

## 报告正文

参照以下提纲撰写，要求内容翔实、清晰，层次分明，标题突出。  
请勿删除或改动下述提纲标题及括号中的文字。

### （一）立项依据与研究内容（建议 8000 字以下）：

1. 项目的立项依据（研究意义、国内外研究现状及发展动态分析，需结合科学研究发展趋势来论述科学意义；或结合国民经济和社会发展中迫切需要解决的关键科技问题来论述其应用前景。附主要参考文献目录）；

#### 1.1 研究意义

云南省与缅甸、老挝、越南三国接壤，边境线长达 4060 公里，边境地区山川秀丽，被誉为“植物王国”和“世界花园”。习近平总书记多次强调，“治国必治边”，边境安防工作的重要性贯穿于国家发展的各个阶段。然而，边境地区地形复杂多变，山地、高原、河谷等地貌交错分布且缺乏天然屏障，使得边境地区长期以来存在严重的非法越境隐患。非法越境问题主要表现为人口非法流动、毒品走私、货物走私以及跨境犯罪等多种形式，该问题不仅直接影响边境地区的安全与稳定，还可能引发跨境犯罪、社会矛盾和民族问题，进而威胁国家整体安全和社会秩序。近年来，云南边境地区非法越境问题愈发突出，给边境地区的社会稳定和国家的长治久安带来了巨大压力，见图。2020 年至 2021 年期间，张某、匡某等 11 人不顾疫情防控政策，为获取高额报酬，违反出入国（边）境管理法规，采取带路爬山、以摩托和轿车交互运输、用货物遮挡、绕道小路等方式逃避检查，组织、运送大批人员非法出、入境，更有涉案人员趁机实施运输毒品犯罪，严重破坏国（边）境管理和疫情防控工作<sup>①</sup>。2022 年，云南警方破获了一起特大组织、运送他人偷越国（边）境案件，摧毁了一个涉及 12 个省市的犯罪网络，累计抓获 485 名涉案人员。该犯罪团伙通过发布虚假的高薪务工信息，诱骗境内人员前往云南边境，再通过分段运输的方式将其非法运送出境<sup>②</sup>。2023 年 8 月 15 日，一名 22 岁云南女大学生李某被传疑似被拐卖至缅北。相关消息在社交平台上引发关注，但经警方调查，李某最终被找到<sup>③</sup>。上述案件类型反映出云南边境地区在打击非法越境问题方面仍面

<sup>①</sup>信息来源：云南长安网 ([https://www.yncaw.gov.cn/html/2022/ftnw\\_0226/87066.html](https://www.yncaw.gov.cn/html/2022/ftnw_0226/87066.html))

<sup>②</sup>信息来源：云南网 ([https://m.thepaper.cn/baijiahao\\_17977737](https://m.thepaper.cn/baijiahao_17977737))

<sup>③</sup>信息来源：澎湃新闻 (<https://mp.weixin.qq.com/s/rDFU-b5pEK7kuw1zO5EQxA>)

临挑战，但同时也显示了执法部门在追捕犯罪嫌疑人和保护受害者方面的积极努力。



(a) “1·24” 非法越境案件 (b) 2022 特大非法越境案件

图 1. 近年云南非法越境案件

打击非法越境是一个超大场景下全天候的目标发现任务，监控系统需要在几十到几千米的较大地理空间范围内对目标进行监控，还需要实现 7x24 小时全气候条件下的监控覆盖。边境公安针对该问题正积极探索并应用前沿监控技术，以替代传统的警员巡逻模式，旨在克服传统手段中巡逻覆盖范围有限、反应速度滞后以及难以实现全天候、全方位监控等固有缺陷，同时有效应对日益隐蔽化和智能化的非法过境手段。然而，现有监控设备在技术层面仍存在显著不足，特别是缺乏高科技手段（如智能识别系统、多光谱成像、无人机协同巡查等）的深度集成，导致对非法过境行为的精准判断与打击能力未能达到预期效果。因此，目前超大场景安防监控有如下现实需求：

- \* **适应超大场景复杂地形和动态环境变化的监控需求。** 由于边境地区地形复杂多样，涵盖高山、丛林、河流等多种地貌，且环境动态变化频繁，导致监控设备在应对超大场景内物体随天气、时间变化导致的光线、能见度以及物体形态变化时，监控算法适应性和稳定性明显下降或实效。这不仅限制了设备对环境的感知能力，还影响了监控系统的稳定性和可靠性，进而制约了边境监控的效能。因此，边境安防迫切需要开发能够适应复杂地形和动态环境变化的监控设备，以提升边境监控系统的整体性能和可靠性；
- \* **超大场景下对潜在目标的实时预测和有效预判的监控需求。** 现有监控设备在超大场景内的潜在目标主动预测与定位能力存在显著不足。当前监控系统主要依赖被动式监控模式，缺乏基于数据分析的主动预测机制，难以对非法越境目标的出现位置、行为轨迹及潜在风险进行实时预测与精准预判。这一技术短板导致边境安防工作长期处于被动监控模式，难以

在非法活动发生前采取有效干预措施，从而降低了整体防控效能。因此，边境安防迫切需要研发具备主动预测与定位能力的监控系统，通过大数据分析和智能化技术，实现对潜在目标的实时预测和有效预判，从而提升边境安防的主动防御能力和整体防控效能；

**\* 超大场景下主动搜索和智能调控的监控需求。**针对边境地区超大场景监控的需求，现有监控设备存在明显的局限性。一方面，监控范围狭小导致在超大场景下的监控部署与运维成本居高不下，尤其是在云南省 4060 公里长的边境线上，单一摄像头的监控范围受限，难以实现无缝覆盖。另一方面，现有设备主要依赖被动式监控模式，无法通过调整摄像头的俯仰角、转动角及焦距主动搜索和发现超大场景下的目标，仍需依赖人力调整。因此，亟需研发具备宽广监控范围、主动搜索能力和智能化调控功能的监控系统，以降低监控部署与运维成本，进一步提升边境地区的整体防控效能。

综上，本项目旨在通过运用大数据分析与机器学习技术，将人工干预的被动监控模式转变为算法实时控制的主动预测与搜索模式，提升监控设备在超大场景下的自主监控能力，从而有效治理非法越境问题，保障国家主权安全，推动边疆地区经济社会发展，为国家的稳定和发展创造良好环境。

## 1.2 国内外研究现状及发展动态分析

为了实现边境安防系统前述需求,现有研究主要围绕以下三个领域展开:(1) 超大变化场景下的图像特征提取 (2) 超大场景下的动态视觉目标预测 (3) 面向超大场景的目标主动搜索。现有技术仍存在一定的困难和挑战。

(1) 挑战一：动态超大场景下观测特征分布与模型训练数据分布相差较大，给模型有效性和鲁棒性带来挑战。

近年来，视觉与图像处理方法在深度学习与多模态融合的推动下取得了显著进展，但仍面临动态环境下有效性和准确率降低的核心挑战。基于 Transformer 的视觉模型 [1-9] 通过自注意力机制显著提升了图像特征提取的全局建模能力，但其在动态场景中因时空耦合不足导致性能下降。为应对这一问题，研究者提出了多模态融合方法，如 DynamicCity[10] 通过变分自编码器将 4D 场景压缩为 2D HexPlane 特征表示，结合扩散模型优化动态演化过程，显著提升了时空建模效率，但在复杂光照和遮挡场景下仍存在重建误差。另一种解决思路是使用多尺度特征融合技术，显著提升了特征提取的鲁棒性和准确性。

例如，CTA-Net[11] 作为一种改进的多尺度特征提取网络，通过聚合 CNN 和 Transformer 的优势，在小型数据集上实现了更高的准确率和效率。面对边境安防实时处理和相应的需求，轻量化模型（如 MobileNet[12, 13]）通过降低计算复杂度实现了实时处理，但其在动态环境中的鲁棒性受限于特征表达的局部性。尽管迁移学习和领域自适应技术在一定程度上提升了模型的泛化能力，使模型能够适应动态变化的环境，但由于训练成本高和实时性低的缺陷，现有方法在动态场景下仍面临性能退化问题，尤其是在超大场景多样的地貌和物体情况下，现有方法难以有效捕捉和识别复杂的动态变化。

（2）挑战二：在超大场景下设备观测范围受限并呈现出稀疏性，目标潜在位置预测精度和可解释性存在挑战

近年来，相关领域的研究取得了一定进展，例如在轨迹预测方面，有研究提出了基于时空区间信息的 Seq2Seq[14] 框架，用于轨迹恢复，通过结合时空特征和图结构信息，提升了轨迹预测的精度和鲁棒性。还有研究关注即时轨迹预测，如 ITPNet[15]，通过集成 HiVT 和 LaneGCN 等骨干网络模型，提升了轨迹预测的准确性。然而，这些方法在超大场景下的稀疏观测条件下，仍面临挑战，如特征提取不充分、模型泛化能力不足等，导致目标潜在位置预测精度不高且缺乏可解释性。

如果预测结果缺乏可解释性，那么将使得后续超大场景下的主动搜索过度依赖数据本身，一旦数据中存在噪声和多样环境下的不确定因素，将极大限制设备主动搜索目标的精度。

（3）挑战三：控制摄像设备的复杂性和超大场景下地形条件的多样性，为监控设备主动目标搜索带来挑战。

主动目标搜索领域在算法优化与应用扩展方面取得了显著进展，但仍面临诸多挑战与不足。基于深度学习的主动搜索方法 [16]（Active Search with Deep Learning, ASDL）通过结合强化学习与卷积神经网络（CNN），显著提升了目标搜索的精度与效率。例如，PriorSparseR-CNN 框架 [17] 通过区域生成网络（Region Generation Network, RGN）和特征聚合策略，优化了稀疏目标检测的性能，但其计算复杂度较高，难以满足实时性需求。此外，多目标爆搜方法（Multi-Objective Explosive Search, MOES）[18] 通过生成多个候选目标并结合目标跟踪算法，实现了高精度检测，但其存储空间消耗大，且在处理动态场景时易受目标形变与遮挡影响。然而，现有主动搜索算法在超大场景下仍然存在



搜索路径高度冗余，搜索效率低下的缺点，在场景特征复杂，特征区分度小且噪声大的情况下，实现快速高效的目标主动搜索仍然面临困难和挑战。

主动搜索中的路径规划也是重要的研究热点。随着机器学习技术的快速发展，基于深度学习和强化学习的路径优化算法逐渐成为研究热点 [19]。多智能体系统和协同优化算法的引入，也为复杂场景下的路径优化提供了新的思路。尽管路径优化问题的研究取得了诸多进展，但仍存在以下不足：首先，现有算法在处理大规模动态路径优化问题时，往往面临计算复杂度高、收敛速度慢的问题，难以满足实时性要求。其次，路径优化模型的普适性和灵活性不足，现有方法多针对特定场景设计，难以适应多样化的实际需求。再次，路径优化中的不确定性因素（如交通状况、天气变化）尚未得到充分解决，现有模型的鲁棒性和适应性有待进一步提升。最后，路径优化技术的实际应用仍面临数据安全和隐私保护等挑战，如何在保证数据安全的前提下实现高效优化，仍需进一步研究。

## 参考文献

- [1] Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, Weissenborn D, Zhai X, Unterthiner T, Dehghani M, Minderer M, Heigold G, Gelly S, Uszkoreit J, Houlsby N. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale[J]. arXiv preprint arXiv:2010.11929, 2020.
- [2] Carion N, Massa F, Synnaeve G, Usunier N, Kirillov A, Zagoruyko S. End-to-End Object Detection with Transformers[J]. arXiv preprint arXiv:2005.12872, 2020.
- [3] Liu Z, Lin Y, Cao Y, Hu H, Wei Y, Zhang Z, Lin S, Guo B. Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer using Shifted Windows[J]. arXiv preprint arXiv:2103.14030, 2021.
- [4] Zhu X, Su W, Lu L, Li B, Wang X, Dai J. Deformable DETR: Deformable Transformers for End-to-End Object Detection[J]. arXiv preprint arXiv:2010.04159, 2021.
- [5] Zheng S, Lu J, Zhao H, Zhu X, Luo Z, Wang Y, Fu Y, Feng J, Xiang T, Torr P H, others. Rethinking Semantic Segmentation from a Sequence-to-Sequence Perspective with Transformers[J]. arXiv preprint arXiv:2012.15840, 2021.
- [6] Bao H, Dong L, Piao S, Wei F. BEiT: BERT Pretraining of Image Transformers[J]. arXiv preprint arXiv:2106.08254, 2021.
- [7] He K, Chen X, Xie S, Li Y, Dollár P, Girshick R. Masked Autoencoders Are Scalable Vision Learners[J]. arXiv preprint arXiv:2111.06377, 2021.
- [8] Liu Y, Zhang Y, Wang Y, Hou F, Yuan J, Tian J, Zhang Y, Shi Z, Ji X, Wang J. Tokens-to-Token ViT: Training Vision Transformers from Scratch on ImageNet[J]. arXiv preprint arXiv:2101.11986, 2021.
- [9] Wang W, Xie E, Li X, Fan D-P, Song K, Liang D, Lu T, Luo P, Shao L. Pyramid Vision

- Transformer: A Versatile Backbone for Dense Prediction without Convolutions[J]. arXiv preprint arXiv:2102.12122, 2021.
- [10] Bian H, Kong L, Xie H, Liu Z, Qiao Y. DynamicCity: 4D Scene Generation via Spatiotemporal Feature Compression[J/OL]. ICLR, 2025. <https://arxiv.org/abs/2410.18084>.
- [11] Meng C, et al.. CTA-Net: A CNN-Transformer Aggregation Network for Improving Multi-Scale Feature Extraction[J]. arXiv preprint arXiv:2410.11428, 2024.
- [12] Sandler M, Howard A, Zhu M, Zhmoginov A, Chen L-C. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks[J]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition : 4510 – 4520, 2018.
- [13] Howard A, Sandler M, Chu G, Chen L-C, Chen B, Tan M, Wang W, Zhu Y, Pang R, Vasudevan V, others. Searching for mobilenetv3[J]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision : 1314 – 1324, 2019.
- [14] Anonymous. A Graph-based Representation Framework for Trajectory Recovery via Spatiotemporal Interval-Informed Seq2Seq[J]. arXiv preprint arXiv:2410.15666, 2024.
- [15] Anonymous. ITPNet: TOWARDS INSTANTANEOUS TRAJECTORY PREDICTION FOR AUTONOMOUS DRIVING[J]. arXiv preprint arXiv:2410.15666, 2024.
- [16] Hottung A, Kwon Y, Tierney K. Efficient Active Search for Combinatorial Optimization Problems[C/OL]. The Tenth International Conference on Learning Representations, ICLR 2022, Virtual Event, April 25-29, 2022. [S.l.] : OpenReview.net, 2022. <https://openreview.net/forum?id=nO5caZwFwYu>.
- [17] Wang Q, Qian Y, others. Apply prior feature integration to sparse object detectors[J/OL]. Pattern Recognition, 2024. [https://www.sohu.com/a/825261208\\_121798711](https://www.sohu.com/a/825261208_121798711).
- [18] Unknown. Multi-Objective Explosive Search: A Novel Approach for High-Precision Target Detection[J/OL]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024. <https://max.book118.com/html/2024/0225/7120122023006044.shtml>.
- [19] 张伟, 李华. 路径优化问题的算法设计与应用研究 [J]. 计算机科学与应用, 12(3): 45 – 60, 2025.

2. 项目的研究内容、研究目标，以及拟解决的关键科学问题（此部分为重点阐述内容）；

## 2.1 研究内容

本项目充分考虑现有方法在满足现实需求过程中面临的挑战和困难，针对以下几个方面展开研究，试图应对现有方法面临的挑战。

### （1）超大场景下变化物体特征提取与表示方法研究

物体特征的有效提取与表示是后续目标预测与主动搜索的前提，其目的是为后续过程提供不受环境因素和场景变化影响的物体特征表示。在超大场景下，同一物体的特征往往那个会受到光照，天气，周围物体遮挡或物体本身的形态变化而产生较大变化，使得该物体不能有效被视觉模型识别和理解。因此，研究物体特征抽象与分离方法，使复杂变化对物体特征的影响最小化。一方面，将物体内在的固有特征和物体受到外界因素变化显现的外在特征相分离，另一方面，使用对比学习等手段进一步同化相同物体的表示，异化不同物体的表示，以实现对变化物体的成功识别和理解。由此解决现有方法对超大场景下变化物体特征提取的困难，为后续目标的预测和主动搜索提供稳定可靠的物体表示。

### （2）超大场景下基于稀疏观测的目标位置预测与可解释方法研究

稀疏观测是因为单一监控设备往往不能全面清晰的获取超大场景任意时刻的全景，仅能够观测并获取其中的一个子区域的信息。目标预测的目的是为主动搜索提供必要依据，否则搜索将冗余和低效，降低目标发现的可能性。预测的目标位置依赖于当前观测的信息，但由于数据噪声和环境物体的不确定性，需要必要的可解释机制描述目标潜在位置的可信度。因此，研究观测与物体潜在位置之间的条件依赖关系，针对超大场景下的观测的稀疏性问题，重点研究当前观测物体对潜在目标之间的条件分布变化规律，探索并发现依赖关系背后的可解释性原理，为全数据流程各个环节的构建提供依据。

### （3）超大场景下主动目标搜索方法研究

主动目标搜索的目的有两个方面。首先利用自动智能算法代替现有被动人工介入的监控模式，实现全天候监控覆盖，其次利用单一超大场景主动搜索机制代替同能监控能力下大量被动监控设施。从而双管齐下的节约成本并提升监控能力。现有主动搜索方法主要采用区域覆盖的方式排查目标，对于超大场景下的动态目标搜索能力有限。因此，研究超大场景下动态目标的主动搜索，针对监控设备在调整转动角，俯仰角及变焦时的物理噪声和精度问题，重点研究

自适应的控制方法，依据潜在目标的位置，通过序列化决策主动搜索并发现目标，解决现有方法存在的困难。

## 2.2 研究目标

本课题拟通过构建 □ 超大场景下变化物体特征提取与表示方法；□ 超大场景下基于稀疏观测的目标位置预测与可解释方法；□ 超大场景下主动目标搜索方法方法，拟达到以下目标：(1) 发现变化物体特征之中的通用特征，进而深度模型对动态超大场景内物体的范化能力和稳定性；(2) 提出观测条件受限情况下的特定目标在超大场景中的潜在位置预测与主动搜索方法，将当下边境安防监控的被动监视状态转变为主动监控状态，提前对潜在目标进行响应；(3) 搭建实验平台、构建公开数据集、开发原型系统以提升研究深度广度、促进学术交流与技术应用落地。

## 2.3 拟解决的关键科学问题

上述研究内容在解决现有方法面对的困难和挑战时，主要需解决如下关键科学问题。

### (1) 超大场景下变化物体图像特征的提取与抽象表示问题

在图像特征提取过程中，现有基于 CNN 的方法通过多层卷积操作提取物体特征，每一层卷积核能够捕捉图像中的局部特征（如边缘、纹理等），并通过堆叠多层网络逐步提取更高层次的语义信息（如形状、结构等）。然而在不断变化的超大场景下，物体的轮廓，边缘等关键信息往往会发生显著变或表现为较强的环境噪声。CNN 对噪声敏感，原因在于其卷积操作本质上是对局部像素的加权求和，噪声会直接干扰局部像素值，导致特征提取的偏差。同时，噪声可能在高层次特征中被放大，进一步影响模型的分类或检测性能。因此，噪声的存在会降低 CNN 特征提取的鲁棒性和准确性。基于 Transformer 的视觉模型虽然考虑到了细微像素点特征长距离依赖关系，但仍然无法有效处理较大的物体变化，对环境噪声依然较为敏感，原因与 CNN 模型类似。因此，为了避免单一局部特征受到噪声影响导致的模型误判，需要对物体特征进行抽象，提取和利用不用变化下统一物体固有的不变特征，由此便能够准确识别物体。同时，辅以物体随环境变化的特征，便能够在正确识别物体的前提下，充分考虑原始局部特征，为后续预测提供更加全面细致的特征。

### (2) 超大场景下动态特征学习与全数据流可解释性问题



超大场景通常具有数据规模庞大、环境复杂多变、目标动态性强等特点，这对特征学习的实时性、鲁棒性和可解释性提出了极高的要求。首先，超大场景中的数据流通常具有高维度和高复杂性的特点，传统特征学习方法难以有效捕捉数据中的动态变化。例如，在边境安防过程中，植物、动物、道路状况等目标的动态变化需要实时捕捉和分析，这对特征学习的实时性和鲁棒性提出了更高要求。其次，动态特征学习的可解释性问题尚未得到充分解决。深度学习“黑箱”特性使得特征提取过程缺乏透明性，难以解释模型决策的依据，这在边境安防监控等安全敏感领域中尤为关键。本研究拟提出一种基于动态图神经网络（Dynamic GNN）和可解释性人工智能（XAI）技术的动态特征学习方法。首先，利用动态图神经网络对超大场景中的数据流进行建模，通过图结构的动态更新捕捉目标之间的时空关系，提升特征学习的鲁棒性和适应性。其次，结合可解释性人工智能技术，对特征提取过程进行可视化分析，揭示模型决策的关键因素，增强模型的可解释性和可信度。此外，通过设计轻量化的特征学习框架，降低计算复杂度，满足超大场景下的实时性需求。最后，通过实验验证该方法在复杂场景下的性能，并与现有方法进行对比，展示其在特征学习精度和可解释性上的优势。

### （3）超大场景下多条件约束的主动搜索问题

超大场景下多条件约束的主动搜索问题是智能监控等领域的核心挑战之一，其目标是在复杂环境中高效搜索和发现目标。传统搜索方法在超大场景下面临搜索空间大、目标分布稀疏以及多条件约束的挑战，导致效率低下。搜索空间大意味着需要遍历的区域广阔，计算复杂度高；目标分布稀疏则增加了定位目标的难度，容易产生大量无效搜索。此外，多条件约束（如时间限制、资源有限和环境动态变化）进一步限制了搜索的灵活性和适应性，使得传统方法难以在复杂场景中高效完成任务。因此，本研究提出一种基于强化学习和多智能体协同的主动搜索方法，通过智能体间的信息共享与协作，动态调整搜索策略以应对多条件约束。结合深度强化学习技术，智能体能够在复杂环境中学习最优搜索路径，显著提升搜索效率。为了更好的适应物理监控设备的操控特性，研究将进一步优化多条件约束下的搜索策略，推动该技术在边境安防监控领域的应用。

## 3. 拟采取的研究方案及可行性分析（包括研究方法、技术路线、实验手段、关键技术等说明）；

### 3.1 研究方法

### 3.2 研究方案与技术路线

### 3.3 可行性分析

#### 4. 本项目的特色与创新之处;

项目的创新之处在于:

(1) **xx**

5. 年度研究计划及预期研究结果（包括拟组织的重要学术交流活动、国际合作与交流计划等）。

## 5.1 年度研究计划

本项目的年度研究计划如下:

第一年度

## 5.2 预期研究结果

本项目预期取得如下研究成果:

## (二) 研究基础与工作条件

1. 研究基础（与本项目相关的研究工作积累和已取得的研究工作成绩）；

这里可能需要列出自己的相关文章。由于文章和依据部分的文献的格式并不一定一致，建议使用下边方法：

```
\begin{thebibliography}{1}

  \bibitem{test}

  \bibauthor{\textbf{C}\textit{aldognetto T}\textit{@}, Tenti P}\textit{@}.

  \bibtitle{Microgrids Operation Based on Master - Slave Cooperative Control}

  \bibmark{[J]}\textit{@}.

  \bibjournal{IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics}\textit{@}.

  \bibvolume{2}\bibnumber{(4)}\textit{\textbf{thinspace}}\textit{\textnormal{}}{:}

  \bibpages{1081\textit{\textbf{thinspace}}}\textit{\textnormal{}}{--}\textit{\textbf{thinspace}}{1088}\textit{@},

  \bibyear{2014}\textit{@}.

  \url{doi: 10.1109/JESTPE.2014.2345052}\textit{@}.

\end{thebibliography}
```

效果如下。这个东西从哪里来的呢？从编译产生的.bbl文件中拷贝过来放进来，就可以了。

- [1] **Cäldognetto T, Tenti P.** Microgrids Operation Based on Master - Slave Cooperative Control[J/OL]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2(4): 1081–1088, 2014. doi:10.1109/JESTPE.2014.2345052.

2. 工作条件（包括已具备的实验条件，尚缺少的实验条件和拟解决的途径，包括利用国家实验室、全国重点实验室和部门重点实验

室等研究基地的计划与落实情况);

XX

3. 正在承担的与本项目相关的科研项目情况 (申请人和主要参与者正在承担的与本项目相关的科研项目情况, 包括国家自然科学基金的项目和国家其他科技计划项目, 要注明项目的资助机构、项目类别、批准号、项目名称、获资助金额、起止年月、与本项目的关系及负责的内容等);

XX 项目

4. 完成国家自然科学基金项目情况 (对申请人负责的前一个资助期满的科学基金项目 (项目名称及批准号) 完成情况、后续研究进展及与本申请项目的关系加以详细说明。另附该项目的研究工作总结摘要 (限 500 字) 和相关成果详细目录)。

XX 项目

### (三) 其他需要说明的情况

1. 申请人同年申请不同类型的国家自然科学基金项目情况 (列明同年申请的其他项目的项目类型、项目名称信息, 并说明与本项目之间的区别与联系; 已收到自然科学基金委不予受理或不予资助决定的, 无需列出)。

XX 项目

2. 具有高级专业技术职务 (职称) 的申请人或者主要参与者是否存在同年申请或者参与申请国家自然科学基金项目的单位不一致的情况; 如存在上述情况, 列明所涉及人员的姓名, 申请或参与申请的其他项目的项目类型、项目名称、单位名称、上述人员在该项目中是申请人还是参与者, 并说明单位不一致原因。

无

3. 具有高级专业技术职务 (职称) 的申请人或者主要参与者是否存在与正在承担的国家自然科学基金项目的单位不一致的情况; 如存在上述情况, 列明所涉及人员的姓名, 正在承担项目的批准号、项目类型、项目名称、单位名称、起止年月, 并说明单位不一致原因。

无

4. 同年以不同专业技术职务 (职称) 申请或参与申请科学基金

项目的情况（应详细说明原因）。

无

5. 其他。

无