



☰ 内容

第一节

介绍

阿尔茨海默氏病（AD）是一种影响大多数老年人的疾病，尤其是60多岁的老年人[1]。它是一种进行性痴呆，会引起行为改变，记忆力，思维和语言能力的丧失[2]。随着时间的流逝，AD综合征逐渐恶化，最终干扰了患者的日常生活，并最终杀死了受影响的受害者，到目前为止，尚未发现任何治愈方法。由于AD的重要性和对社会的影响，AD的症状已在世界各地的研究人员中流行[3]。在整个AD周期中，AD的副作用可能变得更加严重。从2006年开始，全球患有AD的总人口估计为2660万[4] [5]。据估计，到2050年，将受到AD影响和困扰的人口将增加到1.06亿，其中约40%的病例需要重症监护[6]。因此，需要改进一种新的和可靠的诊断AD的方法，这对于加速阿尔茨海默氏病的崩解的治疗和给药同样至关重要[7]。

高维分类是实现许多应用程序的高精度的必不可少的技术，尤其是在自动检测患有阿尔茨海默氏病的患者中。通过几种高维模式识别程序已引入了许多神经影像学研究[8] – [9] [10]。

改进了从较大维度的数据分类中提取特征的过程，以降低计算成本并提高准确性。此过程在处理结论性结果方面非常成功。为了解决阿尔茨海默氏病中的高维模式识别问题，本文提出了三种最必要和最有效的特征提取方法。

用于自动检测患有AD的患者的机器学习的主要潜在潜力是高维分类技术。高维数据的特征选择和降维技术是模式识别和数据挖掘中最重要的主题之一。在过去的几年中，许多研究成功地在许多神经影像学研究中验证了高维模式识别[11]。在本文中，我们介绍了一种在AD高维检测中进行特征提取的新方法。

来自高维检测程序的机器学习的主要目标是对患有阿尔茨海默氏病（AD）的患者进行自动分类。从高维数据中提取特征是自动分类的最大问题。在许多神经影像研究中，许多研究研究了高维模式检测方法。

在本文中，我们提出了在高维识别阿尔茨海默氏病中的命令式特征提取程序。这项研究的主要贡献可以列举为：使用费舍尔准则选择关键切片（KS）生成2D遮罩以对感兴趣区域进行分割（ROI）并引入，这是一种基于数据融合的特征提取新方法，可通过合并PDF功能，本征大脑值和统计功能。

本文的提醒如下。在第二部分中，我们解释了所提出的方法，该方法包括预处理，特征提取，特征部分和特征融合。第三节包含实验结果和讨论，最后我们得出结论。

第二节

拟议方法

对于本节，将全面概述从HC受试者中检测AD的清晰描述。在本文的第一部分中，我们详细介绍了有关AD的描述性概述，并通过从OASIS数据库下载的预处理数据（包括每个患者的MRI数据，纵向MRI数据和其他数据）预处理数据来支持我们的讨论。由于整个大脑的兴趣计算区域是结果剥夺的，因此引入了将用作整个大脑扫描器的KS选择。预处理部分包括基于位移场（DF）方法的区域检测到感兴趣区域（ROI）区域。在下一节中，我们将特征提取称为能量提取，对比度和同质性度量，以及由PCA和概率分布函数（PDF）方法为每个关键切片生成的特征向量。在最后一

部分中，来自每个键切片的特征通过特征融合进行组合，以提高准确性。在所有实施方案中均提出了建议方法图1。

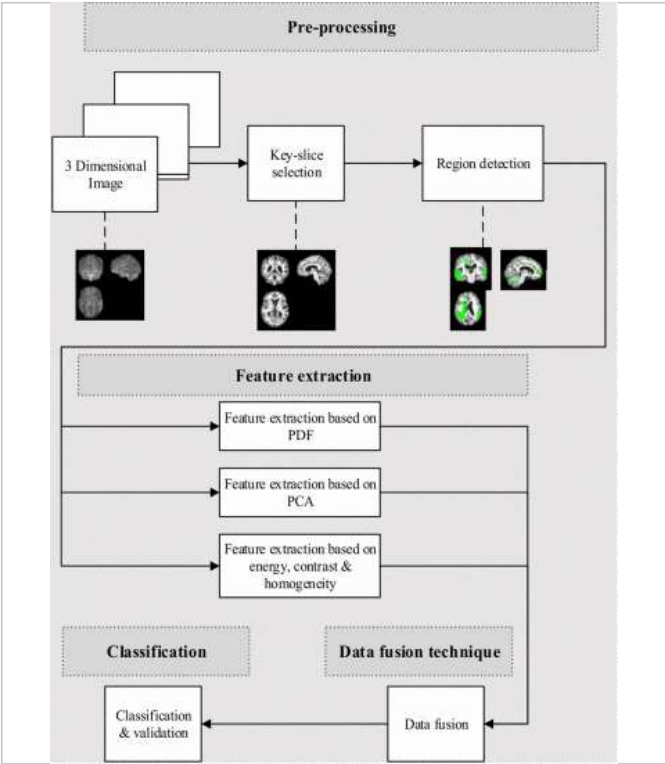


图1。  
提出的AD检测方法的框图。

A.关键片段选择

引入了从HC中选择具有指示AD的结构的关键切片的关键切片选择过程，因为在整个大脑扫描器上计算位移场很费时[12]。提出了一种基于Fisher准则J（w）来选择最佳密钥片的方法，如（1）所示：

$$\hat{J}(w) = \frac{w^T \text{小号}}{w^T \text{小号}} \tag{1}$$

[查看资料](#)

在（2）小号表示（3）中 L1和L2类的散射矩阵小号在类别散布矩阵内指示以下定义类别L1和L2为

$$\text{小号} = \frac{(\mu_1 \mu_2) (\mu_1 \mu_2)^T}{\sum_{X \in \text{世}} (X - \mu_1) (X - \mu_1)^T + \sum_{X \in \text{世}} (X - \mu_2) (X - \mu_2)^T} \tag{2}$$

[查看资料](#)

B.区域检测

首先，我们从原始数据中随机选择一个AD和一个HC，然后为每个关键片段获取DF。对火车数据集中的所有AD和HC样本（27 AD和87 HC）重复相同的过程。重复此过程是因为数据集中每个样本的区域不同。我们使用所有图像来获得每个图像的平均值。下一步，我们定义阈值以生成大脑中的变形图（区域）

$$[R \text{ 我} = \{ (x, y), |d(X, \ddot{y})| \geq T\}$$

[查看资料](#)

哪里 d（X，表示（X，）y |代表幅度，T代表阈值。换句话说，我们认为该点的大小大于T。根据实验，我们将T的值视为5 [13]。较小的T值可能表示在计算的位移场中有更多的噪声，而如果阈值数量很多，我们将失去实际的变形。图5中的流程图示出了每个轴的ROI的处理。第一步，我们计算迭代次数。迭代次数等于AD主题数乘以HC主题数。然后，我们

随机选择一个AD和一个HC，然后计算所有受试者的DF，然后根据定义为ROI的阈值计算最后一步的平均受试者。

## C.特征提取

### 1) 基于PDF的特征提取

PDF可以描述为表示像素值概率的概率向量，也可以定义为从属于各种不连续区间的图像中提取的原始特征向量。它也可以定义为像素值的出现概率分布的统计描述，可以将其视为特征矢量，定义为bin [11] [14]。从像素或像素中提取的PDF可以按以下方式计算：

$$H = [p_1, p_2, \dots, p_m], \quad p = \frac{n_i}{n}, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

[查看资料](#)

### 2) 基于统计参数的特征提取

考虑到V代表每个关键切片的二维MRI数据，而V(x, y)作为位于(x, y)的像素。我们使用能量E，对比度C，均匀性H作为表示数据V。它们表示为：

$$E = \sum_{i,j} V(i, j)^2 \quad (6)$$

$$C = \sum_{i,j} |i - j|^2 V(i, j) \quad (7)$$

$$H = \sum_{i,j} \frac{V(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (8)$$

[查看资料](#)

从大脑的所有关键切片中提取出三元组（能量，对比度，同质性），然后排队进入行向量。

### 3) 基于PCA的特征提取

本征脑是一种数学过程，利用PCA促进的正交发展将可能对应的相关变量匹配为一组不相关的值，这些值可以定义为主要成分[15]。在情况尺寸  $M \times N$  假设归一化数据集X得出M，假设M代表样本数，N代表特征数。归一化的Z表示居中且按比例缩放单位方差是通过减去平均值并将所得差值除以其标准偏差值得出的，因此可以用以下公式表示

$$\check{z} = \frac{X - \mu(X)}{\sigma(x)} \quad (9)$$

[查看资料](#)

矩阵C与大小的协方差  $N \times N$  用下面的公式表示

$$C = \frac{1}{N-1} \check{z} \check{z}^T \quad (10)$$

[查看资料](#)

中号  $\lambda_i$  代替  $\lambda_i$  来表示方差逼近值，其三，我们表示C的特征分解：

$$C = U \Lambda U^{-1} \quad (11)$$

[查看资料](#)

$\check{u}$  由表示  $N \times (M-1)$  矩阵的约束是矩阵C协方差的特征向量，矩阵3表示为  $(M-1) \times (M-1)$  对称矩阵，其对角线值是C的特征值，每个特征值与一个特征向量N相关。通常的过程是通过减少特征值来对特征值矩阵3和矩阵U进行排序  $\check{u}_1 > \check{u}_2 > \dots > \check{u}_N$  为了查看第i个本征脑u(i)，将U的第i列重塑为图像。

## D.数据融合

本部分介绍了数据融合技术，以提高所提出的AD分类方法的准确性。数据融合技术的目标是将来自两个或多个不同的多个源（向量，分类器）的数据进行组合以提高性能[16]。

## E.分类

区分AD和HC受试者的最后一步称为分类，评估表现是区分AD的最后阶段。在本文中，几乎没有介绍用于AD分类的分类器，包括支持向量机（SVM）分类器，kNN和决策树（DT）分类器。

### 第三节。 结果和讨论

在本节中，我们讨论从关键片段选择以及特征提取和分类获得的结果。最后，我们将我们的结果与一些最先进的方法进行比较。

#### A.关键片段选择

整个大脑的特征提取方法非常耗时，因此，我们决定根据Fisher标准规则选择轴向，矢状和冠状方向的最佳大脑层。最佳切片数由费舍尔标准决定。将为所有关键片段计算AD和HC组之间的fisher标准，然后将其选择为顶级判别关键片段的数量。在这项研究中，费舍尔准则帮助我们找到了具有最大判别性像素的最佳关键片段，以进行特征提取和分类过程。为了找到每个轴的Fisher标准系数，我们计算了每个切片的Fisher标准系数。如果每个切片的Fisher准则值等于零，则该层的像素在AD和HC之间没有任何差异，Fisher准则的价值很高，这说明AD和HC层互不相同。三轴的Fisher准则图显示在图2。对于此轴上的选择关键片段，我们选择一个大于最大值一半的区域。如下图所示，与其他切片相比，介于60和155之间的区域具有更多区分像素。因为我们想要不相关的切片，所以我们必须以10为步长从60到150选择十个关键切片。图6.下面的4显示了冠状轴的关键切片。

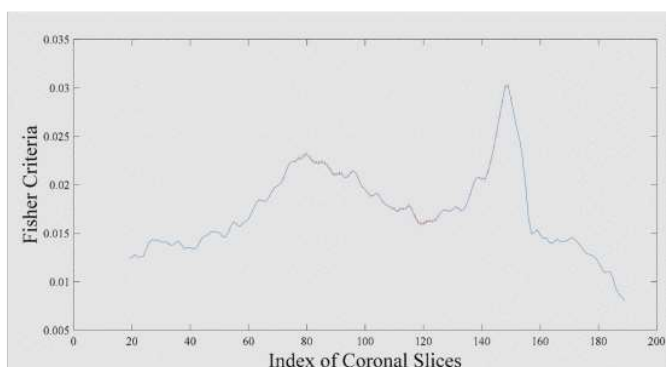


图2。  
费舍尔冠状方向的标准曲线

矢状轴的费舍尔标准图显示在图3中，对于选择该轴上的关键切片，我们选择的区域大于最大值的一半。如图所示，与其他切片相比，介于40和130之间的区域具有更多的区分像素。由于我们想要不相关的切片，因此我们必须以40的步长选择10个关键切片，并将步长增加10。图3显示了矢状轴的关键切片。

轴向轴的费舍尔标准图如图4所示，对于选择该轴上的关键切片，我们选择的面积大于最大值的一半。在下图中，与其他切片相比，介于60和100之间的区域具有更多区分像素。由于我们想要不相关的切片，因此我们以10的步长选择了从60到100的十个关键切片。图4显示了冠状轴的关键切片。

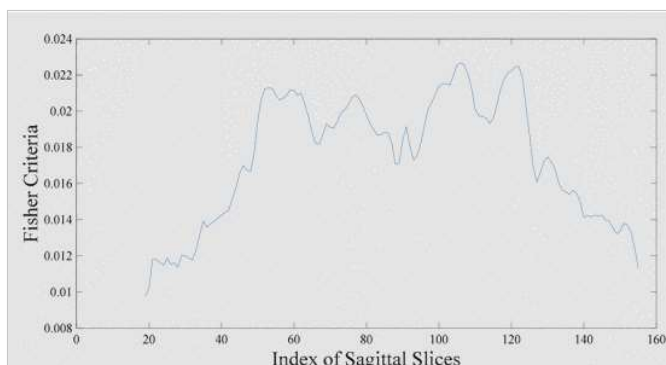


图3。  
弧矢方向的费舍尔标准曲线。

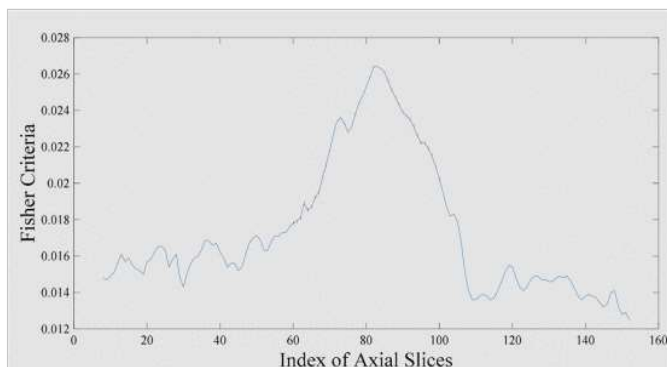


图4。  
轴向曲线或费舍尔标准。

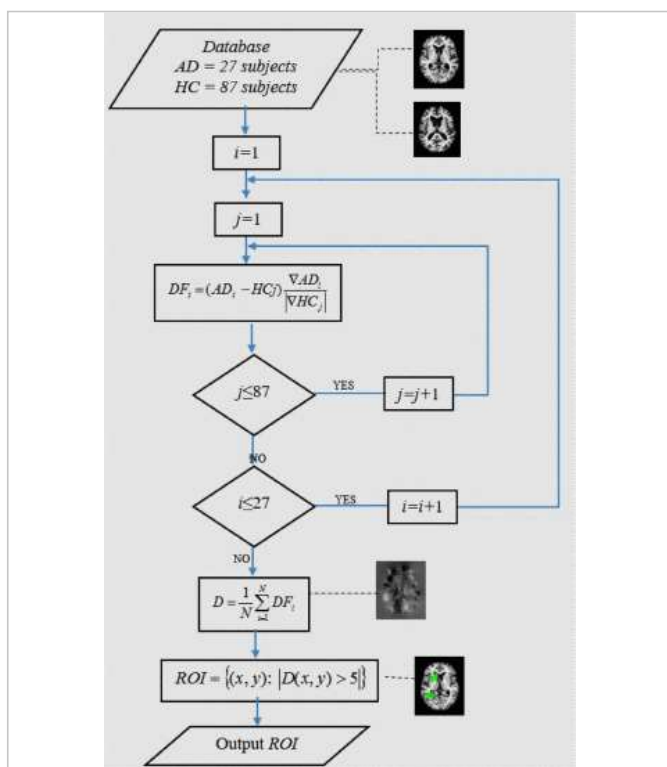


图5。  
提出的区域检测方法流程图

## B.特征提取与分类比较

在本节中，我们报告通过OASIS数据计算出的AD检测的10倍交叉验证的准确性。在每个切片的每个轴上，我们基于PCA（10个特征），PDF（20个特征），能量，对比度和同质性（ECH-3特征）执行特征提取。对于每个切片，提取了33个特征。冠状轴，矢状轴和轴向轴分别有10个切片，10个切片和5个切片。这意味着从冠状和矢状轴提取了330个特征，而从轴向轴提取了165个特征。

实验结果表明，所提出的方法与文献中引入的经典方法具有可比性。表I显示了不使用任何掩膜的建议方法的准确性（%）。在这方面，我们针对冠状，矢状和轴向各轴研究了不同特征提取技术的准确性。通过使用不同的分类器评估提取的特征的准确性。显然，对于kNN和SVM分类器，PCA在所有轴中具有最高的性能。当将SVM分类器应用于所有轴上的所有特征提取方法时，其性能最佳。此外，我们使用所有三个轴来评估性能。如表一所示通过具有所有三个轴可以提高精度。如果我们将所有轴融合在一起，则可以实现进一步的改进。精度最高的是使用线性SVM的PCA，精度为83.1%。可以通过使用表II中所示的蒙版来完成相同的方法。当我们在SVM分类器上应用融合技术后，可以达到最高的准确性，达到88.1%。

表I：不使用掩膜的建议方法的准确性

Axis	Feature extraction methods	classifier		
		Decision Tree (%)	Linear SVM (%)	kNN (%)
Coronal axis	PCA	67.7	82.7	80.3
	PDF	68.5	75.6	72.4
	Energy, Contrast Homogeneity	73.2	78.0	78.0
Sagittal axis	PCA	73.2	82.1	81.1
	PDF	75.6	78.0	71.7
	Energy, Contrast Homogeneity	75.6	81.1	71.7
Axial axis	PCA	66.9	82.5	81.0
	PDF axial	73.2	79.5	77.2
	Energy, Contrast Homogeneity	77.2	79.5	70.1
Three axis	PCA <sub>coronal</sub> + PCA <sub>sagittal</sub> +PCA <sub>axial</sub>	71.7	83.1	82.7
	PDF <sub>coronal</sub> + PDF <sub>sagittal</sub> +PDF <sub>axial</sub>	69.3	76.4	74.8
	ECH <sub>coronal</sub> + ECH <sub>sagittal</sub> +ECH <sub>axial</sub>	70.9	77.2	74.8
	PCA <sub>all</sub> + PDF <sub>all</sub> + ECH <sub>all</sub>	78.7	82.7	80.3

表二：带掩膜的建议方法的准确性

Axis	Feature extraction methods	classifier		
		Decision Tree (%)	Linear SVM (%)	kNN (%)
Coronal axis	PCA	76.4	85	80.3
	PDF	63.0	78.7	79.5
	Energy, Contrast Homogeneity	72.4	80.3	79.5
Sagittal axis	PCA	63	81.1	81.1
	PDF	70.1	84.3	77.2
	Energy, Contrast Homogeneity	69.3	79.5	76.4
Axial axis	PCA	64.6	73.2	75.6
	PDF	70.1	79.5	74.8
	Energy, Contrast Homogeneity	71.7	76.4	78
Three axis	PCA <sub>coronal</sub> + PCA <sub>sagittal</sub> +PCA <sub>axial</sub>	80.3	80.3	83.5
	PDF <sub>coronal</sub> + PDF <sub>sagittal</sub> +PDF <sub>axial</sub>	72.4	85	78
	ECH <sub>coronal</sub> + ECH <sub>sagittal</sub> +ECH <sub>axial</sub>	68.5	82.7	79.5
	Proposed method (PCA <sub>all</sub> + PDF <sub>all</sub> + ECH <sub>all</sub> )	78.7	88.1	85.1

在表III中，我们比较了建议的方法 (PCA<sub>所有轴</sub>+PDF<sub>所有轴</sub>+ECH<sub>所有轴</sub>+LSVM) 和其他研究。所提出的方法的准确性高于其他方法，并且灵敏度和特异性与现有技术相当。这项工作中使用的数据库包含30位AD和97位HC受试者的大脑MRI扫描。可以通过相等数量的AD和HC样本来认为本文采用的数据库不平衡。由于访问私有平衡的AD数据库面临的困难，我们不得不使用不平衡的数据库。尽管存在此缺点，但所提出方法的准确性，敏感性和特异性性能更高或与其他方法相当。

表III：我们的方法与其他方法的比较

Method (Author)	Subjects (AD/HC)	ACC (%)	SEN (%)	SPE (%)
MSD + RBF SVM (Papakostas et al, 2015) [17]	49/49	85.00	78.00	92.00
VV + RBF-AB-SVM (Savio et al., 2011) [18]	49/49	86.00	80.00	92.00
GM+WM+SVM(Khedher et al., 2015) [19]	188/229	88.49	90.39	86.17
EB+WTT+RBF-KSVM (Dong et al., 2015) [15]	28/98	86.71	85.71	86.99
BRC + IG + VFI (Plant et al., 2010 ) [20]	32/18	78.00	65.63	100
<b>Proposed method</b> (PCA <sub>all</sub> + PDF <sub>all</sub> + ECH <sub>all</sub> + <b>LSVM</b> )	30/97	88.10	80.76	91.08

第四节  
结论

在这项研究中，我们的重点是提出一种提高阿尔茨海默氏病检测准确性的新方法。在这方面，首先我们使用3维的关键切片来减小MRI图像的维数。通过在三个正交方向上利用2D切片，提出了一种新的特征提取方法。所提出的方法包括计算AD和HC组之间的Fisher准则，以选择冠状，矢状和轴向的关键切片。实验结果表明，相对于最新技术，提出的特征提取是有效的。来自每个关键片段的提取特征通过特征融合进行组合，以提高准确性。实验结果表明，与文献中的其他特征提取技术相比，与脑罩一起使用的融合方法产生了更高或相当的结果。此外，我们采用了三个单独的分类器来比较我们的方法，结果表明SVM优于DT和K-NN分类器。最后，在文献中可获得的其他方法中，所提出的方法在检测AD方面获得了更高或相当的灵敏度，特异性和准确性得分。

作者	▼
数据	▼
参考文献	▼
关键词	▼
指标	▼



[更改用户名/密码](#)

[付款方式](#)

[通讯首选项](#)

[美国和加拿大: +1 800 678 4333](#)



[查看购买的文件](#)

[职业与教育](#)

[全球: +1 732 981 0060](#)

[技术兴趣](#)

[联系与支持](#)

[关于IEEE Xplore](#) | [联系我们](#) | [帮助](#) | [无障碍](#) | [使用条款](#) | [非歧视政策](#) | [网站导航](#) | [隐私权和退出Cookie](#)

IEEE是一个非营利性组织，是世界上最大的技术专业组织，致力于为人民的利益而发展技术。

©版权所有2020 IEEE-保留所有权利。使用本网站表示您同意条款和条件。

## IEEE帐户

» [更改用户名/密码](#)

» [更新地址](#)

## 采购明细

» [付款方式](#)

» [订单历史](#)

» [查看购买的文件](#)

## 档案信息

» [通讯首选项](#)

» [职业与教育](#)

» [技术兴趣](#)

## 需要帮忙?

» [美国和加拿大: +1 800 678 4333](#)

» [全球: +1 732 981 0060](#)

» [联系与支持](#)

[关于IEEE Xplore](#) | [联系我们](#) | [救命](#) | [辅助功能](#) | [使用条款](#) | [非歧视政策](#) | [网站地图](#) | [Privacy & Opting Out of Cookies](#)

A not-for-profit organization, IEEE is the world's largest technical professional organization dedicated to advancing technology for the benefit of humanity.

© Copyright 2020 IEEE - All rights reserved. Use of this web site signifies your agreement to the terms and conditions.