

doi: 10.12191/j.issn.1674-232X.2020.05.012

# 基于机器学习的静息态人脑功能活动差异的分类研究

尉 飞,赵宝奇,李秀梅,孙军梅,葛青青

(杭州师范大学信息科学与工程学院,浙江 杭州 311121)

**摘 要:** 本研究在睁眼(eyes-open,EO)和闭眼(eyes-closed,EC)两种静息态下提取了 45 位健康被试的脑功能参数比率低频振幅(fractional amplitude of low frequency fluctuation,fALFF)和局部一致性(regional homogeneity,ReHo)数据,比较并分析了基于线性核的支持向量机(SVM)、基于 RBF 核的支持向量机、朴素贝叶斯、决策树、随机森林和自适应增强(Adaboost)6 种机器学习方法在数据上的分类效果.实验表明,对单一特征数据分类时,朴素贝叶斯算法对 fALFF 数据的分类效果最好,线性核的 SVM 算法对 ReHo 数据的分类效果最好;对 fALFF 和 ReHo 数据相融合的多层次特征数据分类时,朴素贝叶斯算法的分类效果最好.此外,本研究对单一特征数据与多层次特征数据在 6 种机器学习方法上进行分类比较,结果表明利用多层次特征数据时,基于 RBF 核的 SVM,朴素贝叶斯和随机森林算法的分类效果有所提升.本研究基于不同机器学习方法和不同层次特征数据的分类比较,为 EO 和 EC 静息态脑功能活动和其他脑病理的研究提供了相关的参考依据.

**关键词:** 静息态功能磁共振成像;机器学习;脑功能活动;比率低频振幅;局部一致性

**中图分类号:** TP317.4

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1674-232X(2020)05-0526-07

## 0 引言

随着磁共振技术的发展,静息状态脑活动的变化引起了人们普遍的关注.静息态功能磁共振成像(resting-state functional magnetic resonance imaging,rs-fMRI)已被广泛地应用在脑功能研究中<sup>[1]</sup>.功能性磁共振技术具有非侵入性,非常好的时间分辨率和空间分辨率等优势,为认知神经科学实验和脑病理的研究提供了技术支持<sup>[2]</sup>.

静息态功能性磁共振研究发现,在 EO 与 EC 静息态下,脑功能活动参数低频振幅(amplitude of low frequency fluctuation,ALFF)、比率低频振幅(fractional amplitude of low frequency fluctuation,fALFF)、局部一致性(regional homogeneity,ReHo)和功能连接网络显示有显著的差异<sup>[3-5]</sup>.人脑中多处区域会表现出不同的功能特征,包括视觉皮层、听觉皮层、躯体感觉皮层、额顶注意网络和默认网络<sup>[6-7]</sup>.尽管大脑功能活动的差异与这两种状态有关,但能够证明两者之间是否有直接关系的研究较少.

机器学习是一门人工智能学科,通过数据或经验学习优化计算机算法的性能.近些年,机器学习方法已广泛地用于研究脑功能活动和各种神经系统疾病当中<sup>[8-9]</sup>.机器学习方法能够帮助研究人员在脑功能

收稿日期:2019-10-16

修回日期:2019-11-04

基金项目:国家自然科学基金项目(61571174);杭州师范大学星光计划项目.

通信作者:李秀梅(1978—),女,教授,博士,主要从事时频分析及应用、压缩感知、机器学习等研究. E-mail:xiumei\_li@hotmail.com.

活动与脑状态之间的研究上快速建立模型并分析两者之间的关系。

本研究在EO和EC两种静息态下提取了45位健康被试的脑功能参数fALFF和ReHo的数据,比较并分析了基于线性核的SVM、基于RBF核的SVM、朴素贝叶斯、决策树、随机森林和Adaboost 6种机器学习方法在所提取数据上的分类效果;对单一特征数据与fALFF和ReHo数据相融合的多层次特征数据在6种机器学习方法上进行分类比较;并分析了不同分类器和不同层次特征数据的分类效果。

## 1 机器学习方法

### 1.1 支持向量机(SVM)

支持向量机是基于统计学习理论的VC维理论与结构风险最小原理基础上的机器学习方法<sup>[10]</sup>。数据线性可分时,SVM寻找一个超平面对样本进行分割,分割的原则是满足分类精度的同时使超平面两侧的空白区域最大化。数据线性不可分时,SVM通过核函数将数据映射在高维空间并在该空间内寻找一个满足分类要求的超平面对样本进行分类。SVM具有解决小样本、非线性和高维问题,泛化能力强和避免局部最小点问题的优势。SVM的缺点是对缺失数据敏感和对非线性问题没有通用解决方案。

### 1.2 朴素贝叶斯

朴素贝叶斯方法是在贝叶斯算法的基础上假定样本数据集属性和类别之间都是相互独立的方法,使用训练集学习输入到输出的联合概率分布<sup>[11]</sup>。朴素贝叶斯拥有坚实的数学基础、稳定的分类效率、对缺失数据不太敏感和算法简单等优点。当属性独立性条件不满足时,朴素贝叶斯的分类效果则会大大降低。

### 1.3 决策树

决策树是一种倒置的树形结构。树中的内部节点代表某个属性的测试分类,每个分支代表该测试分类的结果,每个叶节点表示某类条件下的分类结果<sup>[12]</sup>。决策树的结构简单,可以通过可视化分析,在相对短的时间内对大型数据集做出良好可行的结果。决策树的缺点是容易出现过拟合,易忽略数据集中属性之间的相关性和不易处理存在缺失的数据等。

### 1.4 随机森林

随机森林是通过集成学习的思想将多棵决策树集成的一种算法<sup>[13]</sup>,其分类结果根据所有树分类结果的投票选择而定。随机森林可以处理大量的输入变数;在分类过程中,可以评估变数的重要性;建造森林时,可在内部对一般化后的误差产生无偏估计;对于不平衡的数据还可以平衡误差。

### 1.5 Adaboost

Boosting是一种重要的集成学习方法,能将预测精度较低的弱学习器增强为预测精度较高的强学习器<sup>[14]</sup>。Adaboost是Boosting中最成功的代表,其能够加强前一个弱分类器预测错误样本的权值,权值更新后的样本用来再次训练下一个弱分类器。Adaboost分类器提供的是框架,可以使用各种方法构建弱分类器,不需考虑过拟合问题和特征筛选。

## 2 数据与处理

### 2.1 数据采集

本研究中所涉及的静息态磁共振数据均来自千人脑功能项目相关网站([http://fcon\\_1000.projects.nitrc.org/indi/IndiPro.html](http://fcon_1000.projects.nitrc.org/indi/IndiPro.html)),由北京师范大学提供。本数据集中包含48例健康被试(年龄19—31岁,24名女性/24名男性)。每名被试都签署了对本实验的知情同意书,并排除了具有神经或者精神病史。所有被试进行了3次静息态扫描。第一次扫描为闭眼扫描,第二次与第三次扫描为睁眼与闭眼状态间随机选择。扫描参数:扫描33层,层厚=3.5 mm,平面视野=20 mm×20 mm,TE/TR=30/2 000 ms,翻转角=90°,采集240个时间点,扫描时长为8 min。此外,数据集中还包括每个被试的64个方向的DTI扫描。本研究中只使用第二次与第三次静息态扫描数据。

## 2.2 数据预处理

本研究中静息态数据使用基于 MATLAB 的 DPARSF 与 SPM12(<http://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm>)软件进行处理<sup>[15]</sup>.数据预处理过程如下:

1. 去除数据的前 10 个时间点,以免被试磁化矢量不稳定引起的干扰;
2. 时间层校正,使层与层之间的扫描时间差异最小化;
3. 头动校正,因为所有被试的头动均在平移小于 2.5 mm,旋转小于 2.5°范围内,故没有数据因头动被剔除;
4. 将被试的结构像和功能像对齐,对结构像进行分割得到白质、灰质和脑脊液;
5. 回归如下协变量:白质平均信号,脑脊液平均信号和 Friston-24 参数模型得到的头动信号;
6. 将结构像配准到 MNI(Montreal Neurological Institute)标准空间,所有功能像配准到标准模板.

## 2.3 指标计算与质量控制

### 2.3.1 fALFF 与 ReHo 指标的计算

体素 ALFF 指标计算由预处理结果的时间序列进行快速傅立叶变换得到其功率谱,再计算功率谱低频部分(0.01—0.1 Hz)振幅平方根的均值而得到<sup>[16]</sup>.体素 fALFF 指标计算由功率谱低频部分(0.01—0.1 Hz)的 ALFF 值与所有频率(0—0.25 Hz)的 ALFF 值的比值而得到<sup>[17]</sup>.ALFF 和 fALFF 反映了脑区局部神经的活动性.体素的 ReHo 指标通过计算该体素与其周围相邻的 26 个体素的肯德尔和谐系数(Kendall's coefficient of concordance, KCC)而得到<sup>[18]</sup>,反映了脑区某个局部神经元在时间上的相关性.

### 2.3.2 质量控制

在质量控制阶段,有 3 例被试因在静息态扫描时没有得到完整的功能像而被剔除.后续的实验使用剔除后剩余的 45 例被试.

## 2.4 特征提取与选择

### 2.4.1 特征提取

采用配对 t 检验(paired sample t-test)来比较 EO 与 EC 两种静息态,并得到 T 统计量图(T-statistic map).在计算 T 统计量图时,添加头动参数协变量以减少头动带来的影响.对 T 统计量图进行高斯随机场(Gaussian Random Field, GRF)校正,体素水平阈值使用  $p < 0.001$ ,团块水平阈值使用  $p < 0.05$ ,Mask 选择使用 95% group mask.统计分析过程需在 fALFF 和 ReHo 两种指标下各自进行.

### 2.4.2 特征选择

校正后的 T 统计量图可以得到 EO 与 EC 两种静息态下脑功能活动变化的区域,即感兴趣区域(regions of interest, ROI).在 EO 静息态下,提取所有被试每个 ROI 中指标的平均值并将其作为每个被试的特征向量.在 EC 静息态下,进行同样操作.从而得到 EO 与 EC 两种静息态下 fALFF 和 ReHo 指标的特征向量.

## 2.5 机器学习分类

先对 EO 与 EC 静息态下的特征向量分别进行标记,EO 静息态下的特征向量标记为 1,EC 静息态下的特征向量标记为-1,以便于之后的分类.将这些特征向量分为训练集和测试集,在训练集上先对分类器进行训练,之后在测试集上对训练后的分类器进行分类效果的测试.本文使用基于线性核的 SVM、基于 RBF 核的 SVM、朴素贝叶斯、决策树、随机森林和 Adaboost 等机器学习方法对这些特征向量进行单一特征数据的分类.最后将 fALFF 和 ReHo 指标下的特征向量相融合,对多层次特征数据进行分类.由于集中的数据数量较少,所以选择使用 10 折交叉验证法作为验证方法,以准确率、召回率和精确率作为分类效果的评价指标.

### 3 实验结果

#### 3.1 fALFF 和 ReHo 特征提取结果

fALFF 指标下,在小脑后叶,右侧枕中回和右侧距状裂周围皮层等脑区,EO 静息态下的 fALFF 值明显比 EC 静息态高;而在右侧中央后回和右侧补充运动区等脑区,EO 静息态下的 fALFF 值则明显比 EC 静息态低,如图 1 和表 1 所示.小脑是运动的重要调节中枢;枕叶主要负责人脑的视觉信息处理;视觉皮层中枢位于距状裂周围皮质和枕叶上;人体的感觉中枢位于中央后回. fALFF 反映了脑区局部神经的活动.因此, fALFF 指标计算的结果表明,EO 与 EC 静息态下人脑的功能活动变化在视觉皮层和躯体感觉皮层等区域的差异更为显著.

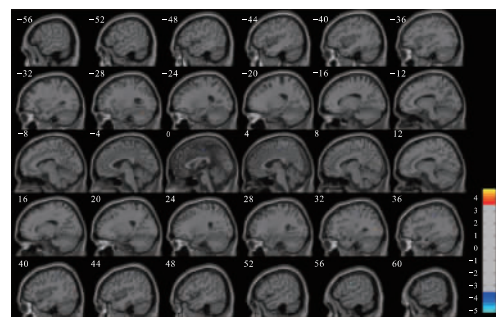


图 1 fALFF 指标下 EO 与 EC 静息态的脑功能活动差异图

Fig. 1 Difference of brain functional activity between EO and EC resting state with fALFF

表 1 fALFF 指标下 EO 与 EC 静息态的脑功能活动差异

Tab. 1 Difference of brain functional activity between EO and EC resting state with fALFF

脑区	体素数	T 值	峰值的 MNI 坐标		
			X	Y	Z
小脑后叶	3	4.741	-30	-60	-21
右侧枕中回	5	4.4651	33	-78	6
右侧中央后回	4	-5.1987	57	-6	33
右侧中央后回	3	-4.34	39	-27	45
右侧中央后回	3	-4.3072	33	-21	48
右侧中央运动区	3	-3.7252	3	-18	54
右侧中央后回	3	-4.2241	45	-30	60
右侧距状裂周围皮层	3	4.4533	9	-81	9

ReHo 指标下,在左侧梭状回、右侧梭状回、右侧舌回、左侧枕下回、左侧枕中回、右侧枕中回、左侧顶上回和右侧额中回等脑区,EO 静息态下的 ReHo 值明显比 EC 静息态高;而在左侧额上回、右侧中央后回、左侧中央后回、右侧补充运动区和左侧中央前回等脑区,EO 静息态下的 ReHo 值则明显比 EC 静息态低,如图 2 和表 2 所示.梭状回负责面孔识别、物体次级分类识别等功能;舌回主要负责视觉的加工等功能;顶叶主要负责人体身体感觉等功能;额叶包含初级运动区;颞叶负责人体听觉信息的处理;人体的运动中枢位于中央前回. ReHo 反映了脑区某个局部的神经元活动在时间上的一致性.因此, ReHo 指标计算的结果表明,EO 与 EC 静息态下人脑功能活动的变化在视觉皮层、听觉皮层、躯体感觉皮层和躯体运动皮层等区域的差异更为显著.

由以上 fALFF 和 ReHo 指标的计算结果可以看出,静息态下人脑功能活动与 EO 和 EC 两种静息态有关,EO 与 EC 两种静息态下人脑功能活动在人体视觉皮层、听觉皮层、躯体感觉皮层和躯体运动皮层等区域的差异显著.

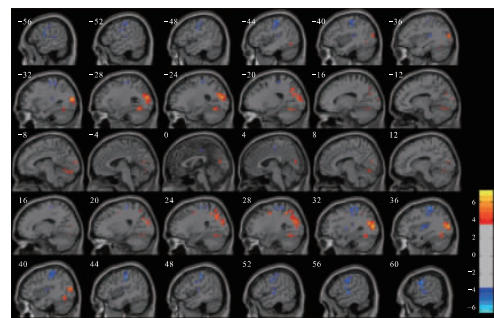


图 2 ReHo 指标下 EO 与 EC 静息态的脑功能活动差异图

Fig. 2 Difference of brain functional activity between EO and EC resting state with ReHo

表 2 ReHo 指标下 EO 与 EC 静息态的脑功能活动差异

Tab. 2 Difference of brain functional activity between EO and EC resting state with ReHo

脑区	体素数	T 值	峰值的 MNI 坐标		
			X	Y	Z
左侧梭状回	116	6.3176	-27	-60	-15
右侧梭状回	96	5.3282	39	-60	-12
右侧舌回	13	4.9072	9	-69	-9
左侧枕下回	14	4.455	-45	-66	-12
左侧枕中回	265	7.1191	-33	-81	12
左侧颞上回	15	-4.7145	-60	-36	9
右侧中央后回	434	-6.3602	45	-21	42
左侧颞上回	24	-4.592	-39	-30	9
右侧枕中回	383	7.3918	33	-84	12
左侧顶上回	26	5.3393	-21	-66	42
左侧中央后回	71	-5.297	-63	-6	18
左侧中央后回	94	-5.3614	-48	-15	45
右侧补充运动区	26	-4.6223	3	-18	54
右侧额中回	21	5.3838	27	-3	45
左侧中央前回	32	-4.9103	-24	-27	60

### 3.2 单一特征数据与多层次特征数据分类

#### 3.2.1 单一特征数据分类

根据 3.1 节中各指标的计算结果,在 fALFF 指标下,我们从每个被试中提取出 8 维的特征向量作为分类的数据集;在 ReHo 指标下,从每个被试中提出 15 维特征向量作为分类的数据集. 所得到的数据集按照 10 折交叉验证法分割为训练集和测试集,将训练集输入到分类器中完成训练后,使用测试集对分类器进行分类测试. fALFF 数据的分类结果如表 3 所示,ReHo 数据的分类结果如表 4 所示.

表 3 fALFF 数据的分类结果

Tab. 3 Classification results of fALFF data

分类器	准确率/%	召回率/%	精确率/%
线性核 SVM	83.25	82.50	87.00
RBF 核 SVM	83.25	82.00	87.67
朴素贝叶斯	84.50	84.50	87.67
决策树	72.00	77.50	81.67
随机森林	78.89	71.11	82.05
Adaboost	83.00	84.00	85.17

表 4 ReHo 数据的分类结果

Tab. 4 Classification results of ReHo data

分类器	准确率/%	召回率/%	精确率/%
线性核 SVM	92.50	91.50	94.00
RBF 核 SVM	84.25	77.50	91.33
朴素贝叶斯	89.00	82.50	94.67
决策树	78.50	68.00	83.00
随机森林	87.78	82.22	86.36
Adaboost	88.50	86.00	91.83

从表 3 和表 4 可以发现,基于线性核的 SVM、基于 RBF 核的 SVM、朴素贝叶斯、决策树、随机森林和 Adaboost 6 种机器学习方法对数据分类均可以达到较好的分类效果. 在 fALFF 数据上,朴素贝叶斯在 6 种方法中的分类效果最好,准确率为 84.50%,召回率为 84.50%,精确率为 87.67%;其中分类效果最差的决策树达到准确率为 72.00%,召回率为 77.50%,精确率为 81.67%的分类效果. 在 ReHo 数据上,基于线性核的 SVM 在 6 种方法中的分类效果最好,准确率为 92.50%,召回率为 91.50%,精确率为 94.00%;其中分类效果最差的决策树达到准确率为 78.50%,召回率为 68.00%,精确率为 83.00%的分类效果.

通过 6 种机器学习方法对数据进行分类比较,我们发现朴素贝叶斯算法对 fALFF 数据的分类效果最好,线性核的 SVM 算法对 ReHo 数据的分类效果最好. 因此,在 EO 与 EC 静息态下脑功能活动相关的分类研究中,可以在 fALFF 数据上采用朴素贝叶斯算法,在 ReHo 数据上采用线性核 SVM 算法.

### 3.2.2 多层次特征数据分类

我们将 fALFF 指标中每个被试的 8 维特征向量与 ReHo 指标中相对应被试的 15 维特征向量融合为一个 fALFF+ReHo 指标下的 23 维特征向量,以此来组成多层次特征的分类数据集.按照单一特征数据下的分类方法对多层次特征数据进行分类, fALFF+ReHo 多层次特征数据下的分类结果如表 5 所示.从表 5 可以发现,多层次特征数据分类结果中,6 种机器学习方法均达到了较好的分类效果.朴素贝叶斯在 6 种方法中的分类效果最好,准确率为 92.25%,召回率为 86.50%,精确率为 97.50%;分类效果最差的决策树达到准确率为 77.00%,召回率为 71.50%,精确率为 81.75%.

通过对单一特征数据和多层次特征数据分类结果进行比较,发现利用多层次特征数据进行分类时,基于 RBF 核的 SVM,朴素贝叶斯和随机森林算法的分类效果均有所提升,而基于线性核的 SVM、决策树和 Adaboost 的分类效果均没有得到提升,甚至有所降低,如图 3—图 5 所示.实验结果表明,选择使用 RBF 核的 SVM,朴素贝叶斯和随机森林算法时,利用对 fALFF 和 ReHo 指标下特征向量的特征融合方法可以提升算法的分类效果.因此,在多个脑功能参数的 EO 与 EC 静息态下脑功能活动相关的分类研究中,可以采用特征融合的方法进行分类.此外,对单一特征数据和多层次特征数据的分类结果表明,机器学习方法可应用于脑功能活动相关领域进行必要的预测分类,也为机器学习在其他脑病理等相关领域提供了参考依据.

表 5 多层次特征数据的分类结果

Tab. 5 Classification results of multi-level feature data

分类器	准确率/%	召回率/%	精确率/%
线性核 SVM	89.75	88.00	92.67
RBF 核 SVM	91.25	88.50	94.17
朴素贝叶斯	92.25	86.50	97.50
决策树	77.00	71.50	81.75
随机森林	88.89	82.22	93.81
Adaboost	86.50	79.50	93.83

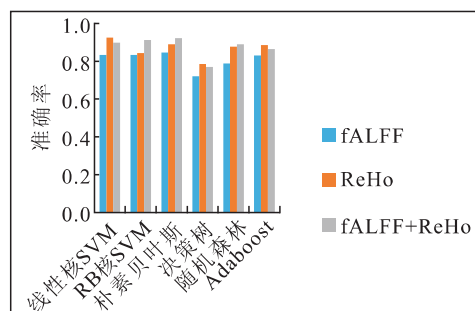


图 3 单一特征数据与多层次特征数据分类准确率比较图

Fig. 3 Difference of classification accuracy between single feature and multi-level feature data

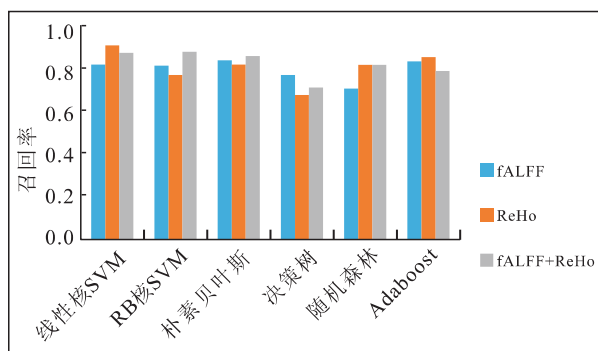


图 4 单一特征数据与多层次特征数据分类召回率比较图

Fig. 4 Difference of classification recall between single feature and multi-level feature data

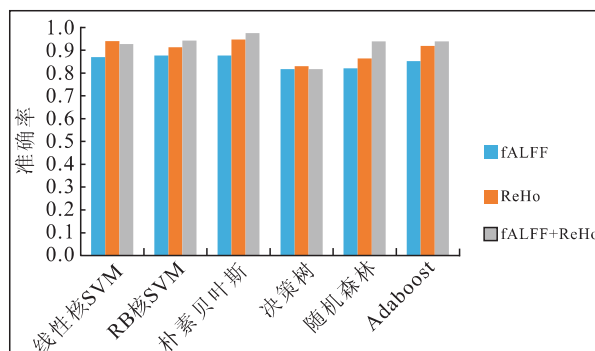


图 5 单一特征数据与多层次特征数据分类精确率比较图

Fig. 5 Difference of classification precision between single feature and multi-level feature data

## 4 结论

本研究在 EO 和 EC 两种静息态下,比较并分析了基于线性核的 SVM、基于 RBF 核的 SVM、朴素贝叶斯、决策树、随机森林和 Adaboost 6 种机器学习方法对人脑 fALFF 和 ReHo 数据上的分类效果.对单一特征数据分类时,朴素贝叶斯算法对 fALFF 数据的分类效果最好,线性核的 SVM 对 ReHo 数据的分

类效果最好. 对 fALFF 和 ReHo 数据相融合的多层次特征数据分类时, 朴素贝叶斯算法的分类效果最好. 通过对单一特征数据与多层次特征数据在 6 种分类器上进行分类比较, 发现利用多层次特征数据时, 基于 RBF 核的 SVM, 朴素贝叶斯和随机森林算法的分类效果有所提升.

#### 参考文献:

- [1] SMITHA K, AKHIL RAJA K, ARUN K, et al. Resting state fMRI: a review on methods in resting state connectivity analysis and resting state networks[J]. The Neuroradiology Journal, 2017, 30(4): 305-317.
- [2] OGAWA S, LEE T-M, KAY A R, et al. Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1990, 87(24): 9868-9872.
- [3] LIU D Q, DONG Z Y, ZUO X N, et al. Eyes-open/eyes-closed dataset sharing for reproducibility evaluation of resting state fMRI data analysis methods[J]. Neuroinformatics, 2013, 11(4): 469-476.
- [4] LIANG B S, ZHANG D L, WEN X, et al. Brain spontaneous fluctuations in sensorimotor regions were directly related to eyes open and eyes closed: evidences from a machine learning approach[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2014, 8: 645.
- [5] PATRIAT R, MOLLOY E K, MEIER T B, et al. The effect of resting condition on resting-state fMRI reliability and consistency: a comparison between resting with eyes open, closed, and fixated[J]. Neuroimage, 2013, 78(1): 463-473.
- [6] YAN C G, LIU D Q, HE Y Y, et al. Spontaneous brain activity in the default mode network is sensitive to different resting-state conditions with limited cognitive load[J/OL]. PLoS One, 2009, 4(5): e5743[2019-08-03]. DOI: 10.1371/journal.pone.0005743.
- [7] MARX E, STEPHAN T, NOLTE A, et al. Eye closure in darkness animates sensory systems[J]. Neuroimage, 2003, 19(3): 924-934.
- [8] WEI J, CHEN T, LI C, et al. Eyes-open and eyes-closed resting states with opposite brain activity in sensorimotor and occipital regions: multidimensional evidences from machine learning perspective[J/OL]. Front Hum Neurosci, 2018, 12(422)[2019-09-10]. DOI: 10.3389/fnhum.2018.00422.
- [9] PEREIRA F, MITCHELL T, BOTVINICK M. Machine learning classifiers and fMRI: A tutorial overview[J]. NeuroImage, 2009, 45(1, Supl): S199-S209.
- [10] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10.
- [11] 张航. 基于朴素贝叶斯的中文文本分类及 Python 实现[D]. 济南: 山东师范大学, 2018.
- [12] 杨剑锋, 乔佩蕊, 李永梅, 等. 机器学习分类问题及算法研究综述[J]. 统计与决策, 2019, 35(6): 36-40.
- [13] 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J]. 应用昆虫学报, 2013, 50(4): 1190-1197.
- [14] 曹莹, 苗启广, 刘家辰, 等. AdaBoost 算法研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2013, 39(6): 745-758.
- [15] YAN C G, ZANG Y F. DPARSF: a MATLAB toolbox for “ pipeline” data analysis of resting-state fMRI[J]. Frontiers in Systems Neuroscience, 2010, 4: 13.
- [16] ZANG Y F, HE Y, ZHU C Z, et al. Altered baseline brain activity in children with ADHD revealed by resting-state functional MRI[J]. Brain and Development, 2007, 29(2): 83-91.
- [17] ZOU Q H, ZHU C Z, YANG Y H, et al. An improved approach to detection of amplitude of low-frequency fluctuation (ALFF) for resting-state fMRI: fractional ALFF[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2008, 172(1): 137-141.
- [18] ZANG Y F, JIANG T Z, LU Y L, et al. Regional homogeneity approach to fMRI data analysis[J]. Neuroimage, 2004, 22(1): 394-400.

(下转第 560 页)

## On the Application of Offensive Technology in the First Episode Key Guard: Taking the Top Four Women's Basketball Teams in the 13th National Student Games as an Example

ZHU Xinhao, XU Yuanhong

(School of Physical Education and Health, Hangzhou Normal University, Hangzhou 311121, China)

**Abstract:** In basketball, the key guard is the soul of a team and the key to determine the outcome of the game. The key guard should have an excellent level of offensive technology.

This article uses the literature method, video observation method, expert interview method, logical analysis method, and mathematical statistics method to make technical statistics and reasoning analysis on the offensive technology application and ability of the first episode key guards in the top four college women's basketball teams in the 13th National Student Games. The research shows that the key guards' attack ability of the point guard under the high intensity confrontation is weak, the psychological quality is not up to standard, the scoring ability is poor, the scoring method is single, assisting and stealing time are not suitable, the organization ability of fast attack is poor, the breakthrough ability is good, the fighting and the protection rebounding abilities are strong. The conclusions and data are taken as the basis for the coach to formulate training plans, which can improve the offensive technical level and application ability of the key guards, and thereby promote the overall level improvement of the college women's basketball teams.

**Key words:** college women's basketball; first episode; key guard; offensive technology

—————  
(上接第 532 页)

## Classification of Brain Functional Activity Difference in Resting State Based on Machine Learning

YU Fei, ZHAO Baoqi, LI Xiumei, SUN Junmei, GE Qingqing

(School of Information Science and Engineering, Hangzhou Normal University, Hangzhou 311121, China)

**Abstract:** This study extracts brain functional parameters including fALFF and ReHo from 45 healthy subjects under EO and EC resting state, and compares the classification results of six different machine learning methods such as linear support vector machine (SVM), RBF kernel SVM, Naïve Bayes, decision tree, random forest and adaptive boosting (Adaboost). The experiment results show that Naïve Bayes algorithm has the best classification performance for the fALFF data, and linear SVM algorithm has the best classification performance for ReHo data when classifying single feature data. Naïve Bayes algorithm has the best classification performance when classifying multi-level feature data with fALFF and ReHo data. In addition, this study compares the classification results of six machine learning methods with single feature and multi-level feature data. It is showed that the classification performances of RBF kernel SVM, Naïve Bayes and random forest algorithm for multi-level feature data are improved when classifying multi-level feature data. The comparison of different machine learning methods and different level feature provides a reference for the study of brain functional activity under EO and EC resting state and brain pathology.

**Key words:** resting-state functional magnetic resonance imaging (rs-fMRI); machine learning; brain functional activity; fALFF; ReHo