

基于 KCCA 算法的 EEG 和语音特征融合情绪识别

刘晴^{1*}

摘要

情绪识别是智能人机交互的重要环节。传统方法主要采用单模态情感特征进行识别，情感识别率低。针对该问题，本文提出了一种核典型相关分析算法（KCCA）的多特征（multi-features）融合情感识别方法。在特征层面上，分别选取外在直观表达信号——语音信号和生理信号——脑电波进行特征提取，然后利用两种特征互补性，采用核典型相关分析算法（KCCA）将它们进行融合，降低特征向量的维数。最后选择 SVM 模型对情感识别的训练集进行建模，并通过具体情感数据集进行仿真实验。实验结果表明，核相关分析算法有效的提高了情感识别的正确率。

关键词

情感识别 核典型相关分析算法 特征融合 脑电特征

¹ 西北工业大学 * 通讯作者: elbox@qq.com

1. 引言

随着智能技术的发展，传统的人机交互方法已经不能满足人们的需求，在人机交互方向，人们不只满足于机器人对人的语言进行识别，机器人是否具备情绪识别能力是推进智能人机交互的关键。为了实现机器人与人类的自主情感交互，我们需要机器人有更高的情绪识别能力。

情绪识别在智能人机交互、机器人领域是十分值得探究的前沿热点方向。目前，情绪识别研究多数基于人的面部表情、语音和生理信号来进行。本文基于语音和生理信号的进行情绪识别。语音是一种情绪的外在表现，能够直观地反应说话人的情绪，但是，由于语音可能会被人为地伪装，有时难以检测到说话人的真实情绪。并且，单从语音信号来进行情绪分类识别，难以相近语音特征对应情绪（比如生气和惊讶）的识别。EEG 是人的生理反应，可以更直接地反映人的情感状态。然而 EEG 信号复杂度高且十分微弱，并且原始 EEG 信号噪声来源较多，比如机器的工频干扰、电磁干扰，当人进行呼吸、眨眼、说话、晃动时均会对 EEG 信号产生干扰。如果只用 EEG 信号进行情绪分类，则会忽视人的外在情绪表现，而且受设备限制，在有些实际应用场景中难以有效执行。基于这两方面考虑，本文同时应用语音和 EEG 信号，利用两种信号的互补特性，以提高情绪识别准确率。

在特征融合方面，简单的将多种情感特征组合到一起，不但特征维数高，运算代价大，识别慢，并且含有很多无效信息，影响识别率。为此有些学者

提出采用主成分分析等算法对特征进行融合和选择，使识别效率得到提升。但 PCA 是一种线性特征融合算法，无法描述特征之间的非线性关系。本文提出了采用核典型相关分析算法（KCCA）进行多特征融合。核典型相关分析（KCCA）是相关分析（CCA）的非线性扩展，CCA 是一种非线性特征的提取方法，用核方法来增强典型相关分析方法，不仅能剔除冗余信息，增强鉴别信息，还能解决特征的线性不可分问题，挖掘非线性因素，具有更好的特征提取与表征能力。

2. 相关概念及介绍

2.1 支持向量机（SVM）算法

在飞机家族中。无人机与载人飞机相较而言，有着机动性强，重量轻，体积小，无人员直接在支持向量机（SVM）分析是一种流行的机器学习工具，常用于分类和回归。SVM 是由 Vapnik 于 1995 年首次提出的一种新颖的非线性学习方法。SVM 具备坚实的理论基础，较好地实现了结构风险最小化原则，这是神经网络等其他机器学习方法不具备的。它通过对凸二次规划问题进行求解，在有限样本学习能力与模型复杂度之间寻求折中，以获取最佳泛化性能。图 1 为 SVM 体系结构图 1，其中 $x(i)$ 为输入的自变量特征值， K 为核函数，通过核函数将自变量 $x(i)$ 映射到高维特征空间，在该特征空间进行线性回归 [2]，得到输出 Y 。

当 SVM 用于处理回归问题时，目标是找到一个函数 $f(x)$ ，它对每个训练点 x 偏离 y_n 的值不大于

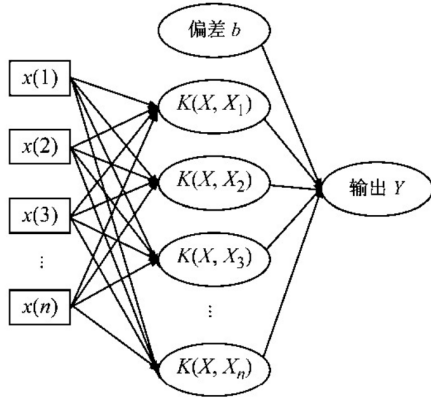


图 1. SVM 体系结构。

，同时尽可能平坦。假设我们有一组训练样本，其中 x_n 是一个包含 n 个观测值的集合， y_n 是对应的观测结果。为了找到线性方程 $f(x) = x + b$ ，确保其足够平坦，需要找到满足最小范数 () 条件的 $f(x)$ 。这是一个凸优化问题，以最小化 $J() = 12$ 。

并满足如下等式：

$$\forall n : |y_n - (x'_n \beta + b)| \leq \varepsilon \quad (1)$$

引入松弛变量后推出目标函数，也称为原始公式

$$J(\beta) = 0.5 * \beta' \beta + C \sum_{n=1}^N \xi_n + \xi_n^* \quad (2)$$

约束为：

$$\begin{aligned} \forall n : y_n - (x'_n \beta + b) &\leq \varepsilon + \xi_n \\ \forall n : (x'_n \beta + b) - y_n &\leq \varepsilon + \xi_n^* \\ \forall n : \xi_n^* &\geq 0 \\ \forall n : \xi_n &\geq 0 \end{aligned} \quad (3)$$

常数 C 是框约束，是一个正数值，它控制对边界 () 之外的观测值施加的惩罚，并有助于防止过度拟合 (正则化)。该值决定了 $f(x)$ 的平面度与允许大于 的偏差量之间的权衡，用于寻求泛化性能与训练误差之间的折中。线性 - 不敏感损失函数将观测值 距离内的误差视为零而忽略。根据观测值 y 与 边界之间的距离来测量误差。用如下的数学公式表示：

$$L_\varepsilon = \begin{cases} 0 & \text{if } |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

2.2 MVDR 算法

在介绍 MVDR 算法前，先引入相关线性滤波的知识 [4]。 x 是期望信号，为了得到 x ，需要对观测信号 y 进行线性滤波。

$$\begin{aligned} z &= h^H y \\ &= h^H (x + v_0) = x_{fd} + v_{rn} \end{aligned} \quad (5)$$

v_0 是加性白噪声。 z 是 x 的估计，也是滤波器的输出信号，

$$h = [h_1 h_2 \dots h_M]^T \quad (6)$$

是长度为 M 的复数滤波器。

$$x_{fd} = h^H x \quad (7)$$

是期望滤波信号

$$v_{rn} = h^H v_0 \quad (8)$$

是残差噪声。

$$I_M = Q'_X Q'^H_X + Q''_X Q''^H_X \quad (9)$$

Q'_X 是 $M * R_X$ 维大小的矩阵，包含 Φ_X 非零特征值对应的特征向量。通过 (9) 可以把期望信号表示如下

$$x = Q_X Q^H_X x = Q'_X Q'^H_X x \quad (10)$$

并从公式 (10) 推导出无失真约束

$$h^H Q'_x = i_i^T Q'_x \quad (11)$$

3. 算法结合

将公式 (11) 进一步推导为符合 SVM 目标函数的不等式约束

$$h^H Q_x \leq i_i^T Q'_x \quad (12)$$

构造拉格朗日方程

$$\begin{aligned} J(w, \xi, \xi'_i, a, a', \gamma, \gamma', \beta) &= 0.5 \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi'_i) \\ &- \sum_{i=1}^N a_i (w^T x_i + b - d_i + \varepsilon + \xi_i) \\ &- \sum_{i=1}^N a_i (d_i - w^T x_i - b + \varepsilon + \xi'_i) \\ &- \sum_{i=1}^N \beta_i (-h^H Q'_{xi} + i_i^T Q') \end{aligned} \quad (13)$$

4. 仿真实验

为了测试该算法回归性能,在 matlab 上进行实验验证。设期望信号由五个谐波随机过程组成: $x(t) = \sum_{k=1}^5 A_k \cos(2\pi f_k t + \phi_k)$, 其中振幅 $A_k = 0.5/k (k=1, \dots, 5)$, 频率 $f_k = 0.05 + 0.1(k-1) (k=1, \dots, 5)$, 随机相位 ϕ_k 服从独立同分布, 在区间 0 到 2π 上的均匀分布。需要在噪声观测下 $y(t) = x(t) + v(t)$ 恢复出原信号, $v(t)$ 是白噪声。SVM 回归采用径向基函数 (radial basis function, RBF), 核函数中的参数 γ 和 C 的最优选取采用交叉验证自动选取, ε 取 0.00097 。结果如图所示

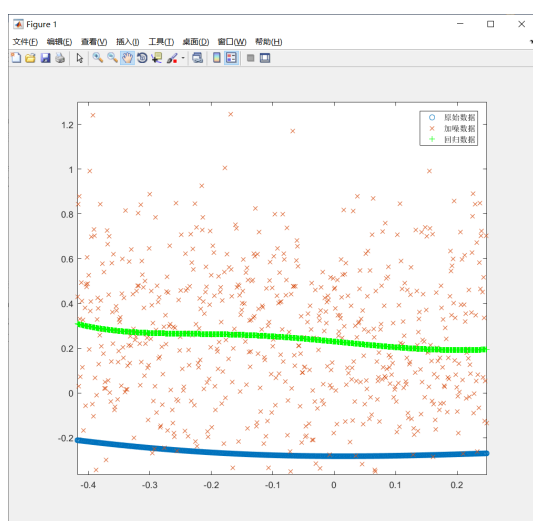


图 2. 处理结果。

5. 思考与改进

总的来说本次仿真实验还有很多不足。首先在数据上由于相关知识的缺失,导致退而求其次并没有选择有色噪声而是选择了白噪声。由于 MVDR 的缺失导致最后在结果上也差强人意

参考文献

- [1] 刘颖, 贺聪, 张清芳. 基于核相关分析算法的情感识别模型 [J]. 吉林大学学报: 理学版, 2017, 55(6):1539-1544.
- [2] 刘付民, 张治斌, 沈记全. 核典型相关分析算法的多特征融合情感识别 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(9):193-196.
- [3] 张前进, 王华东. 基于核典型相关分析和支持向量机的语音情感识别模型 [J]. 南京理工大学学报, 2017, 41(2):191-197.
- [4] 林克正, 王海燕, 李骞, 等. 高效求解方法的核典型相关分析算法 [J]. 计算机科学与探索, 2017, 11(2):286-293.