基于卷积神经网络的音频场景分类方法研究

**摘要**

1. **绪论**
   1. 课题背景及研究的目的及意义

声音，一种传递信息的媒介。我们能从声音中提取到不少有用的信息。伴随着人工智能技术的发展，借助机器辅助人们从声音中提取出信息成为了人工智能领域一大研究方向。具体来说，音频处理任务中包括自动音乐标记、音乐检索推荐、语音识别、音频指纹、音频场景识别等应用场景。本文主要研究音频场景识别。

音频场景识别的应用场景包括设计上下文感知服务（Adams, Want，1994），智能可穿戴设备（Xu, Li, Lee,2008），机器人导航系统（Chu, Narayanan, Kuo, Matari，2006）和音频归档管理（Landone, Harrop, Reiss，2008）。此外，智能个人助理也是一个受到音频场景识别推动的领域。 智能个人助理是通过分析各种输入数据—包括音频，图像，用户输入或位置，天气和个人时间表等上下文信息，自动进行推荐和执行操作的软件代理。当今智能个人助理服务的代表有Google的Google Now、微软的Cortana、Apple的Siri以及亚马逊的Alexa。这些服务从环境音频中提取上下文信息，可以向用户自动推荐具有价值的信息，是一种极具实用价值的人工智能应用。

音频场景识别属于计算听觉场景分析(CASA)的子领域，其主要目标是通过分析声音使设备能够理解其环境。实现过程为：先对采集到的音频信号进行预处理，再从中提取用于区分环境的有用特征，最后根据这些特征进行分类。

此前音频场景分类基于将通用分类器（高斯混合模型，支持向量机，隐马尔可夫模型）应用于手动提取的特征，例如梅尔频率倒谱系数。近年来，得益于计算机速度的提升与深度学习的快速发展，人们逐渐意识到，可以尝试用深度学习的自动特征提取的特性来代替以往低效的手工提取。正如“深度学习”一词所表明的那样，该方法通过使用非线性模块堆叠多个层来进行低层数据的高级表示。有几种深度学习体系结构的变体，卷积神经网络其中的一种，由于其在学习独特的局部特征方面的优越性能，被广泛用于图像分类、语音识别、自然语言处理。与其他深度学习结构相比，卷积神经网络在图像和[语音识别](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E8%AF%AD%E9%9F%B3%E8%AF%86%E5%88%AB" \o "语音识别)方面能够给出更好的结果。相比较其他深度、前馈神经网络，卷积神经网络即使在有限的数据集和简单的数据增强下也可以有效应用于环境声音分类任务。更重要的是，可用数据集规模的显著增加很可能大大提高训练模型的性能。得益于卷积神经网络对数据集的利用程度高及高效的类别学习特性，可以看出卷积神经网络对音频场景分类任务有很高的价值。

* 1. 国内外研究现状

早在1997年，MIT媒体实验室就已经展开了音频场景识别的工作。在研究起步时期，识别率不甚理想。而随着如今智能设备大量涌现，优秀的计算机性能与深度学习技术的发展共同推动了该领域的研究进程。从过程来看，音频场景识别通常需要进行预处理、特征提取、分类器分类这一系列流程。因此，基于本文的需要，下面分别从音频特征提取、卷积神经网络、音频场景识别三个方面介绍国内外研究现状。

* + 1. 音频特征提取研究现状

许多关于音频场景识别的工作都致力于特征提取部分，原因在于良好的特征简化了分类器的设计，而识别能力欠佳的特征很难用任何分类器来补偿。此前受到语音识别领域的推动，有许多特征已经被投入到广泛的研究与应用之中。下面将介绍几种常用特征，并简述其原理：

（1）简单时频特征：(Eronen,2006)及（Malkin,Waibel,2005）等人设计的音频场景分类系统中，采用了这类特征，其特点为可以通过简单时域计算或通过傅里叶变换得到。其中包括过零率：其测量信号内的符号变化的平均速率，并且与单声道声音的主频率相关;光谱质心，测量光谱的质心，它与亮度的感知有关；以及频谱滚降，它识别频率高于设定阈值的频率。

（2）频带能量特征（能量/频率）：(Eronen,2006)等人中使用的这类特征，是通过在指定频带上对幅度谱或功率谱进行积分得到的。得到的系数用来衡量不同子带内存在的能量，并且还可以表示为子带能量与总能量之间的比率，以编码信号中最突出的频率区域。

（3）听觉滤波器组：能量/频率特征的进一步应用在于通过滤波器组分析音频帧，以模仿人类听觉系统的响应。它通过了一组带通滤波器，输出具有一定中心频率的子带信号。其中，（Sawhney和Maes，1997）使用Gammatone过滤器，（Clarkson等，1998）。采用了Mel级滤波器组系数（MFC），而（Patil和Elahili，2002）使用了听觉谱图。

（4）倒谱特征：倒谱特征是为了某些时候便于计算，将原信号的频谱转化为类似分贝的单位，再对其做逆傅里叶变换，将其视为一种新信号处理。MFCC则为音频场景识别中最常用的倒谱特征之一。其得以大量应用的主要原因就在于MFCC的频带划分是在梅尔刻度上等距划分的，它相比于正常对数倒谱中的线性间隔频带更接近人类的听觉系统。在之后的章节中将详细介绍该特征的原理以及提取过程。

（5）发声特征：每当认为信号中包含谐波分量时，可以估计其基频f或一组基频，并且可以定义特征组以测量这些估计的特性。在音频场景识别的情况下，谐波分量可能与音频场景内发生的特定事件相对应，且可以通过其识别确定不同的音频场景。盖格等人。采用与系统中每帧的基频相关的发声功能。 （Krijnders和Holt，2013）提出的方法基于提取音调拟合特征，即从音频信号的感知动机表示导出的一系列发声特征。首先，计算耳蜗图以提供受人耳蜗特性启发的声学场景的时频表示。然后，评估每个时频区域的音调以识别声学场景中的音调事件，从而产生音调拟合特征向量。

（6）线性预测系数（LPC）：线性预测是进行语音信号分析最有效和最流行的分析技术之一。线性预测分析的重要性在于：它提供了一组简洁的语音信号模型参数，这一组参数能够较精确地表征语音信号的频谱幅度，而分析它们所需的运算量相对来讲并不大。这类特征已被用于分析被模拟为自回归过程的语音信号。在自回归模型中，给定时刻t的信号s的样本表示为L个先前时刻的样本的线性组合：

(1)

其中组合系数确定了模型参数和是一个剩余项。 LPCS的值与建模信号的频谱包络之间存在映射，因此编码关于声音的一般频谱特性的信息。 Eronen等人在他们提出的方法中采用了LPC特征。

* + 1. 卷积神经网络研究现状
    2. 音频场景识别研究现状

Sawhney和Maes在1997年MIT媒体实验室的技术报告中提出一种专门解决ASC问题的方法（Sawhney，Maes，1997）。作者记录了一组包括“人”，“声音”，“地铁”，“交通”和“其他”的一组数据集。他们利用语音分析和听觉研究借鉴的工具从音频数据中提取了几个特征，采用递归神经网络和k最近邻标准对特征和类别之间的映射进行建模，并获得68％的整体分类准确率。一年后，来自同一机构的研究人员（Clarkson等，1998） 通过戴着麦克风录制连续的音频流，同时进行一些超市自行车旅行，然后自动将音频分割成不同的场景（如“家”，“街道”和“超市”）。他们将从音频流中提取的特征的经验分布拟合成隐马尔可夫模型（HMM）。

与此同时，实验心理学的研究则着重于理解驱动人类对声音和场景进行分类和识别的能力的感知过程。 Ballas发现识别声音事件的速度和准确性与刺激的声学性质、它们发生的频率及是否它们可以与物理原因或声音刻板印象相关联有关（Ballas，1993）。佩尔顿等人（Peltonen等，2001）观察到人类对音频场景的认识是通过识别典型声音事件（如人声或汽车发动机噪声）来实现的，并且确定了人类识别25个声场中的能力的整体准确率为70％。 Dubois等人（Dubois等，2006）研究了在不是实验者先验的情况下，个体如何定义他们自己的语义类别分类。最后，Tardieu等人（Tardieu等，2008）测试了语义类的出现以及在火车站范围内对声场的识别。他们在报告中说，声源、人类活动以及房间效应（如混响）是促成音频场景形成的因素，也是类别为固定先验情况下的识别线索。

受心理声学/心理学文献的影响，这些文献强调音频场景识别的局部特征和全局特征，一些麻省理工学院研究人员则侧重于音频的时域特征。 Eronen等人（Eronen等，2003）采用Mel频率倒谱系数（MFCCs）来描述音频信号的局部频谱包络，用高斯混合模型（GMMs）来描述其统计分布。然后，他们通过利用训练信号种类的知识的判别式算法来训练HMM，以解释GMM的时域演变。 Eronen及其合作者通过考虑更多的特征，和在分类算法中增加一个特征变换步骤，进一步推进了这项工作，在18种不同的声场中获得了总体58％的准确性。

尽管关于ASC系统的文献丰富，但研究界缺乏协调一致的标准来评估和测试解决这个问题的算法。2013年，IEEE音频和声学信号处理（AASP）技术委员会首次组织了DCASE (音频场景和事件检测和分类)挑战赛，以测试和比较ASC和事件检测与分类算法。这一举措符合信号处理领域旨在促进可再生研究的目标。过去几年来，本挑战赛中已经提出了许多音频处理技术，对整个ASC系统的发展做出了极大的贡献。

Santoso等人（Santoso等，2016）使用卷积神经网络网络来构建分类器。该系统是基于计算机视觉领域工作中采用的体系结构而设计的，具体来说，用来构建本系统分类器的结构为NIN（网络中的网络）（Lin等，2013）。NIN体系结构被提出来改善局部模型在CNN卷积层的抽象能力。 NIN用一个更有效的非线性逼近器替代了对CNN中的数据补丁进行抽象的模型。 在NIN架构中，抽象模型被MLP网络取代。此外，NIN架构取代了传统CNN的分类方法。 在CNN架构中，特征映射被连接到作为分类器的传统MLP网络。 NIN架构使用全球平均汇集来取代这种分类方法。 NIN架构直接使用最后一个卷积层中的特征映射来构建分类器。 该体系结构取得特征映射的平均值，并将生成的向量直接输入到softmax层。在本系统的特征提取部分，使用梅尔频谱系数（MFCC）作为分类器的输入向量。分类器使用来自MFCC特征集的每个帧进行训练，然后对每个帧的结果进行阈值化并投票选择音频数据的最终场景标签。其系统准确度胜过DCASE挑战的基准系统。系统平均准确率为78.83％，基准系统平均准确率为72.57％。

辛德勒等人（Schindler，2016）通过使用CQT（常数Q变换）特征作为CNN的输入来增强结果。CQT是一个时频表示，其所有频段的Q因数,即中心频率与带宽的比值相等。 CQT本质上是一种小波变换，这意味着对于低频率，频率分辨率更好，时间分辨率对于高频率更好。使用CQT的动机来自于音乐感知领域的观点：人类听觉系统在大部分可听频率范围内近似为“常量Q”。该系统的关键是利用CQT以足够的分辨率捕获来自低频和高频的基本音频信息，并创建一个并行CNN架构，该架构能够及时捕获这两种频率。所呈现的深度神经网络架构已经比DCASE 2016声场景分类任务组织提供的基线系统超出10.7％的相对改进，在开发集合上达到80.25％。此外，它在评估集中达到了83.3％，在DCASE 2016挑战任务中排名第35。

瓦伦蒂等人（Valenti等，2016）使用基于log-mel谱图的CNN，系统选择的特征表示是log-mel谱图。 为了计算log-mel谱图,他们在40ms的音频窗口上应用一个短时傅里叶变换（STFT），并重叠50％和Hamming窗口。 然后计算每个箱的绝对值并应用一个60段的梅尔比例滤波器组。 最后，计算mel能量的对数转换。 在提取过程之后，通过减去其平均值并除以其标准偏差来标准化每个仓，两者都是在每次折叠的整个训练集上计算的。 然后，将归一化的光谱图分成更短的光谱图，在后面调用序列。与用于STFT的帧不同，他们选择序列不重叠。 在这个过程结束时，CNN的输入是一个矩阵，可以被视为单通道图像。他们的实验结果在DCASE 2016评估数据集的工作精度为86.2％。

Bae等人（Bae，2016）研究了长期短时记忆（LSTM）和DNN的并行组合，提出了使用顺序信息的神经网络架构。该结构由两个独立的低层网络和一个高层网络组成。这些层分别称为LSTM层，CNN层和连接层。 LSTM层从连续的音频特征中提取连续的信息。 CNN层从谱图中学习谱时间局部性。最后，连接层汇总两个网络的输出，以便通过组合它们来利用LSTM和CNN的互补特性。RNN的核心思想是隐藏层之间的循环连接允许先前输入的内存保留内部状态，这会影响输出。 然而，在训练阶段RNN主要有两个问题需要解决：消失梯度和爆炸梯度问题（Pascanu等，2013）。 当计算反向传播过程中激励函数的导数时，长期分量可能快速指数地变为零。 这使得模型很难学习时间上遥远的输入之间的相关性。 同时，当训练期间梯度呈指数增长时，会出现爆炸梯度问题。 为了解决这个问题，提出了LSTM架构（Hochreiter等，1997）。 LSTM层由循环连接的存储块组成，其中一个存储单元包含三个乘法门。 门执行写，读和重置操作的连续类比，这使得网络能够在一段时间内利用时间信息。尽管组合的神经网络平均获得了更高的性能，但并没有给出所有场景的最佳分类结果。在巴士案中，CNN的表现优于其他网络。在公园的案例中，LSTM有更好的结果。在住宅区的情况下，DNN取得了较高的成绩。这可以被解释为所提出的网络不能完全训练一些声场，并且这些场景可能不包含足够的时间信息。未来的研究将处理更强大的网络架构，以提取声场的独特特征。提出的方法被发现可以提高分类性能，并达到79.15％的平均准确率。 DCASE 2016挑战中基于MFCC和GMM的音频场景分类任务的基线准确率为72.6％。他们的方法将性能提高了6.6％。最后，评估数据集的准确性为84.1％。

金在勋等人（kim等，2016），将深度机器的规模扩大到包括数百个网络，并将其应用于ASC。 为此，采用了几种最近的学习技术来加速训练过程，并且提出了一种新颖的随机特征多样化方法，以允许来自每个组成网络的不同贡献。为了赋予多样性，他们应用了功能明智和框架明智的方法。 作为一种特征明智的策略，他们将零相分量分析（ZCA）白化应用于预处理，并对变换权重矩阵执行随机丢弃。 程序描述如下：计算给定记录的音频信号的时频表示；样本的完成数量和参数协方差矩阵的参数；使用特征分解算法计算特征值，如奇异值分解（SVD）；选择任意一个原始基础的随机模型，然后将输入数据与选定的特征基础进行对照。所提出的方法比基线系统显示出约9％的改善，其以相对规范的方式利用MFCC和GMM。即使使用单一组成模型，它也显示出比基线更好的性能。所提出的模型不仅能精确地分类输入的声学环境，而且表明了相对较深和较大的神经网络模型的大规模集合对稳定甚至提升模型准确性是有效的。在评估集上，所提出的集成模型达到总体准确率的85.4％，并且这个结果表明，交叉验证设置和集合方法并没有导致模型过度配合。

由于此前在音频场景分类领域缺乏大型标记的声音数据集，获得这些数据集通常既昂贵又不明确。来自MIT的Aytar等人寄希望于通过利用视觉和声音之间的自然同步来学习来自未标记视频的音频特征来扩大规模，因此他们利用超过一年的野外采集的声音来学习语义丰富的音频特征（Aytar等，2016）。未标记的视频可以大规模、低成本的获得，且具有音频信号。计算机视觉方面的最新进展使机器能够高精度地识别图像和视频中的场景和对象。而如何将视频中的知识转化为标记音频的标签成为了研究的关键。在实验中，他们使用了可以直接在原始音频波形上学习的卷积神经网络，通过将知识从视觉传输到声音进行训练。尽管网络是通过视觉监督进行训练的，但网络在推理过程中不依赖视觉。结果表明，与简单的全连接的网络或较早的图像分类体系结构相比，最先进的图像网络在音频分类方面具有出色的结果。其对较大的标签集词汇进行训练可以提高性能，尽管在对较小的标签集进行评估时性能稍有提高。

* 1. 研究内容

1. **基于 MFCC 和 KNN 的场景识别基线系统**
2. **基于MFCC 和CNN的场景识别系统**
3. **实验结果分析及对比**

**结论**

**参考文献**

Eronen A J, Peltonen V T, Tuomi J T, et al. Audio-based context recognition[J]. IEEE Transactions on Audio Speech & Language Processing, 2006, 14(1):321-329.

Malkin R G, Waibel A. Classifying user environment for mobile applications using linear autoencoding of ambient audio[C]// ICASSP '05). IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 2005.

Krijnders J, t Holt G. Tone-fit and MFCC scene classification compared to human recognition[J]. Energy [dB], 2013, 400(450): 500.

Sawhney N, Maes P. Situational awareness from environmental sounds[J]. Tech-nical Report, Massachusetts Institute of Technology, 1997.

Clarkson B, Sawhney N, Pentland A. Auditory context awareness via wearable computing[J]. Energy, 1998, 400(600): 20.

Patil K, Elhilali M. Multiresolution auditory representations for scene classification[J]. cortex, 2002, 87(1): 516-527.

**致谢**