

人工智能赋能信号与系统教学模式探析与思考

李莉 高建强* 王猛 王玉锋
济宁医学院医学信息工程学院
DOI:10.32629/mef.v9i4.20325

[摘要] 针对信号与系统课程长期存在的数学抽象度高、工程实践衔接弱、个性化教学不足等瓶颈问题,本文提出并构建了人工智能赋能下的“智能融合—虚实结合—创新驱动”三位一体教学新体系。该体系以人工智能技术为底层支撑,通过重塑课程内容的知识图谱、开发基于深度学习的智能仿真实验平台、建立数据驱动的多维过程性评价机制,实现了从被动知识传授向主动能力建构的范式转换。实践表明,所引入的基于神经网络的系统辨识教学案例,有效弥合了理论分析与工程应用之间的鸿沟,显著提升了学生解决复杂工程问题的能力与培养了创新意识,为电类核心课程的高阶性、创新性与挑战度建设提供了可迁移的实践框架。

[关键词] 人工智能; 信号与系统; 教学模式; MATLAB仿真

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Analysis and Reflection on the Teaching Model of Signals and Systems Empowered by Artificial Intelligence

Li Li Jianqiang Gao* Meng Wang Yufeng Wang

School of Medical Information Engineering, Jining Medical University

[Abstract] Addressing persistent challenges in the Signals and Systems curriculum—namely, pronounced mathematical abstraction, insufficient alignment with engineering practice, and limited capacity for individualized instruction—this study formulates and implements a novel triadic pedagogical framework termed "Intelligent Integration, Virtual-Physical Synergy, and Innovation-Driven Instruction," underpinned by artificial intelligence technologies. Within this architecture, AI functions as an infrastructural enabler, facilitating the reconfiguration of course knowledge graphs, the deployment of a deep learning-based intelligent simulation environment, and the establishment of a data-informed, multidimensional formative assessment mechanism. Collectively, these components engender a paradigm transition from passive knowledge transmission toward active competence construction. Empirical evidence indicates that the incorporation of instructional modules centered on neural network-based system identification effectively bridges the divide between theoretical exposition and engineering application, substantially enhancing learners' capacity for tackling complex engineering problems as well as their inventive disposition. The proposed framework furnishes a transferable exemplar for elevating the rigor, innovative character, and intellectual challenge of core electrical engineering coursework.

[Key words] artificial intelligence; Signals and Systems; instructional model; MATLAB simulation

1 引言

“信号与系统”作为电子信息类、自动化类及电气工程类专业的核心基础课程,其理论体系不仅是后续“数字信号处理”“通信原理”“自动控制原理”等课程的先修基础,更是培养学生建立系统分析思维、掌握频域变换工具、理解信号传输与处理本质的关键环节。课程内容涵盖连续与离散时间系统的时域、频域及复频域分析,涉及傅里叶变换、拉普拉斯变换、Z变换等核心数学工具,逻辑严谨但高度抽象。在传统教学范式下,学生普遍反映课程存在“概念难理解、公式难记忆、性质难应用”

的“三难”困境,教学过程常陷于繁复的数学推导,而对信号的物理意义及系统的工程背景关照不足。

近年来,随着人工智能技术的迅猛发展,特别是深度学习在信号处理、计算机视觉及自然语言理解等领域的突破性应用,传统信号处理理论与智能信息处理方法的边界日益模糊。这一趋势对工程科技人才的培养提出了新要求:学生不仅需掌握经典信号与系统的基础理论,更需具备利用数据驱动方法解决实际信号处理问题的能力,并理解智能算法与传统模型之间的内在关联。然而,当前多数院校的信号与系统教学仍固守于传统理

论框架,未能有效融入人工智能元素,导致课程内容与产业技术前沿之间存在明显的脱节。

鉴于此,本文立足于新工科建设的时代背景,深入剖析传统信号与系统教学模式在知识传递、能力培养及价值塑造方面存在的深层症结,系统论证引入人工智能技术的必要性与可行性。在此基础上,提出一种人工智能赋能下的新型教学模式,阐述其核心理念、关键要素及实践路径,并以具体的MATLAB仿真案例展示人工智能与课程内容深度融合的教改实践,以期同类课程的教学改革提供理论参考与实践借鉴。

2 传统教学模式存在的主要问题省思

尽管历经多轮教学改革,信号与系统的课堂教学在内容组织、多媒体辅助及实验环节方面已有所改进,但从学习科学的视角审视,其教学模式仍存在若干结构性矛盾,制约着课程育人效能的充分释放。

2.1 教学呈现方式的“平面化”与认知负荷的失衡。信号与系统的核心概念,如频谱、卷积、系统函数零点极点分布等,均具有丰富的几何与物理内涵。然而,传统教学主要依赖于黑板推演与静态的PowerPoint图示,难以动态、连续地展示信号在时域与变换域之间的映射关系。例如,在讲解傅里叶变换的物理意义时,学生往往能机械地记忆变换公式,却难以在脑海中建立“周期信号由离散频谱构成”、“非周期信号频谱连续”的动态图景。这种“平面化”的呈现方式迫使学生动用大量工作记忆去想象四维空间中的变换过程,造成了过高的外在认知负荷,挤占了深层理解与意义建构所需的认知资源。

2.2 实践教学环节的“验证性”与探究精神的式微。传统的实验教学多以硬件实验箱或纯软件仿真为主。硬件实验箱虽能提供真实的物理信号,但其内部电路固化,学生仅能进行有限参数的调整,实验过程沦为按图索骥式的连线与测量。MATLAB软件仿真虽具灵活性,但多数实验指导书仍停留在对理论结论的复现与验证层面。例如,经典的“方波分解与合成”实验,学生按照既定代码观察吉布斯现象即可获得实验分数,鲜有实验任务驱动学生去探究“若用非对称方波,谐波分量将如何变化?”或“含噪声情况下如何有效提取基波?”等开放性问题的。长此以往,学生的实践能力仅停留在模仿与重现层面,批判性思维与探究精神难以得到有效激发。

2.3 教学评价的“终结性”与个性化反馈的缺席。课程评价多以期末闭卷考试为主导,侧重考察公式记忆与解题技巧。这种终结性评价模式虽能一定程度上区分学生知识掌握程度,却无法动态追踪学生在学习过程中的认知障碍与概念迷思。当学生在卷积计算或变换域分析中遇到困难时,缺乏及时的、有针对性的智能诊断与反馈。教师面对大班额教学,亦难以精准识别每一位学生的个性化学习需求,导致“教”与“学”之间存在信息不对称的鸿沟。

3 教学模式改革的现实需求与逻辑必然

面对上述困境,单纯在既有框架内的修补已难以回应新时代对创新人才培养的迫切要求。人工智能技术的渗透,为信号与系统教学模式的根本性变革提供了全新的使能工具与思维范式。

3.1 回应知识生产模式转型的必然选择。当前,信号处理领域正经历从“模型驱动”向“模型与数据联合驱动”的范式转型。在通信、雷达、生物医学工程等前沿领域,基于深度学习的信号增强、检测与识别方法已成为主流。这就要求未来的工程师不仅要懂得如何设计一个滤波器(经典方法),也要理解如何利用大量数据训练一个神经网络来完成自适应滤波(智能方法)。因此,教学内容的现代化迫在眉睫,必须将人工智能的基础思想与工具适度引入课堂,使学生能够站在更高的维度俯瞰经典理论与现代方法之间的联系与演进。

3.2 破解高阶思维能力培养困境的有效路径。高阶思维能力,如复杂问题表征、批判性思考与迁移应用,其培养依赖于在复杂、真实的情境中进行探究性实践。人工智能工具,尤其是交互式仿真与可视化技术,能够为学生创设一种“认知学徒”式的学习环境。例如,利用生成对抗网络模拟各类非平稳信号,可以让学生直观感受传统傅里叶分析的局限性,并自然引出时频分析的必要性。这种由直观体验引发的认知冲突,远比教师的抽象说教更能驱动深度学习。

3.3 实现大规模因材施教的技术支撑。人工智能赋能的智慧教学系统具备学习行为分析、知识状态诊断与资源个性化推荐的功能。通过对学生在线上平台上的答题情况、仿真参数设置偏好等数据的分析,系统可以构建出每位学习者的知识图谱与能力画像,从而为其推送差异化的学习资源与练习题。这为解决大班教学中个性化指导缺失的痼疾提供了可能。

4 人工智能赋能信号与系统教学新模式的体系建构

基于上述分析,本研究提出一种以人工智能技术为贯穿性线索,融合智能感知、虚实仿真与创新实践的新型教学模式。该模式旨在重构课程内容、重塑教学流程、重建评价体系,其结构框架与核心要素如下所述。

4.1 教学模式的核心理念。本模式秉持“技术为用、育人为本、创新为魂”的基本理念。强调人工智能并非取代基础理论的教学,而是作为“认知脚手架”与“能力助推器”。具体而言,即通过人工智能的“可视化”降低理论理解的陡峭度,通过人工智能的“智能化”增强实践环节的探究性,通过人工智能的“数据化”实现评价反馈的精准性。

4.2 教学模式的核心要素。新模式包含四个互相关联的核心要素,共同支撑教学目标的达成:

(1) AI辅助的知识可视化解构:利用深度学习降维与生成技术,将抽象的数学变换转化为直观的几何图形或动态过程。(2) 虚实融合的智能仿真实验平台:构建基于MATLAB Web App Server或Python Dash的云端仿真环境,集成传统信号处理与神经网络工具箱。(3) 数据驱动的个性化学习路径导航:基于学习分析技术,为不同背景与进度的学生推荐差异化的学习序列与挑战性任务。(4) 科教融合的项目式创新实践:将教师科研中的信号处理问题(如基于深度学习的ECG信号去噪)简化为教学案例,实现科研反哺教学。

表1 从教学目标、内容、方法与评价四个维度,对传统教学模式与人工智能赋能新模式进行了系统性对比。

表1 传统教学模式与AI赋能新教学模式的对比分析

对比维度	传统教学模式	AI 赋能新教学模式
教学目标	侧重知识传授与应试解题能力	高阶认知与工程创新能力并重
教学内容	静态的经典理论体系、与前沿应用脱节	动态更新的知识图谱、嵌入深度学习等模块
教学方法	理论讲授为主、实验验证性操作为主	人机协同探究式学习、通过 AI 工具发现式学习
教学评价	终结性评价为主、侧重分数区分	过程性与发展性评价结合、提供反馈与改进建议

4.3实践逻辑分析。新模式在实施过程中遵循“感知—解构—重构—创新”的实践逻辑。首先,利用AI生成的丰富信号样本(感知),让学生产生直观印象与认知冲突;接着,引导学生运用经典理论工具(如傅里叶变换)对现象进行初步解构(解构);然后,引入人工智能工具(如神经网络)对同一问题进行处理,对比两种范式的优劣(重构);最后,在项目实践中,鼓励学生结合二者之长,设计解决特定工程问题的方案(创新)。这一闭环流程确保了人工智能与课程内容的有机交融,而非简单的技术堆砌。

5 新教学模式的改革实践：基于MATLAB的智能系统辨识案例

为具体阐释人工智能如何赋能信号与系统实验教学,本节设计并展示一个面向本科生的教学案例——“基于深度学习的连续线性时不变系统辨识”。该案例旨在引导学生超越传统的时域求解与频域测量方法,初步建立数据驱动的系统建模观念。

5.1案例设计的教学目标与背景。在传统教学中,系统辨识通常通过施加冲激信号或扫频信号并测量响应来完成。本案例引入人工智能方法,设定以下教学目标:

(1)知识层面:理解前馈神经网络的基本结构,掌握利用输入—输出数据对系统行为进行拟合的原理。(2)能力层面:具备利用MATLAB Deep Learning Toolbox构建、训练及评估简单神经网络模型的能力。(3)思维层面:辩证认识模型驱动方法与数据驱动方法在系统分析中的优势与局限。

5.2实验任务与理论模型。任务描述:一个未知参数的二阶连续线性时不变系统(模拟一个RLC带通滤波器),已知其单位冲激响应理论表达式为 $h(t) = Ae^{-at} \sin(\omega_0 t)u(t)$ 。现要求学生在不直接测量其内部参数的情况下,仅通过施加一段已知输入信号 $x(t)$ 并观测其对应输出 $y(t)$,利用一个神经网络来“学习”并复现该系统的动态特性。

数据生成:首先,在MATLAB中构建该理论系统,设定 $A=2, a=1, \omega_0=5$ 。生成一个包含多频率成分的复合输入信号 $x(t)=\sin(2\pi t)+0.5\cos(5\pi t)+\text{噪声}$,并通过lsim函数计算得到系统的理论输出 $y(t)$ 。将 $x(t)$ 作为特征, $y(t)$ 作为标签,构成训练数据集。

5.3神经网络构建与MATLAB实现。本实验采用一个简单的前馈神经网络(Feed forward Neural Network)。网络包含一个输入层(对应当前时刻的输入值及若干延时项,以提供系统的记忆效应)、一个包含10个神经元的隐藏层(激活函数为tansig)和一个输出层(线性输出,对应当前时刻的输出值)。

%基于深度学习的连续线性时不变系统辨识实验

%功能:使用前馈神经网络对二阶线性时不变系统进行黑箱辨识

%依赖工具箱: Neural Network Toolbox(必需)、Control System Toolbox(可选)

```
clear;close all;clc;
```

%1.生成理论系统与训练数据

```
Fs=100;%采样频率(Hz)
```

```
t=0:1/Fs:10;%时间向量(0~10秒)
```

```
A=2;a=1;w0=5;%二阶系统参数:增益A,阻尼a,自然频率w0
```

%检查是否安装Control System Toolbox

```
if license('test','Control_Toolbox')
```

%使用传递函数定义系统

```
sys=tf([A*w0],[1 2*a a^2+w0^2]);
```

```
use_tf=true;
```

```
else
```

%若未安装,使用双线性变换法将连续系统离散化后进行差分仿真

```
use_tf=false;
```

disp('未检测到 Control System Toolbox,将采用差分方程仿真。');

```
%连续系统: H(s)=(A*w0)/(s^2+2a*s+(a^2+w0^2))
```

%通过双线性变换(Tustin)离散化

```
T=1/Fs;
```

%手动计算离散系数(为避免依赖c2d函数)

```
num_s=A*w0;
```

```
den_s=[1, 2*a, a^2+w0^2];
```

[num_z,den_z]=bilinear(num_s,den_s,Fs);%该函数在Signal Processing Toolbox中,但基本都有

%若bilinear不可用,可用欧拉法替代,但精度较低,这里使用更精确的差分方程直接求解

%实际上,我们可以直接用lsim的替代实现,下面提供一种基于状态空间的方法

```
end
```

%生成复合输入信号

```
rng(2024);%固定随机种子以便复现
```

```
x=sin(2*pi*t)+0.5*cos(5*pi*t)+0.1*randn(size(t));
```

%计算理论输出

```
if use_tf
```

```
y=lsim(sys,x,t);
```

```
else
```

%采用零阶保持器法将连续系统离散化后迭代求解

%状态空间实现:可控标准型

%连续状态方程: $dx/dt=Ac*x+Bc*u; y=Cc*x+Dc*u$

```
Ac=[0,1,-(a^2+w0^2),-2*a];
```

```
Bc=[0;A*w0];
```

```
Cc=[1, 0];
```

```
Dc=0;
%精确离散化(矩阵指数)
sysc=ss(Ac,Bc,Cc,Dc);
sysd=c2d(sysc,T,'zoh');
Ad=sysd.A;Bd=sysd.B;Cd=sysd.C;Dd=sysd.D;
%差分方程迭代
y=zeros(size(t));
xk=zeros(2,1);%初始状态为零
for k=1:length(t)
y(k)=Cd * xk+Dd * x(k);
xk=Ad * xk+Bd * x(k);
end
end
%%2. 构建用于训练的时间序列数据(延时嵌入重构状态空间)
d=5;%嵌入维数,即用过去d个输入值预测下一个输出
X_data=[];
Y_data=[];
for i=d:length(x)-1
X_data=[X_data;x(i:-1:i-d+1)];%每行: [x(k),x(k-1),...,
x(k-d+1)]
Y_data=[Y_data;y(i+1)];%对应目标y(k+1)
end
%%3. 划分训练集与测试集
split=floor(0.8 * size(X_data,1));%80%训练,20%测试
X_train=X_data(1:split,:);
Y_train=Y_data(1:split,:);
X_test=X_data(split+1:end,:);
Y_test=Y_data(split+1:end,:);
%%4. 设计并训练神经网络
net=feedforwardnet(10);%单隐藏层,10个神经元
net.trainFcn='trainlm';%Levenberg-Marquardt算法,收敛快
net.divideFcn='divideind';%手动指定数据划分
net.divideParam.trainInd=1:split;
net.divideParam.testInd=[];%不使用测试集,只用验证集监控过拟合
net.divideParam.valInd=split+1:size(X_data,1);
net.trainParam.showWindow=true;%显示训练GUI
net.trainParam.epochs=1000;%最大迭代次数
% 训练网络
[net,tr]=train(net,X_train,Y_train);
%%5. 测试网络性能并可可视化
Y_pred_train=net(X_train);
Y_pred_test=net(X_test);
%绘制结果对比图
figure('Position',[100,100,900,600]);
```

```
subplot(2,1,1);
plot(t(d+1:split+d),Y_train,'b','LineWidth',1.5);
hold on;
plot(t(d+1:split+d),Y_pred_train,'r--','LineWidth',1.5);
title('训练集: 神经网络输出与理论系统输出对比');
xlabel('时间(s)');ylabel('幅值');
legend('理论输出','神经网络输出','Location','best');
grid on;
subplot(2,1,2);
plot(t(split+d+1:end),Y_test,'b','LineWidth',1.5);
hold on;
plot(t(split+d+1:end),Y_pred_test,'r--','LineWidth',1.5);
title('测试集: 神经网络输出与理论系统输出对比');
xlabel('时间(s)');ylabel('幅值');
legend('理论输出','神经网络输出','Location','best');
grid on;
%计算并显示均方误差
mse_train=mean((Y_train-Y_pred_train).^2);
mse_test=mean((Y_test-Y_pred_test).^2);
fprintf('训练集 MSE:%.6f\n',mse_train);
fprintf('测试集 MSE:%.6f\n',mse_test);
%额外性能评估: 拟合优度R^2
R2_train=1-sum((Y_train-Y_pred_train).^2)/sum((Y_train-mean(Y_train)).^2);
R2_test=1-sum((Y_test-Y_pred_test).^2)/sum((Y_test-mean(Y_test)).^2);
fprintf('训练集R^2:%.4f\n',R2_train);
fprintf('测试集R^2:%.4f\n',R2_test);
5.4仿真结果分析与教学启示
```

执行上述代码后,将得到如图1所示的仿真结果对比图。图中清晰展示了神经网络在经过训练后,无论是在训练集还是未见过的测试集上,其输出均能高度吻合理论系统的输出响应。测试集上的均方误差通常可低至量级,表明这个仅含10个神经元的简单网络已成功“学习”并内化了该二阶系统的动力学行为。

教学启示与讨论:

(1)具象化抽象概念:学生通过亲手搭建网络、观察训练过程与最终拟合曲线,能够直观体会到“系统”作为一个“输入—输出映射器”的抽象概念。神经网络的黑箱内部,通过权值的调整,隐式地逼近了系统的传递函数。(2)激发探究兴趣:教师可进一步引导学生改变网络结构(例如,增加层数或神经元个数)、改变训练数据(例如,使用更复杂的输入信号),观察其对泛化能力的影响。例如,当训练数据仅为单一频率正弦波时,网络将无法泛化到包含高频成分的测试信号。这一现象完美诠释了系统

辨识中对“持续激励”输入信号的要求,其教学效果远超枯燥的数学证明。(3)架设知识桥梁:本实验在学生熟悉的经典理论(用传递函数表征系统)与前沿的智能方法(用神经网络逼近系统)之间架设了一座桥梁。它启示学生,二者并非孤立存在,而是解决同一问题的不同视角,为后续学习更复杂的非线性系统建模与智能控制奠定了直观基础。

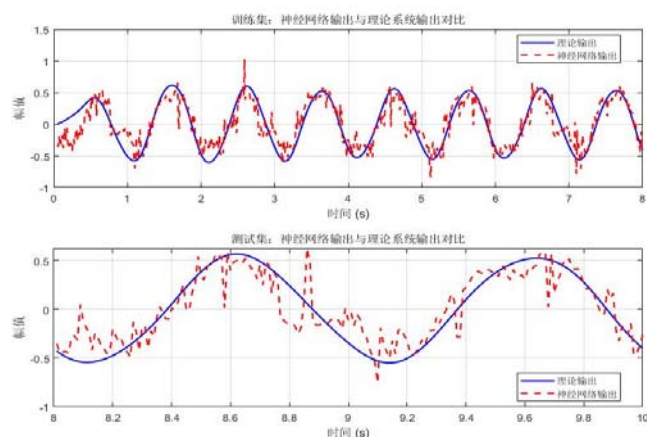


图1 神经网络辨识结果对比图

(图注: 上图为训练集数据拟合情况, 下图为测试集数据泛化情况。蓝色实线代表理论系统输出, 红色虚线代表神经网络预测输出, 二者高度重合。)

6 结论与展望

本文立足于人工智能时代对电子信息类人才能力结构的新要求,对“信号与系统”课程的传统教学模式进行了深刻反思,并系统地提出了人工智能赋能的“智能融合·虚实结合·创新驱动”教学新体系。通过理论剖析与实践案例佐证,得出以下主要结论:

第一,人工智能技术的引入是破解信号与系统课程“高抽象、低直观”教学难题的有效钥匙。通过AI辅助的可视化与生成技术,能将内隐的数学变换过程外显为可感知、可交互的动态图景,显著降低了学生的认知负荷,促进了深层理解。

第二,基于MATLAB深度学习工具箱的智能仿真实验,如本文展示的系统辨识案例,能够将前沿科研方法转化为适宜的教学内容,有效衔接了经典理论与现代技术,在强化学生工程实践能力的同时,培育了其数据思维与批判性创新意识。

第三,教学模式的变革是一个系统工程。人工智能赋能不仅仅是工具的叠加,更涉及教学目标的重塑、内容体系的重构与评价机制的转型。本文所构建的包含知识可视化解构、虚实融合平台、个性化导航与项目式实践的“四位一体”框架,为课程建设提供了可操作的实践指南。

展望未来,随着大语言模型与生成式人工智能的进一步发展,信号与系统教学将迎来更深层次的变革。例如,可探索构建全天候的“AI助教”进行个性化答疑与代码纠错;利用扩散模

型生成无限多样的习题与仿真场景以实施自适应测试。教学研究者的使命,正在于审慎而积极地拥抱这些技术变革,坚守育人初心,在技术与人文的交汇处,培养出既有扎实数理根基,又具备卓越创新能力的新一代工程科技人才。

【基金项目】

2025年教育部产学合作协同育人项目“人工智能技术融入《信号与系统》课程教学的路径探索”(编号:2511173428);济宁医学院2020年教育教学研究项目“基于移动互联网的生物医学工程专业自主深度学习模式研究”(编号:Y2020037)。

【参考文献】

- [1]胡中玉,岳强,徐东霞.基于Matlab的方波分解与合成仿真实验设计[J].实验技术与管理,2025,31(9):44-46+49.
- [2]王丽,王威,刘勃妮.信号与系统课程思政元素挖掘与教学案例设计[J].高教学刊,2023,9(28):169-172.
- [3]赵霏霏.AI赋能金融学专业课程教学改革的路径研究[J].中国电子商情,2026,32(05):112-114.
- [4]陈广福.Matlab应用于“信号与系统”课程教学探索与实践[J].现代信息科技,2022,6(18):195-198.
- [5]陈得民.基于MATLABAppDesigner的数字信号处理系统设计[J].现代信息科技,2025,9(24):6-11+16.
- [6]栾雪阳.面向创新能力培养的OBE与PBL融合式平面设计课程教学实践[J].中国多媒体与网络教学学报(中旬刊),2025,(11):117-120.
- [7]黄炜嘉,张允赛,马国军,等.研究性学习在“信号与系统”课程教学中的应用[J].计算机教育,2010,(03):134-137.
- [8]王波.项目式学习与STEM融合的金融大数据课程教学改革研究[J].电脑知识与技术,2025,21(36):155-158.
- [9]李舒弘,薛清晨.人工智能赋能高校计算机理论类课程的教学模式创新研究[J].中国电子商情,2025,31(24):10-12.
- [10]高建静,赵阳,郭准,等.新工科背景下能量转换材料与器件课程智慧教学模式的构建与成效分析[J].黑龙江科学,2026,17(03):87-90.

作者简介:

李莉(1985—),女,山东日照人,博士,讲师,从事模式识别与智能系统的研究。

王猛(1981—),男,山东济宁人,硕士,副教授,从事医疗信息隐私保护和网络安全的研究。

王玉锋(1974—),男,山东济宁人,硕士,教授,医学信息工程学院院长,从事医学大数据挖掘与分析、生物信息学、网络空间安全的研究。

*通讯作者:

高建强(1982—),男,山东临沂人,博士,副教授,从事人工智能、模式识别、信号与信息处理、医学大数据挖掘的研究。