

基于无人机视觉检测的铁路行人侵限实时监测和预警系统

刘占豪, 杨 羊, 陈俊铭, 王 涛, 高海明

浙江理工大学信息科学与工程学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2023年12月11日; 录用日期: 2023年12月28日; 发布日期: 2024年1月25日

摘 要

本文设计了一种基于无人机视觉检测的铁路行人侵限实时监测和预警系统, 结合YOLOv5s目标检测算法进行图像预处理及行人侵限行为判断。针对YOLOv5s算法, 通过引入ECA注意力机制和BiFPN模块, 构建YOLOv5s-ECB模型, 与YOLOv5s相比, mAP提升了2.2%, F1-score提升了10%, 检测速度为63张/s, 能够很好地满足实际应用的训练和检测要求。因此, 本文提出的基于无人机视觉检测的铁路行人侵限实时监测和预警系统具有很好的应用前景和推广价值。

关键词

无人机, YOLOv5, 铁路, 行人侵限

Real-Time Monitoring and Early Warning System for Railway Pedestrian Encroachment Based on UAV Visual Detection

Zhanhao Liu, Yang Yang, Junming Chen, Tao Wang, Haiming Gao

School of Information Science and Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

Received: Dec. 11th, 2023; accepted: Dec. 28th, 2023; published: Jan. 25th, 2024

Abstract

This paper designs a real-time monitoring and early warning system for railway pedestrian limit

文章引用: 刘占豪, 杨羊, 陈俊铭, 王涛, 高海明. 基于无人机视觉检测的铁路行人侵限实时监测和预警系统[J]. 建模与仿真, 2024, 13(1): 623-630. DOI: 10.12677/mos.2024.131060

violations based on UAV visual detection, and combines the YOLOv5s target detection algorithm with image preprocessing and pedestrian limit violation behavior judgment. For the YOLOv5s algorithm, the YOLOv5s-ECB model was built by introducing the ECA attention mechanism and BiFPN module. Compared with YOLOv5s, the map increased by 2.2%, the F1-score increased by 10%, and the detection speed was 63 pictures/s, which can be very good to meet the training and testing requirements of practical applications. Therefore, the real-time monitoring and early warning system for railway pedestrian intrusion based on UAV visual detection proposed in this article has good application prospects and promotion value.

Keywords

UAV Visual, YOLOv5, Railways, Pedestrian Encroachment

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着铁路的快速发展，它已经成为我国重要基础设施和大众运输工具。与此同时，铁路覆盖地形不断增加，形成了复杂的铁路运行环境，其中动物、人等机动性较强的异物入侵铁路的情况难以预防[1]，轨道行人侵限检测也越来越引起国家和社会的关注。有效的行人入侵检测方法和预警系统对保护铁路环境的安全具有重要意义。

铁路行人侵限检测方式分为接触式和非接触式。一般采用非接触式，目前常见的非接触式检测法有：视频检测法、雷达检测法和红外线屏障检测法等[2]。秦等人[3]在单阶段目标检测算法的基础提出基于混合加权采样和多级特征聚合注意力的视频目标检测算法，有效提高系统效率及检测精度。Park 等人[4]利用雷达信号的周期性特征，使用具有长短期记忆的神经网络对信号进行检测，有效检测低功耗信号，扩大雷达检测性能。吴[5]基于深度神经网络技术，提出一种矫正光流算法红外视频目标检测模型，以达到画面质量提升、噪声减小、图像信息增多的目的。然而上述系统存在误检率高，行动力不强，鲁棒性易受环境影响，成本和复杂度高等缺点，或是对铁路运行产生一定影响。

机器视觉是一种有效的非接触式检测方法。孟等人[6]提出一种 Spartial 空间注意力与 SENet 通道注意力串联的 SSA 混合注意力机制，提升了模型对小目标的识别能力；引入回归损失函数 SIOU 并提出 DW-Decoupled Head 解耦检测头，使模型收敛速度、推理速度加快。衣[7]研究了在特殊环境如大雾天气下的滤波算法，运用异物侵限跟踪算法中的 SANet 算法，可以在保证鲁棒性的前提下实现在铁路限界中的复杂情况下对异物进行准确跟踪。王等人[8]选用霍夫变换进行直线检测，加强了区域间的直线特征，使设备区分轨道区域的能力得到提升。苗等人[9]引入标准卷积和深度可分离卷积结合的 GSConv 结构，保证了目标特征信息的准确提取并达到轻量化网络；借鉴谷歌大脑团队提出的 BiFPN 的融合方式，将 Backbone 的特征信息也融入路径聚合网络中，使网络将不同尺度的特征融合得更充分。

本文提出了一种基于无人机视觉检测的铁路行人侵限实时监测和预警系统。该装置以 Jetson Nano 模块为核心[10]采用 Air724UG 开发板进行数据的云端上传，同时在原有 YOLOv5s 模型的基础上，考虑实时目标检测中的其他影响条件，改进网络结构，构建了 YOLOv5s-ECB 模型，识别准确率高，能够实现快速、高效的检测。

2. 基于 YOLOv5s 的目标检测算法改进

2.1. YOLOv5s 网络介绍

YOLOv5 是由 Ultralytics LLC 公司的创始人 Glenn Jocher 在 2020 年 6 月份 GitHub 上发布的一个开源项目[11], 标志着视觉检测领域的又一个全新突破, 由于其高效的性能和易用性, YOLOv5 被广泛应用于各个领域, 包括智能监控、自动驾驶、无人机、工业检测等。它在实时目标检测任务中展现出强大的应用潜力。

YOLOv5s 是 YOLO 系列中模型最小的结构, 其模型运行的速率也最高, 适合轻量化的工作任务。其网络结构分为 Input、Backbone、Neck 和 Head, 其网络结构图如图 1 所示。

输入端采用自适应图片缩放技术和 Mosaic 数据增强以及 K-means 算法处理输入的图像。Backbone 部分依靠 C3 模块进行卷积和 SPPF 金字塔池化结构融合不同尺度的特征图。其中 C3 模块作为核心, 可以进一步提升特征提取的效能。使网络更好地捕获多尺度特征, 减轻了梯度消失问题, 有助于更好地训练深层网络。

Neck 部分采用 FPN + PAN 结合的路径聚合网络架构, 加强网络特征的融合能力。Head 检测层分别解码预测 3 种不同尺寸的特征图, 使用 NMS 非极大值抑制算法获取目标最优预测框, 输出预测框和类别位置信息。将 FPN 和 PAN 相融合, 通过 FPN 的特征金字塔架构和 PAN 的路径聚合机制, 提高了算法在图像中检测不同尺度目标的准确性。

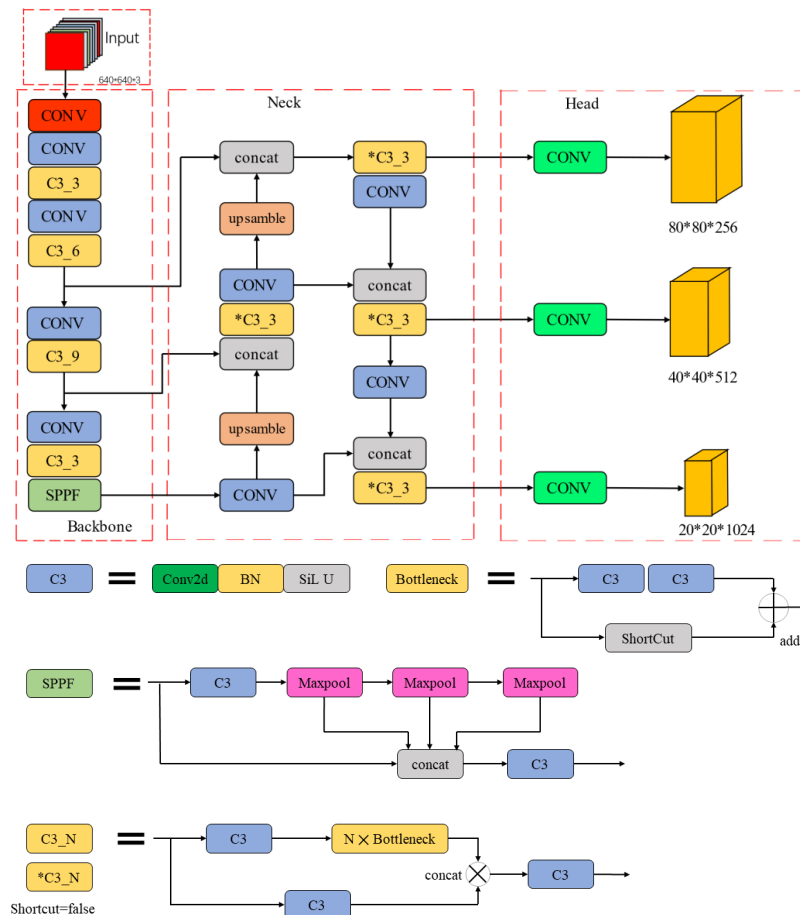


Figure 1. YOLOv5 structure diagram

图 1. YOLOv5 结构图

YOLOv5s 采用了 CIoU Loss 通过引入中心点距离的概念, 使得其能够更加敏感地适应不同尺度和比例的目标框。该损失函数所提供的精确梯度信号有助于模型在训练过程中更快地收敛, 提高了训练效率。

$$CIoU = IoU - \frac{D_2^2}{D_c^2} - \alpha v \tag{1}$$

$$\alpha = \frac{v}{(1-IoU)+v} \tag{2}$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \tag{3}$$

其中, $CIoU$ 为函数的损失; IoU 、 D_2 和 D_c 分别为真实框与预测框的交并比、预测框和目标框中心点距离、最小外接矩形 C 的对角线距离, α 为调节因子; w 和 h 分别为预测框的高度与宽度, w^{gt} 和 h^{gt} 分别为真实框的高度和宽度。

2.2. 算法改进

2.2.1. 引入 ECA 注意力机制

深度学习中的注意力机制是一种模仿人类视觉和认知系统的方法, 通过引入注意力机制, 神经网络能够自动地学习并选择性地关注输入中的重要信息, 提高模型的性能和泛化能力。在本文所提及的铁路环境中, 包含着许多影响识别行人的干扰项, 为了提高模型识别的效率, 引入了 ECA-Net (Efficient Channel Attention for Deep Convolutional Neural Networks) [12] 注意力机制, 本文简称为 ECA。它是由 Qilong Wang 等人在 2020 年提出的一种高效的通道注意力模块, 其结构图如图 2 所示。该模块通过使用少量参数来实现明显的性能提升。作者基于 SENet 中通道注意力模块的分析, 提出取消了全连接层并用 1 维卷积高效实现了局部跨通道交互的 ECA 模块, 可以保证模块的效果和计算速度, 从而提高模型的表达能力。

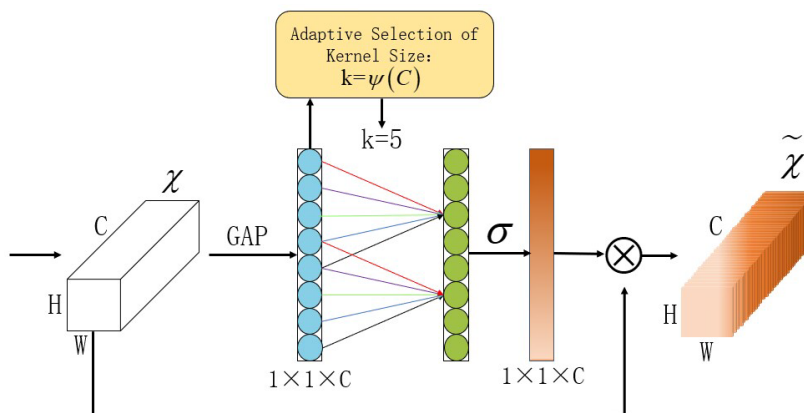


Figure 2. ECA attention mechanism
图 2. ECA 注意力机制

2.2.2. 融入 BiFPN 模块

BiFPN (Bi-directional Feature Pyramid Network) [13] 是一种用于目标检测任务的特征金字塔网络结构, 由谷歌的研究团队于 2019 年提出。原始的 FPN 虽然解决了目标在不同尺度上的变化问题。但存在特征传播不够充分、信息丢失等, 为了解决这些问题, BiFPN 引入了自顶向下和自底向上的两个方向双向特征传播机制, 如图 3 所示。在本文的改进模型里, 使用一层结构的 BiFPN 来改进代替原始的 Concat

模块，以提高模型的训练效率，可以更好地应对复杂环境中行人检测任务。

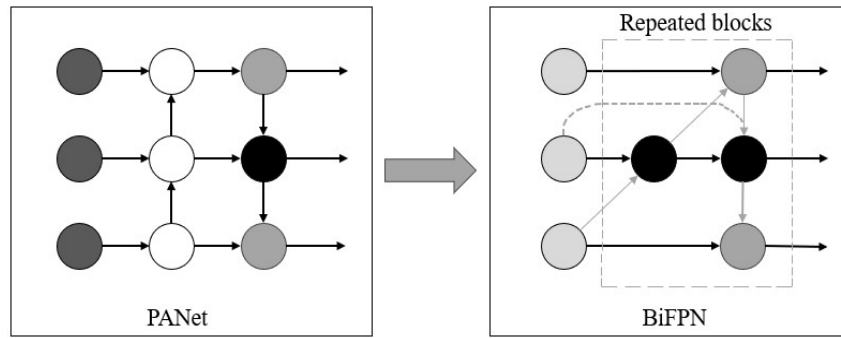


Figure 3. BiFPN module
图 3. BiFPN 模块

2.2.3. 改进后的 YOLOv5 结构图

本文将融入 BiFPN 模块和 ECA 注意力机制模块的 YOLOv5s 算法简称为 YOLOv5s-ECB 模型，网络模型结构如图 4 所示。

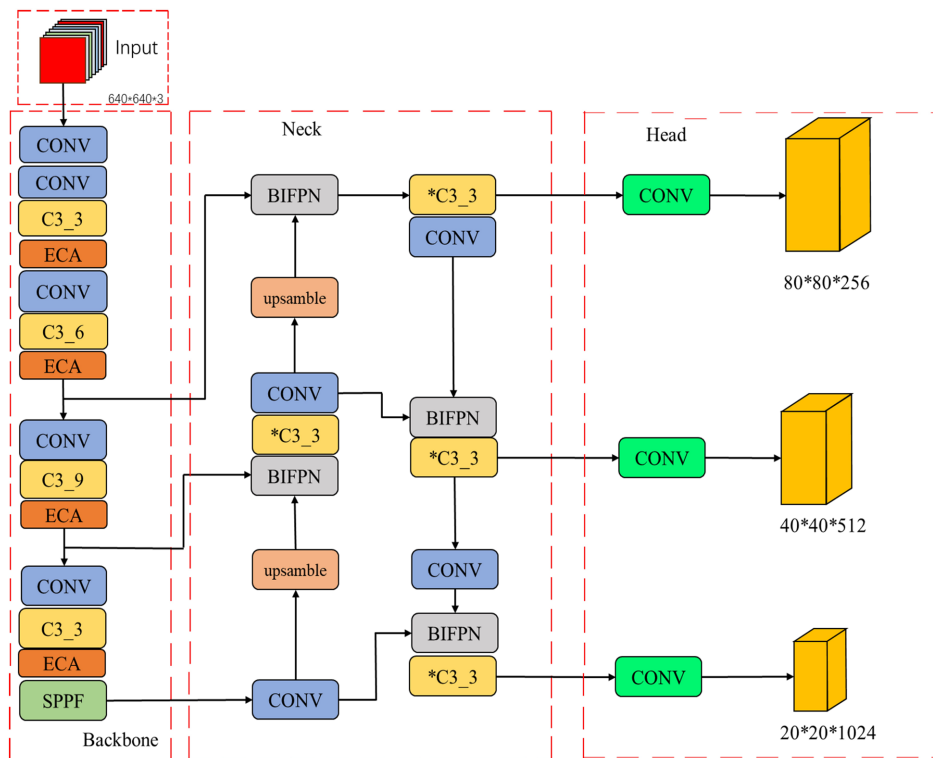


Figure 4. Structure diagram of YOLOv5s-ECB algorithm
图 4. YOLOv5s-ECB 算法结构图

3. 实验设计

3.1. 数据处理

本实验使用的数据集由 Kaagle 网站上的部分数据集和自己采集的部分数据组成，该数据集包含了 3

个预定义类别，共计 2826 张静态图像，这些图像无人机处在不同高度获得，大部分图像是在铁路区域获取的，其中包含了 3 个标签类，分别是 animal、person、empty。将数据集图片存入 datasets 文件夹，考虑到铁路上动物和人的相似性，我们选取了大量动物和人同时存在的图像，以加强模型的识别能力。随后在 labeling 上为数据集打上训练标签，按 YOLO 格式储存。

3.2. 实验设置

本文中使用的系统为 Windows11，服务器配置为 Intel i7-11800H 处理器、16 GB 内存和 RTX 3060 显卡，所有模型均在 GPU 上运行，环境配置为 Python 3.8 和 PyTorch 1.8.0，除模型外其他参数均相同。训练时，epochs 设置为 100，batchsize 设置为 16，其他训练参数保持默认设置。

3.3. 评价指标

本文采用 mean Average Precision (mAP)、F1-score 和检测速度作为评价指标。其中 F1 用于表示 Precision 和 Recall 之间的权衡以评估模型的性能，mAP 用于衡量不同置信度阈值下的总体性能，具体的计算公式如下：

$$P_{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (4)$$

$$R_{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (5)$$

$$F_1 = \frac{2 \times P_{precision} \times R_{recall}}{P_{precision} + R_{recall}} \quad (6)$$

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{M=i}^N P(k) \Delta R(k) \quad (7)$$

其中， TP 代表正确识别的数目， FP 代表误检的数目， FN 代表漏检的数目。 c 表示检测的类别数； M 和 N 表示 IoU 阈值和 IoU 阈值的数量。

3.4. 实验结果

本文将改进后的算法与主流的目标检测算法 SSD、Yolov3、YOLOv5s 在数据集上进行性能对比，SSD [14] 算法是 Wei Liu 在 2016 年提出的一种基于单阶段多类别目标检测，以 VGG-16 模型作为特征提取网络，以 Conv4_3、Conv7、Conv8_2、Conv9_2、Conv10_2、Conv11_2 作为预测特征图来检测不同大小的目标，是一种精度较高的算法。

Redmon 等人于 2018 年提出的 Yolov3 [15]，利用 DarkNet-53 网络结构、用于特征提取的 ResNet 以及用于多尺寸输入和同尺寸输出的空间金字塔池化网络，提高了物体检测速度和准确性。

YOLOv5s 是 Ultralytics 公司开源项目 YOLOv5 系列中的一种深度和特征图宽度最小的模型，具有较快的运行速度和较高的精度，适合于应用场景的实时处理。

实验结果如表 1 所示。

实验结果表明，本文改进的模型在 mAP 和 F1-Score 指标上分别达到了 97.8% 和 96%，相较于 Yolov3 算法，虽然在检测速度与 Yolov3 模型存在差距，但在 mAP 和 F1-Score 上高了 18.7% 和 23%。在几乎相同的检测速度下，本文改进的模型比 YOLOv5s-mobilenet 在 mAP 和 F1-Score 上都有一定的提升。而 SSD 算法的训练速度过慢，检测的性能也不如本文的改进模型，无法满足精度要求。在实验结果中可以看到，YOLOv5s-ECB 在检测速度与 YOLOv5s 模型上存在一定的差异，但在精度上比 YOLOv5s 高了

2.8%，F1-Score 上高了 10%，更符合对高精度检测的要求。综上所述，本文提出的改进算法相较于其他主流算法，在性能上均有一定的优势，可以更好地满足在实际应用的训练和检测要求。

Table 1. Performance comparison of different algorithms

表 1. 不同算法性能对比

模型	mAP	F1-Score	FPS 张每秒
YOLOv5s	0.956	0.86	71.178
Yolov3	0.791	0.73	139.438
YOLOv5s-mobilenet	0.878	0.89	61.460
SSD	0.856	0.82	62.100
YOLOv5s-ECB	0.978	0.96	63.256

4. 结论

本文针对铁路中行人入侵检测不及时问题，提出了一种改进的 YOLOv5s 的目标检测算法改进，实现了高效的图像处理和行人入侵行为检测。通过引入 ECA 注意力机制模块和融入 BiFPN 模块构建的 Yolovs-ECB 模型在 mAP 和 F1-Score 上分别达到了 97.8% 和 96%，检测速度为 63 张/s，满足实际应用的训练和检测要求，对于铁路安全管理和交通监控具有重要意义。

参考文献

- [1] 郑亚宏, 何家玉. 铁路线路障碍监测报警系统研究[J]. 中国铁路, 2019(9): 111-117.
<https://doi.org/10.19549/j.issn.1001-683x.2019.09.111>
- [2] 王泉东, 杨岳, 罗意平, 等. 铁路侵限异物检测方法综述[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(12): 3152-3159.
- [3] 秦思怡, 盖绍彦, 达飞鹏. 混合采样下多级特征聚合的视频目标检测算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(1): 10-19.
- [4] Park, H.D., Jeon, W.M., Shin, M.D., *et al.* (2023) End-to-End Autonomous Navigation Based on Deep Reinforcement Learning with a Survival Penalty Function. *Sensors*, **23**, Article ID: 8651. <https://doi.org/10.3390/s23208651>
- [5] 吴兆祺. 基于红外线成像视频的目标检测研究[D]: [硕士学位论文]. 电子科技大学, 2020.
- [6] 孟彩霞, 王兆楠, 石磊, 等. 改进 YOLOv5s 的铁路异物入侵检测算法[J/OL]. 小型微型计算机系统: 1-10.
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20230217.1616.007.html>, 2023-08-28.
- [7] 衣晚卓. 基于深度特征的相关滤波铁路异物侵限检测及跟踪方法研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 华东交通大学, 2022. <https://doi.org/10.27147/d.cnki.ghdju.2021.000247>
- [8] 王瑞峰, 陈小屹. 基于改进 YOLOv5 的轨道异物入侵检测算法研究[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2023, 45(4): 799-806.
- [9] 苗新法, 刘宝莲, 李晓琴, 等. 改进 YOLOv5s 的铁轨裂纹目标检测算法[J/OL]. 计算机工程与应用: 1-11.
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20230825.1227.008.html>, 2023-10-26.
- [10] Qiao, W., Guo, H., Huang, E., Su, X., *et al.* (2023) Real-Time Detection of Slug Flow in Subsea Pipelines by Embedding a Yolo Object Detection Algorithm into Jetson Nano. *Journal of Marine Science and Engineering*, **11**, Article ID: 1658. <https://doi.org/10.3390/jmse11091658>
- [11] Zhu, X., Lyu, S., Wang, X. and Zhao, Q. (2021) TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5 Based on Transformer Prediction Head for Object Detection on Drone-Captured Scenarios. arXiv: 2108.11539.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.11539>
- [12] Wang, Q., Wu, B., Zhu, P., Li, P., Zuo, W. and Hu, Q. (2020) ECA-Net: Efficient Channel Attention for Deep Convolutional Neural Networks. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seattle, 13-19 June 2020, 11531-11539. <https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01155>
- [13] Tan, M., Pang, R. and Le, Q.V. (2020) EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection. arXiv: 1911.09070.
<https://arxiv.org/abs/1911.09070>

- [14] Liu, W., Angelov, D., Erhan, D., Szegey, C., Reed, S., *et al.* (2015) SSD: A Single Shot MultiBox Detector. *Computer Vision and Pattern Recognition*, **276**, 126-134.
- [15] Redmon, J. and Farhadi, A. (2018) Yolov3: An incremental Improvement. arXiv: 1804.02767.