

2026 年度陕西省自然科学奖公示信息

项目名称			人工智能优化与图像复原的数学理论及方法				
提名者			陕西省知识产权局				
提名意见							
我单位认真审阅了“人工智能优化与图像复原的数学理论及方法”项目提名书及附件材料，确认所提交材料真实有效，并按照要求对项目基本情况进行了公示，公示期间无异议。 该项目面向人工智能模型训练、高维数据分析与图像复原中的基础数学问题，围绕结构化建模、优化机理和方程驱动网络开展系统研究。项目构造广义西不变规范函数，实现多类谱正则的统一表示及无奇异值分解求解；研究预条件尺度梯度方法及其交替变体，建立非凸低秩矩阵分解从随机初始化出发的快速全局收敛理论；揭示尺度不变网络中 Adam 更新、权重范数与权重衰减之间的耦合机理，提出 Tailored Adam；以反应—扩散—对流方程解释网络层间传播，构建具有渐进去噪特性的 PDNet。相关成果深化了对低秩非凸优化、自适应优化器和可解释图像复原的理论认识，具有较强的原创性和科学价值。项目成果发表于 NeurIPS、IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems 和 Information Sciences，并由科学出版社出版学术专著。相关理论与方法已被国内外同行用于理论分析、模型扩展、实验比较和网络架构设计，体现出较好的学术公认度以及对相关研究方向的推动作用。 根据《陕西省科学技术厅关于 2026 年度省科学技术奖提名工作的通知》，参照陕西省自然科学奖评定条件和评定标准，提名该项目参评陕西省自然科学奖二等奖。							
主要完成人情况							
排名	姓名	技术职称	工作单位	完成单位			
1	贾西西	教授	西安电子科技大学	西安电子科技大学			
2	王卫卫	教授	西安电子科技大学	西安电子科技大学			
3	冯象初	教授	西安电子科技大学	西安电子科技大学			
主要完成单位							
排名	单位名称						
1	西安电子科技大学						
代表性论文（专著）目录							
序号	论文（专著）名称/刊名/作者	年卷页码（xx 年 xx 卷 xx 页）	发表（出版）时间（年月日）	通讯作者（含共同）	第一作者（含共同）	作者	论文署名单位
1	Preconditioning Matters: Fast Global Convergence of Non-convex Matrix Factorization via Scaled Gradient Descent	2023 年 36 卷 76202-76213 页	2023-9-21	Xiangchu Feng	Xixi Jia	Xixi Jia; Hailin Wang; Jiangjun Peng; Xiangchu Feng; Deyu Meng	西安电子科技大学; 西安交通大学; 澳门科技大学

2	Weight Decay With Tailored Adam on Scale-Invariant Weights for Better Generalization	2024 年 35 卷 :6936-6947 页	2022-10-25	Xiangchu Feng	Xixi Jia	Xixi Jia, Xiangchu Feng, Hongwei Yong, Deyu Meng	西安电子科技大学; 澳门科技大学; 香港理工大学; 西安交通大学
3	PDNet: Progressive denoising network via stochastic supervision on reaction-diffusion-advection equation	2022 年 610 卷 345-358 页	2022-07-28	Xiangchu Feng	Xixi Jia	Xixi Jia; Deyu Meng; Xuande Zhang; Xiangchu	西安电子科技大学; 澳门科技大学; 西安交通大学; 陕西科技大学
4	Generalized Unitarily Invariant Gauge Regularization for Fast Low-Rank Matrix Recovery	2021 年 32 卷 1627-1641 页	2020-05-06	Xiangchu Feng	Xixi Jia	Xixi Jia; Xiangchu Feng; Weiwei Wang; Lei Zhang	西安电子科技大学; 香港理工大学
5	图像处理的多尺度分析方法		2024-06-01		冯象初	冯象初; 王卫卫; 贾西西	西安电子科技大学

客观评价

本项目的客观评价依据为代表性论文专著的公开出版信息，以及附件 2-1 至附件 2-8 收录的国内外同行公开论文。项目 4 篇代表性论文分别发表于 NeurIPS、IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems 和 Information Sciences，专著《图像处理的多尺度分析方法》由科学出版社出版，相关成果均经过会议、期刊同行评审或专著出版审查，形成了可公开检索和核验的学术成果。

Matrix Completion with Graph Information: A Provable Nonconvex Optimization Approach（附件 2-4）引用了本项目代表性论文 1 “Preconditioning Matters: Fast Global Convergence of Non-convex Matrix Factorization via Scaled Gradient Descent”（附件 1-1）。Wang 等在 INFORMS Journal on Computing 发表的研究中，将本项目提出的 ScaledGD 作为图正则矩阵补全算法的重要理论基础，在迭代过程中采用两侧 Gram 逆矩阵构造预条件更新，通过调整因子矩阵的搜索方向改善优化过程，并指出这一机制能够支持采用较大步长。该研究将本项目面向一般低秩矩阵分解提出的预条件优化思想拓展至带图结构先验的矩阵补全问题，使其能够同时利用观测信息和样本之间的图关联，表明本项目所揭示的优化度量、预条件更新与收敛加速之间的关系，对后续结构化非凸矩阵优化研究产生了直接启发。

Deep Multiscale Convolutional Model With Multihead Self-Attention for Industrial Process Fault Diagnosis（附件 2-1）和 Context-Enriched Contrastive Auto-Encoder with Topology Learning for Medical Hyperspectral Image Classification to Diagnose Tumors（附件 2-3）均引用了本项目代表性论文 2 “Weight Decay With Tailored Adam on Scale-Invariant Weights for Better Generalization”（附件 1-2）。前者发表于 IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems，在工业过程故障诊断模型的训练过程中引用本项目论文说明 Adam 优化方法；后者发表于 Medical Image Analysis，在医学高光谱肿瘤分类研究中结合一阶矩、二阶矩和偏差修正讨论 Adam 的参数更新。两项研究分别面向工业过程数据和医学高光谱图像，说明本项目关于 Adam 优化行为的研究已进入不同数据类型和应用领域的公开学术论述，也反映出相关优化问题具有一定的跨任务关注度。

Improved Image Denoising via Self-Supervised Weickert Operator Learning and Plug-and-Play Learned Primal Dual（附件 2-2）和 Solving Partial Differential Equations Using Large-Data Models: A Literature Review（附件 2-8）均引用了本项目代表性论文 3 “PDNet: Progressive Denoising Network via Stochastic Supervision on Reaction-Diffusion-Advection Equation”（附件 1-3）。前者发表于

Neurocomputing, 将 PDNet 作为插入式去噪器嵌入自监督 Weickert 算子学习与原始一对偶算法, 使学习型去噪器与具有数学结构的图像复原迭代相结合, 属于对本项目网络架构的直接复用。后者发表于 Artificial Intelligence Review, 从 PDE 专用深度模型的角度介绍 PDNet, 并将其纳入大数据模型求解偏微分方程的研究脉络。两篇论文分别从后续算法应用和学术综述归类两个层面, 体现了 PDNet 所建立的反应—扩散—对流方程与深度网络之间的联系, 反映出该成果在图像复原以及 PDE 驱动深度模型研究中的方法价值。

Robust Rank-One Matrix Completion via Explicit Regularizer (附件 2-5)、LERE: Learning-Based Low-Rank Matrix Recovery with Rank Estimation (附件 2-6) 和 Efficient Low Rank Matrix Recovery with Flexible Group Sparse Regularization (附件 2-7) 均引用了本项目代表性论文 4 “Generalized Unitarily Invariant Gauge Regularization for Fast Low-Rank Matrix Recovery” (附件 1-4)。三项研究分别从不同角度评价和发展了 GUIG 模型: 附件 2-5 发表于 IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 指出 GUIG 具有无需预知秩、无需奇异值分解等特点, 并将其扩展至含稀疏离群项的鲁棒矩阵补全; 附件 2-6 发表于 AAI 2024, 介绍了 GUIG 对因子矩阵的平衡作用, 以及其对核范数、Schatten-p 拟范数和奇异值对数和的统一表示; 附件 2-7 发表于 IMA Journal of Numerical Analysis, 在低秩恢复研究中介绍 GUIG 及其加速块近端线性算法, 并将其作为矩阵补全实验的比较方法。上述工作分别关注模型鲁棒性、正则形式的统一性和算法计算效率, 从模型性质、理论概括、方法扩展及实验比较等方面体现了 GUIG 成果的同行认可。

现有公开引文形成了从理论引用、模型性质概括到方法扩展、实验比较、网络架构复用和综述归类的多层次评价: ScaledGD 为后续结构化矩阵补全提供了预条件优化思路, Tailored Adam 进入工业智能和医学影像领域的优化方法论述, PDNet 获得后续算法的直接采用并被纳入 PDE 深度模型综述, GUIG 则被用于模型分析、算法扩展和实验比较。这些公开的同行引用与本项目各项科学发现形成了较为清晰的对应关系, 从不同层面反映了相关成果的价值。

项目简介

人工智能是引领未来的战略性技术, 也是发展新质生产力、推进“人工智能+”行动和数字经济高质量发展的重要支撑。随着数字中国建设和智能信息处理需求不断提升, 深度学习模型训练、高维数据分析、复杂非凸优化与图像视觉计算等基础问题, 对人工智能系统的效率、可信性、可解释性和泛化能力提出了更高要求。人工智能模型的训练、表达与复原能力, 不仅取决于数据规模和计算资源, 也受到优化方法、结构先验与演化机理等基础数学问题的制约: 低秩矩阵恢复中的谱正则方法需要反复实施奇异值分解, 非凸因子分解又面临尺度不平衡、病态性、鞍点和初始化依赖; 含归一化结构的深度网络具有尺度不变权重, Adam 的自适应更新与权重衰减之间尚缺少清晰的动力学解释; 数据驱动图像去噪网络虽能学习复杂映射, 但网络层间信息如何传播、为何能够形成逐层复原, 仍缺乏明确的方程描述。这些问题分别涉及结构先验如何表达、参数尺度如何影响优化以及离散迭代如何形成稳定演化。围绕上述问题, 本项目以“结构化建模—优化机理—方程驱动网络”为主线, 系统研究人工智能优化与图像复原的数学理论及方法。

(一) 低秩矩阵恢复的统一谱正则与预条件优化

面向低秩矩阵恢复的模型表达和高效求解, 项目构造广义酉不变规范 (GUIG) 函数, 建立其与秩函数、Schatten-p 拟范数、奇异值对数和等谱函数之间的联系, 将谱正则问题等价转化为双线性因子优化, 使模型能够在不对原矩阵实施奇异值分解的条件下求解。该转化保留了谱正则对低秩结构的刻画能力, 同时将计算对象由高维原矩阵转移至低维因子矩阵, 为大规模低秩恢复提供了更具可计算性的模型形式。在此基础上, 项目研究矩阵补全和鲁棒主成分分析的交替近端算法, 分析目标函数下降、迭代序列有界及临界点收敛等性质。

进一步针对非凸低秩矩阵分解中的尺度失衡、病态性和全局收敛问题, 项目引入由另一因子 Gram 矩阵构造的预条件尺度梯度, 使两个因子的更新能够根据彼此的局部几何状态进行调整; 建

立 ScaledGD 和 AltScaledGD 从一般随机高斯初始化出发的三阶段收敛分析，刻画迭代由初始增长、方向对齐到局部收敛的演化过程，说明预条件能够消除收敛速度对目标矩阵条件数的依赖。相关研究从统一谱正则建模和非凸优化几何两个层面，为低秩矩阵恢复提供了兼具理论分析与计算效率的方法。该部分由代表性论文专著 1、4 支撑。

（二）尺度不变深度网络的优化机理与范数调控

围绕尺度不变深度网络中自适应优化器的泛化机理，项目研究权重范数、梯度尺度、有效学习率与权重衰减之间的耦合关系。对于尺度不变权重，网络损失在权重正向缩放下保持不变，权重梯度与权重正交，且梯度大小与权重范数成反比。因此，权重范数虽然不直接改变网络输出，却会通过梯度尺度影响参数方向的实际更新幅度，进而作用于训练稳定性和模型泛化。

基于上述性质，项目比较 SGD 和 Adam 的权重范数增长机制。SGD 的更新幅度会随权重范数增大而减小，能够形成一定的自我抑制；Adam 的一阶矩经二阶矩归一化后对梯度尺度变化不敏感，可能导致权重范数快速增长，使权重衰减难以持续调控有效更新尺度。针对这一问题，项目提出 Tailored Adam，在自适应学习率中引入与权重范数相关的调节项，并将一阶矩机制用于权重衰减，使范数控制与自适应更新相互协同，缓解参数范数增长过快及有效学习率下降问题。相关论文给出不同优化器下的范数增长率分析，并在通用图像分类和细粒度图像分类任务上验证方法对训练过程及泛化性能的影响。该部分由代表性论文专著 2 支撑。

（三）反应—扩散—对流方程驱动的渐进图像复原

面向深度图像复原的可解释建模问题，项目将卷积算子表示为微分算子的组合，把残差网络的层间传播解释为反应—扩散—对流方程的离散演化，构建渐进去噪网络 PDNet。其中，扩散过程用于平滑噪声和局部扰动，对流过程描述图像特征在空间方向上的传递，反应项则将输入图像所包含的低层结构持续补充至中间状态，从而缓解网络加深过程中细节信息逐渐衰减的问题。

模型采用递减残差增益，使深层残差随演化逐步减小；通过随机监督抽取不同深度的中间层重建图像，使网络训练不再只约束最终输出，而是同时约束整个层间演化路径，促使网络沿深度方向形成可观测的渐进去噪过程。该结构赋予网络传播过程明确的方程语义，并在残差块中去除批归一化、减少非线性单元，在保持模型表达能力的同时简化网络结构。

项目同时以专著《图像处理的多尺度分析方法》系统梳理变分多尺度分析、迭代正则与逆尺度空间、稀疏和低秩表示、多尺度字典学习、非局部分析以及深度学习图像恢复等理论与方法，建立从经典图像处理数学模型到方程驱动深度复原方法的知识联系。该部分由代表性论文专著 3、5 支撑。

上述研究具有共同的数学基础。GUIG 通过结构正则将低秩先验转化为可计算的因子模型，回答复杂数据结构如何表达的问题；预条件尺度梯度通过改变参数空间中的优化度量，研究非凸因子模型如何克服尺度失衡和病态性；Tailored Adam 进一步揭示深度网络中参数尺度、有效学习率和显式正则之间的耦合关系；PDNet 则将网络深度解释为离散时间，把图像先验、演化方程与可学习算子统一到层间传播过程。项目由此从“结构如何表达、参数如何优化、网络如何演化”三个层面建立相互衔接的研究链条：结构先验决定模型形式，优化几何影响迭代效率与稳定性，方程演化解网络中间状态及最终复原结果，为低秩学习、自适应优化器分析和可解释图像复原提供可复核的模型、定理、算法与实验依据。

项目形成 4 篇代表性论文和 1 部学术专著。相关成果发表后得到不同研究方向的后续引用。图信息矩阵补全研究将 ScaledGD 的预条件更新作为算法构造和收敛分析的依据；低秩矩阵恢复研究从因子平衡、统一谱表示、无奇异值分解求解和秩估计等角度介绍并扩展 GUIG，同时将其作为矩阵补全实验的比较方法；工业过程故障诊断和医学高光谱分类研究在 Adam 优化与参数更新的讨论中引用 Tailored Adam；混合图像去噪研究直接采用 PDNet 作为插入式去噪器，偏微分方程大数据模型综述则将 PDNet 归入方程驱动深度模型的研究脉络。相关引用体现了项目成果从理论分析到算法复用、从方法比较到跨领域应用的进一步延伸。

完成人合作关系说明

本人贾西西作为项目第一完成人，依托西安电子科技大学数学与统计学院，与王卫卫、冯象初围绕低秩非凸优化、尺度不变深度网络优化及微分方程驱动的图像复原开展了长期合作。本人主要负责研究问题凝练、模型构建、理论分析、算法设计、实验验证及论文撰写；冯象初主要参与研究方向凝练、关键理论分析、研究指导和成果组织，是代表性论文 1—4 的通讯作者；王卫卫主要参与低秩矩阵恢复模型研究、多尺度图像分析方法整理及相关内容撰写。

本人同冯象初共同完成了代表性论文 1—4，并合作编写专著 5，形成了从低秩恢复模型、优化机理分析到方程驱动图像复原的持续合作关系。本人同王卫卫共同完成了代表性论文 4 的 GUIG 低秩恢复研究，并共同参与专著 5 的编写，在低秩模型分析和多尺度图像处理方法方面开展合作。王卫卫与冯象初共同参与代表性论文 4 的模型研究和理论分析，并分别作为专著 5 的第二著者和第一著者，合作完成专著的内容设计、方法体系整理及统稿工作。

三位完成人通过共同发表论文、开展理论与算法研究以及编写学术专著，形成了分工明确、相互衔接的稳定合作关系。