网络更适合于学习局部非线性和快速变化的函数^[1-2].小波神经网络避免了传统神经网络机构设计的盲目性,因而具有较强的逼近、容错能力^[3].然而,在许多复杂的系统中,许多系统的输入是依赖于时间变化的连续函数,其输出值既依赖于输入函数的空间聚合,又与时间的累计效应密切相关.针对这一问题,文献[4]提出

了过程神经网络模型.过程神经元与传统神经元不同之处在于过程神经元的输入和权值可以是时变的,其聚合运算中既有对空间的多输入聚合,也有对时间过程的积累.过程神经网络是人工神经网络在时间域上的扩展,放宽了传统神经网络模型对输入的同步瞬时限,因此,对于求解与过程有关的众多实际问题有着广泛的应用价值^[5].将过程神经网络和小波多分辨分析理论相结合,在文献[1-6]的基础上,提出了多分辨小波过程神经网络模型.其输入和权值是时变的,其聚合运算既有对空间的多输入聚合,也有对时间过程的积累.多分辨小波过程神经网络充分利用小波函数和尺度函数互补的特性,把尺度函数和小波函数共同包含在网络中,

收稿日期: 2007-12-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60572174).

通讯作者: 李 洋. E-mail: anysman@126.com

先在粗分辨率下对信号进行逼近,而后由粗到细逐渐增加节点来保证逼近精度.由于各基函数的相互正交性,使得在训练过程中添加网络节点而不影响已训练好的网络权值,可使网络学习时间大大缩短.多分辨小波过程神经网络可以处理时变信号,从而避免了传统神经网络在解决大容量非线性时变系统的信号处理问题时存在的不适应性,使得网络能够很好的解决复杂的非线性时间序列的预测问题.

1 多分辨小波过程神经网络

1.1 过程神经元

过程神经元是由过程输入信号加权,时间、空间二维聚合和阈值激励输出 4 部分运算组成.与传统神经元不同之处在于过程神经元的输入和连接权可以是时变函数,过程神经元增加了一个对于时间的聚合算子,其聚合运算既有对输入信号的空间加权聚集,也有对时间过程效应的累积.过程神经元模型的结构如图 1 所示.

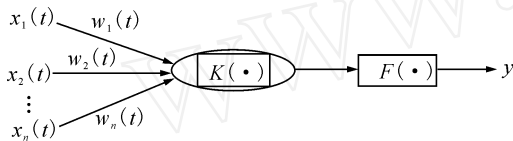


图 1 过程神经元结构图
Fig 1 Structure of process neuron

过程神经元输入与输出之间的映射关系为

$$y = f(W(t) \oplus X(t) \otimes K(\cdot) - \cdot). \quad (1)$$

式中: $X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$ 为过程神经元的输入矢量, $W(t) = (w_1(t), w_2(t), \dots, w_n(t))$ 为相应的连接权矢量, “ \oplus ”表示某种空间聚合运算,可取为 $A(t) = W(t) \oplus X(t) = \sum_{i=1}^n x_i(t)w_i(t)$, “ \otimes ”表示某种时间聚合运算,可取为 $A(t) \otimes K(\cdot) = \int_0^T A(t)K(\cdot)dt$, 为过程神经元的输出阈值.

1.2 多分辨分析

函数 $(x) \in L^2(R)$, 其通过伸缩平移可产生一组小波函数基:

$$\varphi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{x-b}{a}\right). \quad (2)$$

式中: a, b 分别为伸缩、平移尺度因子. 其二进制离散小波族可表示为

$$\varphi_{m,n}(x) = \sqrt{2^{-m}} \varphi(2^{-m}x - n), \quad m, n \in \mathbb{Z}. \quad (3)$$

式中: m 为伸缩尺度, n 为小波的平移离散步长. 考

虑空间 $L^2(R)$ 中的一个闭子空间序列 $\{V_j\}_j$, 基于多分辨分析理论, 空间 V_m 有如下分解:

$$V_m = V_{m-1} \oplus W_{m-1} = V_{m-2} \oplus W_{m-2} \oplus W_{m-1} = \dots \oplus V_0 \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus \dots \oplus W_{m-1}. \quad (4)$$

式中:

$$V_m = \text{span}\{\varphi_{m,n} = 2^{\frac{m}{2}} \varphi(2^m x - n), m, n \in \mathbb{Z}\},$$

$$W_m = \text{span}\{\psi_{m,n} = 2^{\frac{m}{2}} \psi(2^m x - n), m, n \in \mathbb{Z}\}. \quad (5)$$

式中: $\varphi(x)$ 、 $\psi(x)$ 分别是尺度函数和小波函数, 子空间 V_0, W_0, \dots, W_{m-1} 相互正交.

因此, 在给定分辨率 2^{-M} 下, 任意非线性函数 $f(x) \in L^2(R)$, 可由式 (6) 近似分解:

$$f(x) \approx f_M(x) = \sum_{n=0}^{L-1} c_{0n} \varphi_{0n}(x) + \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{2^m-1} d_{mn} \psi_{mn}(x). \quad (6)$$

1.3 多分辨小波过程神经网络模型

根据多分辨分析思想, 可以构造具有这样功能的多分辨小波过程神经网络. 将小波函数和尺度函数共同作为过程神经网络的隐层激励函数, 充分利用二者互补的特性, 建立具有分层、多分辨和局部学习特性的多分辨小波过程神经网络. 多分辨小波过程神经网络的结构如图 2 所示.

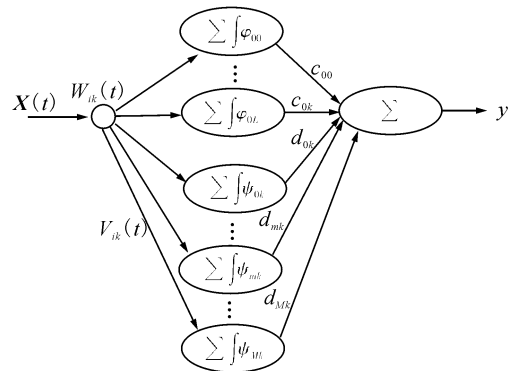


图 2 分辨小波过程神经网络模型

Fig 2 Multiresolution wavelet process neural network model

该网络首先在最粗的分辨率下学习输入输出映射关系, 然后依次被训练在越来越高的分辨率下学习, 直到达到所要求的精度.

基于多分辨分析的小波过程神经网络, 其网络隐节点激活函数有 2 种类型: 尺度函数和小波函数, 网络输出为

$$y = \sum_{k=0}^L c_{0k} \varphi_{0k}(x) + \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{2^m-1} d_{mk} \psi_{mk}(x) =$$

$$\begin{aligned} & \sum_{k=0}^L c_{0k} 2^{-\frac{m}{2}} \left(\sum_{i=1}^{T-n} x_i(t) w_{ik} dt - k \right) + \\ & \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{2^{m-1}L} d_{mk} 2^{-\frac{m}{2}} \left(\sum_{i=1}^{T-n} x_i(t) v_{ik}(t) dt - k \right). \end{aligned} \tag{7}$$

式中: $x_i(t)$ 为多分辨小波过程神经网络的输入函数矢量, $w_{ik}(t)$ 为隐层第 k 个尺度函数隐节点激活函数与输入层第 i 个单元的连接权函数, $v_{ik}(t)$ 为隐层第 k 个小波函数隐节点激活函数与输入层第 i 个单元的连接权函数, c_{0k} 为 0 尺度下, 隐层第 k 个尺度函数隐节点激活函数与输出层单元的连接权值, d_{mk} 为 m 尺度下, 隐层第 k 个小波函数隐节点激活函数与输出层单元的连接权值, y 为网络输出。

2 多分辨小波过程神经网络学习算法

2.1 函数正交基展开

由式 (7) 可以看出过程神经网络的时间累积运算比较复杂, 为此引入一组合适的正交基函数将输入函数和连接权函数同时展开^[7], 以达到简化时间累积运算的目的。

设 $b_1(t), b_2(t), \dots, b_p(t), \dots$ 为 $C([0, T])$ 空间上一组标准正交基函数, 为输入空间的任意函数, 由数学分析理论则有

$$\begin{cases} x_i(t) = \sum_{p=1}^P a_i^p b_p(t), \\ w_{ik}(t) = \sum_{p=1}^P w_{ik}^p b_p(t), \\ v_{ik}(t) = \sum_{p=1}^P v_{ik}^p b_p(t). \end{cases} \tag{8}$$

式中: w_{ik}^p, v_{ik}^p 分别为 $w_{ik}, v_{ik}(t)$ 关于 $b_p(t)$ 的展开式系数。

根据正交函数的性质, 有

$$\int_0^T b_p(t) b_q(t) dt = \begin{cases} 1, & p = q \\ 0, & p \neq q \end{cases}$$

因此, 式 (7) 可以转化为

$$\begin{aligned} y = & \sum_{k=0}^L c_{0k} \sum_{i=1}^{T-n} x_i(t) w_{ik} dt - k + \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{2^{m-1}L} d_{mk} \sum_{i=1}^{T-n} x_i(t) v_{ik}(t) dt - k = \\ & \sum_{k=0}^L c_{0k} 2^{-\frac{m}{2}} \left(\sum_{i=1}^{T-n} \sum_{p=1}^P a_i^p w_{ik}^p dt - k \right) + \\ & \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{2^{m-1}L} d_{mk} 2^{-\frac{m}{2}} \left(\sum_{i=1}^{T-n} \sum_{p=1}^P a_i^p v_{ik}^p dt - k \right). \end{aligned} \tag{9}$$

2.2 学习过程

多分辨分析是一种逐层逼近的分析工具, 可以利用其提供的多层次信息, 把大规模计算分解在多

个层次上实现, 分辨率越高, 得到的逼近精度越高, 但计算量花费也越大。在较粗的分辨率下逼近, 虽然逼近精度较差, 但工作量要比细分辨率下的工作量小得多。因此, 可考虑将细分辨率下的逼近问题转化为粗的分辨率下的逼近问题。这就是构造多分辨小波过程神经网络学习算法的基本思想。

考虑函数 $f(x)$ 在尺度 $m=M$ 上的逼近问题。首先在最粗尺度 $m=0$ 上对函数 $f(x)$ 的进行逼近。对于一维输入函数, 最粗尺度下的网格系由 2 个网格点组成, 最细尺度 $m=M$ 的选取则与采样频率有关, 即最细网格间距应等于最小非零采样频率, 顺次较细分解尺度下的网格系均由上一尺度网格系中间隔挑一构成, 图 3 描述了各尺度之间网格系的关系。

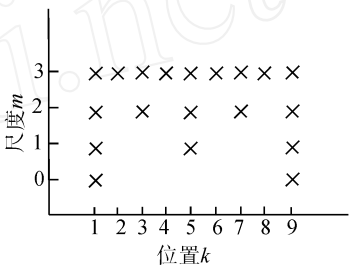


图 3 多分辨小波网格系示意图

Fig 3 The sketch map of multiresolution wavelet grid series

在最粗尺度 $m=0$ 上对函数 $f(x)$ 的逼近可表示为

$$f(x) \approx f_0(x) = \sum_{k=0}^L c_{0k} \phi_{0k}(x). \tag{10}$$

在较细尺度 $m=1$ 下, $f(x) \approx V_1 = V_0 \oplus W_0$ 其函数逼近为

$$f(x) \approx f_1(x) = \sum_{k=0}^L c_{0k} \phi_{0k}(x) + \sum_{k=0}^L d_{0k} \phi_{0k}(x). \tag{11}$$

继续提高分辨率, 尺度依次 $m=2, m=3, \dots$ 逼近误差越来越小, 直到满足逼近精度要求为止。

尺度 $m=M$ 时,

$$\begin{aligned} f_M(x) = & f_{M-1}(x) + \sum_{k=0}^{2^{M-1}L} d_{M-1,k} \phi_{M-1,k}(x) = \\ & \sum_{k=0}^L c_{0k} \phi_{0k}(x) + \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{2^{m-1}L} d_{mk} \phi_{mk}(x). \end{aligned} \tag{12}$$

多分辨小波过程神经网络的学习算法可描述如图 4

3 航空发动机 EGT 状态监视

飞机发动机排气温度 (EGT), 是飞机发动机的重要状态参数。由于发动机部件性能衰退或故障均

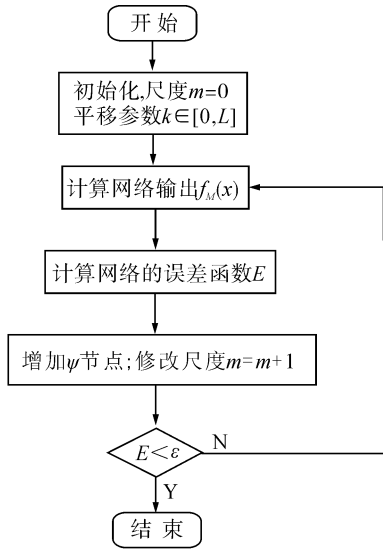


图 4 多分辨小波过程神经网络学习算法流程图
Fig 4 The flow chart of MW PNN learning algorithm

会引起排气温度 EGT 上升,特别是飞机起飞时发动机转速大,排气温度高,对使用寿命影响大,所以在国内外 EGT 都成为发动机状态监视的重要指标.对 EGT 的监视已在发动机更换、控制合理风扇和压气机清洗时限、检查翻修质量和发动机延寿方面成为重要的技术依据^[8-9].本文以 JT9D-7R4E 涡扇发动机为对象,对其排气温度 EGT 进行状态监视,并将结果进行了讨论.

发动机的 EGT 数据取自北京飞机维修工程公司所维修的中国国际航空公司的飞机,采样时间为 2000 年 1 月 4 日 ~ 12 月 18 日,采样时间间隔一般为 1 周左右,这里近似看作等间距采样,共采得 44 个离散数据.由于多分辨小波过程神经网络的输入是一个连续函数,为此将连续的 8 个离散数据进行拟合,构成一个时序函数作为小波过程神经网络的输入函数,以第 9 个数据作为输出.为了简化多分辨小波过程神经网络的计算,将网络的输入函数及连接权函数由勒让德基函数展开,基函数个数为 6 个.共得到 36 组样本,前 30 组样本作为多分辨小波过程神经网络的训练样本.

采用四阶 B 样条作为尺度函数: $(x) = N_4(x)$, n 阶 B 样条由一阶 B 样条与 $n - 1$ 阶 B 样条的卷积得到.同样用样条来定义小波函数:

$$(x) = \frac{3}{7} (2x) + \frac{12}{7} (2x - 1) - \frac{3}{7} (2x - 2). \tag{13}$$

多分辨小波过程神经网络在最粗尺度 $m = 0$ 上选择为 2 个节点 $m = 0$ 根据逼近精度要求加入节点,在尺度 $m = 0$ 上加入 2 个节点,在尺度 $m = 1$ 上

加入 3 个节点,随着尺度的越来越细,全局逼近误差逐渐缩小.表 1 给出了多分辨小波过程神经网络的逼近误差和预测误差.

表 1 EGT 预测的逼近误差和预测误差

Table 1 The approach error and forecasting error of EGT

| 逼近次序 | 尺度 | 新加节点 / 个 | 逼近误差 / % | 预测误差 / % |
|------|---------|----------|----------|----------|
| 1 | $m = 0$ | 2 | 3.47 | 4.21 |
| 2 | $m = 0$ | 2 | 2.62 | 2.36 |
| 3 | $m = 1$ | 3 | 1.84 | 1.65 |
| 4 | $m = 2$ | 4 | 1.37 | 1.12 |
| 5 | $m = 3$ | 7 | 0.96 | 0.97 |
| 6 | $m = 4$ | 6 | 0.75 | 1.38 |

由表 1 可以看出,当尺度 $m = 3$ 时,逼近误差和预测误差达到最小值,而当 $m = 4$ 时,出现了过拟合.因此,采用 $m = 3$ 时的数据,作为多分辨小波过程神经网络的预测数据.

为测试学习完成后多分辨小波过程神经网络的泛化能力,用后 6 组非训练样本进行测试.测试结果见表 2

表 2 多分辨小波过程神经网络 EGT 预测结果

Table 2 The results of MW PNN EGT forecasting

| 样本号 | 实际值 / | 预测值 / | 绝对误差 / | 相对误差 / % |
|-----|----------|----------|---------|----------|
| 1 | 35.400 0 | 35.824 0 | 0.424 0 | 1.20 |
| 2 | 35.900 0 | 35.580 0 | 0.319 0 | 0.89 |
| 3 | 35.700 0 | 35.810 0 | 0.110 0 | 0.31 |
| 4 | 37.100 0 | 37.604 0 | 0.504 0 | 1.36 |
| 5 | 36.600 0 | 36.385 0 | 0.214 0 | 0.58 |
| 6 | 38.700 0 | 38.131 0 | 0.568 0 | 1.47 |

为进行对比分析,采用过程神经网络进行 EGT 预测,用后 6 组非训练样本进行测试,测试结果见表 3

表 3 过程神经网络 EGT 预测结果

Table 3 The results of PNN EGT forecasting

| 样本号 | 实际值 / | 预测值 / | 绝对误差 / | 相对误差 / % |
|-----|----------|----------|---------|----------|
| 1 | 35.400 0 | 35.375 8 | 1.480 5 | 4.18 |
| 2 | 35.900 0 | 35.616 3 | 1.363 7 | 3.80 |
| 3 | 35.700 0 | 36.164 2 | 0.095 2 | 0.27 |
| 4 | 37.100 0 | 37.097 3 | 1.220 8 | 3.29 |
| 5 | 36.600 0 | 36.352 3 | 1.109 0 | 3.03 |
| 6 | 38.700 0 | 38.377 4 | 0.902 7 | 2.33 |

由仿真结果可知,多分辨小波过程神经网络能够较好的处理发动机健康状况监视问题.由表 1 和

表 2 可以看出,过程神经网络的预测结果误差较大,小波过程神经网络的误差却控制在较小的范围内。过程神经网络预测 EGT 的测试结果的平均相对误差为 2.82%,多分辨小波过程神经网络预测 EGT 的测试结果的平均相对误差仅为 0.97%。这说明过程神经网络对于像发动机这样复杂的非线性系统,其泛化能力低于多分辨小波过程神经网络。

多分辨小波过程神经网络可以通过小波细节的添加不断提高学习精度,这样可以建立多分辨小波过程神经网络和逼近精度之间的明确关系。另外,多分辨小波过程神经网络可以通过学习算法得到网络的权值,还可以逐步选择最为合适的网络隐含层节点神经元数目,从而使多分辨小波过程神经网络有很强的建模能力和函数逼近能力。

4 结 论

1) 提出了多分辨小波过程神经网络模型,它是基于小波多分辨分析和过程神经网络建立的一类新型前馈网络,该模型以多分辨分析为理论基础,来指导网络的结构和参数的选取,并且具有处理时变信号的能力,因而对于求解与过程有关的问题,具有较强的逼近能力和容错性。

2) 航空发动机 EGT 是发动机在使用和维护过程中一个非常重要的性能参数,对飞机的安全飞行起着重要的作用。针对 EGT 受许多复杂因素的影响且随时间而变化难以确定其变化规律,采用多分辨小波过程神经网络方法较好地解决了此问题,对于时变和不确定性的航空发动机状态监视问题具有重要的意义。

参考文献:

- [1] ZHANG Qinghua, BENVENISTE A. Wavelet networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3(6): 889-898.
- [2] ZHANG Qinghua Using wavelet network in nonparametric estimation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 2(8): 227-236.
- [3] ZHANG J, WALTER G, MAO Y. Wavelet neural networks for function learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(6): 1485-1497.
- [4] 何新贵, 梁久祯. 过程神经网络的若干理论问题[J]. 中国工程科学, 2000, 2(12): 40-44.
HE Xingui, LIANG Jiuzhen Some theoretical issues on procedure neural networks[J]. Engineering Science, 2000, 2(12): 40-44.

- [5] 许少华, 何新贵. 基于函数正交基展开的过程神经网络学习算法[J]. 计算机学报, 2004, 27(5): 645-650.
XU Shaohua, HE Xingui Learning algorithms of process neural networks based on orthogonal function basis expansion[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(5): 645-650.
- [6] 何新贵, 梁久祯, 许少华. 过程神经网络的训练及其应用[J]. 中国工程科学, 2001, 3(4): 31-35.
HE Xingui, LIANG Jiuzhen, XU Shaohua Learning and applications of procedure neural networks[J]. Engineering Science, 2001, 3(4): 31-35.
- [7] 柳重堪. 正交函数及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1982: 1-6.
- [8] 贺铭钊, 宋力涛. EGT 影响因素分析及提高 EGT 裕度的措施[J]. 航空维修, 1999, 6: 20-21.
HE Ming, SONG Litao Analysis of EGT and measures to increase the EGT margin[J]. Aviation Maintenance, 1999(6): 20-21.
- [9] 付尧明. 民用涡扇发动机在使用和维护中的 EGT 裕度管理[J]. 航空维修, 2005(1): 44-45.
FU Yaoming Management of EGT margin of civil turbofan in the use and maintenance[J]. Aviation Maintenance, 2005(1): 44-45.

作者简介:



李 洋,男,1978 年生,博士研究生,主要研究方向为人工智能及其应用、故障诊断等,发表论文 8 篇,SCI 检索 3 篇,EI 检索 3 篇,1 篇被 ISTP 检索。



钟诗胜,男,1964 年生,哈尔滨工业大学威海分校副校长,教授,博士生导师,博士,主要研究方向为制造业信息化、人工智能理论与应用、数控设备研发等。主持并完成国家 863 研究项目 2 项,参加国家 863 研究项目 3 项,主持和参加国家自然科学基金项目各 1 项,主持过多项省(部)级研究项目,曾担任国家 863/CMS 重点应用示范工程项目——HEC-CMS II 工程的副总设计师,曾获黑龙江省科技进步奖 2 项,黑龙江省教学成果奖 1 项,国家版权局计算机软件著作权登记 2 套,获专利 1 项,荣获黑龙江省 CMS 应用示范工程先进工作者称号。出版专著 1 部,发表论文 100 余篇,被 SCI/EI 检索 30 余篇。