

引用格式:叶龙,段丹婷,钟微,胡飞,张勤.情智信息的建模与应用[J].中国传媒大学学报(自然科学版),2022,29(02):1-8.

文章编号:1673-4793(2022)02-0001-08

情智信息的建模与应用

叶龙^{1*},段丹婷²,钟微²,胡飞¹,张勤²

(1. 中国传媒大学媒体融合与传播国家重点实验室,北京 100024;

2. 中国传媒大学媒介音视频教育部重点实验室,北京 100024)

摘要:目前对人类自我认知以及辅助人类智能发展与智力表现的相关研究,已成为国际上先进国家研究的重点。人类实现自我认知所面临的主要科学问题之一为信息、情感与智力发展的关系与机理问题,这里将其定义为“情智信息”问题。本文围绕情智模型的提出、情智信息的建模、情智模型的应用三个层面,首先提出了六觉(听觉、视觉、味觉、嗅觉、触觉和意境知觉)交叉感知模型,然后在情感联想模型的基础上构建了情智模型,最后在情智模型理论的指导下提出并实现了脑电图(Electroencephalogram, EEG)信号驱动的情感音乐生成系统。情智模型的研究突破了以往人工智能单纯研究机器智能的局限,在激发情感影响智能方向上独树一帜,使机器智能与情智模型相结合,有助于真正实现类人智能、类脑智能。

关键词:情智模型;类人智能;情感音乐生成

中图分类号:TP37

文献标识码:A

Modeling and application of emotional-intelligence information

YE Long^{1*}, DUAN Danting², ZHONG Wei², HU Fei¹, ZHANG Qin²

(1. State Key Laboratory of Media Convergence and Communication, Communication University of China, Beijing 100024, China;

2. Key Laboratory of Media Audio & Video (Communication University of China), Ministry of Education, Beijing 100024, China)

Abstract: The human self-cognition and its related assistance to human intelligence development and intelligence expression have become the focus of research in advanced countries. One of the main scientific problems facing human self-cognition is the relationship and mechanism of information, emotion and intelligence development, which we define as the “emotional-intelligence information” problem. In this paper, we first propose a cross-perception model of six senses (auditory, visual, gustatory, olfactory, tactile and contextual perceptions), then build an emotional-intelligence model based on the emotional association model, and finally propose and implement an electroencephalogram (EEG) signal-driven emotional music generation system under the guidance of emotional-intelligence model. The research of the emotional-intelligence model breaks through the limitation of the previous artificial intelligence which only studies the machine intelligence, and is unique in the direction of stimulating the emotion to influence intelligence, so that the machine intelligence and the emotional-intelligence model can be combined together, helping truly realize the human-like intelligence and brain-like intelligence.

Key words: emotional-intelligence model; human-like intelligence; emotional music generation

基金项目:国家自然科学基金重点项目(61631016);面上项目(61971383)

作者简介(*为通讯作者):叶龙(1981-),男,研究员、博士生导师,主要从事人工智能研究。Email: yelong@cuc.edu.cn

1 引言

在经过几十年发展而逐步健全的人工智能技术体系支持下,针对文本、音频、视频等数据的分析与处理技术有效地解决了人类在体力劳动过程中的诸多问题:工业生产中的操作问题、医疗手术中的控制问题、驾驶与航行中的导航问题、图像识别与知识搜索问题等等。然而,在信息技术飞速发展的今天,我们不能将目光停留在仅通过人工智能技术来实现对人类体力的解放上,如何将其应用于服务人类智力发展的新型媒体上将是未来信息技术领域研究的核心问题之一。

信息技术如何促进智力水平的提高对人类社会的发展具有重要的意义。从情感与智力关联性角度的研究发展来看,人类智力是以脑活动为基础的,而智商的高低取决于皮层神经元的工作效率与相关信息的存储。早在1937年,Kluver和Bucy就曾通过实验发现^[1],猴子边缘性区域(尤其是颞叶内侧杏仁核区域)的损伤会带来“精神失明”——尽管动物保留了正常视力,但是视觉刺激失去了它们的情感意义,影响对外界事物的认知。此后的大量研究也证实了大脑边缘区域在刺激信息加工过程中的主观作用^[2-5]。Hanying通过实验验证^[6]注意力对视觉刺激诱发响应具有调制作用,在不同背景脑电与刺激强度条件下注意力的调制作用是不同的。在特定脑电节律振荡与初始相位及视觉刺激对比度高时,注意力对视觉刺激响应有显著调节作用。因此,在视听刺激下,人体的生理信号(主要包括外周生理信号和脑信号等)会产生一系列的变化,对应不同的情感状态。良好的情境会使人产生愉悦的情感,有助于集中注意力,进而提高大脑的活动效率,由情感变化导致的注意力改变会直接影响大脑对视听刺激的接收。情感与智力表现之间存在一定的相互影响作用,智力是情感的基础,并引导情感的发展。只有通过对客观事物的反映,主体才能确定客观事物是否满足自身的需求,从而产生相应的态度体验,进而引发不同的情感,而情感反过来对认知过程也起调节作用。

从音视频等信息与情感关联性角度的研究发展来看,情感与音乐有着紧密的关系,情感对人的思维与行为一直存在着重要的调控作用,情感是音乐影响智力表现的重要桥梁^[7]。心理学实验表明^[8],当一个人欣赏喜爱的音乐时,更容易激发积极的情感,从而有效地促进其智力水平的正常发挥。音乐认知可以在很大程度上活化脑力,锻炼、提高大脑的工作效率,从而起到促进智力正常或者超常发挥的作用。虽然音乐和智力之间的

关联为人所知,但还是处于知其然不知其所以然的阶段,对这种关联的模型和关联的度量都缺少科学的研究与本质的认知。因此,本文从情感角度出发,针对信息、情感与智力发展的耦合问题进行研究,给出了情智模型的定义及其研究范畴,提出了六觉(听觉、视觉、味觉、嗅觉、触觉和意境知觉)交叉感知模型以建立起情感与智力互通的桥梁,并在此基础上构建了服务于人类智力发展的情智模型。此外,在构建的情智模型指导下,实现了脑波信号驱动的情感音乐生成系统,从而达到促进人类智力水平提升的目的。

2 情智模型的提出

2.1 情智模型的定义

情感与智力是人类进化的结晶,情感是人类各种机械能力之上的核心抽象概念,提供了人类行为和思维管理与调制的机能。智力被认为与一系列认知任务的表现有密切联系,智力发展意为在这些认知任务中智力的表现情况^[9]。人的信息接收、情感生成与智力表现是一个相互耦合的过程。如果把用于影响人的智力表现的情感信息称为情智信息的话,对人类自我认知的主要科学问题之一就是信息、情感与智力发展的关系与机理,本文将此定义为情智模型。如图1所示,未来的智能是具有完善类人功能的智能,我们认为,在类人方面,“信息+情感”的非理性调节与“训练+记忆”的理性调节同样重要。情智模型的研究目的是要通过实现理性调节与非理性调节的耦合,从而达到完善的类人智能。



图1 情智模型的研究目的

2.2 与现有研究的关联

近年来,基于深度神经网络的特定机器学习方法在人工智能领域占据了主流,从而使得计算机视觉、人机交互等技术能够更好地体现出服务于人类体力发展的价值。然而,针对服务于人类智力发展的情感表征方式与处理方法的研究,目前国内外还基本处于空白阶段。

因此,本节主要从以下两个方面体现情智模型与现有研究的关联。

(1)情感与智力表现的交互作用

情感是人类一种重要的本能,在人们的日常生活、工作、交流、处理事务和决策中扮演着重要的角色^[10]。从美国哲学家 James 提出“情感是什么?”^[11]这个问题到现在,“情感”始终是心理学及哲学领域里引人注目的研究对象。一百三十年后的今天,“情感”已经变成了神经科学、生物学、工学、社会学、经济学等诸多领域的重要研究对象。在已有的研究中,离散表示和连续(维度)表示是两种最基本的情感描述形式。以 Ekman 为代表的基本情感模型^[12]将情感状态分类成离散的情感类别,根据情感的纯度和原始度,可以将情感划分为基本情感(主要情感或原始情感)和复合情感(次要情感)两大类。Ekman 提出的六种基本情感:生气、害怕、难过、惊讶、高兴和厌恶在情感计算领域认可程度较高^[13]。与此类似的理论还有“调色板理论”^[14]。Buck 从生理情感、认知状态情感、社会情感和精神状态情感等方面分别给出了基于不同角度的基本情感类型^[15]。

近年来,随着交叉领域研究的兴起,对于“情感”的研究正朝着一个通过跨领域的研究来探索的新方向前进。情感影响智力表现的研究往往聚焦于情感对认知能力的影响,尤其是注意力和情感的相互作用过程。考虑到事件流进入认知系统的过程及认知系统处理能力的限制,情感和注意力的产生均包含一个关键过程——相对于中性或一般事件,会优先处理相关事件,这就导致了知觉分析的增强、记忆和运动行为的激活。因此,面部表情和声音中社会信号的情感处理可能与注意力相关机制密切相关。有结果表明^[16-19],具有特定情感相关性的视觉事件,如面部表情或情感图片,也能比中性事件更容易吸引人们的注意力。Sander 等人通过功能磁共振实验探究了声音情感刺激与个体注意之间的关系,根据实验中受试者呈现出的愤怒和中性听力范式下的表现,确定了人类情感的产生受个体内部注意力的调节,以及听觉区域存在对情感信号加工的调节机制^[16]。Blair 等人用情感 Stroop 范式进行实验,指出至少在一些患者中,额叶外侧及中间皮层的能力下降,会导致情感和焦虑障碍患者抑制情感对目标产生注意力的能力受损^[17]。

另外,情感与记忆之间也存在一定的联系。早在 1981 年 2 月,美国斯坦福大学心理学家 Pourtois 在《美国心理学家》杂志上介绍了他的一项研究成果^[18],记忆力与人的情感状态密切相关并提出了记忆与情感相关效应假说。Phelps 研究发现^[19],在不同的情感状态中,杏

仁核可以调节依赖于海马体的记忆编码和存储功能,而海马复合物通过形成情感意义和事件解释的情节表征,可以影响遇到情感刺激时的杏仁核响应,这进一步说明了情感会对人的记忆产生一定的影响。

目前大多数关于情感与智力表现相互作用的研究都是基于单一感觉刺激的。然而已有研究表明,大多多的情感都是多种刺激叠加诱发而成的,即听觉、视觉、味觉、触觉、嗅觉等多感觉刺激下所产生的复杂的情智信息。因此需要开展基于多种感觉刺激下的情感影响智力表现的基础理论研究,分析多感觉刺激下不同感知系统的信息交互和作用、系统之间信息的不同表示形式和信息传递的方式。通过研究多感觉刺激下情感对包含感觉、知觉、注意力、记忆等在内的认知的影响,构建多感觉刺激下情感促进智力表现的多媒体模型,才能够进一步地开发人的大脑,丰富精神世界、培养创新意识,从而促进人的智力发展。

(2)情感模型

情感分析被证明是一个融合心理学、社会学、神经科学、计算机科学等多学科高度交叉融合的研究领域。2012 年, Koelstra 等人^[20]提出了一个用于分析人类情感状态的多模态数据库,并研究了各个生理信号与主观情感分析之间的相关性。这些生理反应信号包括心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)、脑电图(Electroencephalogram, EEG)、皮肤电导(Skin Conductance, SC)、血容量脉搏(Blood Volume Pulse, BVP)和呼吸率(Respiration Rate, RR)。悉尼大学的 Daniel 等人^[21]收集了 65 名志愿者休息状态下的 HRV,实验表明 HRV 能够为识别人类情感提供新的标记。Fabien 等人^[22]通过提取 RECOLA 数据库中包含 HRV 在内的生理信号以及音视频特征,采用时序神经网络预测回归模型,并对比特征级融合与决策级融合的结果,确定每段音视频的最优唤醒度——效价值。Anuharshini 等人^[23]通过受试者的 HRV 和 RR 这两个生理参数的有效变化以及行为反应来研究两种印度古典音乐的情感反应。Cabredo 等人^[24]通过提取音乐切片的特征以及听众对应的 BVP 指数,采用生物学的 motif 发现算法构建出音乐特征和生理特征的映射关系。Takahashi 等人^[25]使用音频内容进行心理学实验以激发受试者的情感,来收集生物电位信号。测量实验采集了两种生命体征 BVP 和 SC 以评估三种情感:积极情感(放松和愉悦),消极情感(压力和不愉快)和中性情感,并采用支持向量机(Support Vector Machines, SVM)设计情感识别系统,对于三种情感实现了 41.2% 的识别率。

EEG信号是一种非侵入性的脑机接口,它允许外部机器在没有手术的情况下感知来自大脑的神经生理信号。从中枢神经系统捕获的非侵入性EEG信号已被用于探索情感,这种与个性化差异关联性较小的特征能更好地用于情感分析的研究。Tanu Sharma等人通过实时提取各个参与者在不同情感下的生理信号包括HRV、BR、BVP、EEG,探究各种生理信号与情感之间的关联性^[2]。日本大阪大学产业科学研究所的Cabredo等人针对个人的音乐感受独立性,提出了基于EEG信号的音乐模型,通过记录多人听取音乐的EEG信号以及相应的个人情感标签,对EEG信号的谱特征和情感标签做了关联性分析^[3]。新北市辅仁天主教大学的Hsu等人提取音乐特征和个人EEG信号特征,通过人工神经网络融合两种特征完成了相应的情感分类任务^[4]。Park等人通过生理信号识别主体的负面情感,其中皮肤电活动(Electrodermal Activity, EDA)、皮肤温度(Skin Temperature, SKT)、心电图(Electrocardiogram, ECG)和体积描记(photoplethysmography, PPG)被记录为情感的生理信号,使用机器学习算法分析提取28个特征用于情感识别,并通过比较每个算法的识别结果来确定优选算法,结果显示支持向量机(SVM)取得了最高的训练精度,而线性判断分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)获得了最高的测试精度^[5]。

从上面的分析可知,现有的情感模型,无论是特征训练的神经网络模型,还是基于生理反应信号处理的模型,都没有明确地揭示出激励信号与人类情感之间的关系。因此,如何构建能够真正反映出激励与人类情感之间关系的模型,仍然是情感计算领域的基础问题和难点问题之一。

3 情智信息的建模

目前,关于情智模型的研究工作主要集中在情感计算阶段。关于情感的产生,至今还没有一个合理的模型解释。詹姆斯—朗格学说、丘脑情感学说、激活学说是目前主要的三种学说^[26],而现有的关于脑科学的一些研究已经逐步验证了激活学说的正确性,即情感的来源是

对情景的评估,情景向脑提供感觉信息,引起皮层皮下的整合活动,产生情感体验,整个过程是一种“场景—评价—情感”的激活过程。由这个模型导出的情感计算方式已经成为目前情智模型问题研究的基础,但是无论在定性与定量的研究上,现有方式都存在很多不足,导致情感计算只有在特定的数据库中准确率较高(作为一个数据处理问题),距离实际应用还有一定的差距。其主要原因是在研究复杂的情感问题时,采用了过于简化的情感模型,缺少各种影响情感反应的调制因子,比如文化水平、经济基础、社会地位等。

众多不同场景因素的人群会有不同的情感反应。另一方面,目前情智模型的研究也缺少各场景类型(听觉、视觉、嗅觉等)交叉感知的桥梁。在情感产生的过程中,皮层下神经过程的作用处于情感形成的显著地位,大脑皮层神经中枢、脑垂体、下丘脑、肾上腺等部位和腺体对情感起着调节作用。为了建立起情感智力互通的桥梁,本文把人的感觉场景按照听觉、视觉、味觉、嗅觉、触觉和意境知觉分别表述,提出了基于上述六觉的交叉感知模型,如图2所示。该模型将情感产生过程中的神经类别分为感知神经和处理神经两种神经元,各种感觉在情感层面耦合形成联觉。

在上述六觉情感联觉模型的基础之上,图3给出了情智模型的构建过程。如图3所示,情智模型是融合脑科学、生物学、心理学、人工智能、数字媒体等的交叉领域的研究,其以脑科学中情感影响智力的神经反应机理为基础,通过采集多模态生理信号,在心理学领域寻求情感联觉模型,使用人工智能领域的模型计算方法,结合数字媒体领域的数据生成手段,力求建立情感与智力耦合的桥梁。这里,情智模型是一个复杂的变参数的概率问题,可以表示为式(1):

$$p(A, E, I, \theta_1, \theta_2) = p(A|E, \theta_2) p(E|I, \theta_1) p(I) p(\theta_2) p(\theta_1), \quad (1)$$

其中, A 表示智力反应, E 表示情感联觉, I 表示信息, θ_1 、 θ_2 分别表示附加因素。

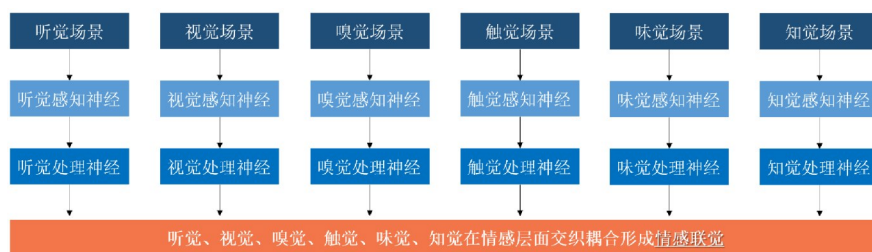


图2 情感联觉模型

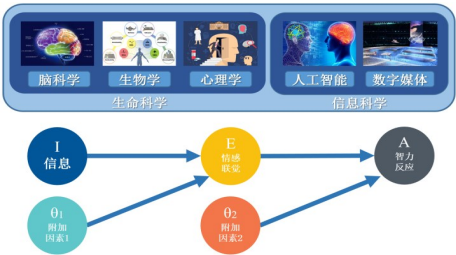


图3 情智模型

从科学领域的层面来看,随着信息科学的发展和人工智能研究的不断深入,科学家们对人类智能的认识也不断深入,由人脑表现出来的心智现象不仅体现在单纯智的方面,还体现在知觉、情感方面。智能并不是一个单独或者割裂的人脑功能,智能和感知、情感等有着密切的联系。在情感影响智力表现的研究中,情感对人脑认知能力、记忆能力的影响已经有了很多的测试数据作为佐证^[27],因此人的信息接收、情感生成与智力表现是一个相互耦合的过程。情智模型的研究突破了以往人工智能研究单纯从智能出发实现智能计算,在激发情感影响智能方向上独树一帜,使机器智能与情智模型相结合,真正朝着类人智能、类脑智能的方向开展原创性工作。已有的脑认知和心理学的模型可以作为情智模型研究的基石,但还远远不够,通过多种方式进行情智模型建模,能够推动情感和智力耦合的脑认知研究,促进大脑神经认知学和心理学的发

4 情智模型在音乐生成系统中的应用

音乐是人类传递情感的一种载体,也是抒发和表达人类情感的最佳工具,听众渴望从音乐中产生情感的共鸣^[28]。因此,为听众生成符合心境的个性化音乐成为艺术创作领域的关键问题之一。然而,传统的人工作曲方

法不仅要求创作者具备扎实的乐理知识,而且创作过程耗时耗力。近年来,随着人工智能与艺术融合技术的迅猛发展,如何借助计算机实现音乐生成已成为一个炙手可热的课题^[29]。

脑波音乐是将EEG信号按照特定的规则转化而成的乐曲,它是一种兼具音乐性与生理性的新颖的音乐形式。EEG信号自1924年首次被发现并记录以来,各个领域的学者围绕EEG信号开展了大量的研究^[30]。1934年,Andian和Mattews实现了人类脑波的发声,从而开创了脑波音乐的先河^[31]。遗憾的是,由于早期的研究局限于单一的EEG信号处理方式,脑波音乐效果并不理想。经过几十年的发展,尤其是20世纪90年代以来,对脑波音乐的探索逐步深入,脑波音乐的实用价值受到越来越多学者的青睐^[32]。现今,大量的脑波音乐涌入音乐市场,极大程度地提高了音乐创作的工作效率^[33]。然而,在以往的脑波音乐生成研究中,大多忽视了对情感表达的分析。对音乐作品的评价标准不应该仅停留在提升可听性这个层面,一首好的音乐作品必定是会打动人心的。音乐作品的精髓就是情感产生共鸣进而激发人脑智力的其他表现。我们认为,在人工智能技术的加持下,对情智模型的探索将加速服务于智力发展的新媒体系统的开发,从而达到真正的类人智能。为了探索情智模型在音乐生成中的应用,本文设计并实现了一个EEG信号驱动的情感音乐生成系统,我们将此系统取名为“人人都是贝多芬”。顾名思义,通过使用此系统,任何人都可以像著名音乐家贝多芬一样创作出优美动听又情感饱满的音乐。

4.1 “人人都是贝多芬”系统

“人人都是贝多芬”系统如图4所示,该系统主要包括三个模块,即EEG信号采集及预处理、EEG信号情感识别模块和情感音乐生成模块。首先,被试佩戴脑电帽

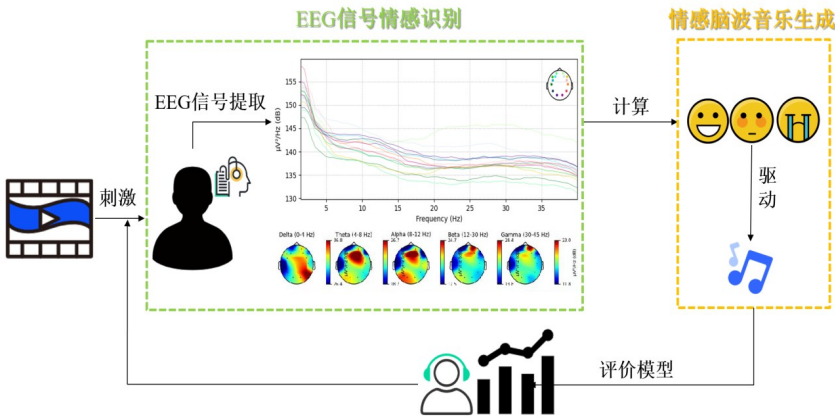


图4 “人人都是贝多芬”系统流程图

观看诱发情感的短视频(短视频时长24-177s,分为积极、中性、消极三种情感类型),采集被试观看短视频时的EEG信号。然后,对EEG信号进行预处理、提取差分熵特征。接着,将提取到的特征输入分类器进行实时情感识别,得到情感分类结果。而后,由计算得到的情感类型驱动音乐生成网络,生成带有情感的个人专属音乐。最后,将生成的情感脑波音乐作为新的情感诱发材料刺激被试产生情感,不断循环上述步骤直到评价模型的评价指标收敛,从而得到最终反映被试真实情感变化的音乐。

4.2 EEG信号采集及预处理

实验环境由被试室和主试室组成。如图5所示,EEG信号采集实验在安静、明亮的被试室进行,通过一台24.5寸、刷新率为165 Hz的显示屏呈现刺激。EEG信号数据通过无线便携式脑电仪Emotiv EPOC X设备进行采集而得,其主要参数为14导(包括国际通用10-20系统中的AF3、F7、F3、FC5、T7、P7、O1、O2、P8、T8、FC6、F4、F8、AF4,共14个通道),0.2-43 Hz带宽,256 Hz采样频率。被试的EEG信号数据通过EmotivPRO软件记录。同时,本系统还可使用MER-502-79U3C工业相机、Tobiipro眼动仪、GSR皮肤电传感器采集被试的微表情、眼动、皮肤电阻等多种生理信号。为了避免电磁设备对EEG信号质量的干扰,被试室显示屏与主机采用有线的方式连接。主机放置于主试室,主试通过主试室显示器实时监控设备连接情况及被试状态。

实验开始前由1名主试向被试详细说明实验流程。当了解实验流程后,被试被带进被试室,由2名主试帮助他佩戴脑电帽,并提醒被试调整座椅至观看舒适位置。正式采集数据前,被试先进行一次练习来熟悉这个系统。在15s基线记录后,播放一段短视频,然后被试填写主观评价。接下来,确保被试完全理解实验流程、音量调整至合适大小后,主试提醒被试EEG信号采集实验正式开始并离开房间,之后被试点击屏幕上的“开始”键开始实验。被试参与EEG信号采集实验如图6所示。

EEG信号预处理包括人工去除伪迹、滤波、特征提取。人工去除伪迹是为了避免实验过程中由于补充脑电液而产生的干扰信号,以及由于被试头部肌肉收缩、眨眼或眼球移动产生的明显的肌电、眼电信号。滤波过程使用带通滤波器保留了0.1-50 Hz频率的EEG数据,陷波滤波器去噪50 Hz,采样频率设置为256 Hz。特征提取过程以2秒为一个片段进行切分,提取EEG信号在 δ (1-4 Hz)、 θ (4-8 Hz)、 α (8-12 Hz)、 β (13-30 Hz)、 γ (31-45 Hz)五个频段的差分熵特征^[34]。

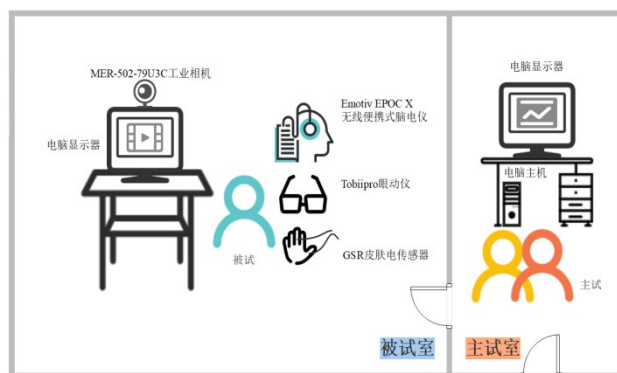


图5 实验环境示意图



图6 脑电信号采集情景图

4.3 EEG信号情感识别模块

实验共收集了40名被试(男性20人、女性20人,平均年龄27.6岁、标准差为3.92)的EEG信号数据用于情感识别的分类器选择。分类器性能的优劣直接影响了脑波音乐生成过程中输入情感音乐生成网络的情感类型是否准确。本文比较了机器学习方法中常用的11种分类器在EEG信号情感识别中的分类性能。这些分类器使用前面提到的差分熵特征作为输入,将采集到的EEG信号数据按照8:2的比例划分训练集和测试集,输出为情感三分类结果(积极、中性、消极)。

图7给出了不同分类器对EEG信号的情感识别结果。实验结果表明,Gradient Boosting算法在分类准确率和泛化能力上表现最好,准确率达到了95%。因此,本系统选用Gradient Boosting算法作为EEG信号情感识别模块的分类器。

4.4 情感音乐生成模块

在情感音乐生成模块,将嵌入情感标签和音乐结构特征作为条件输入生成网络,同时添加感知优化的情感分类损失函数,生成带有情感的脑波音乐。该网络模型包括情感音乐生成器和情感音乐分类器两部分,如图8所示。具体来说,情感音乐生成器采用自监督训练模式来构建模型,将EEG信号的情感识别结果和音乐结构特

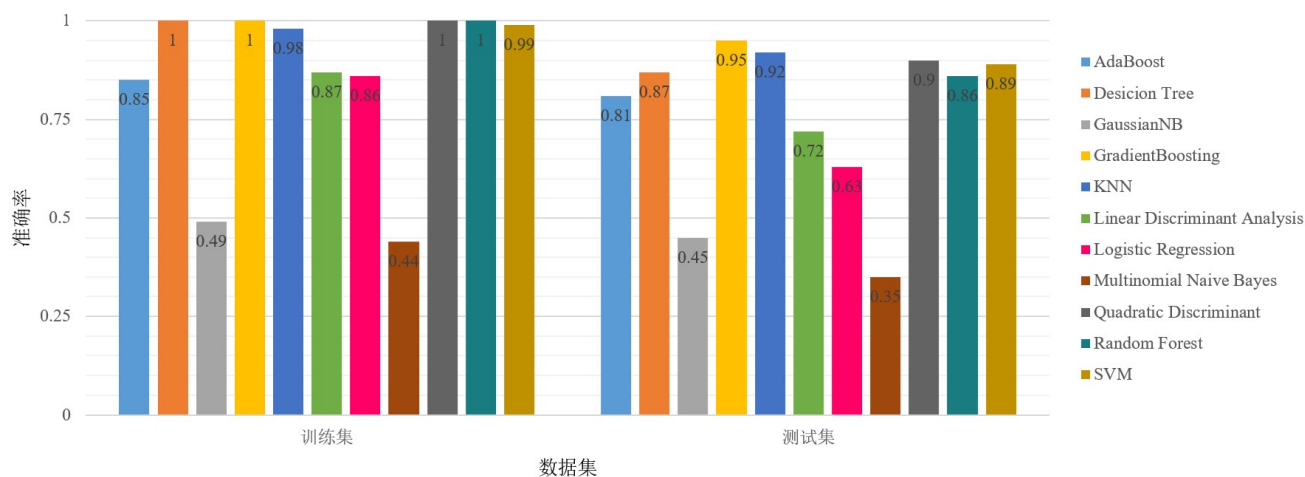


图7 11种常见的机器学习算法情感识别结果

征作为条件输入,输出为MIDI事件序列。在情感音乐分类器中,为了缩短生成的特征分布与真实特征分布之间的距离,对情感音乐分类模型进行预训练。网络的输入是MIDI序列,输出是情感分类的结果。

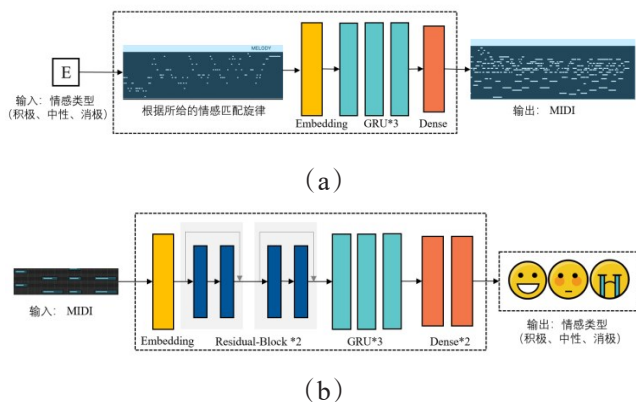


图8 脑波音乐生成网络

(a)情感音乐生成网络,(b)情感音乐分类网络

在系统中,使用VGMIDI数据集^[35]进行模型训练。VGMIDI的原始标签分为积极和消极两类,经主观评价可将情感不突出的音乐片段标注为中性,得到情感标签为积极、中性和消极三类的数据集。随后,将EEG实时情感识别的结果输入训练好的音乐生成网络,以控制网络生成相应情感的音乐。

5 结束语

本文创新性地提出了“信息、情感与智力的耦合模型构建”这一科学前沿问题,创建了情智模型理论体系,并在此理论研究的基础上,提出并实现了基于情智模型的脑波情感音乐生成系统,从而在“情智信息的感知、建

模与生成”研究中迈出了坚实的一步。

情智模型问题涉及到未来信息技术、工业技术、国防科学、社会科学、医疗健康等多个关乎国计民生的重大领域,在现实应用中也将服务于我国新旧动能转换、社会安全、城乡均衡发展、“一带一路”等国家战略需求,具有很强的研究意义与应用价值。情智模型的研究突破了以往人工智能单纯研究机器智能的局限,在激发情感影响智能方向上独树一帜,使机器智能与情智模型相结合,有助于真正实现类人智能、类脑智能。未来工作中,将针对“信息、情感与智力的耦合模型构建”这一重大科学前沿问题,围绕情智信息的感知提取、建模表征、生成验证三个层面,开展相关研究工作以创建情智信息理论体系,并在此理论研究的基础上,探索基于情智耦合模型的音频、视频与场景的生成技术,构建情智信息理论验证的音频、视频与场景数据测试平台,从而建立服务于智力发展的新媒体理解架构。

参考文献(References):

- [1] Klüver H, Bucy P C. An analysis of certain effects of bilateral temporal lobectomy in the rhesus monkey, with special reference to “psychic blindness” [J]. The Journal of Psychology, 1938, 5(1): 33-54.
- [2] Sharma T, Bhardwaj S, Maringanti H B. Emotion estimation using physiological signals [C]. Tencon IEEE Region 10 Conference, 2008: 1-5.
- [3] Cabredo R, Legaspi R S, Inventado P S, et al. An emotion model for music using brain waves [C]. Proc 13th International Society for Music Information Retrieval Conference, 2012: 265-270.
- [4] Hsu J L, Zhen Y L, Lin T C, et al. Affective content analysis of music emotion through EEG [J]. Multimedia Systems,

- 2018, 24(2): 195-210.
- [5] Park B J, Yoon C, Jang E H, et al. Physiological signals and recognition of negative emotions [C]. IEEE International Conference on Information and Communication Technology Convergence, 2017: 1074-1076.
 - [6] Han Y, Xu M, Ke Y, et al. Modulation of attention in visual stimulation response[J]. Nanotechnology and Precision Engineering, 2015.
 - [7] Husain G, Thompson W F, Schellenberg E G. Effects of musical tempo and mode on arousal, mood, and spatial abilities [J]. Music Perception, 2002, 20(2): 151-171.
 - [8] Kalanthroff E, Cohen N, Henik A. Stop feeling: inhibition of emotional interference following stop-signal trials[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2013, 7: 78.
 - [9] Buschkuehl M, Jaeggi S M. Improving intelligence: a literature review[J]. Swiss Medical Weekly, 2010, 140(19-20): 266.
 - [10] Arnold M B. Emotion and personality [M]. New York: Columbia University Press, 1960.
 - [11] James W. What is an emotion?[J]. Mind, 1884, 9: 188-205.
 - [12] Ekman P, Friesen W V. Unmasking the face: a guide to recognizing emotions from facial clues[M]. Los Altos: Malor Books, 2003.
 - [13] Ekman P. An argument for basic emotions[J]. Cognition & Emotion, 1992, 6(3-4): 169-200.
 - [14] Russell J A, Weiss A, Mendelsohn G A. Affect grid: a single-item scale of pleasure and arousal [J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1989, 57(3): 493-502.
 - [15] Buck R. The biological affects: a typology[J]. Psychological Review, 1999, 106(2): 301-336.
 - [16] Sander D, Grandjean D, Pourtois G, et al. Emotion and attention interactions in social cognition: brain regions involved in processing anger prosody [J]. Neuroimage, 2005, 28(4): 848-858.
 - [17] Blair K S, Smith B W, Mitchell D G. V, et al. Modulation of emotion by cognition and cognition by emotion[J]. Neuroimage, 2007, 35(1): 430-440.
 - [18] Pourtois G, Grandjean D, Sander D, et al. Electrophysiological correlates of rapid spatial orienting towards fearful faces[J]. Cerebral Cortex, 2004, 14(6): 619-633.
 - [19] Chun M M, Phelps E A. Memory deficits for implicit contextual information in amnesic subjects with hippocampal damage[J]. Nature neuroscience, 1999, 2(9): 844-847.
 - [20] Koelstra S, Muhl C, Soleymani M, et al. Deap: a database for emotion analysis; using physiological signals [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2011, 3(1): 18-31.
 - [21] Quintana D S, Guastella A J, Outhred T, et al. Heart rate variability is associated with emotion recognition: direct evidence for a relationship between the autonomic nervous system and social cognition [J]. International Journal of Psychophysiology, 2012, 86(2): 168-172.
 - [22] Ringeval F, Eyben F, Kroupi E, et al. Prediction of asynchronous dimensional emotion ratings from audiovisual and physiological data[J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 66: 22-30.
 - [23] Anuhashini K, Sivaranjani M, Sowmiya M, et al. Analyzing the Music Perception Based on Physiological Signals [C]. IEEE 5th International Conference on Advanced Computing & Communication Systems, 2019: 411-416.
 - [24] Cabredo R, Legaspi R S, Numao M. Identifying emotion segments in music by discovering motifs in physiological data [C]. Proc 13th International Society for Music Information Retrieval Conference, 2011: 753-758.
 - [25] Takahashi K. Remarks on computational emotion recognition from vital information [C]. IEEE Proceedings of 6th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, 2009: 299-304.
 - [26] Minsky M. The emotion machine: Commonsense thinking, artificial intelligence, and the future of the human mind [M]. New York: Simon & Schuster, 2007.
 - [27] Sander D, Grandjean D, Pourtois G, et al. Emotion and attention interactions in social cognition: brain regions involved in processing anger prosody [J]. Neuroimage, 2005, 28(4): 848-858.
 - [28] Herremans D, Chuan C H, Chew E. A functional taxonomy of music generation systems [J]. ACM Computing Surveys, 2017, 50(5): 1-30.
 - [29] Briot J P, Pachet F. Deep learning for music generation: challenges and directions [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(4): 981-993.
 - [30] Gao Z, Dang W, Wang X, et al. Complex networks and deep learning for EEG signal analysis [J]. Cognitive Neurodynamics, 2021, 15(3): 369-388.
 - [31] Adrian E D, Matthews B H C. The Berger rhythm: potential changes from the occipital lobes in man [J]. Brain, 1934, 57(4): 355-385.
 - [32] Rosenboom D. Extended musical interface with the human nervous system: assessment and prospectus [J]. Leonardo, 1999, 32(4): 257-257.
 - [33] Huang R, Wang J, Wu D, et al. The effects of customised brainwave music on orofacial pain induced by orthodontic tooth movement [J]. Oral Diseases, 2016, 22(8): 766-774.
 - [34] Zheng W L, Lu B L. Investigating critical frequency bands and channels for EEG-based emotion recognition with deep neural networks [J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2015, 7(3): 162-175.
 - [35] Ferreira L, Lelis L, Whitehead J. Computer-generated music for tabletop role-playing games [C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment, 2020, 16(1): 59-65.