



基于边缘计算的紧致化掌纹识别系统

刘钧文¹, 钟德星^{1,2,3*}, 邵会凯¹, 刘成城¹

1. 西安交通大学自动化科学与工程学院, 西安 710049;
 2. 人工智能与数字经济广东省实验室(广州), 广州 510330;
 3. 南京大学计算机软件新技术国家重点实验室, 南京 210023
- * E-mail: bell@xjtu.edu.cn

收稿日期: 2021-05-29; 接受日期: 2021-11-04; 网络版发表日期: 2022-03-30

国家自然科学基金(批准号: 61105021)、浙江省自然科学基金(批准号: LGF19F030002)和陕西省自然科学基金(批准号: 2020JM-073)资助项目

摘要 随着生物特征身份认证技术的发展, 无接触式掌纹识别的高识别率、低侵犯性和无接触性等优点, 使其得到了越来越广泛的关注. 为了满足边缘环境下多设备实时高效的处理需求, 本文设计了一套基于边缘计算的紧致化掌纹识别框架, 分别在终端设备层、边缘服务器层、云层搭建掌纹识别子系统. 在终端设备层采用基于Tiny YOLO-v3的目标识别算法和基于MobilenetV2的关键点定位算法对采集图像进行预处理, 提取掌纹ROI(region of interest), 并提出识别请求. 在边缘服务器层, 对接受到的掌纹ROI利用基于对抗度量学习的GoogLeNet模型进行特征提取和特征匹配, 在返回识别结果后进行数据同步. 在云层, 数据中心将会对所有的识别任务记录日志并归入数据库, 同时定时训练更新终端设备和边缘设备的网络模型, 以提高系统的跨领域识别能力. 该框架是一套完整可行的生物特征识别框架, 具有广阔的市场前景和应用价值.

关键词 边缘计算, 紧致化系统, 嵌入式系统, 掌纹识别, 生物特征

1 引言

掌纹识别是一个新兴的生物特征识别技术, 凭借其相对于人脸和指纹等其他生物特征的优势, 迅速得到了广泛的关注^[1]. 掌纹相比指纹有着更丰富的纹理和更广的特征空间, 因此可以实现更高的识别率和更大的用户基数; 而且与人脸不同的是, 用户对掌纹拥有是否出示的选择权, 并且更难被监控摄像头秘密采集, 具有用户主动性和更低的侵犯性.

随着云计算应用服务的需求日益旺盛^[2], 同时为了满足掌纹识别身份认证技术的模块化、终端化的发

展需求, 采用“物联网+云计算”^[3]这一数据处理模式可以使掌纹识别系统更容易在手机、考勤机等移动设备上以及闸机等非移动终端上部署, 并将掌纹身份认证体系逐步纳入社会信息物理系统^[4]中. 同时, 云计算可以降低算力终端上的任务量, 减少掌纹识别响应时间, 同时有利于用户大数据的管理. 但考虑到随着掌纹识别终端的增多, 需要一种新的数据处理模式来应对数据中心负荷增大、任务堵塞延迟变高和资源调度等方面的问题.

边缘计算作为一种分布式的计算模式, 可以帮助终端在附近得到及时的响应, 满足降低带宽、实时处

引用格式: 刘钧文, 钟德星, 邵会凯, 等. 基于边缘计算的紧致化掌纹识别系统. 中国科学: 技术科学, 2022, 52: 704-712

Liu J W, Zhong D X, Shao H K, et al. Design of a compact palmprint recognition system based on edge computing (in Chinese). Sci Sin Tech, 2022, 52: 704-712, doi: 10.1360/SST-2021-0223

理和隐私保护等方面的需求^[5], 对物联网的发展起到了关键的推动作用^[6]. 相较于基于云计算, 基于边缘计算的掌纹识别可以在离终端更近的边缘服务器上处理掌纹识别请求, 并在云端同步数据, 扩展数据库, 更新模型.

本文设计了基于边缘计算的紧致化掌纹识别系统框架, 在该框架中, 掌纹识别系统分成多个子系统, 部署在终端设备层、边缘服务器层和云层, 并分别执行不同的任务. 通过在靠近终端设备的一端部署具有计算、存储和通信能力的边缘服务器节点, 实现计算请求的就近处理, 从而将本地的、单机的、集中式的掌纹识别程序转变为边缘化的、多层次的掌纹识别系统, 大幅减少终端请求响应时间、有效降低数据中心计算压力、提升用户体验和系统稳定性.

2 基于边缘计算的掌纹识别系统框架

本文提出的掌纹识别边缘计算框架如图1所示, 该框架分为终端设备层、边缘服务器层和云层, 分别承担了不同的任务. 每部分主要任务如下.

(1) 视觉传感器: 通常是IR红外摄像头, 部署在手机、门禁闸机或智能门锁上, 负责采集用户手掌图像,

并将图像传至终端的处理器.

(2) 终端设备: 在终端设备上, 有两种请求模式(识别模式和注册模式). 在识别模式下, 负责对视觉传感器采集到的图像进行质量评估, 选取符合要求的图像, 进行关键点定位, 提取掌纹ROI(region of interest)图像, 并将掌纹ROI图像发送至边缘服务器层, 提出识别请求; 而在注册模式下, 首先由管理员用户提出注册请求, 得到云端服务器的响应后, 按条件选取若干张符合标准的不同姿态的掌纹ROI图像, 发送至边缘服务器端, 并进行特征质量评估, 待边缘服务器确认注册完成后才停止对视觉传感器图像的处理.

(3) 边缘节点: 边缘服务器层含有若干个边缘节点, 每个边缘节点就近或按一定任务卸载规则接收终端设备的识别或注册请求. 在识别请求中, 边缘服务器将对接受到的ROI图像进行特征提取, 与该终端设备所属数据库中的特征一一比对, 并返回特征匹配结果, 同时将识别数据与身份数据发送至云层; 在注册请求中, 边缘服务器无权限直接响应注册请求, 得到云端服务器检查注册信息并进行安全评估, 确认授权后才能接受终端设备传输的掌纹ROI图像, 并进行特征提取, 若有特征质量不高的图像, 指令终端设备重新采集, 直至所有注册图像均符合标准, 一并上传至

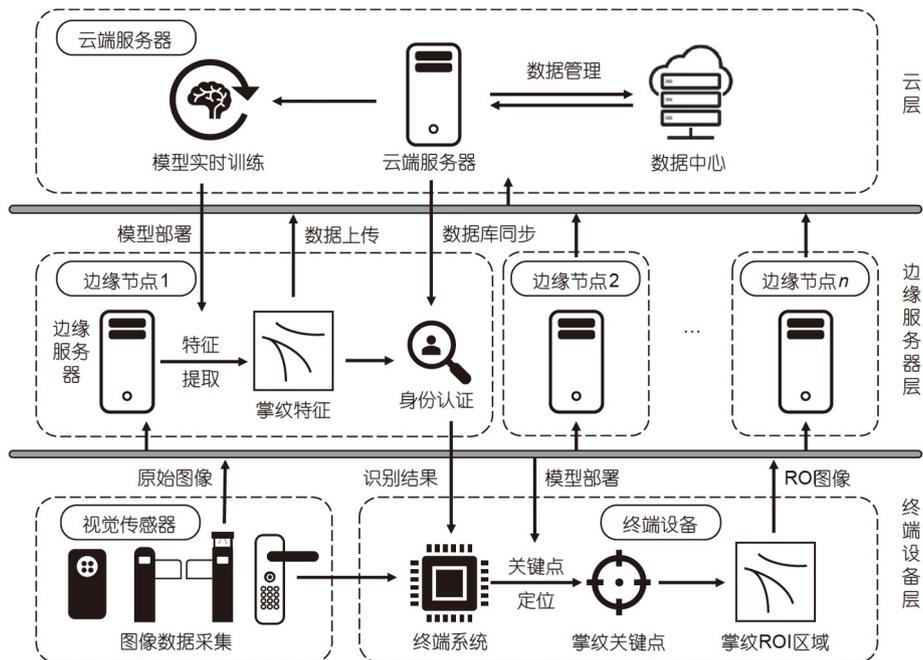


图1 基于边缘计算的紧致化掌纹识别系统框架示意图

Figure 1 Frame diagram of compact palmprint recognition system based on edge computing.

云端数据中心和边缘数据库归档。所有边缘节点间将实现动态调度, 合理地进行任务卸载, 并承载所有的识别请求, 充分利用边缘服务器的算力, 分担云端服务器的计算压力。

(4) 云端服务器: 云层包含云端服务器和数据中心。云端服务器负责对所有设备的注册和数据信息进行管理, 及时对边缘服务器中的掌纹特征数据进行同步, 及时响应终端设备的注册请求。同时云端服务器将实时训练更新网络模型, 定期将掌纹特征提取网络直接部署在边缘节点中, 并定期以固件更新的形式将关键点定位网络部署在终端设备中。

3 终端设备掌纹预处理

在终端设备中, 最重要的两个环节是掌纹图像的采集与掌纹ROI的提取。一般采集掌纹会使用自然光摄像头或红外摄像头, 其中, 使用自然光摄像头的采集设备适合部署到现有平台中, 如手机、电脑中, 并通过APP等形式^[7], 实现掌纹识别系统的部署。而使用红外摄像头采集, 需要进行模组的定制和集成, 相比于智能手机、笔记本电脑等空间狭小、低设计自主性的设备, 其更适用于在门禁闸机或智能门锁上; 其方便设计定制的特点, 有利于红外掌纹采集设备的部署; 其更大的空间, 适合对接紧致化的功能模组。因此, 本文在两种方式中选择了后者, 在终端设备层设计并部署了一个紧致化的基于红外摄像头的掌纹识别模组, 用于对采集到的红外掌纹图像进行质量评估和ROI提取, 发出用户操作请求, 将识别等任务卸载至网络节点附近的边缘服务器。

3.1 掌纹ROI提取算法

掌纹ROI提取通常包括手掌位置检测、关键点定位和建系提取三个步骤。其中, 手掌位置检测是为了在无约束环境下, 确定手掌的大致位置, 减少背景的影响, 该步骤通常基于目标检测算法完成; 关键点定位通常是利用手掌的谷点、虎口等易标注的、特征明显的点对手掌的掌心进行准确定位的过程, 该步骤通常基于回归算法完成, 不同学者提出的关键点位置往往有细微的差别; 建系提取一般是在关键点中选取三个, 确定坐标系, 以对掌纹ROI区域进行分割和提取。

目标检测算法通常分为候选区域类和回归方法

类^[8]。其中候选区域类都是两阶段的算法, 在该类算法中, 需要先得到图像提取特征, 再利用分类器和定位器定位图像中的目标^[9], 比如R-CNN和Fast R-CNN等。候选区域类算法对设备算力要求较高, 难以满足实时检测的需要。回归方法类都是单阶段的算法, 该类算法在图片的不同位置以不同尺度进行抽样, 随后利用CNN提取的特征直接进行分类和回归, 整个过程仅包括一个步骤, 如YOLO和SSD等。考虑到YOLOv3相比前两代YOLO算法, 大幅提升了准确度, 而且Tiny-YOLOv3是YOLOv3的轻量化改进版本, 使用了更浅层的网络模型和更少的分支^[10], 所以该目标检测算法更适合部署在紧致化的掌纹识别框架中的终端设备中。

关键点定位本质上是在像素空间中搜索特定极值点。MobileNetV2独特的设计, 在大幅减少了算力需求的同时保证了一定的执行效率, 相比传统机器学习的方法, 在无约束条件下执行效果更好, 因此选择了轻量级的MobileNetV2作为主干网络来实现14个关键点的定位任务。通过对3个不同大小的卷积层的输出特征进行全局平均池化和拼接, 得到最终的全连通层的输入, 这种特征融合可以同时考虑到浅层网络的位置信息和深层特征的语义信息, 可以实现更好的性能。同时通过建立辅助网络提高了训练时MobilenetV2的特征提取能力^[10]。该模型的示意图如图2所示。

在关键点结束后, 即选取5个关键点建立坐标系, 并按照一定的策略选取掌纹ROI区域。具体建系方式见图3。未被选取的关键点可以在关键点定位时提供更多的几何约束, 使被选取的关键点位置更加准确稳定^[11]。

此外, 我们建立了一个非约束条件下的掌纹数据库XJTU-UP, 该数据库采用5部手机拍摄了100个人两种光照环境下左右手的约20000张照片, 并且为每一张照片标注了14个手掌关键点, 此外, 我们同样采用了PolyU^[12]和Tongji^[8]数据库, 各数据库的图像、类别数和图像尺寸如表1所示。

3.2 终端设备系统部署

本文在Linux系统上设计了用于部署在终端设备上的掌纹识别分系统, 并移植到了基于Rockchip RV1109芯片的嵌入式ARM模组板上, 形成一套掌纹识别模组。其作为终端系统(如门禁主控、智能门锁主控)的扩展模组, 可以提供掌纹识别扩展功能。掌纹识

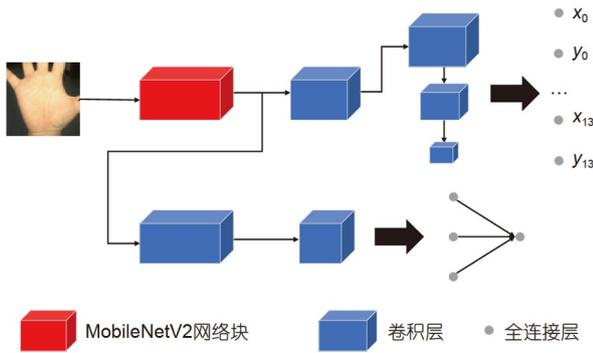


图2 关键点定位模型结构示意图^[10]
Figure 2 Key point positioning model structure [10].

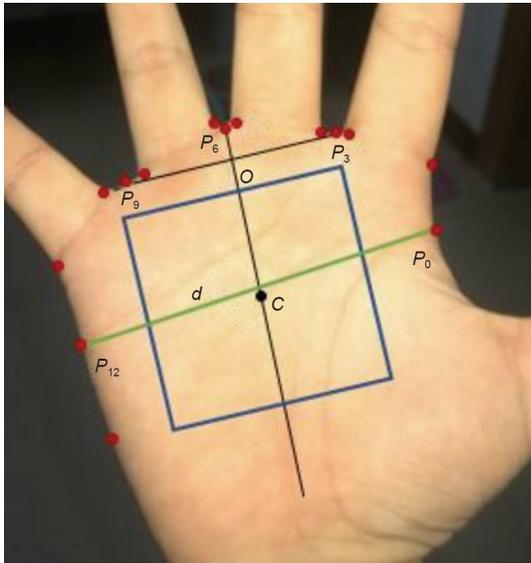


图3 掌纹ROI定位与提取示意图^[10]
Figure 3 Palmprint ROI location and extraction [10].

表1 本文所用数据库
Table 1 Databases used in this paper

数据库	图像数量	类别数	图像尺寸
XJTU-UP	20000	2000	224×224
Poly-U	6000	250	128×128
Tongji	12000	600	128×128

别模组将通过串口与终端系统主控进行通信, 包括请求、应答和结果反馈等内容。这种模组体积小、功耗低, 提供对摄像头图像进行预处理和提供提取掌纹ROI的功能, 并通过终端网络连接边缘服务器, 提出

ROI识别请求。

该模组的外接口包括Micro USB接口、MIPI接口等。其中MIPI接口已外接红外摄像头, 并通过相关接口外接红外补光灯。该模组通过Micro USB接口接受5 V的供电, 同时提供与终端主控串口通信功能。该模组的开发版外观如图4所示。终端主控和模组的工作模式及串口通信包括以下内容。

(1) 上电和系统工作状态检查。本模组被设计为常态断电, 手掌红外触发上电的逻辑。通过与终端主板连接的红外传感器, 检测到有人接近时, 终端主控给掌纹识别模组上电, 即开始工作, 并将系统状态反馈至主控, 确认系统已开始正常工作, 否则主控将向边缘服务器发送错误警告, 并采用其他开锁方式。

(2) 图像及操作指令。本模组在开始工作后, 默认进入识别程序, 模组将开始采集图像, 如果采集到质量达标的手掌图像, 将开始进行关键点定位, 提取掌纹ROI图像, 并将原始图像一并发送至终端主控, 并告知终端主控将ROI和识别请求发送给边缘服务器, 等待响应。如需进入注册模式, 需要在终端交互界面上通过管理员登录账号提出注册请求, 并在终端的引导下, 通过模组采集若干张不同姿态的掌纹图像, 经由边缘服务器确认后完成注册。

(3) 固件更新。本模组中的手掌关键点定位算法的



图4 掌纹识别开发模组
Figure 4 Palmprint recognition development module.

模型定期接受云端服务器的更新, 云端服务器将通过边缘服务器以固件升级的形式进行更新. 该模组的系统层包含两个系统分区, 如图5所示, 在固件更新推送时, 系统将把更新通知告知给终端主控, 并在合适时间(如凌晨)自动开始固件更新(或手动升级). 更新时, 终端主控将通过串口在备用系统分区中下载安装, 并在校验完成后重启系统, 引导新系统, 同时旧系统成为备份系统分区. 如果校验错误, 则维持原系统运行不变.

(4) 安全加密. 每个终端设备都需要一个基于密钥的身份验证系统, 在创建后必须对设备进行标记、签名和管理^[13]. 在模组首次开机时, 将生成随机序列发送至边缘服务器, 并生成私有加密协议. 此后每当模组准备生成识别请求, 或需要有其他通讯任务时, 会将时间、IP地址、设备ID、任务码等信息连同ROI图像编码一同做加密处理, 生成用于串口通信的加密编码.

无论是哪种主控指令, 在掌纹识别模组后都将在本地保存操作日志, 以便于反馈与后期维护.

4 边缘服务器掌纹识别

掌纹识别算法在近些年得到了快速的发展, 学者们相继从多个角度提出了很多新颖的识别方法^[14-21], 分别尝试在不同的实际问题中实现更好的识别效果. 针对跨领域的迁移学习问题, 提出了联合像素和特征对齐(JPFA)框架^[14], 利用深度领域适应模型提取适应性特征, 大幅提高了跨数据集下掌纹识别的正确率. 针对小样本学习的问题, 提出了相似度度量哈希网络(SMHNet)^[15], 在结构和像素层面上提取掌纹图像的特征, 实现了小样本学习下的准确识别. 针对表现优异的复杂网络难以部署至嵌入式设备中的问题, 提出了基

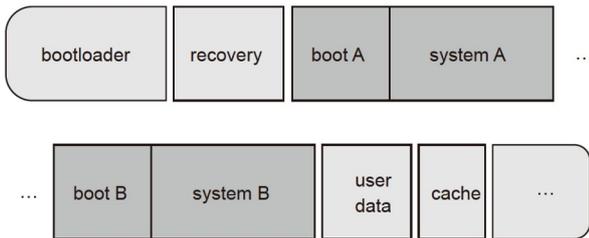


图5 A/B双系统分区
Figure 5 A/B dual system partition.

于深度蒸馏散列(DDH)的知识蒸馏学习方法^[16], 通过设计适当的蒸馏损失, 帮助参数较少的轻型网络学习原复杂网络的特征提取过程, 最终得到一个适合部署的轻量化网络模型. 也有的学者针对边缘计算环境, 提出了新的深度学习方法宽度孪生网络^[22], 以提高在边缘计算中应用的性能.

4.1 掌纹ROI特征提取与特征匹配

在基于边缘计算的紧致化掌纹识别系统框架中, 许多环节都对掌纹识别过程提出了更高的要求, 我们各取所长, 顾及了不同的问题: 文献[14]的跨领域识别思路提高了在多终端掌纹识别系统和社区掌纹智能门锁解决方案的情况中, 跨设备非限制环境下掌纹的识别效果; 文献[15]的小样本学习方法增强了云端服务器对边缘数据库中注册用户小样本的学习能力; 文献[16]的知识蒸馏思想有利于大规模复杂网络的轻量化处理, 加快边缘服务器层和终端设备层的运行速度, 提高用户体验.

此外, 在深度学习的策略中, 我们引入了基于对抗度量的学习算法^[20], 该算法中的对抗度量分为距离度量项和距离混淆项. 在混淆项的干扰下, 度量项迫使卷积网络提取的特征更加细致而全面, 以保证不同类别的特征进一步分离; 而在度量项的区分作用下, 混淆项在不断拉近异类间的距离, 造成一定的干扰迷惑, 这样学习到的特征分布如图6所示. 在这样的学习策略下, 所搭建的GoogLeNet网络可以学习到更加均匀的特征分布, 可以使不同类别的掌纹特征均匀、分散地分布在超球面嵌入空间中. 相较于传统度量学习具有极大的性能提升. 表2比较了3种不同的损失函数在加上对抗度量项后, 在不同数据库上的实际表现. 其中

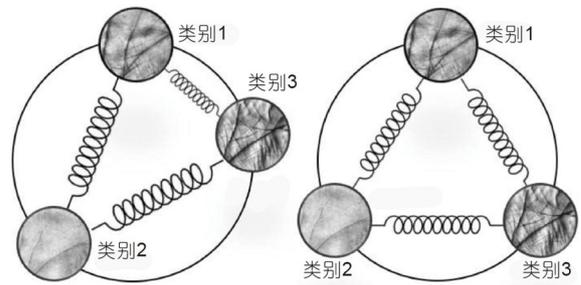


图6 传统度量学习和对抗度量学习的特征分布对比^[20]
Figure 6 Comparison of characteristic distribution between traditional metric learning and confrontation metric learning [20].

表2 不同数据库上对三种损失函数加入对抗度量学习前后的对比效果^[20]

Table 2 Comparative effects of three loss functions before and after adding adversarial metric learning on different databases [20]

数据集	Tongji		PolyU		XJTU-UP	
	ACC	EER	ACC	EER	ACC	EER
Triplet	92.96	2.37	97.40	1.16	92.32	3.44
AML_Tri	96.01	1.89	98.25	1.29	94.91	2.88
Binomial	96.17	1.89	97.85	1.08	94.86	3.02
AML_Bin	96.95	1.44	98.32	1.00	96.64	2.34
N-Pair	95.86	1.83	98.28	1.09	95.83	2.85
AML_N-P	97.71	1.21	99.02	0.86	97.43	2.03

“AML_XXX”表示加入对抗度量学习后的损失函数, “ACC”表示rank-1率, “ERR”表示等错率. 可以发现, 对抗度量学习显著地提高了无约束下掌纹识别的性能.

4.2 边缘服务器掌纹识别系统部署

第3节介绍了该掌纹识别模组的产品形态和工作方式, 受限于算力等因素的考虑, 掌纹识别流程中的特征提取和特征匹配任务将被卸载到网络节点附近的边缘服务器中, 以减小识别延迟, 提高用户体验, 同时减少模组的功耗和发热量.

鉴于掌纹识别模组这一终端产品形态没有独立的网络通信模块, 需要借助门锁主控的通信接口对外发送识别请求. 每当一个掌纹识别模块接入门锁设备, 将首先向边缘服务器端寻求连接, 最近的边缘服务器将响应, 并记录门锁设备的设备信息, 建立缓存和私有加密协议, 此后门锁上的模块提出识别请求时, 将直接向该边缘服务器IP地址发送请求. 接收到边缘服务器的识别结果响应后, 门锁将立即响应开锁, 并将开锁记录生成日志保存. 该过程可被描述如图7所示.

在该模式下, 边缘服务器默认每一个设备单独建立掌纹特征数据库, 所有用户需要单独在该设备上注册, 才能正常使用. 如果用户需要建立智能门禁系统, 需要提前申请共享库, 此时用户在单设备上注册后可以在不同的门禁上使用. 同时, 考虑到会有公司或学校等客户, 同样可以提供成套的掌纹智能门禁解决方案. 例如一个公司智能门禁解决方案的系统架构如图8所示, 将智能门禁与掌上公司web应用或公司其他系统进行对接, 可以实现更多的功能和更灵活的应用, 例

如员工考勤、会议室使用申请、餐厅定时开放、休闲区设备使用申请等.

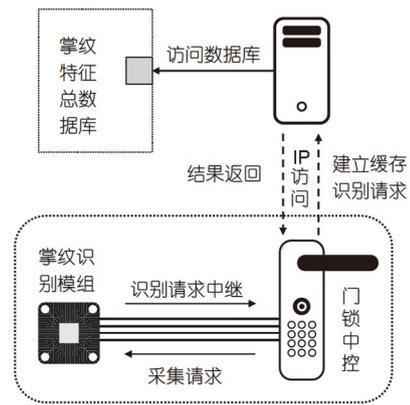


图7 基于边缘计算的掌纹识别模组工作模式

Figure 7 Working mode of palmprint recognition module based on edge calculation.

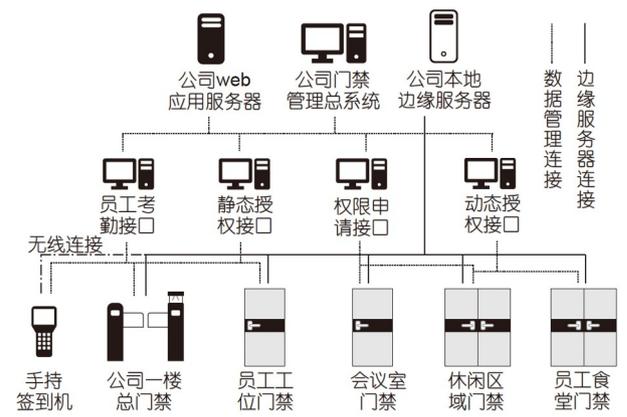


图8 一个公司掌纹智能门禁解决方案的例子

Figure 8 An example of a company palmprint smart access control solution.

如果当某区域内终端设备较多时, 同时出现的大量人流可能导致最近的边缘服务器负荷较重. 为了解决这一问题, 当某最近服务器负荷超过阈值时, 尚未响应的任务和新增的任务都将按照一定的动态均衡策略^[23,24]卸载至附近最优的服务器中. 此时最优服务器会根据设备号等信息在原高负载最近服务器中搜索并同步相应的特征库. 在完成特征提取与匹配后, 将结果直接返回终端设备.

如果边缘服务器满载或死机, 无法响应新的掌纹识别请求, 也无法响应最优服务器的掌纹特征库读取请求, 此时会导致识别请求无响应. 针对这种情况, 终端会重新向附近最优服务器提出请求, 后者从云端数据中心下载所需的掌纹特征库, 以完成用户需求.

因此, 所有边缘服务器间以及与云端间的网络架构布局必须具有足够的鲁棒性, 既能有效抑制内部不确定扰动的影响, 又要在人为的扰动下维持更高的性能和服务功能^[25].

5 云端服务器管理系统

云端服务器将会部署在实验室或其他地点, 距离用户设备及边缘端较远. 由于较高的时延和较大的数据中心计算压力, 云端服务器在常规情况下将不负责接收和卸载掌纹识别任务. 云端服务器的主要工作是同步各类型边缘服务器的注册数据, 进行管理整合, 构建数据库, 并对模型进行参数更新和模型优化. 除了本文所设计的掌纹识别框架中的边缘服务器, 在实际应用中还将会出现部署在基站附近面向手机APP的掌纹身份认证API的边缘服务器, 面向公司、学校和高档小区等社区场所解决方案的内网服务器等不同部署方式的边缘服务器, 如图9所示.

同时, 开发人员将通过云端服务器对边缘服务器层和终端设备层系统及功能进行持续更新, 以及对该两层设备中的网络模型进行不定时更新, 并通过固件升级的方式进行升级. 对边缘服务器的固件升级将在新固件发布后自动下载安装至备用系统分区后, 并在凌晨时间且任务空闲时重启, 完成更新. 而对掌纹识别模组终端设备, 在网络正常时将自动后台升级, 同时提供蓝牙固件更新、OTA固件更新的方式, 留以备用.

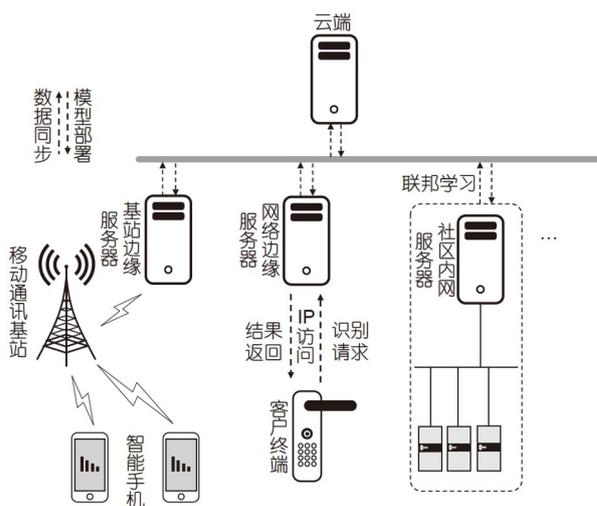


图9 边缘服务器不同场景下的部署方式
Figure 9 Way edge servers are deployed in different scenarios.

6 结论

掌纹身份认证技术相较于指纹和人脸识别, 在疫情时代下体现了越来越突出的优点, 其无接触性、用户主动性等特点, 以及其越来越显著的社会作用, 将促进掌纹识别技术的加快部署和大范围普及.

在这样的环境下, 本文提出了基于边缘计算的紧致化掌纹识别系统, 主要通过介绍识别模组和终端主控的通信内容以及边缘服务器层和云层的协作方式和在身份认证中发挥的作用, 较为全面地阐述了该系统框架的工作环境和运行模式. 该掌纹识别模组集成度高、体积小、成本低、功耗小, 非常适合内嵌入终端设备中; 而边缘服务器作为识别任务的卸载目标, 减轻了终端设备的计算负载, 大幅降低了终端设备的运行功耗和成本; 云端服务器作为整体框架的核心, 统筹协调框架各部分稳定高效运转, 同时对各层设备的系统和算法进行更新迭代.

综上, 本文的创新点如下: (1) 根据掌纹识别发展现状、技术特点与应用需求, 提出了基于边缘计算的紧致化掌纹识别系统; (2) 将掌纹识别拆分成不同的子任务, 分别部署在该系统框架的不同层, 根据设备算力承担不同任务, 以减少时延, 增强用户体验; (3) 根据不同终端, 设计不同的边缘服务器部署方式, 以满足各种情景下的掌纹识别任务应用场景.

与此同时, 我们不能忽视当前该架构中的一些挑战: (1) 边缘服务器因为其较弱的计算能力, 相比云服

务器更容易受到攻击,且边缘服务器没有用户界面,维护难度大,攻击难以辨别^[26]; (2) 网络通信架构需要具备鲁棒性,以消除内部扰动和人为扰动^[25]; (3) 该架构的设计除了边缘计算和掌纹识别技术,还涉及网络通信、信息安全、联邦学习等跨领域的交叉学科,这些技术能否深层次融合,决定了该框架下紧致化掌纹识别系统的运行效率和用户体验。

综上所述,本文提出的基于边缘计算的紧致化掌纹识别系统是一个具有应用价值和发展潜力的掌纹识别技术部署形式,是掌纹识别技术必然的发展趋势。在这个框架下,掌纹识别技术可以更深层次地融入到社会物联网中,在更多场景下得到深度应用,全方位地进入民众的生活中,发挥掌纹识别技术潜在的社会作用。

参考文献

- Zhong D X, Zhu J S, Du X F. Process of palmprint recognition: A review (in Chinese). *Patt Recog Artif Intell*, 2019, 32: 436–445 [钟德星, 朱劲松, 杜学峰. 掌纹识别研究进展综述. *模式识别与人工智能*, 2019, 32: 436–445]
- Liu Y H, Yang Q F, Li Z H. Cloud computing development environment: From code logic to dataflow diagram (in Chinese). *Sci Sin Inf*, 2018, 49: 1119–1137 [刘云浩, 杨启凡, 李振华. 云计算应用服务开发环境: 从代码逻辑到数据流图. *中国科学: 信息科学*, 2018, 49: 1119–1137]
- Sanagavarapu K C. A review on cloud computing services and convergence among cloud computing and big data. *Int J Eng Tech Manag Res*, 2020, 6: 84–91
- Jing X, Yao X F. Towards social cyber-physical production systems (in Chinese). *Acta Autom Sin*, 2019, 45: 637–656 [景轩, 姚锡凡. 走向社会信息物理生产系统. *自动化学报*, 2019, 45: 637–656]
- Premsankar G, Di Francesco M, Taleb T. Edge computing for the internet of things: A case study. *IEEE Internet Things J*, 2018, 5: 1275–1284
- Pan J, McElhannon J. Future edge cloud and edge computing for Internet of Things applications. *IEEE Internet Things J*, 2017, 5: 439–449
- Zhang Y, Zhang L, Zhang R, et al. Towards palmprint verification on smartphones. arXiv: 2003.13266
- Zhang L, Li L, Yang A, et al. Towards contactless palmprint recognition: A novel device, a new benchmark, and a collaborative representation based identification approach. *Pattern Recognit*, 2017, 69: 199–212
- Wu Y L, Zhang D X. A survey of target detection algorithms based on deep learning (in Chinese). *China Comput Commun*, 2019, 12: 46–48 [吴雨露, 张德贤. 基于深度学习的目标检测算法综述. *信息与电脑*, 2019, 12: 46–48]
- Luo K, Zhong D. Robust and adaptive region of interest extraction for unconstrained palmprint recognition. *J Electron Imag*, 2021, 30: 033005
- Bao X, Guo Z. Extracting region of interest for palmprint by convolutional neural networks. In: 2016 Sixth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), 2016. 1–6
- Zhang D, Guo Z H, Lu G M, et al. An online system of multispectral palmprint verification. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2010, 59: 480–490
- Bagchi S, Siddiqui M B, Wood P, et al. Dependability in edge computing. *Commun ACM*, 2019, 63: 58–66
- Shao H, Zhong D. Towards cross-dataset palmprint recognition via joint pixel and feature alignment. *IEEE Trans Image Process*, 2021, 30: 3764–3777
- Liu C, Zhong D, Shao H. Few-shot palmprint recognition based on similarity metric hashing network. *Neurocomputing*, 2021, 456: 540–549
- Shao H, Zhong D, Du X. Deep distillation hashing for unconstrained palmprint recognition. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2021, 70: 1–13
- Zhong D, Shao H, Du X. A hand-based multi-biometrics via deep hashing network and biometric graph matching. *IEEE Trans Inform Forensic Secur*, 2019, 14: 3140–3150
- Fei L, Lu G, Jia W, et al. Feature extraction methods for palmprint recognition: A survey and evaluation. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, 2019, 49: 346–363
- Genovese A, Piuri V, Plataniotis K N, et al. PalmNet: Gabor-PCA convolutional networks for touchless palmprint recognition. *IEEE Trans Inform Forensic Secur*, 2019, 14: 3160–3174
- Zhu J, Zhong D, Luo K. Boosting unconstrained palmprint recognition with adversarial metric learning. *IEEE Trans Biom Behav Identity Sci*, 2020, 2: 388–398
- Matkowski W M, Chai T, Kong A W K. Palmprint recognition in uncontrolled and uncooperative environment. *IEEE Trans Inform Forensic Secur*, 2020, 15: 1601–1615
- Li Y K, Zhang T, Chen J L. Broad Siamese network for edge computing applications (in Chinese). *Acta Autom Sin*, 2020, 46: 2060–2071 [李逸

- 楷, 张通, 陈俊龙. 面向边缘计算应用的宽度孪生网络. 自动化学报, 2020, 46: 2060–2071]
- 23 Chen X, Chen S, Ma Y, et al. An adaptive offloading framework for Android applications in mobile edge computing. *Sci China Inf Sci*, 2019, 62: 082102
- 24 Li S, Zhai D, Du P, et al. Energy-efficient task offloading, load balancing, and resource allocation in mobile edge computing enabled IoT networks. *Sci China Inf Sci*, 2019, 62: 029307
- 25 Wu J X. Thoughts on the development of novel network technology (in Chinese). *Sci Sin Inf*, 2018, 48: 1102–1111 [郭江兴. 新型网络技术发展思考. 中国科学: 信息科学, 2018, 48: 1102–1111]
- 26 Xiao Y, Jia Y, Liu C, et al. Edge computing security: State of the art and challenges. *Proc IEEE*, 2019, 107: 1608–1631

Design of a compact palmprint recognition system based on edge computing

LIU JunWen¹, ZHONG DeXing^{1,2,3}, SHAO HuiKai¹ & LIU ChengCheng¹

¹ School of Automation Science and Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

² Pazhou Laboratory, Guangzhou 510330, China;

³ State Key Laboratory of Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China

With the development of biometric authentication technology, contactless palmprint recognition has gained increasing attention due to its high recognition rate, low invasiveness, and contact lessness. To meet the demand of real-time and efficient processing of multiple devices in the edge environment, this paper designs a compact palmprint recognition framework based on edge computing and builds a palmprint recognition subsystem in the terminal device, edge server, and cloud layers. In the terminal device layer, the Tiny YOLO-v3-based target recognition algorithm and the MobileNetV2-based keypoint localization algorithm are used to pre-process the captured images, extract the palmprint region of interest (ROI), and make recognition requests. At the edge server layer, the received palmprint ROIs are extracted and matched with features using the GoogLeNet model based on adversarial metric learning. The data are then synchronized after the recognition results are returned. In the data center, all recognition tasks are logged and filed in the database. Moreover, the network models of the end and edge devices are regularly trained and updated to improve the system's crossdomain recognition capability. The constructed framework is a complete and feasible biometric recognition framework with broad market prospects and application value.

edge computing, compact systems, embedded systems, palmprint recognition, biometrics

doi: [10.1360/SST-2021-0223](https://doi.org/10.1360/SST-2021-0223)