

智能手机：普适感知与应用

陈龙彪, 李石坚, 潘纲*

(浙江大学计算机科学与技术学院, 浙江杭州 310027)

摘要 智能手机正在迅速成为个人计算和通讯的核心设备。得益于硬件技术的进步和移动互联网的普及, 基于智能手机的感知手段日益丰富, 可感知信息的维度不断增加, 在健康、医疗、生活、交通、教育和娱乐等领域的应用层出不穷。本文从智能手机感知的硬件基础、智能手机可感知的信息和智能手机感知的应用三个层面对当前的研究进展进行阐述与分析, 并对未来的研究趋势进行了展望。

关键词 普适计算, 智能手机, 感知技术

Smartphone: Pervasive Sensing and Applications

CHEN Long-Biao LI Shi-Jian PAN Gang

(Department of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract Smartphones are rapidly becoming the central devices for personal computation and communication. With the advances in hardware technologies and mobile Internet, smartphone-based sensing methods have been greatly extended, and the dimensions of sensible information are growing fast. In the future, smartphone-based sensing applications will revolutionize many sectors of our daily life, including healthcare, transportation, education, and entertainment. In this paper, we survey existing smartphone-based sensing hardwares, paradigms, and applications in recent years. We also elaborate several future research directions in this area.

Key words Pervasive Computing; smartphone; sensing technology

1 引言

随着普适计算、移动互联网、社交网络、物联网等的快速发展, 智能手机正成为“人-物-机”三元世界相互沟通和融合的门户。截止2012年底, 全球智能手机用户数已突破10亿^[1]。硬件技术的革新使得智能手机的计算、存储和联网能力已经接近于本世纪初的桌面计算机; 云计算技术的迅猛发展几乎无限地扩展了智能手机的信息处理和存取能力; 移动互联网的兴起使得人们能够随时

随时随地获取信息和服务^[2]。在这一背景下, 智能手机已经从单纯的计算通讯设备, 进化成为一种集计算、感知与通讯为一体的便携式个人智能终端。

伴随着用户与终端的紧密耦合, 越来越多的普适应用和服务迅速发展, 各种新的研交互方式层出不穷。为满足用户应用需求, 越来越多的传感器件和传感技术被运用到智能手机上。基于智能手机的移动感知正成为近年来国内外的研究热点^[3]。通过对当前相关研究工作进行归纳和分析, 本文尝试从智能手机感知的硬件基础、可感知内容和应用领域等三个角度对智能手机的感知

本课题得到教育部新世纪优秀人才支持计划 (NCET-13-0521)、国家973项目 (2013CB329504)、浙江省钱江人才计划 (2011R10078) 的资助。陈龙彪, 男, 1987年生, 博士研究生, 计算机学会会员, 主要研究领域为普适计算、移动计算和城市计算, E-mail: longbiaochen@zju.edu.cn。李石坚, 男, 1979年生, 博士, 副教授, 计算机学会会员, 主要研究领域为普适计算、移动计算、传感器网络, E-mail: shijianli@zju.edu.cn。潘纲 (通讯作者), 男, 1976年生, 博士, 教授, 计算机学会会员, 主要研究领域为普适计算、计算机视觉、智能系统等, E-mail: gpan@zju.edu.cn。

能力和应用进行综述，并对未来发展趋势进行了讨论与展望。

本文将按以下四个部分进行组织：智能手机感知的硬件基础、智能手机可感知的信息、智能手机感知的应用、未来发展趋势等。其中，第2节主要介绍智能手机的感知硬件基础，包括内置传感器和外接传感设备等；第3节分类综述目前智能手机可以感知的各类信息；第4节则按应用领域分析与归纳近年来智能手机感知的典型应用；第5节着重讨论智能手机感知的未来发展趋势，在展望未来的同时对全文进行总结。

2 智能手机感知的硬件基础

目前，智能手机已内置了种类繁多的传感器；与此同时，越来越多的外置传感器也能通过无线网络或有线接口与智能手机相连。这些传感器提供了感知智能手机用户和环境的极佳途径。以下将分别介绍常用的智能手机内置传感器和外接传感装置，并着重介绍一些有代表性的硬件设备。

表 1 常见的智能手机内置传感器

传感器类型	原理	参数	基本应用
加速度传感器	通过集成在硅晶片上的微机电系统 (MEMS) 测量 x, y, z 三轴的加速度值。静止时会测到 $1g$ 的重力加速度。	单位: m/s^2 或 g 测量范围: $\pm 2g$ 采样率: $\sim 100Hz$	自动旋转屏幕方向 翻转手机自动静音 晃动手机切换音乐
磁力传感器	利用霍尔效应, 通过集成在硅晶片上各向异性磁致电阻 (AMR) 测量 x, y, z 三轴的环境磁场强度和方向。	单位: mT 测量范围: $\pm 2mT$ 采样率: $\sim 30Hz$	电子罗盘指示方向 探测周围金属物体 辅助 GPS 定位
陀螺仪	利用陀螺仪的定轴性, 通过集成在硅晶片上的微机电系统 (MEMS) 测量空间三轴的角速度。	单位: rad/s 采样率: $\sim 1000Hz$	手势识别 精准游戏方向控制
GPS	通过 GPS 芯片接收定位卫星信号, 从而计算出手机所处的经纬度和高度。	确定经纬坐标: 至少 3 颗卫星信号 确定高度坐标: 至少 4 颗卫星信号 精度: $10\sim 50m$ 初次定位时间 (A-GPS 辅助): $\sim 30s$	室外定位 路线导航 手机追踪
接近传感器	利用一对红外线或其他电磁波的发射-接收装置, 检测接近手机周围特定区域的物体。	位置: 一般位于手机正面上方 距离: $0\sim 5cm$	通话时自动关闭屏幕
环境光传感器	利用光敏元件输出电流、电压随光照强度变化的原理, 计算出环境光强度。	位置: 一般位于手机正面上方 单位: lux	自动调节屏幕亮度
摄像头	利用 CCD 或 CMOS 等感光器件将镜头捕捉的光线转变为电信号, 并经由 DSP 处理后形成图像。	图像分辨率: 30 万-800 万像素 视频录制帧率: $\sim 24fps$ 一些智能手机带有自动对焦、白平衡和人脸识别等功能	拍照和录制视频 人脸解锁 二维码识别 视频通话
麦克风	利用薄膜式电容将空气振动转换为电信号, 并经由数模转换芯片处理后形成数字音频信号。	音频范围: $20Hz\sim 2000Hz$ 一些智能手机带有背景去噪功能	采集和录制声音 识别说话内容
Wi-Fi	根据 IEEE 802.11 标准, 由无线接入点 (AP) 和客户端 (Client) 设备形成无线局域网, 也允许两个设备直接形成 ad hoc 网络。	频段: $2.4GHz$ 范围: $30\sim 100m$ 传输速率: $\sim 54Mbps$	数据传输 室内定位
蓝牙	根据 IEEE 802.11 标准, 通过近距离无线设备之间的查找、配对和连接形成数据传输链路。	频段: $2.4GHz$ 范围: $5\sim 30m$ 传输速率: $\sim 2Mbps$	数据交换 身份识别
近场通讯 (NFC)	基于无线电频率认证 (RFID) 技术, 使用设备相互激发的电磁场进行近距离数据交换。	频段: $13.56 MHz$ 范围: $<10cm$	近距离数据交换 身份认证

		传输速率：~400kbps	移动支付
--	--	---------------	------

如上表所示，加速度传感器、磁力传感器和陀螺仪等微机电芯片（MEMS）^[4]的广泛应用，为感知智能手机的姿态、朝向和运动状态提供了丰富的途径。其中，加速度传感器可以感知手机受到的加速度大小，从而确定手机的运动方向和速度，但无法确定手机在空间中的南北朝向；磁力传感器可以借助地磁场获得手机在三维空间中的方向，但容易受到磁场干扰；陀螺仪则通过测量角加速度来获得智能手机的转动角度，从而根据初始方向来计算实际方向，但也存在漂移和偏差^[5]。因此，在实际应用中，往往需要综合使用以上传感器进行数据补齐、校准和融合。

麦克风可以认为是智能手机上最普适的传感器之一^[3]。根据麦克风采集到的声音特征，可以区分不同的声音来源和类型，例如语音、音乐和背景噪声等^[6]。在此基础上，可以提取语音信号的声学特征，例如音量（Volume）、音高（Pitch）和音色（Timbre），以及过零率（ZCR）^[7]和 Mel 频率倒谱系数(MFCC)^[8]。这些声学特征被广泛应用在音频分析、语音识别等应用中^[9,10,6]。值得注意的是：为了提高通话质量，很多智能手机带有背景噪声去除功能^[11]，因此对环境声音的检测效果较差。

近场通讯（NFC）^[12]则是一种较为新兴的近距离无线通讯技术，可以用于感知智能手机接触范围内的信息。智能手机内置的 NFC 芯片有卡模式、点对点模式和读卡器模式三种工作状态^[13]。

在卡模式下，智能手机的 NFC 芯片可以充当电子标签使用，被其他 NFC 读卡器读取；在点对点模式下，两台具有 NFC 芯片的智能手机可以建立短距离双向通讯，进行信息交换、蓝牙配对等任务；在读卡器模式下，智能手机的 NFC 芯片则可以充当读卡器读取接触范围内的 NFC 标签，并对标签内容进行改写。

综上所述，智能手机内置的传感器已较为丰富，但是其感知范围、数据精度和能耗还存在一些问题，限制了这些传感器的应用。而外接式传感装置通过独立的传感装置，能提供更广泛的感知手段和更高的数据精度。

2.1 外接式传感装置

随着传感技术的进步，越来越多的微型可穿戴传感装置不断涌现。这些传感装置在用户行为感知、健康护理和自然人机交互方面具有很强的优势，能有效弥补智能手机内置传感器的不足。但是，受限于大小和能耗的限制，这些装置往往不具备独立的计算能力和复杂的交互界面；而另一方面，智能手机的硬件平台具有很强的可连接性和可扩展性，外围设备可以通过蓝牙、数据线甚至音频接口^[14]与智能手机相连接。因此，越来越多的外接传感装置通过与智能手机进行连接，以提供友好的人机交互界面、数据存储和云服务访问。表 2 列举了一些常见的外接传感设备及代表性应用。

表 2 外接式传感装置

传感类型	原理	代表性产品
脑电感知装置	通过头皮表面放置的电极，记录脑部生物电活动的波形图（EEG），从而检测人脑兴奋程度。	NeuroSkyMindWave 头箍 Emotive EEG 头箍
手势感知装置	通过红外感应器跟踪和识别手指运动； 通过检测手势变化时的肌肉放电特征来识别手势和动作。	LeapMotion 手势控制器 MYO 臂带
姿态感知装置	结合彩色摄像头和红外摄像头建立人体三维模型，从而捕捉肢体动作； 使用加速度传感器感知肢体运动。	Kinect 体感控制器 Amigo 腕带
行为感知装置	监测运动行为，估计运动量，从而给出健康建议。	FitBit 腕带 Nike FuelBand 腕带

生理感知装置	通过生理传感器感知用户的心率、血压、体温等数据，进而监测睡眠质量等健康信号	Basis Band 手表 Larklife 腕带
--------	---------------------------------------	------------------------------

3 智能手机可感知信息

利用上述传感器和传感设备，智能手机可以感知到各种各样的信号，为上层应用提供丰富的

情境信息。在此基础上，我们对这些信号进行分类和归纳，提出以下八类围绕用户自身的感知内容，即位置感知、姿态感知、行为感知、身份感知、生理信号感知、脑电信号感知、情绪感知和社会关系感知，如图 1 所示。

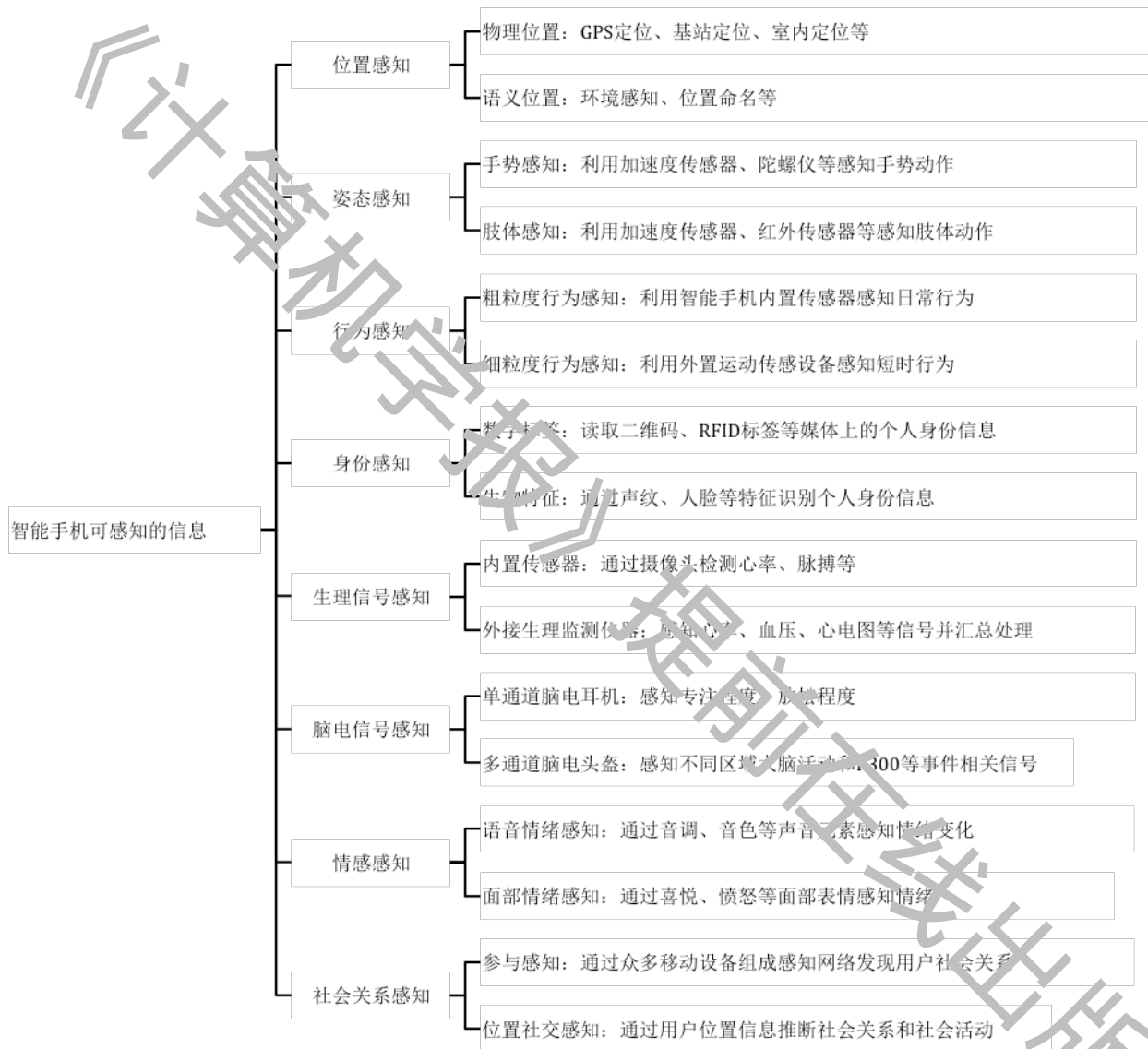


图 1 智能手机可感知的信息

3.1 位置感知

位置信息包含了智能手机所处的空间坐标及其所对应的语义信息。位置感知使得智能手机和移动互联网应用能够提供基于位置的服务，是近年来的研究热点之一。下面将具体介绍智能手机

的物理位置感知和语义位置感知。

1) 物理位置

智能手机的定位技术非常丰富。在室外环境下，主要利用卫星定位技术^[2]确定智能手机在空间中的绝对位置，其中广泛使用的 GPS 系统的定位精度可达到 3-5 米。但是，单纯使用 GPS 定位

的初次定位时间 (Time-To-First-Fix, TTFF) 长达数分钟^[15], 因此产生了使用移动网络和基站来辅助定位的 A-GPS 技术。A-GPS 通过移动网络与辅助定位基站进行数据通讯来快速锁定 GPS 卫星信息^[16], 可将初次定位时间缩短到秒级, 并显著降低定位能耗^[15]。

移动基站作为智能手机通讯的基础设施, 也可以进行粗略的定位, 其精度一般为数百米^[16]。基站定位一般分为网络端定位和移动端定位。网络端定位通过智能手机连接的基站 ID 来确定其位置, 并以网络服务的形式提供给用户; 移动端定位则利用智能手机接收到的不同基站信号的信号强度 (RSS)、到达角度 (AOA)、到达时间 (TOA)、等参数来估算其位置^[17]。

在室内环境中, GPS 信号受建筑物遮挡存在衰减和反射, 导致定位精度不高甚至无法定位。因此, 主要使用蓝牙、WLAN 或超宽带 (Ultra-wideband, UWB) 等无线信号^[18]进行智能手机室内定位, 其中 WLAN 定位技术近年来受到了广泛研究, 以下将介绍主要的 WLAN 定位方法。

WLAN 定位主要有三角测量定位和位置指纹定位两种方法^[18,21]。三角测量定位方法通过计算移动设备与周围各个 WLAN 接入点 (AP) 的距离和角度来确定其位置^[19,18,17]。由于无线信号在室内传播时也会存在衰减和反射问题, 因而存在较大误差^[20]; 位置指纹定位方法则通过匹配移动设备所在位置的信号特征来确定其位置, 一般包括离线采样和实时定位两个阶段^[2]。位置指纹定位精度相对较高, 例如 Bahl 等人的 RADAR 系统^[21]可精确到 5 米。但是, 位置指纹的采样标定需要耗费大量时间, 并且 WLAN 信号强度可能随时间变化, 导致指纹数据库中的数据过期。为此, 香港科技大学的研究人员提出了使用参考位置点的实时数据来更新指纹数据库的方法, 提升了位置指纹定位的可用性和稳定性^[22]。

综上所述, 智能手机作为用户随身携带的设备, 可以方便地感知用户位置。但是受限于现有位置感知技术的局限性, 其定位精度仍然存在波动, 在室内环境定位的准确性还有待提高。

2) 语义位置

物理位置描述了用户的绝对空间坐标, 但缺乏位置的上下文信息, 难以被位置服务理解和使用。为此, Pradhan 等人提出了语义位置^[23]的概念, 用于描述位置的名称和功能等属性, 例如住宅、

办公室、咖啡馆等。

语义位置可以通过多种方式得到。例如, 谷歌地图提供的反向地理编码 (reverse geocoding) 服务可以将物理坐标映射成语义位置并供查询。但是, 反向地理编码往往存在较大误差^[24]。为此, Liu 等人^[25]提出了根据用户轨迹推断位置语义的方法。该方法通过检测用户在特定位置的活动规律, 并结合用户的地址簿、日程安排等信息, 推断出该位置的语义属性。

另一类识别语义位置的方法是利用环境特征来推断。例如, Azizyan 等人提出的 SurroundSense^[24]使用所在位置的环境光、地板颜色、Wi-Fi 接入点名称等信息生成环境指纹, 并通过指纹匹配来识别该位置的功能属性, 例如超市、咖啡馆等; 而通过识别特定环境下的声音事件 (如汽车引擎声音), 也可以准确地区别所处的位置环境^[26,6]。

3.2 姿态感知

人的姿态变化往往蕴含着丰富的意图信息, 例如身体动作、手势和表情变化等。与传统的人机交互方式相比, 姿态控制和交互更为直接、自然。随着运动传感和三维视觉技术的发展, 姿态感知也日渐成熟。以下着重介绍智能手机上的手势感知和肢体感知。

1) 手势感知

手势感知主要有两种类型。第一种是感知手持手机的手势动作。利用智能手机内置的加速度传感器、磁力传感器和陀螺仪, 可以确定其在三维空间中的方向。当用户手持手机在空间中平移、转动或摇晃时, 通过连续采集上述传感器数据进行分析, 可以识别出不同的手势动作^[27-30]。

第二种是感知智能手机周围空间中的手势动作。Cheng 等人^[31]利用平行固定在移动设备上的两个近距离传感器, 可以识别简单的划动和推拉等手势; LeapMotion 手势控制器¹通过红外摄像头对手指进行跟踪, 可以精准地识别其工作区间内的手势动作; MYO 腕带²则通过检测手势变化时的肌肉放电特征来识别不同的手势; Fukui 等人^[32]也提出了一种使用光传感器阵列识别手势的腕带原型。

2) 肢体感知

对用户肢体活动的感知往往需要借助外接的运动感知设备。传统的感知方法使用多个摄像头从不同角度拍摄肢体运动, 并结合人体模型来跟

踪肢体运动^[33]；体感控制器Kinect则通过红外摄像头获得深度信息，并结合摄像头建立人体三维模型，从而更准确地捕捉肢体动作^[34]；智能腕带Amiigo则通过结合腕带和鞋夹上的传感器来识别肢体的屈伸、跳起、俯卧等动作。这些外置传感装置可以通过蓝牙或有线方式连接到智能手机，在增强现实、游戏控制和健身辅助等方面的作用方兴未艾^[35]。

3.3 行为感知

用户行为包含了丰富的上下文情境信息。短时间内，用户行为反映的是个体当前的活动状态和意图；长期而言，用户行为特征则反映了不同个体的喜好和习惯^[36]。因此，对用户行为的感知是提供个性化服务的重要基础。以下着重介绍在智能手机上进行用户行为感知的常用方法。

利用智能手机内置的传感器，例如加速度传感器、陀螺仪等，可以识别不同的用户行为^[37-40]。当用户从事某些特定活动时，携带在身上的智能手机采集到的加速度值会出现特定的特征。例如，当用户步行时，水平方向上的加速度值会出现周期性变化。在此基础上，Brezina 等人^[40]通过对每个个体的行为特征分别进行建模识别，可以区分六种不同的活动类别；Kwapisz 等人^[39]则使用 29 个个体的数据进行统一建模，可以识别走路、跑步、上下楼梯等日常活动；Miluzzo 等人提出的 CenceMe^[38]在动作识别的基础上，结合其他传感器数据，可以提供更高层的行为识别，例如开会、聚会或跳舞等。

但是，使用智能手机内置运动传感器进行行为识别的缺点在于：运动时难以将手机固定在身体的特定位置，感知数据源单一，数据质量较低^[41]。解决的办法是使用专用的外接运动传感设备^[42,43,41]。这些传感设备一般佩带在四肢和腰部，以最大程度地采集运动特征。采集的运动数据先通过蓝牙等无线方式传输到智能手机，再进行行为活动识别。例如，Gyorbiro 等人提出的 MotionBand 腕带式传感器，通过佩带在腕部、脚踝和髌部的三个加速度传感器，可以准确识别用户的六种不同行为^[41]；Nike 公司的 FuelBand 腕带则结合智能手机对用户的运动行为进行分析，

并转换成运动量来激励用户进行锻炼。

综上所述，使用智能手机进行用户行为感知，不仅需要多传感器长时间协同感知，还需要较复杂的行为识别模型，因此其应用范围仍然比较有限。

3.4 身份感知

身份信息是个体的唯一标识，记载了个体的基本信息、习惯和偏好等其他特征。在识别用户身份信息的基础上，智能手机可以提供个性化和自适应的服务。

个人身份信息可以存储在名片、二维码或 NFC 标签中，并被智能手机读取。纸制名片可以利用摄像头拍照后进行识别^[44]，但是准确率不高；二维码可以打印或显示在屏幕上，通过手机摄像头识别，具有部署方便、成本低等优点，但其存储容量较小，用户体验不佳；NFC 标签可以存储 1K 以上的结构化的个人身份信息（例如 vCard 格式），并通过带有 NFC 芯片的智能手机接触读取^[45]，与二维码相比，响应速度和易用性均较好，但部署成本较高。

个体身份信息还可以通过其生物特征被识别出来，亦即生物认证（Biometric identification）^[46]。常用的生物特征包括人脸、语音和动作姿态等。人脸是重要的个体生物特征。通过检测人脸中的眼、鼻、嘴等局部特征，可以较好地识别个体^[47]，例如 Ng 等人^[48]在智能手机上实现了实时人脸识别；人的语音也具有强烈的个体差异。通过声学特征对语音进行分类，可以识别说话人的性别^[6]和身份^[10]，例如微软 Redmond 研究院的 SpeakerSense^[10]系统可以实时识别会话时说话人的身份，清华大学的 CR-SUGRA 系统^[49]则通过声纹特征识别来区分说话人身份，以增强麦克风阵列在说话人定位方面的准确度；同时，不同个体的动作姿态特征也存在差异，例如浙江大学的 GaitPrint^[42]通过多个加速度传感器感知人的步态，可以识别 30 个不同的个体，达到 96.7% 的准确率。

随着智能手机逐渐普及，其本身也将携带越来越多的用户个人信息，并最终成为用户身份的物理载体。目前已有一些研究者利用智能手机实现用户身份的自动鉴权^[50-52]。例如，复旦大学的 SmartID^[50]使用智能手机存储用户的个人身份和登录凭证，并通过蓝牙与接入系统建立连接，从而完成身份识别、自动登录和自动锁定等功能；

1 <https://www.leapmotion.com>

2 <https://getmyo.com/>

一些汽车厂商也已经开始将车主信息置入智能手机，从而可以通过 NFC 芯片接触汽车来解锁汽车车门^[52]。

3.5 生理信号感知

心率、血压、体温等生理信号反映了人类生命活动的状态。目前，便携式的生理信号测量仪器已经日益普及，并提供了丰富的连接方式和访问控制接口^[53]。通过智能手机对上述生理信号进行感知、汇总和处理，并与远程医疗服务相连接，有助于降低医疗成本，实现无处不在的普适健康理念^[54]。

一般而言，智能手机并不携带专门的生理信号传感器，而是借助无线网络或硬件接口与生理测量仪器相连接。例如，Jay 等人提出的个人健康监护系统通过蓝牙将智能手机和便携式心电图仪、血压计、体重计等仪器连接起来，在智能手机上实时显示用户的生理数据；Jovanov 等人^[55]则进一步提出了无线体域网（Wireless Body Area Network, WBAN）概念，即通过蓝牙、Zigbee 等无线网络将用户身上的各种生理监测传感装置与智能手机连接成为网络，通过智能手机采集、分析和汇总生理健康数据；而 Basis Band 智能手表则通过感知用户的心率、血压、体温来监测睡眠质量，并通过蓝牙实时连接到智能手机，给予用户反馈和健康建议。

另一方面，利用智能手机本身的传感器也能粗略地感知一些用户生理信号。例如：Poh 等人^[56]利用智能手机摄像头拍摄人脸来感知心率。其原理是脸部血管体积会随心跳周期而变化，进而影响到面部对光线的反射；智能手机应用 Cardiograph 则根据相似原理，利用手机后置摄像头和闪光灯对准手指血管进行脉搏监测，提升了测量精度。

3.6 脑电信号感知

大脑是人类思维活动的中枢，脑电信号则是由大脑皮层活动产生的生物电信号。通过脑机接口（Brain-Computer Interface, BCI）^[57]可以感知大脑活动的电位特征，从而对人类的思维活动进行认知。与智能手机相结合，脑电信号可以用于提供更直接的人机交互方式。

目前市场上已经出现了一些低成本、便携式的头戴式脑电信号采集设备，例如 NeuroSky 的

MindWave 头箍¹。此类设备可以采集头部特定位置的脑电信号，并经蓝牙传送到智能手机，从而根据信号特征检测大脑的放松程度（attention）和专注程度（meditation）等活动状态^[58]。

但是，单一位置的脑电信号并不足以反映大脑活动的整体情况。而通过使用多个电极同时采集大脑不同位置的脑电信号，可以获得更丰富的电位特征。其中，事件相关电位（event-related-potentials, ERP）中的 P300 信号已获得广泛研究^[59-61]。P300 信号会通过视觉、听觉或触觉等感官刺激诱发，并在刺激发生后约 300 毫秒后形成一个正电位波形^[62,60]。在智能手机上，P300 信号的一个典型应用是 Campbell 等人开发的 NeuroPhone^[59]，其通过检测 P300 电位来操控手机进行拨号。当用户注视的联系人头像高亮显示时，大脑中产生的 P300 信号会被识别出来，从而触发自动拨号操作。NeuroPhone 展示了脑电信号感知的初步应用。未来，脑电信号将可用于更复杂的人机交互和协作，甚至用户意图识别^[63]。

目前，脑电信号感知和识别的工作还比较初级，其在智能手机平台上的应用还局限于简单的用户交互手段。未来随着脑电领域研究的发展，智能手机则有望直接感知用户意图，达到自然直观的人机交互体验。

3.7 情感感知

人的情感状态反映了个体对外在环境的主观感受，Ekman 将人的基本情感分为高兴、哀伤、生气、厌恶、惊讶和恐惧等六大类^[64]。这些情感状态可以通过人的语音、表情甚至大脑活动信号表现出来。利用这些情感特征，智能手机可以感知和理解用户的情感变化，从而自适应地选择合适的时间和场所提供应用和服务。

声学研究表明人类情感状态会影响说话时的声学特征^[65]，例如语速快慢、声音强度和音调变化。为不同情感状态建立对应的声学模型，对语音进行分类，可以识别出说话人的情绪^[66-69]。例如，Rachuri 等人的 EmotionSense^[9]利用智能手机对会话状态下的语音信号进行分析，可以识别不同用户、不同活动场景下的情感特征和变化。

不仅语音，人脸表情也能反映人的情感状态。通过计算机视觉的方法检测人脸局部肌肉群的变

¹ <http://www.neurosky.com>

化,可以识别不同的表情,从而判断其内在的情感状态^[67];Busso 等人的工作则结合了语音和表情来识别人的情绪,使得情绪识别的性能和稳定性得到提高^[68]。

大脑作为人的情感中枢,其活动信号也可以用于情感状态的识别。通过 fMRI 技术对不同情感状态下的大脑皮层活动进行造影和分析,可以发现不同位置的皮层活动与对应的情感状态相关^[69];通过提取大脑多个区域的脑电信号特征,则可以实现对多种基本情感的识别和分类^[70,71]。

在智能手机这一平台上,利用内置的麦克风、摄像头以及外接的脑电采集设备,可以从语音、表情和大脑活动等多个模态对用户情感进行感知和建模,从而更深入地理解用户意图和行为。目前,受限于智能手机的感知硬件和能耗要求,实现对人类复杂情感的长时间感知和理解还比较困难,目前的研究仍比较初级。未来,通过各种感知手段的融合,有望实现对用户情感和意图的真正理解,从而智能地提供应用和服务。

3.8 社会关系感知

社会关系反映了个人与他人、群体之间的联系,既包括真实空间中的联系(例如好友和同事),也包括虚拟空间中的联系(例如如社交网络中的联系人和群组)。借助前述各种智能手机感知手段,可以从社会活动中发现用户之间的社会交互特征和规律,进而理解用户的社会关系^[72]。社会关系感知能帮助用户协调社会行为,促进社群的互动、沟通和协作^[73]。

通过移动设备组成的具有交互性和参与性的感知网络,可以对群体信息进行收集、分析和共享,亦即参与感知(Participatory Sensing)^[74]的概念。例如,Miluzzo 等人提出的 CenceMe^[75]系统能将智能手机感知到的个人活动、位置和习惯爱好等信息自动发布到社交网络中,从而可以通过分析发现网络中的潜在社会关系;Wyatt 等人^[76]记录了 24 个用户 6 个月的会话数据,从中构建了一个用户关系网络,并研究了网络的结构变化和关系强度变化;Aharonya 等人进行的 Social fMRI 实验则结合长时间的智能手机感知数据和社会调查,对实验者的朋友和家庭关系进行分析,发现了个人社交圈子与收入水平存在相关性等结论^[77]。

另一方面,位置信息在社会关系发现中亦具有重要作用^[78]。目前,基于位置的移动社交网络

已经开始普及,例如 Foursquare 和微信等;Eagle 等人^[79]则利用一个社群中移动设备自动感知到的位置和通讯记录等信息来推测用户关系,可达到 95%的准确度;Quercia 等人^[80]则通过分析用户的位置特征,例如家或工作场所的位置,来推荐相应的社会活动。

4 智能手机感知的应用

随着智能手机感知能力、计算能力和通讯能力的不断增强,基于移动感知的应用越来越受到关注。这些应用或直接访问传感器硬件,或间接通过传感技术获得情境信息,为用户带来了自然的交互体验和智能化的服务。以下将从健康生活方式、普适医疗护理、智能家居环境、智能交通出行、自然娱乐体验和移动教育协作等六个方面对这些应用进行阐述,如图 2 和图 3 所示。

4.1 健康生活方式

随着生活节奏的加快,熬夜、缺乏锻炼等不良生活方式带来的健康问题日益严重。通过基于智能手机的感知和劝导技术^[81],可以帮助用户形成科学的饮食习惯,提升运动的积极性,养成正确的作息规律。

在饮食方面,台湾大学的 Playful Bottle^[82]利用智能手机劝导办公室用户喝足够量的水。该应用通过智能手机摄像头感知水杯水量,从而记录用户喝水频率和水量,并通过游戏形式对用户进行提醒;Radomir 等人设计的 Sensing Fork^[83]则是一种智能叉子,它能感知用户的进食动作和食物种类,并结合智能手机游戏帮助儿童养成良好的进食习惯;Tsai 等人提出的 ImEB 系统^[84]通过智能手机记录用户一天的卡路里摄入,并适时给予反馈和建议,从而帮助用户控制体重。

在运动方面,Consolvo 等人提出的 UbiFit Garden 系统^[85]通过智能手机游戏的方式鼓励用户定时进行运动,以保持身体健康;Nike 公司的 Nike+ Running 应用则通过感知用户的跑步距离、速度和时间,估算出运动的卡路里消耗,并在跑步时提供音频反馈。

在生活习惯感知方面,MIT 提出的 Funf 开放感知平台¹试图通过智能手机不间断地感知用户的位置、行为、社交活动等信息,对用户的作息规

¹ <http://funf.org>

律进行分析，从而为上层应用提供个性化的用户知识；而一些智能腕带，如Jawbone Up和Fitbit Flex等，则通过与智能手机相结合，记录用户的运动量、饮食热量摄入和睡眠质量来评价用户的健康状态，并有针对性地给出专业的运动、饮食和睡眠建议，促进用户养成健康的生活方式。

综上所述，借助日益成熟的智能手机感知手段和劝导技术，有助于帮助人们形成健康的生活方式。然而目前这些应用仍然比较单一，尚未形成多种感知方式融合的体系，其行为劝导的效果也有待提高。

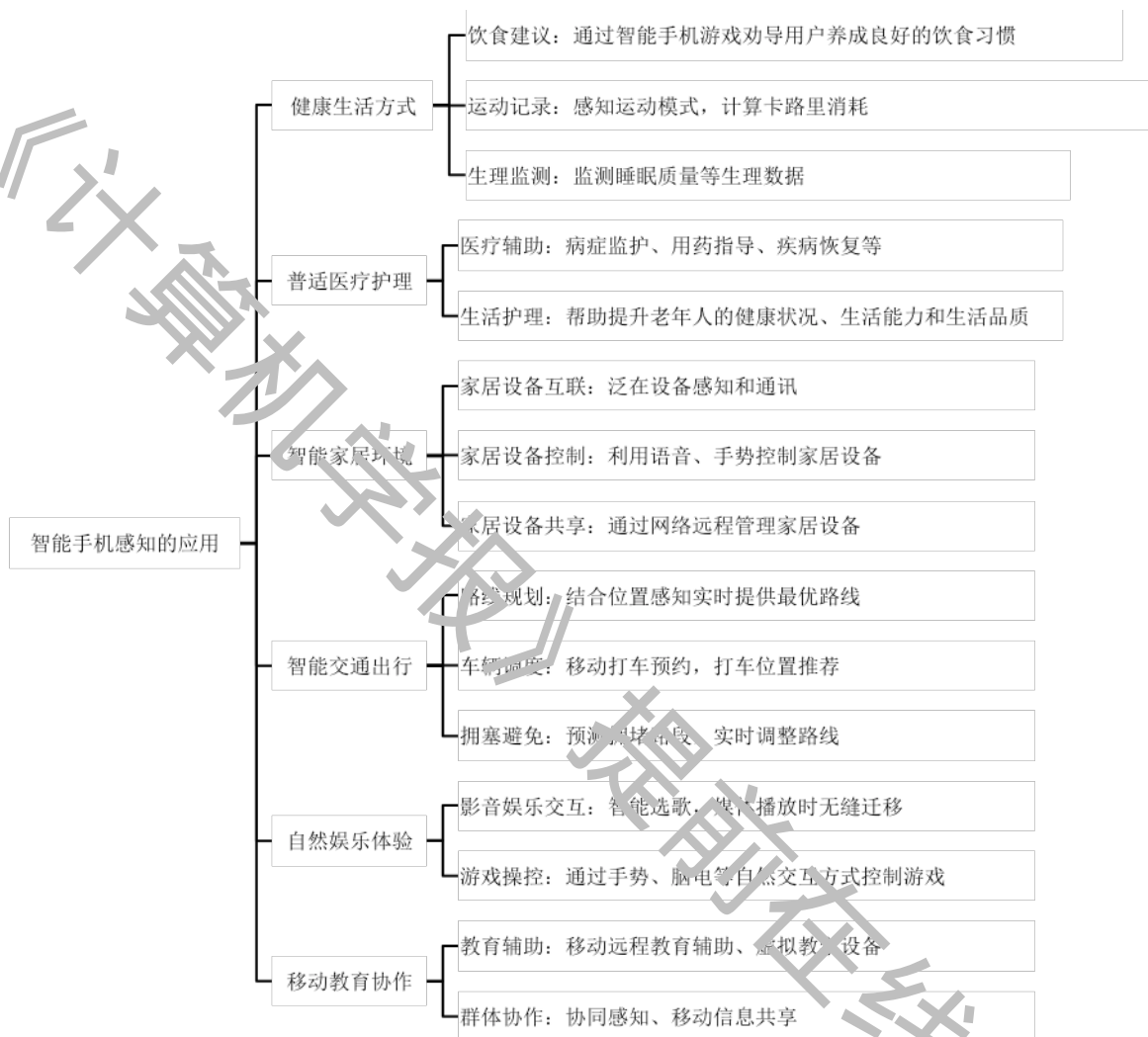


图 2 智能手机感知的应用

4.2 普适医疗护理

随着生活水平的提高和人口老龄化时代的到来，人们对高质量的医疗护理服务的需求日益迫切，普适医疗 (pervasive healthcare) 模式应运而生^[86]。近年来，随着智能手机逐步普及，基于智能手机和生理传感装置的家庭医疗辅助和老年人生活护理得到了广泛关注，成为普适医疗的研究热点^[87-90]。

在家庭医疗辅助方面，不少研究工作涉及了病症监护、用药指导、疾病恢复等内容。Scherr

等人^[91]提出了一个心脏病人远程监护系统，并运用在了 20 个病人身上。该系统将病人每天的血压、脉搏和服药情况等信息通过移动设备汇总到远程监护中心，并能对超出阈值的生理信号进行报警，使得医护人员可以第一时间得知病人的情况；台湾交通大学的 Wedjat 系统^[90]可以根据药物相互作用原理自动安排服药时间，并通过智能手机提醒用户按时服药；Gay 等人^[89]也提出了一个基于智能手机和心电图传感器的心脏病康复辅助系统。该系统能够指导和提醒病人按时进行术

后锻炼。同时，心电图传感器将采集的生理信号传送到智能手机上，通过手机分析后对病人的康复情况进行反馈，并汇总到远端医护平台。

在老年人生活护理方面，亦有不少研究者致力于通过感知技术提升老年人的健康状况、生活能力和生活品质。清华大学的 uCare 系统^[92]利用智能手机的加速度传感器检测老年人摔倒，并自动发出警报或拨打紧急联系人号码；西北工业大学则提出了一个基于移动社交网络的协作式老年人服药系统^[93]。该系统一方面可以通过感知技术检测老年人是否按时服药并给予提醒，另一方面允许用户之间通过智能手机发送服药提醒，并对用户服药的执行情况进行排名，以激励老年人按时服药；中科院计算所的 EPCare^[93]系统则致力于提升老年人生活品质。该系统通过智能手机帮助老年人制定每日运动计划，估算运动时卡路里消耗，防止和检测意外摔倒，并监测相关生理信号等，为老年人生活提供了普适的护理服务。

4.3 智能家居环境

随着物联网技术的发展和智能家电设备的普及，智能家居环境^[116]已初现雏形。智能手机作为沟通“人-机-物”的终端设备，不仅可以作为各种家居设备的统一控制器，更将成为这些设备的信息共享中心，应用前景十分广阔^[94]。

在家居设备控制方面，智能手机可以提供多模态交互和远程监控等功能。例如，Das 等人提出的家庭自动化安全系统 (HASec)^[95]可以利用移动设备控制家中设备，例如操控视频摄像头，或开关电脑；清华大学^[96]则提出了基于智能手机的智能家居应用 HouseGenie。用户使用 HouseGenie 可以实时监控家居设备状态，并直观地操控设备完成所需任务；浙江大学的 MagicPhone^[117]则以智能手机为终端，结合语音和手势对家居环境中的设备进行操控，例如开关电视或调节空调温度。

在家居设备信息共享方面，微软亚洲研究院^[97]提出了 Human-Building-Computer Interaction (HBCI) 的概念。用户通过智能手机读取家居设备上的二维码来获取设备状态和能耗信息，从而协调各个设备的工作顺序和时间，以达到降低总体能耗的目标；浙江大学的 WaterLady 项目^[98]则将饮水机连接到新浪微博，使得用户能够通过智能手机获得状态提醒。

目前，智能家居系统仍然比较简单，智能手

机作为智能家居系统中的一部分，所发挥的作用比较有限。未来，智能手机有望成为智能家居系统中的控制中心和共享中心，利用其随时随地的感知和交互能力，为智能家居环境的发展提供更大的想象空间。

4.4 智能交通出行

随着城市规模的扩张，城市交通网络日趋复杂，车辆不断增加，随之而来的交通问题日益严重。智能手机可以作为城市智能交通系统的终端，在路线规划、车辆调度、拥塞避免等方面为用户提供及时准确的资讯，成为个人智能出行的有效工具。

在路线规划方面，多数智能手机地图应用都支持实时查询从出发点到目的地的公交、驾车或骑行路线，有的应用还支持在路径选择时避开拥堵路段；东京大学的 NaviComf 系统^[99]则利用环境和智能手机感知来进行行人导航，以提高步行时的舒适度。NaviComf 通过综合感知道路环境的温度、天气、拥堵程度等信息，评价路段的舒适程度，从而自动选择最佳的路径进行导航，并通过智能手机反馈给用户。

在车辆调度方面，通过移动设备查询、预约出租车的的应用已逐渐流行起来。“快的打车”等应用通过智能手机感知乘车人和出租车的位置，将预约任务智能地分配给合适的出租车，并使用语音交互方式来提高易用性；柏林自由大学的自动驾驶车项目^[1]则允许用户通过 iOS 移动设备预约无人驾驶车。当用户在移动设备应用中选择目的地后，该应用会自动确定用户位置，并选择最近的自动驾驶车来接送用户；微软亚洲研究院的 T-Finder 系统^[101]则通过分析长时间的出租车轨迹数据和乘客移动规律，结合智能手机感知的位置信息，为出租车司机和乘客推荐合适的打车地点和路径。

在拥堵避免方面，多数智能手机地图应用都支持在主要城市显示主要道路当前的车流量，从而帮助用户避开拥堵路段；Thiagarajan 等人提出的 VTrack 系统^[102]利用路网中众多的智能手机来确定车的位置，可以估算出拥堵路段和预期拥堵时间，进而帮助用户选择合适的路径。ParkNet^[100]则能结合智能手机和车载红外感知器件，实时汇总城市中的停车位变化状态。

1 <http://autonomos.inf.fu-berlin.de>

然而，上述基于智能手机位置感知的交通辅助应用多数存在隐私和安全等问题，无人驾驶技术也尚处于初步阶段。未来，有望通过更完善的智能手机感知和交互手段，将人、车和路网更好地融合在一起，达到真正的智能交通出行。

4.5 自然娱乐体验

随着移动设备感知交互技术的迅速发展，智能手机有望通过与电视、个人电脑和游戏主机等传统多媒体平台相结合，带来更丰富的娱乐体验。与传统多媒体娱乐方式相比，智能手机将带来更加自然的感知和交互手段，为音乐、视频和游戏等应用带来新的体验。

在音乐、视频等多媒体交互方面，新的感知方式能将用户从手动操控中解放出来。其中，Dornbush 等人提出的 XPod 应用可以根据用户心情自动播放合适的音乐。该应用通过一系列可穿戴传感器设备感知用户的位置和行为，进而推测用户的情绪，在此基础上选择播放符合用户心情的音乐；浙江大学的 TaskShadow 框架^[103]则通过感知用户的位置变化，自动地在移动设备和个人电脑、电视之间进行多媒体无缝迁移，保证音乐、视频播放不被中断。

随着游戏产业的重心从传统桌面平台向移动平台上转移，游戏应用已经成为移动平台上最受欢迎的应用类别^[104]。借助丰富的感知交互和虚拟现实技术，智能手机可以提供更自然的游戏操控，并与 PC 等传统游戏平台相结合，增强游戏体验。清华大学的 Surprise Grabber^[105]通过感知智能手机在空间中的运动，控制游戏中虚拟的手抓握运动的虚拟物体；浙江大学的 Tilt&Touch^[29]使用手势感知技术，将智能手机作为 3D 控制器，提供在三维场景漫游中移动、旋转、视角缩放的直观自然交互体验；Emotiv 和 NeuroSky 等公司的便携式脑电采集设备可以识别出人脑活动的专注程度和放松程度，从而通过意念进行游戏操控，例如通过放松思绪使虚拟小球保持悬浮，或通过集中注意力来获取游戏中的道具^[106]；Cheok 等人的 Capture the Flag 游戏则通过智能手机实时感知用户位置，并将现实世界中的动作映射到虚拟游戏世界中，实现多人实时的虚拟现实游戏^[107]。

4.6 移动教育协作

随着移动互联网的成熟，以智能手机为载体的移动教育和群体协作逐渐受到关注。智能手机

丰富的感知和交互手段有助于提升教学趣味性，移动社交网络则有助于促进团队成员之间的协作和沟通。

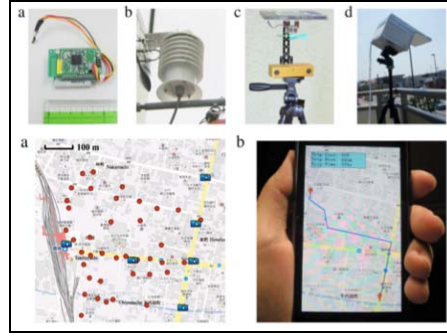
在教育辅助方面，香港大学^[108]利用增强现实技术实现了寓教于乐 (Edutainment) 的物理教学辅助应用。这些应用使用视觉标签代表虚拟仪器，通过移动设备的摄像头进行物体捕捉和识别，并能演示虚拟仪器之间的物理作用；清华大学^[109]则采用 Web Service 构建了一套开放的远程教育系统 Open Smart Classroom。该系统允许教师通过智能手机上传课件，并通过手机控制课件播放，以及与学生进行远程教学互动等，利用移动设备的接入弥补了传统远程教育方式的不足。

在群体协作方面，西北工业大学的智能校园系统^[110]实现了基于移动社交网络的信息资源共享，其中以自习室查询应用 Where2Study 和参与感知应用 I-Sensing 为代表。通过 Where2Study 应用可以实时查询每个教室的使用情况，以及正在上自习的好友所在教室，从而快速地找到自己的好友。该应用一方面有助于提高自习教室的使用率，另一方面借助社会交互促进了同学之间的互助合作；I-Sensing 则是一个基于多人实时协作的校园设施查询系统。该系统利用智能手机作为感知节点，并引入竞争机制来激励用户参与感知。

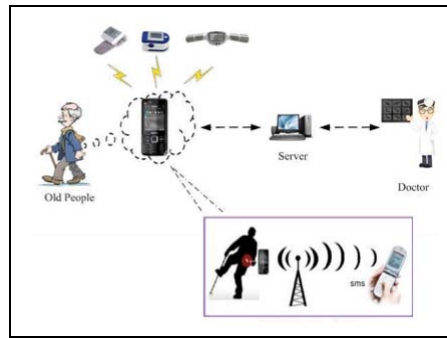
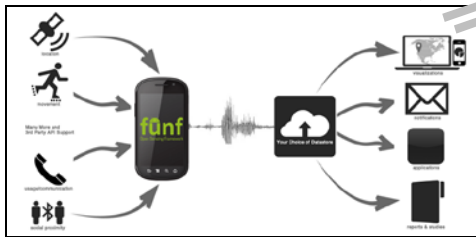
3 发展趋势分析

目前，基于智能手机感知的研究与应用还存在不少局限性。硬件方面，存在感知范围比较局限，感知精度不高等问题。软件方面，仍缺乏统一的感知平台、标准和中间件，交互方面的应用比较局限。

展望未来，随着云计算、社交网络和物联网的发展，智能手机将逐渐成为打通“人-机-物”三元世界的门户，基于智能手机的感知应用将为健康、生活、出行、娱乐和教育等领域带来革命性的变化。以下从五个方面对智能手机感知和应用的发展趋势进行阐述。

(a) NeuroPhone: 利用脑电波控制智能手机拨号^[59](b) NaviComf: 基于环境感知的行人导航系统^[99]

(c) Jawbone Up: 记录用户睡眠、运动和饮食的智能腕带

(d) PPCare: 老年人健康监护和摔倒检测系统^[93]

(e) Funf: 可配置的用户生活方式感知平台

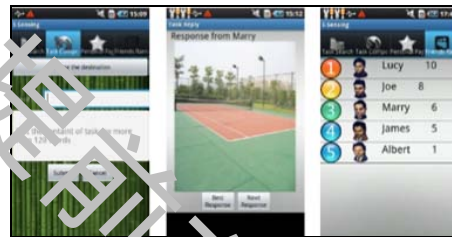
(f) I-Sensing: 基于参与感知的公共设施共享平台^[78]

图 3 智能手机感知的几个应用

5.1 趋势一：从设备到云端

目前，智能手机承载了大量的个人信息，涵盖了个人信息的采集、处理和存储等环节。但是受限于智能手机本身处理、存储能力和能耗限制，对这些个人信息的使用和共享还存在很大的局限性。未来，个人信息的载体将从智能手机逐步转移到无处不在的云端平台上，而智能手机将作为个人接入信息世界的门户而存在。这样一来，不仅移动设备上的信息存储和处理能力得到无限扩充，同时也使得跨设备、跨平台的信息获取和共享成为可能。

在此基础上，无处不在的普适健康医疗系统和移动教育协作平台将得到更大的发展空间。例如，

Nike+ FuelBand 和 Fitbit 已经建立了关于用户生理和运动数据的云端平台，并通过整合和分析这些数据，为用户提供生活和运动方面的个性化方案。同时，基于云端的个人信息共享也将极大地促进社交应用的发展。

5.2 趋势二：从个体到群体

目前而言，智能手机可以感知到个人用户的位置、活动、生理信号甚至情绪变化，从而对用户行为和健康状况等进行分析和预测。未来，智能手机的感知范围将从单一的个人扩展到社群以至整个社会。通过参与感知和众包等社群协作方式形式，可以实现对特定群体、特定时空事件的大规模感

知,从而在城市规划、群体协作等领域得到应用。例如,研究者利用诺基亚洛桑研究所提供的一份200位手机用户一年的感知数据,进行了城市区域功能识别^[111]、用户行为预测^[112]、用户社会关系分析^[113]等工作,展示了移动感知大数据在社会计算等多个领域的应用前景。随着智能手机的进一步普及和感知能力的进一步加强,群体感知将在社会计算领域发挥更重要的作用。

5.3 趋势三:从分散到统一

受限于不同硬件规格和软件平台的差异,目前智能手机的感知应用呈现相对分散的特点,亦缺乏统一的感知规范和中间件。随着硬件技术和感知平台的发展,智能手机的感知技术将不再受限于特定硬件和操作系统,而是形成可扩展、可配置的统一规范。具体而言,由于不同的硬件传感器和操作系统提供的接口和调用方法各不相同,基于智能手机感知的应用需要在各个平台进行异构实现。未来随着硬件标准化和Web技术的发展,未来的感知应用将能通过统一的接口和协议访问感知硬件;同时,感知任务也将能够借助统一的云端平台进行分发、收集和管理。有鉴于此,Lane等人将智能手机抽象成具备通用感知功能的“传感器”,并定义了基于“感知-学习-分享”的计算范式^[3]。在此基础上,大规模的感知任务将能够通过统一的配置协议进行分发,并通过标准的数据格式为上层应用提供感知结果。

5.4 趋势四:从数据到语义

随着感知技术的融合和发展,承接底层感知设备和上层应用智能手机感知中间件将替代现有的分散架构。这一中间件层将完成数据采集、去噪等预处理工作,并进一步将这些数据语义化,使得上层应用可以直接获得关于用户活动的情境信息。

目前已有大量工作致力于从智能手机感知到的数据中获得用户情境的语义化表示。例如,SoundSense^[6]通过声音特征获得用户位置的语义化表示;EmotionSense^[9]则通过语音信号识别用户的情感状态;SurroundSense^[24]进一步通过融合声音、Wi-Fi信号等环境特征确定用户所处的环境信息。未来的情境感知中间件将整合这些工作,并通过统一的接口为上层应用提供用户情境,帮助这些应用更好地理解用户意图和行为。

5.5 趋势五:从感知到认知

目前,智能手机感知能力还较为初级,感知到

的大量关于人的信息没有得到充分利用。未来,通过建立以人为中心的云端数据平台,将能集中存储和管理这些感知数据,使得智能手机成为用户的“人生记录仪”。在此基础上,通过对这些感知数据的处理、分析和深入挖掘,智能手机将逐渐具备学习、理解和推理等认知能力,并基于对用户的认知构建个性化的用户模型^[114]。最终,具有认知能力的智能手机将能够根据用户的行为习惯、个人偏好和生活方式进行个性化的服务推荐、出行安排和健康建议等,并最终成为用户的“智能影子”或“阿凡达”^[115]。

6 总结

智能手机的普适感知和应用领域正处于茁壮成长时期,结合了传感技术、移动互联网、智能计算等领域的最新技术,朝着以人为本、无处不在、智能感知的方向不断向前发展。本文从智能手机感知的硬件基础、感知内容和感知应用三个方面对当前的研究热点进行了综述,并对未来发展趋势作了展望。基于智能手机的普适感知应用将对医疗和健康生活方式、娱乐和移动协作、交通和城市规划等众多领域产生深远影响。

致

本文得到教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-13-0521)、国家973项目(2013CB329504)、浙江省钱江人才计划(2011R10078)的资助。

参考文献

- [1] Kevin Burden. Global business smartphone survey Q3 2012. Boston MA: Strategy Analytics, February, 2013.
- [2] Luo Jun-Zhou, Wu Wen-jia, Yang Ming. Mobile Internet: terminal devices, network services. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(11): 2029-2051 (in Chinese)
(罗军舟, 吴文甲, 杨明. 移动互联网: 终端, 网络与服务. 计算机学报, 2011, 34(11): 2029-2051)
- [3] Lane N D, Miluzzo E, Lu H, et al. A survey of mobile phone sensing. IEEE Communications Magazine, 2010, 48(9): 140-150

- [4] Gad-el-Hak M. MEMS: Introduction and Fundamentals. USA, CRC Press, 2010
- [5] Blum J R, Greencorn D G, Cooperstock J R. Smartphone sensor reliability for augmented reality applications. // Proceedings of the 9th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services. Beijing, China, 2012: 127–138
- [6] Lu H, Pan W, Lane N D, et al. SoundSense: scalable sound sensing for people-centric applications on mobile phones. // Proceedings of the 7th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. New York, USA, 2009: 165–178
- [7] Saunders J. Real-time discrimination of broadcast speech/music. // Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Atlanta, USA, 1996: 993–996
- [8] Zheng F, Zhang G, Song Z. Comparison of different implementations of MFCC. Journal of Computer Science and Technology, 2001, 16(6): 582–589
- [9] Rachuri K K, Musolesi M, Mascolo C, et al. EmotionSense: a mobile phones based adaptive platform for experimental social psychology research. // Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous. New York, USA, 2010: 281–290
- [10] Lu H, Bernheim B A, Priyantha B, et al. SpeakerSense: energy efficient unobtrusive speaker identification on mobile phones. // Proceedings of the Ninth International Conference on Pervasive Computing. San Francisco, USA, 2011: 188–205
- [11] Widrow B, Glover, et al. Adaptive noise cancelling: principles and applications. Proceedings of the IEEE, 1975, 63(12), 1692–1716
- [12] Want R. Near field communication. IEEE Pervasive Computing, 2011, 10(3): 4–7
- [13] Madlmayr G, Langer J, Kantner C, et al. NFC devices: security and privacy. // Proceedings of the 3rd International Conference on Availability, Reliability and Security. Barcelona, Spain, 2008: 642–647
- [14] Robinson A, Verma S, Dutta P. Audiodaq: turning the mobile phone's headset port into a universal data acquisition interface. // Proceedings of the 11th International Conference on Information Processing in Sensor Networks, Beijing, China, 2012: 151–152
- [15] Djuknic G M, Richton R E. Geolocation and assisted GPS. Computer, 2001, 34(2): 123–125
- [16] Zhao Y. Standardization of mobile phone positioning for 3G systems. IEEE Communications Magazine, 2002, 40(7): 108–116
- [17] Gustafsson F, Gunnarsson F. Mobile positioning using wireless networks: possibilities and fundamental limitations based on available wireless network measurements. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 41–53.
- [18] Liu H, Darabi H, Banerjee P, et al. Survey of wireless Indoor Positioning Techniques and Systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2007, 37(6): 1067–1080
- [19] Li X, Pahlavan K. Super-resolution TOA estimation with diversity for indoor geolocation. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2004, 3(1): 224–234
- [20] Pahlavan K, Li X, Makela J P. Indoor geolocation science and technology. IEEE Communications Magazine, 2002, 40(2): 112–118
- [21] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system. // Proceedings of the 19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Tel Aviv, Israel, 2000: 775–784
- [22] Yin J, Yang Q, Ni L M. Learning adaptive temporal radio maps for signal-strength-based location estimation. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2008, 7(7): 869–883
- [23] Pahlavan K. Semantic location. Personal Technologies, 2000, 1(4): 213–216
- [24] Azizyan M, Constandache I, Roy R. SurroundSense: mobile phone localization via ambience fingerprinting. // Proceedings of the 15th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA, 2009: 261–272
- [25] Liu J, Wolfson O, Yin L. Extracting semantic location from outdoor positioning systems. // Proceedings of the 7th International Conference on Mobile Data Management, Nara, Japan, 2006: 73–73
- [26] Peltonen V, Tuomi J, Klapuri A, et al. Computational auditory scene recognition. // Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, And Signal Processing, Orlando, USA, 2002: 1941–1944
- [27] Pan G, Ren H, Hua W, et al. Easypointer: What you pointing at is what you get. // Proceedings of the 2011 ACM Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, New York, USA, 2011: 499–502
- [28] Ding Yue, Liu Jun-fa, Chen Yi-qiang, et al. Media control interface based on gesture recognition of mobile phone.

- Computer Engineering, 2010, 36(23): 152-154 (in Chinese)
(丁跃, 刘军发, 陈益强, et al. 基于手机手势识别的媒体控制界面. 计算机工程, 2010, 36(23): 152-154)
- [29] Du Y, Ren H, Pan G, et al. Tilt & Touch: mobile phone for 3D interaction. //Proceedings of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing Workshops. New York, USA, 2011: 485-486
- [30] Choi E-S, Bang W-C, Cho S-J, et al. Beatbox Music Phone: gesture-based interactive mobile phone using a tri-axis accelerometer. //Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Industrial Technology. Hong Kong, China, 2005: 97-102
- [31] Cheng H-T, Chen A M, Razdan A, et al. Contactless gesture recognition system using proximity sensors. //Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Consumer Electronics. Las Vegas, USA, 2011: 149-150
- [32] Fukui R, Watanabe M, Gyota T, et al. Hand shape classification with a wrist contour sensor: development of a prototype device. //Proceedings of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing. Beijing, China, 2011:311-314
- [33] Gavrilu D. The visual analysis of human movement: a survey. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 73(1): 82-98
- [34] Xia L, Chen C-C, Aggarwal J K. Human detection using depth information by kinect. //Proceedings of the 2011 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Colorado Springs, CO, USA, 2011: 15-22
- [35] Norrie L, Murray-Smith R. Virtual Sensors: rapid prototyping of ubiquitous interaction with a mobile phone and a kinect. //Proceedings of the 13th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services. New York, NY, USA, 2011: 25-28.
- [36] Baird J A, Baldwin D A. Making sense of human behavior: action parsing and intentional inference. Intentions and Intentionality: Foundations of Social Cognition. MIT press, 2011:193-206
- [37] Yang J. Toward Physical Activity Diary: Motion recognition using simple acceleration features with mobile phones. //Proceedings of the 1st International Workshop on Interactive Multimedia for Consumer Electronics. New York, NY, USA, 2009: 1-10
- [38] Miluzzo E, Lane N D, Fodor K, et al. Sensing meets mobile social networks: the design, implementation and evaluation of the cenceme application. //Proceedings of the 6th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems. New York, NY, USA, 2008: 337-350
- [39] Kwapisz J R, Weiss G M, Moore S A. Activity recognition using cell phone accelerometers. SIGKDD Exploration Newsletter, 2011, 12(2): 74-82
- [40] Brezmes T, Gorricho J-L, Cotrina J. Activity recognition from accelerometer data on a mobile phone. Distributed Computing, Artificial Intelligence, Bioinformatics, Soft Computing, And Ambient Assisted Living, Springer, 2009: 796-799
- [41] Gyórbíró N, Fábíán Á, Hományi G. An activity recognition system for mobile phones. Mobile Networks and Applications, 2009, 14(1): 82-91
- [42] Pan G, Zhang Y, Wu Z. Accelerometer-based gait recognition via voting by signature points. Electronics Letters, 2009, 45(22): 1116-1118
- [43] Bao L, Intille S. Activity recognition from user-annotated acceleration data. Pervasive Computing. Berlin:Springer, 2004: 1-17
- [44] Pan W, Jin J, Shi G, et al. A System for automatic Chinese business card recognition. //Proceedings of the 6th International Conference on Document Analysis and Recognition. Beijing, China, 2001: 577-581
- [45] Chen L, Pan G, Li S. Touch-driven interaction via an NFC-enabled smartphone. //Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops. Lugano, Switzerland, 2012: 504-506
- [46] Jain A, Hong L, Pankanti S. Biometric identification. Communications of the ACM, 2000, 43(2): 90-98
- [47] Chellappa R, Wilson C L, Sirohey S. Human and machine recognition of faces: a survey. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(5): 705-741
- [48] Ng C K, Savvides M, Khosla P K. Real-time face verification system on a cell-phone using advanced correlation filters. //Proceedings of the 4th IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies. Buffalo, USA, 2005:57-62
- [49] Zhang Nan, Zhang Xiao-Zhou, Shi Yuan-Chun, et al. Speaker recognition-based speaker localization on microphone array. //Proceedings of the 1st Chinese Conference on Harmonious Human Machine Environment. Kunming, China, 2005:618-620 (in Chinese)
(张南, 张晓洲, 史元春. 基于声纹识别技术的麦克风阵列说话人实时定位. 第一届建立和谐人机环境联合学术会议. 昆明, 2005:618-620)

- [50] Han W, Cao Y, Lei C. Using a smart phone to strengthen password-based authentication. //Proceedings of the 4th International Conference on Cyber, Physical and Social Computing. Dalian, China, 2011: 372–379
- [51] Shi W, Yang J, Jiang Y, et al. SenGuard: passive user identification on smartphones using multiple sensors. //Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications. 2011: 141–148
- [52] Steffan K, Preißinger J, Schöllermann T, et al. Near Field Communication (NFC) in an automotive environment. //Proceedings of the 2nd International Workshop on Near Field Communication. Monaco, Europe, 2010: 15–20
- [53] Wilcox R, La Teina R. The personal digital assistant, a new medical instrument for the exchange of clinical information at the point of care. *The Medical Journal Of Australia*, 2011, 175(11): 659–662
- [54] Lee H J, Lee S H, Ha K-S, et al. Ubiquitous healthcare service using zigbee and mobile phone for elderly patients. *International Journal of Medical Informatics*, 2009, 78(3): 193–198
- [55] Jovanov E, Milenkovic A, Otto C, et al. A wireless body area network of intelligent motion sensors for computer assisted physical rehabilitation. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2005, 2(6): 49–55
- [56] Poh M-Z, McDuff D J, Picard R W. Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation. *Optics Express*, 2010, 18(10): 10762–10774
- [57] Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J, et al. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 2002, 113(6): 767–791
- [58] Crowley K, Sliney A, Pitt I, et al. Evaluating a brain-computer interface to categorise human emotional response. //Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies. Sousse, Tunisia, 2010: 276–278
- [59] Campbell A, Choudhury T, Hu S, et al. Neurophone: brain-mobile phone interface using a wireless EEG headset. //Proceedings of the 2nd ACM SIGCOMM Workshop On Networking, Systems, and Applications on Mobile Handhelds, New York, USA, 2010: 3–8
- [60] Linden D E J. The P300: Where in the brain is it produced and what does it tell us? *The Neuroscientist*, 2005, 11(6): 563–576
- [61] Wu Bian, Su Yu, et al. A virtual Chinese keyboard BCI system based on P300 potentials. *Acta Electronica Sinica*. 2009, 37(8): 1733–1738 (in Chinese)
(吴边, 苏煜, 张剑慧, 李昕, 张吉财, 陈卫东, 郑筱祥. 基于 P300 电位的新型 BCI 中文输入虚拟键盘系统. *电子学报*, 2009, 37(8): 1733–1738)
- [62] Arndt S, Antons J, Schleicher R, et al. Perception of low-quality videos analyzed by means of electroencephalography. //Proceedings of the 4th International Workshop on Quality of Multimedia Experience. Melbourne, Australia, 2012: 284–289
- [63] Lance B J, Kerick S E, Ries A J, et al. Brain-computer interface technologies in the coming decades. *Proceedings of the IEEE*, 2012, 100(1): 1585–1599
- [64] Ekman P. Basic emotions. //Handbook of cognition and emotion. UK: John Wiley & Sons, 1999: 5–60
- [65] Picard R W. Toward computers that recognize and respond to user emotion. *IBM Systems Journal*, 2000, 39(3): 705–719
- [66] Schuller B, Vlasenko B, Eyben F, et al. Acoustic emotion recognition: a benchmark comparison of performances. //Proceedings of the 2009 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition Understanding. Merano, Italy, 2009: 552–557
- [67] Kenji M. Recognition of facial expression from optical flow. *IEICE Transactions On Information And Systems*, 1991, 74(10): 3474–3483
- [68] Busso C, Deng Z, Yildirim S, et al. Analysis of emotion recognition using facial expressions, speech and multimodal information. //Proceedings of the 6th International Conference on Multimodal Interfaces. New York, USA, 2004: 205–211
- [69] Phan K L, Wager T, Taylor S F, et al. Functional neuroanatomy of emotion: a meta-analysis of emotion activation studies in PET and fMRI. *NeuroImage*, 2002, 16(2): 331–348
- [70] Petrantonakis P C, Hadjileontiadis L J. Emotion recognition from EEG using higher order crossings. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2010, 14(2): 186–197
- [71] Bos D O. EEG-based emotion recognition: the influence of visual and auditory stimuli. *Emotion*, 2006, 6(7): 1798–1806
- [72] An Jian, Gui Xiao-Lin, Zhang Wen-Dong, et al. Social relation cognitive model of mobile nodes in the Internet of things. *Chinese Journal of Computers*, 2012, 35(6): 1164–1174 (in Chinese)
安健, 桂小林, 张文东, et al. 物联网移动感知中的社会关系认知模型. *计算机学报*, 2012, 35(6): 1164–1174
- [73] Yu Zhi-Wen, Yu Zhi-Yong, Zhong Xing-She. Socially Aware Computing. 2012, 35(1): 16–26 (in Chinese)
於志文, 於志勇, 周兴社. 社会感知计算: 概念、问题及其研究进展. *计算机学报*, 2012, 35(1): 16–26

- [74] Burke J A, Estrin D, Hansen M, et al. Participatory sensing. //Proceedings of the 1st International Workshop on World-Sensor-Web. Boulder, Colorado, USA, 2006: 103-108
- [75] Miluzzo E, Lane N D, Eisenman S B, et al. CenceMe – injecting sensing presence into social networking applications. Lecture Notes in Computer Science, 2007, 4793: 1-28
- [76] Wyatt D, Bilmes J, Choudhury T, et al. Towards the automated social analysis of situated speech data. //Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing. New York, USA, 2008: 168-171
- [77] Ahn Jony N, Pan W, Ip C, et al. Social fMRI: investigating and shaping social mechanisms in the real world. Pervasive and Mobile Computing, 2011, 6(6): 643-659
- [78] Yu Zhi-Wen, Zhou Xing-She, Guo Bin. The sensing and computing model, platform and practice in mobile social networks. Communications of the China Computer Federation, 2012, 8(5): 15-20 (in Chinese)
於志文, 周兴社, 郭斌. 移动社交网络中的感知计算模型、平台与实践. 中国计算机学会通讯, 2012, 8(5): 15-20
- [79] Eagle N, Pentland A (Sandy), Lazer D. Inferring friendship network structure by Using Mobile Phone Data. Proceedings of the National Academy Of Sciences, 2009, 106(36): 15274-15278
- [80] Quercia D, Lathia N, Calabrese F, et al. Recommending social events from mobile phone location data. //Proceedings of the 6th International Conference on Data Mining. Las Vegas, USA, 2010: 971-976
- [81] Fogg B J. Persuasive Technology: Using computers to change what we think and do. Ubiquity Magazine, 2002, 10(5): 89-120
- [82] Chiu M-C, Chang S-P, Chang Y-C, et al. Playful bottle: a mobile social persuasion system to motivate healthy water intake. //Proceedings of the 11th International Conference on Ubiquitous Computing, New York, USA, 2009: 185-194
- [83] Azusa Kadomura, Cheng-Yuan Li, Yen-Chang Chen, Koji Tsukada, Itiro Siio, Hao-Hua Chu. Sensing fork: eating behavior detection utensil and mobile persuasive game. //Proceedings of the Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, New York, USA, 2013: 1551-1556
- [84] Tsai C C, Lee G, Raab F, et al. Usability and feasibility of PmEB: a mobile phone application for monitoring real time caloric balance. Journal of Mobile Networks and Applications, 2007, 2(2): 173-184
- [85] Consolvo S, Klasnja P, McDonald D W, et al. Flowers or a robot army? encouraging awareness and activity with personal, mobile displays. //Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing. Seoul, South Korea, 2008: 54-63
- [86] Wu Xin-Dong, Ye Ming-Quan, Hu Dong-hui, et al. Pervasive Medical Information Management and Services: Key Techniques and Challenges. Chinese Journal of Computers, 2012, 35(5): 827-845 (in Chinese)
吴信东, 叶明全, 胡东辉, et al. 普适医疗信息管理与服务的关键技术与挑战. 计算机学报, 2012, 35(5): 827-845
- [87] Zhou Xing-She, Yu Zhi-Wen. Intelligent Elder Care. Communications of the China Computer Federation, 2010, 6(6): 57-67 (in Chinese)
周兴社, 於志文. 面向老年人生活的智能辅助. 中国计算机学会通讯, 2010, 6(6): 57-67
- [88] Dai J, Bai X, Yang Z, et al. PerFallD: A pervasive fall detection system using mobile phones. //Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops, Mannheim, Germany, 2010: 292-297
- [89] Gay V, Leijdekkers P, Barin E. A mobile rehabilitation application for the remote monitoring of cardiac patients after a heart attack or a coronary bypass surgery. //Proceedings of the 2nd International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments, New York, USA, 2009: 1-7
- [90] Wang M-Y, Tsai P H, Liu J W-S, et al. Wedjat: a mobile phone based medicine in-take reminder and monitor. //Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Bioinformatics and Biogeniering, Taichung, Taiwan, China, 2009: 423-430
- [91] Schen D, Zwolker P, Kollmann A, et al. Mobile phone-based surveillance of cardiac patients at home. Journal of Telemedicine and Telecare, 2006, 12(5), 255-261
- [92] Shi Y, Shi Y, Wang X. Fall detection on mobile phones using features from five-phase model. //Proceedings of the 9th International Conference on Ubiquitous Intelligence Computing, Fukuoka, Japan, 2012: 951-956
- [93] Tang Y, Wang S, Chen Y, et al. PPCare: a personalized pervasive health care system for the elderly. //Proceedings of the 9th International Conference on Ubiquitous Intelligence Computing, Fukuoka, Japan, 2012: 935-939
- [94] Chen Yi-Qiang, Liu Jun-Fa, Pan Gang, Yu Chun. Progress on Ubiquitous Interaction. //China Computer Federation, China Computer Federation Proceedings 2011, Beijing, China Machine Press, 2012 (in Chinese)
陈益强, 刘军发, 潘纲, 喻纯. 普适计算交互技术进展. //中国计算机学会, 中国计算机科学技术发展报 2011, 北京, 机

械工业出版社, 2012

- [95] Das S R, Chita S, Peterson N, et al. Home automation and security for mobile devices. //Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops, Seattle, USA, 2011: 141–146
- [96] Zhong Y, Suo Y, Xu W, et al. Smart home on smart phone. //Proceedings of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing. New York, USA, 2011:467–468
- [97] Hsu J, Mohan P, Jiang X, et al. HBCI: human-building-computer interaction. //Proceedings of the 2nd ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Building, New York, USA, 2010: 55–60
- [98] Chen L, Li Y, Zheng Z, et al. Waterlady: a case study for connecting physical devices into social networks. //Proceedings of the 9th International Conference on Ubiquitous Intelligence Computing, Fukuoka, Japan, 2012: 970–974
- [99] Dang C, Iwai M, Tobe Y, et al. A framework for pedestrian comfort navigation using multi-modal environmental sensors. *Pervasive and Mobile Computing*, 2013, 9(6): 421–436
- [100] S. Mathur et al. Parknet: drive-by sensing of roadside parking statistics. //Proceedings of the 8th international conference on Mobile systems, applications, and services, San Francisco, USA, 2010: 123–36
- [101] Yuan N, Zheng Y, Zhang L, et al. T-Finder: a recommender system for finding passengers and vacant taxis. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2012, 25(10): 2390-2403
- [102] Thiagarajan A, Ravindranath L, LaCurts K, et al. Vtrack: accurate, energy-aware road traffic delay estimation using mobile phones. //Proceedings of the 7th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. New York, USA, 2009: 85–98
- [103] Pan G, Xu Y, Wu Z, et al. TaskShadow: toward seamless task migration across smart environments. *IEEE Intelligent Systems*, 2012, 26(3): 50–57
- [104] Nielsen. Play before work: games most popular mobile app category in US. New York: Nielson, Market Report, 2011.
- [105] Fan M. Surprise Grabber: A co-located tangible social game using phone hand gesture. //Proceedings of the 2011 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work. Hangzhou, China, 2011: 625–628
- [106] Yoh M-S, Kwon J, Kim S. NeuroWander: a BCI game in the form of interactive fairy tale. //Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing Adjunct, New York, USA, 2010: 389–390
- [107] Cheok A D, Sreekumar A, Lei C, et al. Capture the flag: mixed-reality social gaming with smart phones. *IEEE Pervasive Computing*, 2006, 5(2): 62–69
- [108] Lai C-L, Wang C-L. Mobile edutainment with interactive augmented reality using adaptive marker tracking. //Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Parallel and Distributed Systems, Singapore, 2012: 124–131
- [109] Suo Y, Miyata N, Morikawa H, et al. Open smart classroom: extensible and scalable learning system in smart space using web service technology. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2009, 21(6): 814–828
- [110] Yu Z, Liang Y, Xu B, et al. Towards a smart campus with mobile social networking. //Proceedings of the 4th International Conference on Cyber, Physical and Social Computing, Dalian, China, 2011: 162–169
- [111] Montoliu R, Martínez-Usó A, Martínez-Sotoca J, et al. Semantic place prediction by combining smart binary classifiers. //Proceedings of the Nokia Mobile Data Challenge 2012 Workshop, Newcastle, UK, 2012: 1-4
- [112] Gao H, Tang J, Liu H. Mobile location prediction in spatio-temporal context. //Proceedings of the Nokia Mobile Data Challenge 2012 Workshop, Newcastle, UK, 2012: 5-8
- [113] Murial A, Mota T, Camp T. Exploring social interactions via multi-modal learning. //Proceedings of the Nokia Mobile Data Challenge 2012 Workshop, Newcastle, UK, 2012: 9-13
- [114] Campbell A, Choudhury T. From smart to cognitive phones. *IEEE Pervasive Computing*, 2012, 11(3): 7-11
- [115] Wu Z, Pan G. *SmartShadow: Models and Methods for Pervasive Computing*. Berlin: Springer, 2013
- [116] Richard Harper. *Inside the Smart Home*. Berlin: Springer, 2003
- [117] Jiahui Wu, Gang Pan, Daqing Zhang, Shijian Li, Zhaohui Wu. MagicPhone: pointing & interacting. //Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing, Video Session. Copenhagen, Denmark, 2010: 451–452



CHEN Longbiao, born in 1987, Ph.D. candidate. His research interests include ubiquitous computing, mobile computing and urban computing.

LI Shijian, born in 1979, Ph.D., associate professor. His research interests include ubiquitous computing, mobile Internet and social computing.

PAN Gang, born in 1976, Ph.D., professor, Ph.D. supervisor. His research interests include ubiquitous computing, computer vision and intelligent systems.

Background

This work is supported by the National Basic Research Program (973 Program) of China under Grant No. 2013CB329504, Program for New Century Excellent Talents in University under Grant No. NCET-13-0521, and Program for Qianjiang Talents of Zhejiang Province under Grant No. 201110070.

As the rapid development of technologies for smartphones and mobile Internet, mobile phone-based sensing technology becomes an emerging trend and is expected to grow rapidly in the near future. In recent years, a great number of researchers have worked on this area intensively, studying the heterogeneous sensing hardwares, novel sensing technologies,

information that are sensible by mobile phones, and mobile sensing based applications. In the past years, the authors also have achieved some research results in this area, and these works mainly focus on the ubiquitous sensing applications. However, many challenges and issues still remain in this area. Therefore, the authors conduct a survey on research topics of the ubiquitous mobile sensing in three aspects, i.e., the sensing hardwares and technologies, sensible information and ubiquitous sensing applications. In summary, the authors elaborate several research directions in this area.

提前在线出版