

一种新的高效率识别 智能手机用户活动并分类的方法

□周剑明 中国联通广州市分公司

【摘要】近几十年来,人类活动识别系统因其在智能家居卫生保健等方面的突出应用,引起了模式识别和人机交互研究者的广泛关注。例如,可以在智能家居医疗系统中采用活动识别系统来改善患者的康复过程。活动识别系统利用各种不同功能的传感器来获得用户行为产生的数据及其所处环境的状态数据,之后使用外部计算资源对这些搜集到的数据做计算。使用该系统能够为人类的运动行为和生活方式提供有价值的信息。本文提出了一种基于智能手机惯性传感器的人体活动识别系统。考虑到个人智能手机在能源与算力方面的局限性,该系统降低了对硬件的要求,我们使用标准支持向量机算法做分类,利用核主成分分析降低计算成本。与传统的支持向量机相比,在保持相似的精度的同时,计算开销有了显著的降低,有助于该系统的普及与推广。

【关键词】机器学习 智能手机 核主成分分析(KPCA) 支持向量机(SVM)

A new efficient method to identify and classify the activities of smart phone users

Zhou JianMing (China Unicom Guangzhou branch, Guangdong Guangzhou 510000)

Abstract: In recent decades, human activity recognition system has attracted extensive attention of pattern recognition and human-computer interaction researchers because of its outstanding application in smart home health care and other aspects. For example, activity recognition systems can be used in smart home healthcare systems to improve patient recovery. The activity identification system uses a variety of sensors with different functions to obtain the data generated by user behavior and the state data of the environment, and then USES external computing resources to calculate the collected data. The use of this system can provide valuable information for human motor behavior and lifestyle. This paper presents a human activity recognition system based on the inertial sensor of smart phone. Considering the limitations of personal smart phones in terms of energy and computing power, this system reduces the requirement for hardware. We use standard support vector machine algorithm for classification, and use kernel principal component analysis to reduce the computing cost. Compared with the traditional support vector machine (SVM), the computational cost is significantly reduced while maintaining similar accuracy, which is helpful for the popularization and popularization of the system.

Keywords: machine learning, smart phone, kernel principal component analysis(KPCA), support vector machine(SVM)

引言

人类活动识别 (Human Activity Recognition, HAR) 因其对移动计算方面各种各样的巨大贡献而成为一个重要的研究领域^[1]。研究人员利用这些系统作为获取用户行为信息的媒介。这些信息通常是由环境传感器和可穿戴传感器等传感器的信号采集而来。来自信号的数据通过机器学习算法进行处理,识别其中的事件。因此,这类 HAR 系统可以应用于智能环境中的许多实际背景,如智能家庭保健系统,可以持续观察患者进行健康诊断和用药^[2],也可以应用于公共场所的自动化监控,预测近期将发生的犯罪行为^[3]。

相关学者在许多应用领域中对 HAR 系统都有过研究,研究者们主要关心的是这些领域中出现的人类活动^[4]。例如散步,跑步,做饭,锻炼等。关于活动的持续时间和复杂性可以分为三个主要的类别:短期活动,简单活动,和复杂活动。短活动类由持续时间很短的活动组成,如从坐到站的过渡。第二类活动是步行和阅读等基本活动。最后一类是基本活动与其他物体和个体的相互结合,例如聚会,正式会议等。本文我们着重于识别第一类活动。

由于现代友好可穿戴传感器的发展, HAR 技术得以能够被广泛深入的研究。这些传感器包括运动传感器、距离传感器、麦克风、视频传感器等。目前大多数 HAR 研究人员更多关注于视频传感器的应用。因为视频传感器能更容易地

监测周围环境,而且视频传感器在我们的生活应用中几乎无处不在。虽然视频传感器在基本活动识别中已经非常流行。然而,考虑到隐私问题,它仍面临着很多困难与挑战。但惯性传感器等可穿戴传感器可以避免出现这类隐私问题,因此这类传感器会在智能家居等隐私环境中发挥更大的作用。

过去的许多 HAR 系统使用加速度计来识别大量的日常活动,如站立、行走、静坐、跑步和躺卧^[5]。在 [6] 中,作者记录了加速度计的数据,以找出重复的活动,如研磨、填充、钻孔和抛光。在 [7] 中,作者尝试在智能环境中对老年人跌倒进行检测和预防。上述系统大多采用了许多固定在人体不同部位的加速度计,然而,这种方法显然不适用于在日常生活中去观测长期活动,因为需要把许多传感器和电缆与人体长时间连接在一起。一些研究记录了单个加速计在胸部或腰部的数据^[8]。这些研究展示了基本日常活动如跑步、散步、说谎等大量识别结果。但是在一些复杂的活动情况下,如包含过渡的活动(坐立、卧立、立坐),则不具有良好的准确性。

综上所述各种应用在活动识别领域的传感器里面,加速度计是最常用的关注人体运动的传感器。该传感器可以以两种方式部署。第一种是多传感器包,如三轴加速度计或身体传感器网络。第二种是与其他传感器如陀螺仪、温度传感器和心率传感器相结合。Bao 和 Intille^[9]提出了最早的 HAR 系统之一,使用 5 个穿戴式双轴加速度计和经典机器学习分类器识

别日常生活中的 20 种活动。考虑到所研究的活动数量众多，分类精度仍能达到 84%。但这一系统也有一个明显的缺点，那就是准确度与身体传感器的数量和位置有关，所以未能广泛商用推广。陀螺仪也被用于 HAR，并被证明与加速度计结合使用后可以提高识别准确度^[10]。

近年来，智能手机以其处理速度快、易于部署等特点吸引了众多活动识别研究者。例如，在 [11] 中，作者使用无线连接的智能手机从一个由加速度计和生命体征传感器组成的胸腔中收集用户的数据。然后使用不同的机器学习算法对数据进行处理和分析。在 [12] 中，作者提出了一个 HAR 系统用来识别五种不同的交通活动，方法为使用一个混合分类模型对智能手机惯性加速器收集到的数据进行分类。在 [13] 中，作者提出了一个离线 HAR 系统，其中使用了内置三轴加速度计传感器的智能手机。在实验期间，手机一直放在口袋里。在 [14] 中，作者通过使用放置在腰部的智能手机收集数据的方式进行活动识别。他们使用支持向量机 (SVM) 对数据分类。在 [15] 中，智能手机被用来实时识别六种不同的活动。在 [16] 中，作者提出了一种基于智能手机加速度计传感器的实时运动识别系统。类似地，[17] 的作者们使用了一个内置加速度计的智能手机来实时识别四种不同的活动。

本文提出了一种新的高效智能手机用户活动识别并分类的方法。论文其余部分组织如下。第二部分介绍了系统框架以及 KPCA 是如何对智能手机用户活动数据降维的和标准支持向量机对降维后数据的分类方法。第三部分把本文所提出的方法与其他经典方法做了展示和对比。最后，在第四部分对所做的工作做了总结。

一、系统原理

这部分描述了所设计的用户活动识别分类系统的框架，该框架主要包括两个部分，一是通过 KPCA 对传感器采集到的数据进行降维，另外一个使用标准 SVM 算法对降维后的数据识别并分类。为了更好地理解本文所提出系统的算法，我们将系统流程图表示如下：

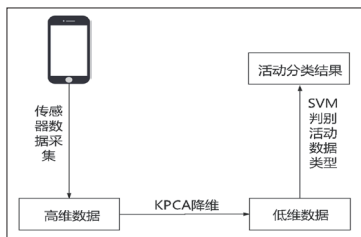


图 1

1.1 核主成分分析

核主成分分析 (KPCA) 是一种对高维数据进行线性降维的方法，这种方法降维过的数据能够充分的保留原始信息，它将输入数据从原始的高维空间映射到特征子空间，提取输入数据的主特征向量，从而达到用主成分分析原始数据的目的。一般来说，主成分分析在具有线性关系的数据上有较好的效果，但现实生活中更多的数据则是非线性的关系，因此在使用 PCA 时效果不够好。本文使用的 KPCA 方法是在基于 PCA 的基础上使用核函数对输入空间内的特征进行非线性变换 ϕ ，将其映射至高维空间 F 呈现出线性关系，再在高维空间内 PCA 降维。例如两个输入 x, y ，为了避免出现他

们在输入空间内的非线性关系，可以使用如下形式的核函数在特征空间做点乘： $k(x, y) = \phi(x) \cdot \phi(y)$

核函数可选的形式有很多。如果核函数是一个连续的正积分算子，那么一定存在一个映射，指向一个点乘空间 F 。只要核函数满足 Mercer 定理，即为半正定的函数，就能实现降维的效果。针对不同的数据形式要选择不同的较为拟合的核函数，以下为一些经典核函数：

多项式核函数： $k(x, y) = \langle x, y \rangle^d$

Sigmoid 核函数： $k(x, y) = \tanh(\beta_0 \langle x, y \rangle + \beta_1)$

径向基核函数： $k(x, y) = \exp(-\frac{\|x - y\|^2}{c})$

其中 d, β_0, β_1, c 是用户事先指定的。多项式核函数和径向基核函数总是满足 Mercer 定理，但 Sigmoid 核函数只有某些确定的 β_0, β_1 值才能满足。由于径向基核函数的良好性能，本文采用径向基核函数作为 KPCA 核函数。

给出一组平均值为 0 的输入数据 $X(x_1, \dots, x_N) \in R^m$ 。其中 N 为样本数量， m 为每个样本的维数，分别使用 PCA 算法和 KPCA 算法分别计算它们的协方差矩阵。公式如下：

$$C = \frac{1}{N} x_1 x_2^T = \frac{1}{N} X X^T \quad (1)$$

$$C^T = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \phi_j(x) \phi_j(x)^T \quad (2)$$

这里假设 $\sum_{k=1}^N \phi(x_k) = 0$ ， $\phi(\cdot)$ 是非线性函数，把输入向量从输入空间映射到高维特征空间 F ，特征空间的维度可以是任意大或者无限的。所以要计算协方差矩阵，就要先解决映射空间中的特征值问题。

$$\lambda v = C^T v \quad (3)$$

这里的 $\lambda \geq 0, v \in F$ ，特征向量 v 对于任意的 $\lambda \neq 0$ 都可以由线性表达为 $\phi(x_i)$ ：

$$v = \sum_{i=1}^N a(i) \phi(x_i) \quad (4)$$

根据上式可得，等式 (2) 可以转化为核特征值问题：

$$N \lambda \alpha = K \alpha \quad (5)$$

其中 K 是一个 $N \times N$ 的核矩阵， $K = k_{ij} = (\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)) = k(x_i, x_j)$ ，是核矩阵的特征向量。我们根据等式 (5) 在高维映射空间重构数据：

$$y_k = \langle v_k, \phi(x) \rangle = \sum_{i=1}^N a_i^k \langle \phi(x_i), \phi(x) \rangle \quad (6)$$

1.2 支持向量机

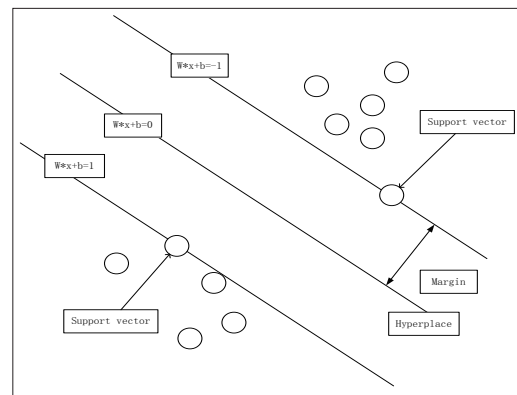


图 2

支持向量机 (SVM) 是一种基于统计学习理论的有监督的算法。可用于分类任务、模式识别、回归分析等。该方法利用支持向量表示决策边界，然后将低维输入空间中线性不可分的数据映射到高维特征空间中，使其线性可分，基于结构

风险最小化理论，构造该空间的最优分离超平面。支持向量机的示意图如图 2。

给定包含 N 个数据点 (x_j, y_j) 的训练集， $j = 1, 2, 3, \dots, N$ 。其中 $x_j \in R^n$ 是输入数据 $y_j \in \{1, -1\}$ 是输出标签。SVM 算法的目的是构造满足下式的分类器

$$y(x) = \text{sign}[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N a_j y_j \Psi(x, x_j) + b] \quad (7)$$

$\text{sign}(\cdot)$ 是用于分类的符号函数， a_j 是正实数比是实数。

函数 $\Psi(\cdot, \cdot)$ 通常有以下两种选择： $\Psi(x, x_k) = x_k^T x$ (线性 SVM) 和 $\Psi(x, x_k)$ 是和 KCPA 相似的核函数。这里本文还是选择径向基核作为非线性 SVM 的核函数。分类器描述如下：假设

$$\omega^T \phi(x_i) + b \geq 1, \text{ if } y_i = +1 \quad (8)$$

$$\omega^T \phi(x_i) + b \leq -1, \text{ if } y_i = -1 \quad (9)$$

即等于 $y_i[\omega^T \phi(x_i) + b] \geq 1, j = 1, 2, 3, \dots, N$

$\phi(\cdot)$ 是将输入空间映射为更高维的特征空间的非线性函数。这里需要引入变量 ζ_j 来求解以下最初的优化问题，得到高维空间的分离超平面。

$$\min_{\omega, \zeta} \frac{1}{2} \omega^T \omega + \sum_{i=1}^N \zeta_i \quad (12)$$

约束条件为 $y_j[\omega^T \phi(x_j) + b] \geq 1 - \zeta_j, \zeta_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, N$

二、实验结果和分析

2.1 实验数据说明

为验证算法可行性，本文使用智能手机进行人类活动识别的公共领域数据集作为实验数据。实验是在 19-48 岁年龄段的一组 30 名志愿者中进行的。每个人都在腰部戴着智能手机（三星 Galaxy S II）进行了六项活动（Walking, Upstairs, Downstairs, Standing, Sitting, lying）。使用其嵌入式的加速度计和陀螺仪，我们以 50Hz 的恒定速率捕获了 3 轴线性加速度和 3 轴角速度。实验已被录像，以手动标记数据。传感器信号（加速度计和陀螺仪）通过应用噪声滤波器进行预处理，然后在 2.56 秒和 50% 重叠（128 个读数 / 窗口）的固定宽度滑动窗口中采样。使用巴特沃斯低通滤波器将具有重力和人体运动成分的传感器加速度信号分离为人体加速度和重力。假定重力仅具有低频分量，因此使用了具有 0.3 Hz 截止频率的滤波器。

2.2 支持向量机超参数的选取

在机器学习的中，超参数是在开始学习过程之前设置值的参数。超参数的选取会直接影响到一个模型的好坏。我们通过随机搜索来确定支持向量机的超参数。随机搜索 (random search) 是利用随机数去求函数近似的最优解的方法。它的原理是：在一定的区间内，不断随机地而不是有倾向性产生随机点，并计算其约束函数和目标函数的值，对满足约束条件的点，逐个比较其目标函数的值，将坏的点抛弃，保留好的点，最后便得到最优解的近似解。最终我们选取的超参数如下表所示：

param	value
C	5
kernel	rbf
degree	3
gamma	auto
tol	1e-3
cache_size	200
max_iter	-1

2.2 主成分分析维度的选取

在选取和合适的支持向量机超参数后，我们对原始数据使用主成分分析进行降维处理。主成分分析能降低所研究的数据空间的维数，虽然它能提高计算效率，但也会造成信息丢失，减少的维度越多，丢失信息越多；同时，数据中的噪声也可能被降低。所以精度可能提高、也可能降低。因此选取合适的维度非常重要。我们选取了 2, 4, 8, ..., 256, 512 作为降维后的维度进行实验，比较实验所需的时间开销和分类精度。所得实验结果如表所示：

维度	8	16	32	64	128	256	512	未降维
Accuracy	89.94%	94.90%	96.66%	97.76%	97.94%	98.15%	97.74%	97.68%
时间开销	8.98s	9.10s	9.84s	12.0s	18.9s	37.0s	73.7s	105s

观察实验数据可知，使用主成分分析对实验数据进行降维的确能够减小时间开销，但同时也会导致准确率的下降。在维度选取为 256 时，准确率为 98.15%，相比未降维前的准确率 97.68%，提升了 0.47%，时间开销减少了 68s。整体表现为准确率随维度下降，但时间开销也随维度下降而减小。

2.3 实验结果

	W	WU	WD	Si	St	L	Recall
W	351	0	0	0	0	0	100.00%
WU	0	306	0	0	0	0	100.00%
WD	1	1	270	0	0	0	99.26%
Si	0	1	0	329	23	0	93.20%
St	0	0	0	22	349	0	94.07%
L	0	0	0	0	0	407	100.00%
Precision	99.72%	99.35%	100.00%	93.73%	93.82%	100.00%	97.67%

在平衡时间开销和准确率的同时，我们选取了 64 维所需的维度。此时既保持了降维前的相似精度，同时将时间开销降到了仅为降维前的 1/10。我们从数据集中随机抽取了 4/5 的数据作为训练集，1/5 的数据作为测试集，并且使用 Precision-Recall 和 Accuracy 作为衡量指标。实验结果如上表所示。混淆矩阵显示模型在动态活动（Walking, Upstairs, Downstairs）表现要优于静态活动（Standing, Sitting），但在 Lying 这一项分类表现极佳，取得了 100% 的分类准确性。

三、结束语

本研究的主要目的是设计一个基于智能手机传感器数据的高效人类活动识别系统。使用智能手机进行活动识别目前已经在工业界得到了大规模的运用，因为智能手机是人们在日常生活中使用最多的设备之一，不仅可以用于人们之间的相互通信，还具有许多其他功能。因此，本文提出了一种利用智能手机惯性传感器（如加速度计和陀螺仪）进行活动识别的新方法。

从传感器信号中提取多个特征，然后通过 KPCA 进行降维。并结合支持向量机进行活动识别和分类。并与传统的多类支持向量机方法进行了比较，证明了该方法的效率更多对硬件的要求更小，同时也具有更高的准确度。该系统已对 3 种动态活动和两种静态活动进行了识别，相比于直接使用传统支持向量机识别，识别效率提升了 90%，准确度也没有明显下降，达到了 97.76%。在未来，我们计划专注于更强大的功能和学习，以实现实时环境下更高效、更复杂的活动识别。

天线辐射性能的统计分析方法

□韩烽 中国信息通信研究院泰尔系统实验室

【摘要】 通过对天线测量数据的分析,提出基于统计的方法对天线辐射性能进行判定的方法,以更加全面地体现天线的性能。

【关键词】 天线测试 统计 概率分布

引言

随着移动通信网络的发展,人们对通信天线的质量越来越重视。在天线辐射性能指标合格判定方面,国内标准往往只提出天线指标要求,并没有提出具体的判定方法。在实际操作时,往往采用按平均值或最差值判定的方法。对于窄带天线,简单地使用平均值、最差值判定方法基本能够体现天线的总体性能。但是对于多频段、多端口、下倾角可调的复杂天线,天线辐射性能会随天线的频率、下倾角和极化的不同而变化,不适宜直接使用最差值作为衡量天线性能的指标要求。如果在大部分测量值都很集中,仅有少数几个值比较分散的情况下,使用最差值来判定天线的性能,可能会得出

错误的结论。在这种情况下,必须进行统计分析,排除最差值和最佳值,以便更好地体现天线的性能。

一、基于统计分析的指标判定方法

1.1 双侧指标

1.1.1 双侧指标的定义

对于天线的某些指标,我们希望它的测量结果在一个典型值附近浮动。这样的指标被称作“双侧指标”,因为它的测量数据分布在指标要求的两侧,包含低于该值的“左侧”数据和高于该值的“右侧”数据。

“双侧指标”应该由平均值(μ)和公差来表示。如果测量值构成高斯分布(正态分布),通常公差等于 $\pm 1.5\sigma$ 标

参考文献

- [1] Y. Chen, C. Shen, Performance analysis of smartphone-sensor behavior for human activity recognition, IEEE Access 5 (2017) 3095–3110.
- [2] Wang J, Chen, Hao S, et al. Deep learning for sensor-based activity recognition: A survey, Pattern Recognition Letters, 2018: 1–11.
- [3] Ignatov A. Real-time human activity recognition from accelerometer data using convolutional Neural Networks, Applied Soft Computing, 2018, 62: 915–922
- [4] Matsui S, Inoue N, Akagi Y, et al. User adaptation of convolutional neural network for human activity recognition, 25th European Signal Processing Conference. IEEE, 2017: 753–757
- [5] Hassan M M, Uddin M Z, Mohamed A, et al. A robust human activity recognition system using smartphone sensors and deep learning. Future Generation Computer Systems, 2018, 81: 307–313
- [6] D. Minnen, T. Starner, J. Ward, P. Lukowicz, G. Troester, Recognizing and discovering human actions from on-body sensor data, in: Proc. IEEE Int. Conf. Multimedia Expo, (2005) 1545–1548.
- [7] D. Giansanti, V. Macellari, G. Maccioni, New neural network classifier of fall-risk based on the Mahalanobis distance and kinematic parameters assessed by a wearable device, Physiol. Meas., 29:11–19.
- [8] M.R. Narayanan, M.E. Scalzi, S.J. Redmond, S.R. Lord, B.G. Celler, N.H. Lovell, A wearable triaxial accelerometry system for longitudinal assessment of falls risk, in: Proc. 30th Annu. IEEE Int. Conf. Eng. Med. Biol. Soc., (2008) 2840–2843.
- [9] L. Bao, S. Intille, Activity recognition from user-annotated acceleration data, Pervasive Computing (2004).
- [10] W. Wu, S. Dasgupta, E.E. Ramirez, C. Peterson, G.J. Norman, Classification accuracies of physical activities using smartphone motion sensors, J. Med. Internet Res. 14 (2012) 105–130.
- [11] O.D. Lara, A.J. Pérez, M.A. Labrador, J.D. Posada, Centinela: A human activity recognition system based on acceleration and vital sign data, Pervasive Mob. Comput. 8 (2012) 717–729.
- [12] Y.S. Lee, S.B. Cho, Activity recognition with android phone using mixture of experts co-trained with labeled and unlabeled data, Neurocomputing 126 (2014) 106–115.
- [13] J.R. Kwapisz, G.M. Weiss, S.A. Moore, Activity recognition using cell phone accelerometers, SIGKDD Explor. Newsl. 12 (2011) 74–82.
- [14] D. Anguita, A. Ghio, L. Oneto, X. Parra, J.L. Reyes-Ortiz, Human activity recognition on smartphones using a multiclass hardware-friendly support vector machine, Ambient Assisted Living and Home Care (2012).
- [15] T. Brezmes, J. Gorricho, J. Cotrina, Activity recognition from accelerometer data on a mobile phone, Distrib. Comput. Artif. Intell. Bioinform. Soft Comput. Ambient Assist. Living 5518 (2009) 796–799.
- [16] D. Fuentes, L. Gonzalez-Abril, C. Angulo, J. Ortega, Online motion recognition using an accelerometer in a mobile device, Expert Syst. Appl. 39 (2012) 2461–2465.
- [17] M. Kose, O.D. Incel, C. Ersoy, Online human activity recognition on smart phones, in: Workshop on Mobile Sensing: From Smartphones and Wearables to Big Data, 2012.