



ICT

基于“5G+AI”的智能温度检测系统

姜山, 龚国成, 马腾远, 肖龙
(中移物联网有限公司, 重庆 401120)

摘要: 提出了一个针对新冠肺炎疫情防控的基于“5G+AI”的智能测温解决方案。智能测温在机场、火车站、车站等人流量密集的区域都有广泛的应用。提出了一个新的 AI 测温架构, 采用摄像机和红外测温仪相结合的方式测温。预处理模块包括图像解码、颜色空间变换和图像校正和图像归一化。人头检测模型通过离线模型训练得到。最后经过温度计算模块得到结构化的信息输出。模型的开发流程包括了数据集采集和标注、模型构建、模型训练、模型优化和模型部署等多个步骤。构建了一个集 5G 测温硬件、OneNET 接入平台、监控应用平台和手机 App 于一体的综合性智能测温系统。最后成功将“5G+AI”智能测温产品部署于全国多个城市 and 不同应用场景。

关键词: 5G; AI; 智能测温

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022122

Intelligent temperature detection system based on“5G+AI”

JIANG Shan, GONG Guocheng, MA Tengyuan, XIAO Long
China Mobile Internet of Things Co., Ltd., Chongqing 401120, China

Abstract: An intelligent temperature measurement solution based on “5G+AI” for the prevention and control of epidemic situation in COVID-19 was presented. Intelligent temperature measurement has a wide range of application scenarios in areas with dense traffic such as airports, railway stations and stations. A new AI temperature measurement architecture was proposed. The camera and infrared thermometer was used to measure temperature. The pre-processing module included image decoding, color space transformation, image correction and image normalization. Head detection model need to undergo off-line model training. Finally, through the temperature calculation module, the structured information was output. The development process of the model included data collection and annotation, model construction, model training, model optimization and model deployment. A comprehensive intelligent temperature measurement system was constructed, which integrated 5G temperature measurement hardware, OneNET access platform, monitoring application platform and mobile App. Finally, “5G+AI” intelligent temperature measurement products were successfully deployed in many cities and different application scenarios across the country.

Key words: 5G, AI, intelligent temperature detection

0 引言

为了更好地进行疫情防控^[1],无论是个人还是家庭、社区、车站、医院等地方都需要体温计检测发热病人,疫情的产生导致了测温仪器的需求量大增。随着现代技术的不断发展,红外线测温具有快速、准确、直观等特点,广泛应用于各行业,包括实时地诊断设备故障和在线监测。近年来,红外测温仪相关的技术取得了迅速发展,功能不断增强、性能不断完善、适用范围不断扩大、品种不断增多、市场比率逐年增长。红外线测温仪在生产过程、设备故障诊断、产品风险控制、安全保护以及节约能源等各个领域发挥了重要作用。

受疫情影响,可进行非接触测温的红外测温仪、红外热像仪等仪器的市场需求正大幅增长^[2],以高德红外、大立科技等为代表的红外企业正积极调配产能,以保障产品的生产供应。今年年初至春节假期前收盘,红外产业领域的上市公司涨幅明显,其中睿创微纳涨幅达到了 31.27%,高德红外上涨 47.95%,大立科技上涨 23.14%。

随着新冠疫情的爆发以及疫情防控需求增强,温度检测有着广泛的应用场景,包括机场、火车站、汽车站、轮渡港口、医院、学校、工厂和餐饮。针对人流量集中的公共场所,对体温检测的需求如下:检测速度快、精度高;减少人力投入、提高安全系数;异常体温预警、自动保存异常体温人员脸部图像、增强环境适应能力。

当前疫情防控测温亟须解决的痛点包括需要投入专人、人员长时间驻守、难以做到常态化以及测量的精准性得不到保证。传统测温方式效率低,增加了人员驻留和密切接触的机会,增大传播风险。疫情情况下,要求严控人员管理,尤其是境外入境、学校等密集场所,传统手段效率低、管理漏洞大。分散的检测数据无法及时、准确上报,导致学校和管理机构的管理困难。

1 测温原理

1.1 测温流程

一切物质温度均高于绝对零度(-273.15°C)并不停向外辐射电磁波,热成像摄像机通过收集被测物发射的红外线辐射能量,经过测温算法及黑体测温标定等工序,将目标能量与温度建立准确的对应关系,以此来实现人体测温功能。其特点为非接触式、快速、对测温者无风险等,可方便部署于人员密集的公共场所,对于初步筛选温度异常者比较高效且安全,其中配套的测温黑体可设置恒定温度,用于测温标定提升摄像机测温的精度。测温原理及流程如图 1 所示。

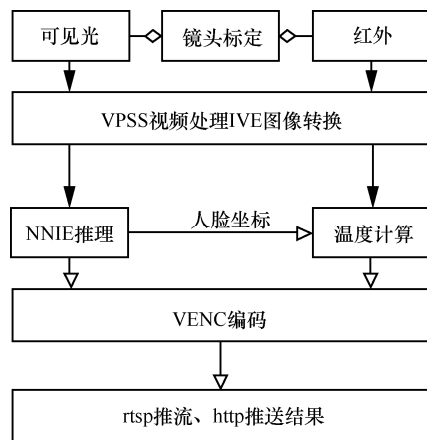


图 1 测温原理及流程

1.2 红外测温仪原理

红外测温仪器^[3]主要包括两种类型,分别是全场分析探测系统和单点分析探测系统。其中单点分析是把对象的局部区域的电磁波辐射聚集到一个接收器,然后将其转化为温度值,这种仪器的名字是红外测温仪;而全场分析红外系统是用红外镜头把对象的温度图片投射到红外传感器阵列,这种仪器的名称是红外热像仪。红外热像仪是基于红外线或者电磁波对空气的穿透性,让用户在完全黑暗的情况下清楚地识别前方情况,所以红外热像仪被广泛应用于红外夜视、导弹制导等军事领域和电力检测、消防安



保等民用领域。

有别于红外热像仪的非主动式摄像技术，市场上较为常见的红外摄像仪主要采用主动红外摄像技术。红外摄像机通常采用红外二极管主动产生红外辐射，生成肉眼看不见而红外摄像机能捕获到的红外线辅助照明环境，利用红外摄像机接收反射的红外线获得较为清晰的黑白画面，从而达到夜视成像目的。

红外热成像仪可将目标对象的表面分布转换成视频信号，其中的核心红外摄像机占总成本的80%。红外热成像仪也叫红外摄像系统或红外探测仪器，红外热像仪是一种可以探测目标物对象的红外辐射，将目标对象的温度图像转换成视频图像的高新技术产品，其中焦平面探测器、红外光学系统、嵌入式图像处理软件、后续电路是仪器的重要组成部分。

红外图像成像并转换成可见光图像主要包括如下3步：利用基于红外辐射传感器的红外接收器把红外辐射转变为弱电信号，该信号的大小与红外辐射的强弱成正比；利用功率放大电路将弱电信号放大，然后清晰地采集目标物体温度图像；通过图像软件对放大后的微弱电信号进行及时处

理，计算得到电子视频信号，电视成像系统将目标红外辐射分布成正比的电子信号显示在屏幕上，从而得到可见图像。

2 AI 测温

2.1 AI 测温架构

AI 测温产品的硬件层主要包括可见光图像获取和红外图像获取。预处理模块包括图像解码、颜色空间变换、图像校正和图像归一化。人头检测模型需要经过离线模型训练。在人头检测模块后，图像需要经过人头跟踪模块和人头匹配模块。人头匹配模块需要经过双目标定和相机内外参矩阵。最后经过温度计算模块得到结构化的信息输出。AI 测温产品流程如图2所示。

2.2 模型开发流程

AI 测温模型开发流程如图3所示，其过程包括离线标定、离线模型训练和优化，最后是在线预测。而硬件层主要包括可见光和红外标定图像采集。相机的内参标定包括焦距、像主点坐标和畸变参数，外参标定则主要包括旋转和平移。最后得到相机内外参矩阵。

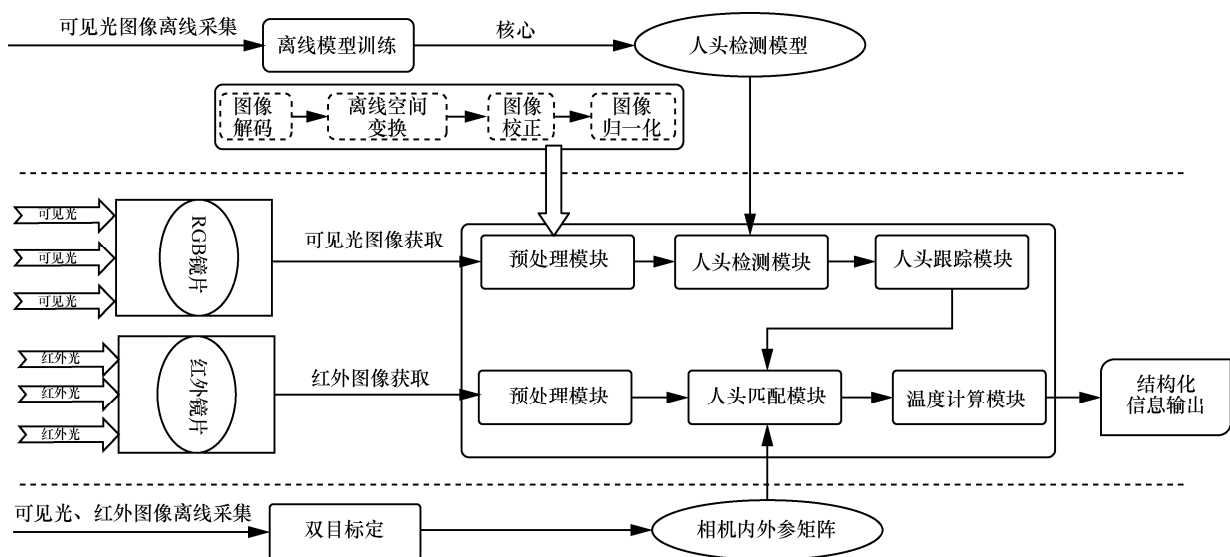


图2 AI 测温产品流程

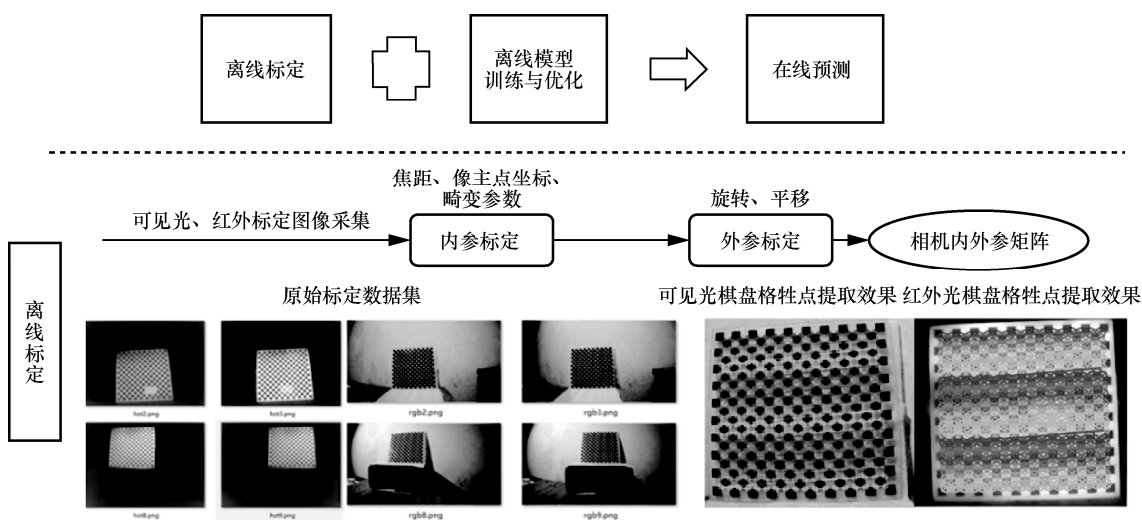


图3 AI测温模型开发流程

AI测温模型开发过程如图4所示,包括数据采集与标注、模型训练与测试和模型部署。数据采集采用可见光摄像机进行采集,并将数据存入数据中心。主要涉及的技术点包括场景定义和数据标注。本文采用网上爬取多场景图片和实际采集多场景图片的方式进行人头检测的数据采集。在模型训练与测试部分,训练平台采用了目前较为流行的Tensorflow、Caffe和Mxnet等框架。

2.3 训练平台

本文主要采用Caffe作为模型构建和训练平台。Caffe是一个较为流行的深度学习框架,由加利福尼亚大学伯克利分校开发。Caffe符合BSD开源软件许可规范,其代码基于C++编写,而且具有Python接口。其作者贾扬清在该学校读博期间创办了Caffe项目。项目开源于GitHub,拥有成千上万的贡献者。Caffe项目应用于研究项目、

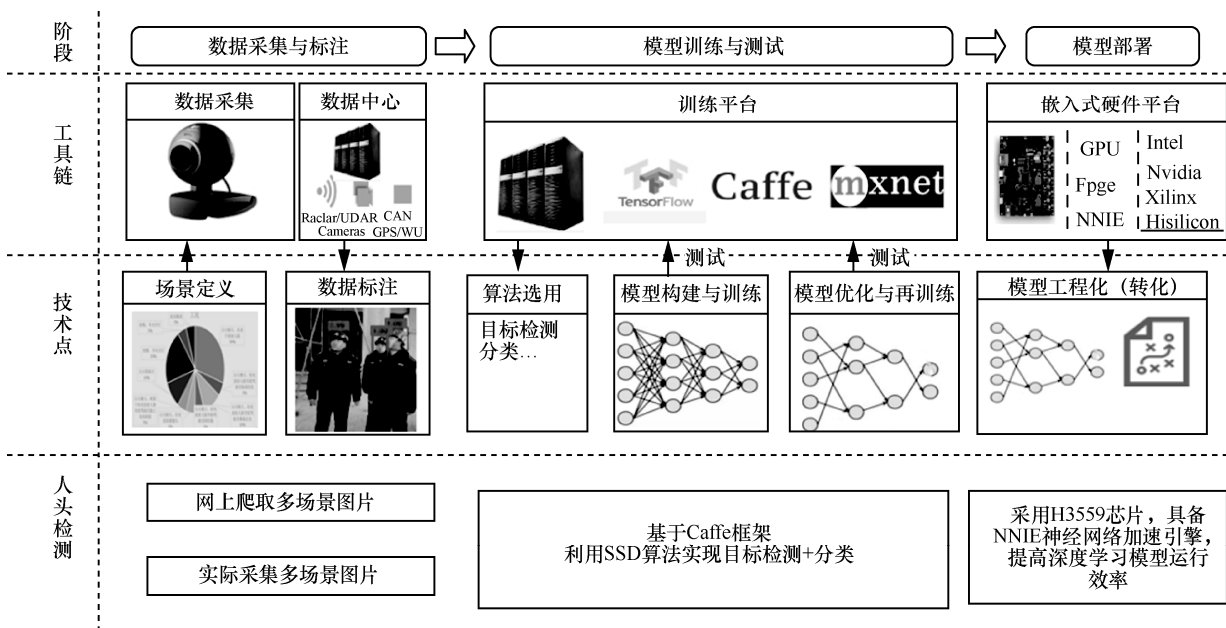


图4 AI测温模型开发过程



学术项目、视觉、语音、多媒体和初创原型领域的大规模分布式工业应用。Caffe 是完全开源的，并且多个活跃社区都可以解答沟通与 Caffe 相关的问题，同时还包括了一个可以用于构建、训练、评估等的工具包，使用户能够快速上手。Caffe 还具有如下特征：模块性，按照模块化的原则进行设计，实现了基于新的数据格式，网络结构和损失函数的快速扩展；表现和实现分离，采用谷歌的标准格式定义模型文件，并采用文本文件 prototxt 存储网络结构，以非循环有向图形式进行网络构建；Matlab 和 Python 结合，程序中包含了 Python 和 Matlab 接口，用户可以选择自己较为熟悉的语言调用算法应用；GPU 加速，基于 cu BLAS、Open BLAS、MKL 等计算库，采用 GPU 实现神经网络训练和推理加速。

2.4 人头检测算法

人头检测的算法采用 SSD^[4]目标检测方法，实现了人头的检测和分类。经过模型的构建与训练，得到本文的人头检测模型。SSD 目标检测算法结合了 YOLO 中的回归思想和 Faster-RCNN 中的描框机制，既像 YOLO 模型一样速度快，也像 Faster-RCNN 一样精准。SSD 目标检测的模型结构以 VGG-16 为基础，使用 VGG 的前 5 个卷积，

后面增加从 CONV6 开始的 5 个卷积结构，输入图片尺寸要求 300×300。SSD 目标检测模型流程如图 5 所示。

SSD 目标检测的损失函数定义为位置误差与置信度误差的加权和：

$$L(x, c, l, g) = \frac{1}{N} (L_{\text{conf}}(x, c) + \alpha L_{\text{loc}}(x, l, g)) \quad (1)$$

其中， N 是先验框的正样本数量。这里 $x_{i,j}^p \in \{1, 0\}$ 为指示参数。当 $x_{i,j}^p = 1$ 时表示第 i 个先验框与第 j 个真实值匹配，且这个真实值的类别为 p ， c 为类别置信度预测值。 l 为先验框的所对应边界框的位置预测值，而 g 是真实值的位置参数。对于位置误差，本文采用了 1 范数，其定义如下：

$$L_{\text{loc}}(x, l, g) = \sum_{i \in \text{Pos}} \sum_{m \in \{cx, cy, w, h\}} x_{i,j}^k \text{smooth}_{L1}(l_i^m - \hat{g}_j^m) \quad (2)$$

$$\hat{g}_j^{cx} = (g_j^{cx} - d_i^{cx}) / d_i^w \quad (3)$$

$$\hat{g}_j^{cy} = (g_j^{cy} - d_i^{cy}) / d_i^h \quad (4)$$

$$\hat{g}_j^w = \lg\left(\frac{g_j^w}{d_i^w}\right) \quad (5)$$

$$\hat{g}_j^h = \lg\left(\frac{g_j^h}{d_i^h}\right) \quad (6)$$

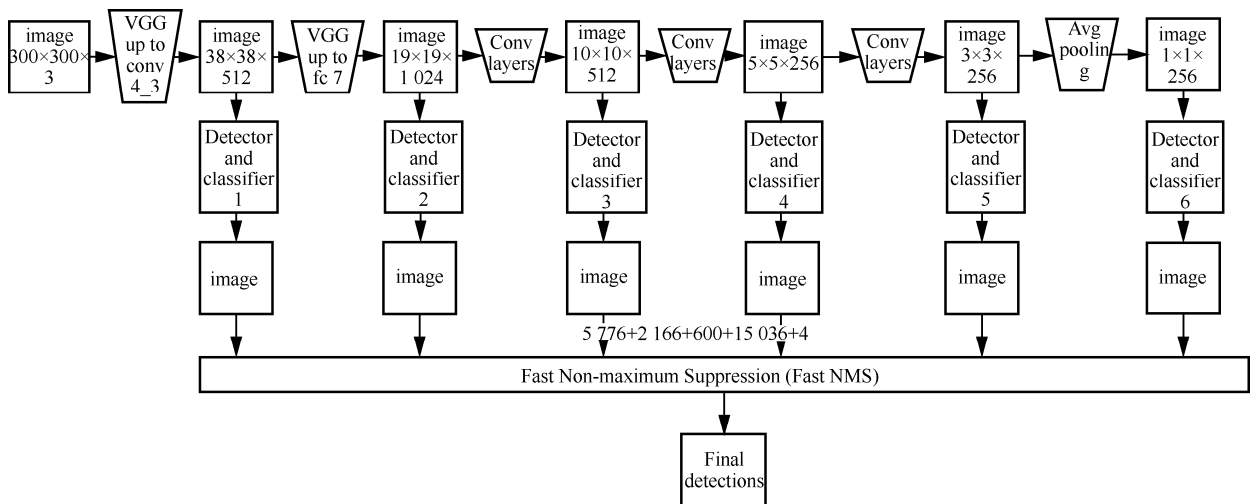


图 5 SSD 目标检测模型流程

$$\text{smooth}_{L1} = \begin{cases} 0.5x^2, & |x| < 1 \\ x = 0.5, & |x| \geq 1 \end{cases} \quad (7)$$

置信度误差的定义如下:

$$L_{\text{conf}}(x, c) = - \sum_{i \in \text{Pos}} x_{i,j}^p \lg(\hat{c}_i^p) - \sum_{i \in \text{Neg}} \lg(\hat{c}_i^0) \quad (8)$$

其中,

$$\hat{c}_i^p = \frac{\exp(c_i^p)}{\sum_p \exp(c_i^p)} \quad (9)$$

本文将 SSD 模型核心理念总结为 3 点: 将多尺度特征图应用于检测, 多尺度采用了不同大小的特征图, 对于一般的 CNN^[5]来说, 特征图比较大, 后面则逐渐采用卷积层和池化层降低特征图的大小, 一个特征图的尺寸较大, 而另一个特征图的尺寸较小, 都可以用来做检测。这样做的目的是, 尺寸较大的特征图可以用来检测尺寸较小的目标, 而尺寸较小的特征图用来检测尺寸较大的目标; 采用卷积层进行检测, 相比于 Yolo^[6], 最后采用全连接层, SSD 直接利用卷积对不同尺寸的特征提取检测的结果, 如果特征图的形状为 $m \times n \times p$, 只需要利用 $3 \times 3 \times p$ 尺寸较小的卷积核得到检测值; 设置先验框, 相对于在 Yolo 中每个单元预测多个边界框, SSD 模型都是相对这个单元本身 (正方块), 但是在现实生活中, 待检测目标的形状是多变的, Yolo 需要在整个训练过程中进行目标形状的自适应, SSD 结合了 Faster CNN 中

目标框的理念, 每个单元采用了尺度不同的先验框, 最后预测得到的边界框是以先验框为基准的, 一定程度上, 减少了模型训练的难度。通常, 每个单元都有多个先验框, 其长宽比和尺度都存在着较大的差异。

2.5 AI 模型优化

本文由大到小将网络裁剪, 采用的特征提取模型包括 mobilenet、squeezeNet。采用的平台为 Caffe 和 NNIE 神经网络加速平台。本文首先对神经网络的训练超参和模型超参进行优化, 包括特征图片大小、步长、边框大小、裁剪率和是否反转。经过反复尝试后, SSD 目标检测模型各特征层参数见表 1。

第 2 个模型优化的方面是边框大小。在训练的时候, 需要边框的大小和长宽比与待检测的物体尺度基本一致才可能让边框与物体的交并比为正样本, 否则, 可能边框为正样本的数目特别少, 就会导致漏检很多。边框的宽度和高度的计算方式为:

$$\text{width} = \text{minSize} \times \sqrt{\text{ratio}} \quad (10)$$

$$\text{height} = \text{minSize} \times \sqrt{\text{ratio}} \quad (11)$$

优化模型的另一个方面是优化裁剪比例、减少量、翻转、修建、数值精度。最后得到在 Caffe 平台下采用 vgg16 网络提取特征裁剪比例为 0.5、减少量设置为是、不翻转、修剪设置为是、数值精度采用低精度, 取得了最佳的效果, 在精度基

表 1 SSD 目标检测模型各特征层参数

输入	特征层数	特征图片大小	步长	边框大小	裁剪率	翻转
300×300×3	第 1 层	38×38	8	30, 60	1, 2, 3	T
	第 2 层	19×19	16	60, 111	1, 2, 3	T
	第 3 层	10×10	32	111, 162	1, 2, 3	T
	第 4 层	5×5	64	162, 213	1, 2, 3	T
	第 5 层	3×3	100	213, 264	1, 2, 3	T
	第 6 层	1×1	300	264, 315	1, 2, 3	T



本无损失的情况下，其运行效率提高了近 5 倍。
开源数据集下性能测试结果见表 2。

2.6 模型部署

本文首先将 AI 芯片的范围初选为 H3559A、H3519A、H3556A。不同 AI 芯片的主要性能参数见表 3，主要包括 CPU、GPU、DSP 和 NNIE。考虑计算性能、开发成本与技术成本的综合指标，本文最终采用 H3559A 芯片作为目标检测模型的部署平台。最后进行模型工程化，采用 H3559A 芯片。H3559A 芯片具备 NNIE 神经网络引擎，可以提高深度学习中模型运行效果。H3559A 支持产品微型化，并采用了先进的 12 nm 低功耗工艺进行芯片的微型化封装，集成多核 A53 处理器和多核 A73 处理器。海思 H3559A 方案边缘计算芯片可开发 AI 应用。

2.7 难点和解决方案

在构建 AI 测温产品时，遇到了以下难点。

- 标定板（棋盘格）较小，与实际成像距离不一致；标定板需要加热，且散热快；无法利用算法一键自动提取特征点。解决方案为：手动取点；多角度、多位置采集标定图像；查缺补漏，哪里缺了补哪里。
- 训练样本少、误检高、模型实时性低。解决方案为：样本扩充；爬虫、图像增强技术、添加纯负样本加入训练、模型优化、跳帧。
- 对遮挡的目标鲁棒性较低，对快速运动的目标鲁棒性较低。解决方案为：提升检测算法准确率。

3 5G 赋能智能测温

由于 AI 温度测量仪器对通信数据、设备接入能力和最低时延有较高的要求，本文对比了 5G 网络和 4G 网络的各项性能指标。鉴于以上现状，本文选择基于 5G 网络^[7]构建测温解决方案。本文

表 2 开源数据集下性能测试结果（Y 表示是，N 表示否）

基本模型	平台	裁剪比例	减少量	翻转	修剪	数值精度	平均时间	正确率
VGG16	Caffe	0.5	N	Y	N	Y	0.603 528	0.819 3
		0.5	N	Y	N	N	0.286 237	0.819 3
		2	Y	Y	N	Y	0.454 53	0.819 3
		2	Y	Y	N	N	0.137 721	0.819 6
		0.5	Y	N	N	Y	0.424 47	0.827 4
		0.5	Y	N	N	N	0.113 535	0.827 3
		0.5	Y	N	Y	Y	0.431 386	0.818 9
		0.5	Y	N	Y	N	0.121 164	0.819 5

表 3 不同芯片的主要参数

H3559A	H3519A	H3556A
CPU 双核 ARM CortexA73@1.8 GHz 双核 ARM Cortex A53@1.2 GHz	2×ARM Cortex A53@1.4 GHz	2×ARM Cortex A53@1.2 GHz
DSP 四核 DSP@700 MHz	集成 Tensilica Vision P6 DSP@630 MHz	集成 Tensilica Vision P6 DSP@630 MHz
NNIE 双核 NNIE@840 MHz 神经网络加速引擎	1 个 NNIE，2.0 Tops 神经网络运算性能	
GPU 支持两路独立 ISP 处理	支持 1 路 ISP	支持 1 路 ISP

所采用的 5G 网络具有如下优势：通信高峰期速率可以达到 20 GB/s，可以满足高清视频等大数据量传输；空中接口的最低时延可以达到 1 ms；具备百万连接/km²的海量设备接入能力，可以满足物联网通信的大多数需求；频谱效率相对于 LTE 提升了 3 倍以上；在连续广域覆盖和高移动性条件下，用户的体验速率达到了 150 MB/s；流量密度可以达到 10 MB/m 以上；移动性方面则支持了 500 km/h 的高速移动。5G 网络与 4G 网络的对比见表 4。

表 4 5G 网络与 4G 网络的对比

对比项	5G	4G
通信速率	20 GB/s	100MB/s
最低时延	1 ms	10 ms
设备接入能力	100 W/km ²	5 W/km ²
频谱效率	72.1 bit/(s·Hz)	19.58 bit/(s·Hz)
用户体验速率	150 MB/s	15 MB/s
流量密度	10 MB/m	1 MB/m

系统是集 5G 测温硬件、OneNET 接入平台，监控应用平台、手机 App 于一体的综合性智能系统。红外摄像机负责采集现场的人脸温度数据，可见光摄像机负责采集人脸图像，用于人脸检测，监控应用平台用于管理者远程查看报表，手机 App 和 PC 机软件用于展示检测结果和数据。5G 网络则起着最为核心的数据传输功能。5G+智能测温产品解决方案如图 6 所示。

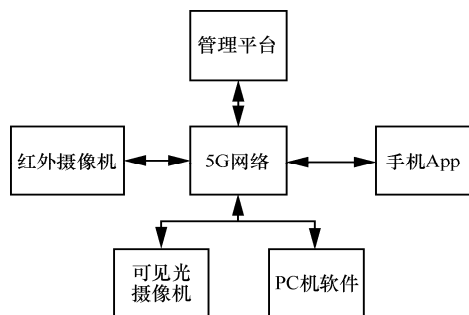


图 6 5G+智能测温产品解决方案

本文 5G 网络架构如图 7 所示，其分为无线

接入网和核心网。无线接入网由 AAU、DU 和 CU 种网元组成。核心网由 UPuRLLC、UPeMMB 和 UPMMTC3 种网元组成。

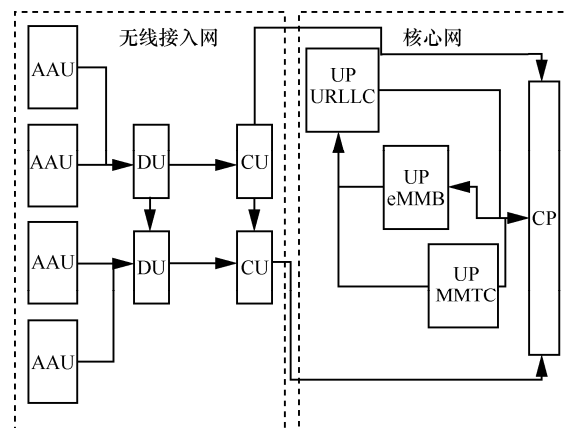


图 7 本文 5G 网络架构

5G 网络的部署方式有如下 3 种：分布式部署，DU、AAU、CU 部署于相同的站点，中传和前传都采用站内连接；DU、CU 集中部署，AAU、DU、CU 部署于不一样的地点，DU、CU 集中部署于同一个地点，前传是站间连接，中传是站内连接；DU 和 CU 集中部署，AAU、DU、CU 均在不一样的站点，前传、中传都是站间连接。考虑到性能和成本的折中考虑，本文的 5G 网络最终采用的是分布式部署的方式。

本文的“5G+AI”温度检测仪有着广泛的应用场景，包括机场入境人员的温度测量、居家隔离人员的温度测量、学校复学学生的温度测量、医院住院人员的温度测量、企业复工人员的温度测量、密集聚集人员的温度测量。“5G+AI”测温仪使用场景如图 8 所示。



图 8 “5G+AI”测温仪使用场景



“5G+AI”温度检测解决方案遍及全国,包括北京、重庆、山东、湖北、湖南、海南、广东、广西、甘肃、云南、福建、青海、陕西和香港等地。5G 测温落地解决方案典型案例如图 9 所示。

● 重庆某重点集团



● 重庆某学校



● 广西某医院



● 湖北某车站



图 9 5G 测温落地解决方案典型案例

4 结束语

本文提出了一个针对新冠疫情防控、基于“5G+AI”的智能测温解决方案。首先,本文介绍了红外测温仪的原理和测温流程,提出了一个 AI 测温架构, AI 测温产品主要包括可见光摄像机、红外摄像机、图像预处理、人头检测、人脸匹配和测温计算等模块。AI 模型的开发流程包括数据采集标注、模型构建、模型训练、模型部署等步骤,训练平台采用 Caffe, 人头检测算法采用 SSD 模型,并经过网络裁剪进行优化。模型的部署 NNIE 平台进行加速,并部署于嵌入式硬件平台。最后,本文的各个模块通信都是基于 5G 网络,成功地将 5G 网络赋能到智能测温产品。

参考文献:

- [1] 徐宪宪. 新冠肺炎疫情背景下全球产业链发展研究[J]. 新金融, 2020(9): 58-60.
XU X X. The development of global industrial chain under the background of novel coronavirus pneumonia[J]. New Finance, 2020(9): 58-60.
- [2] 魏坦勋. 人体非接触测温综合误差补偿技术的研究与实现[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2013.
WEI T X. Research and implementation of comprehensive error compensation technology non-contact temperature measurement[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2013.
- [3] 刘福杰, 王浩静, 范立东. 红外测温仪原理及其在应用中注意的问题[J]. 现代仪器, 2007, 13(4): 50-51.

LIU F J, WANG H J, FAN L D. The principle of infrared thermometer and some problems in its application[J]. Modern Instruments, 2007, 13(4): 50-51.

- [4] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]//Computer Vision – ECCV, 2016.
- [5] 常亮, 邓小明, 周明全, 等. 图像理解中的卷积神经网络[J]. 自动化学报, 2016, 42(9): 1300-1312.
CHANG L, DENG X M, ZHOU M Q, et al. Convolutional neural networks in image understanding[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(9): 1300-1312.
- [6] KASPER-EULAERS M, HAHN N, BERGER S, et al. Short communication: detecting heavy goods vehicles in rest areas in winter conditions using YOLOv5[J]. Algorithms, 2021, 14(4): 114.
- [7] 王胡成, 徐晖, 程志密, 等. 5G 网络技术研究现状和发展趋势[J]. 电信科学, 2015, 31(9): 156-162.
WANG H C, XU H, CHENG Z M, et al. Current research and development trend of 5G network technologies[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(9): 156-162.

[作者简介]



姜山 (1992-), 男, 中移物联网有限公司高级工程师, 主要研究方向为人工智能。



龚国成 (1984-), 男, 中移物联网有限公司高级工程师、开放平台部研发总监, 主要研究方向为产品架构。



马腾远 (1983-), 男, 中移物联网有限公司开放平台部副总经理、高级产品经理, 主要研究方向为物联网、通信。



肖龙 (1989-), 男, 中移物联网有限公司工程师, 主要研究方向为人工智能。