主要方向:

模式识别方向概述:

模式识别技术在社会生活和科学研究的许多方面都有很大的现实意义,在许多领域都得到了广泛的应用。简单直观的来看,模式识别就是通过采用一定的计算机技术,对生活的中的事物,图片等进行一定的处理,按照预先写好的算法进行分析,分类最终得出结果。其中关于算法的设计和对数据的处理和结果的判断是没有硬性要求的,也没有唯一真解,只有不断的探索和改进,才可以是模式识别的结果和真实的结果十分类似。从模式识别的定义来看:所谓的模式识别问题是,样品按照特定的类别分类,符合样本特征。模式识别是通过计算机数学方法对模型进行自动处理和解释,这些技术综合起来被称为环境和对象"模型"。随着计算机技术的发展,人类可以研究复杂的信息处理过程,重要的是识别环境和物体。图像识别模型和计算机视觉,语言信息处理,大脑组,大脑类型等等。作为研究的主要领域,研究人类模型识别机制和有效的计算方法。

此外,模式识别通常被称为分类,分为两类:控制和不控制——特别是问题的性质和解决方法。它们之间的主要区别在于是否预先知道了涉及实验样品的类别。一般来说,为了确保对分类的控制,通常需要大量已知类别的样本,但在实践中,这是困难的,因此研究不受控制的分类变得必要。模型也可以分为两种抽象形式和具体形式。首先是意识,思想,推理等等。这是人工智能的另一个领域,也是识别意识的领域。我们指的是特定对象类型的识别和分类,如声波、地震波、心电图、脑电图、照片、图片、文字、符号、生物传感器等。就目前的模式是识别研究领域来看,主要的研究方向分为:统计模式识别、句法结构模式识别、模糊模式识别、人工神经网络模式识别、模板匹配模式识别、支持向量机的模式识别。

统计模式识别:

统计模式识别的理论支持是整个模式识别理论中的主要研究方向之一, 统计模式识别技术在日常生活中也应用十分广泛。最熟悉的例如人脸识 别,指纹识别,眼球识别,语言识别,等等这一系列,特征就是根据一些 生物信息对数据进行处理,找出特性。同时还在自动文本分类,识别,数 据挖掘等等领域有重大贡献。

统计模式识别的基本思想是首先将模式样本表示为线件空间中的向量, 即特征向量(在机器学习这一大类中进场出现的关键词),然后利用训练 样本对所洗分类算法或学习算法进行训练。直接或间接提取训练样本中包 含的每个模式类的统计特征,并根据这些特征确定分类标准。其实从统计 模式识别的定义来看: "统计模式识别是一种基本的模式识别方法。模式识 别是根据一定的测量或观察结果,将待识别的模式划分为各自的模式类。 统计模式识别是一种对模式进行统计分类的方法,即结合统计概率论的贝 叶斯决策系统的模式识别技术,又称决策理论识别方法"这里用到的方法例 如贝叶斯决策,神经网路学习等等是关于机器学习领域的基础方法。最 后,使用这些标准对未知模式样本进行分类决策。与句法(或结构)模式识别 只需要少数关键特征不同,统计模式识别依赖大量的非关键特征,即统计 特征。为了提高统计模式识别的正确识别率,人们通常需要收集大量的原 始特征,如果直接在输入空间中训练分类器,会出现两个难题:一个问题就 是许多在低维空间中具有良好性能的分类算法在计算上变得不可用;另一个 问题在一定训练样本量的前提下,特征维的增加会使样本的统计性质更难 估计,从而降低分类器的泛化能力或泛化能力,出现所谓的"过度学习"或 "过度训练"现象,为避免"过度学习",用于统计分类器训练的训练样本数量 必须随着特征维的增长呈指数增长。从而造成了人们所说的"维数灾难"(其 实类似的维数灾难问题在整个观音湖机器学习领域经常发生,应该是一个 普遍的问题)。实际上,对于两类分类问题,专门研究领域的专家给出了在 不同条件下贝叶斯分类器的期望识别率与特征度量复杂度和训练样本量之 间的定量关系。

统计模式识别的基本过程:数据采集和与处理、特征提取、分类。数据采集是统计模式识别验证的前提。一个好的识别系统首先必须捕获好的特征数据。有了这些数据,我们可以进行后续的预处理、特征提取、特征选择等工作。一般来说,这里的数据采集必须依靠相应的硬件设备,如声音传感器、图像传感器等。如果传感器的灵敏度不高或者传感器的精度不高,势必会对采集到的数据产生一定的噪声污染。这样,虽然通过后续的预处理可以减少甚至消除部分噪声,但最终不可能完全消除噪声干扰。因此,数据采集部分要尽量保证所获得的数据是纯净的、干净的。通常,我们可以收集相当数量的数据,并选择最好的,最好的,最具代表性的数据作为原始输入。关于噪声的处理是调整参数时数据在训练时可以有效的分类这样从源头上减少了数据采样对最终生物特征验证系统的干扰。然后是特征提取,特征提取的手段是从物理、结构、数学特性等方面来进行处理。从传感器获得的数据属于原始测量空间的数据,原始测量空间数据不

能被直接区分和分类。换句话说,从原始测量空间获得的数据不能直接用于区分和分类。一般来说,我们需要将数据从原始测量空间"转换"到辅助空间,研究人员通常将其称为特征空间。在将数据从原始空间转换到特征空间之后,我们可以获得表示某个模式的二次特征。通常,我们所指的特征是这里所谓的二次特征。关于分类阶段,最在ai领域最常见的分类方式就是贝叶斯分类器了,不过还有树形分类,线性判别以及聚类分析等等方法。由于统一类别(同一种)数据在采集时,会受到环境噪声以及传感器等等方面的影响,同时包括模型参数的误差,要对数据分析的过程不断的矫正。在种种方法判别之下,可以将特征空间精确地划分为与每个类别相对应的区域。当不满足上述条件时,可以估计每个特征向量属于某一类的概率,并将具有最大概率值的类作为该点所属的类。

综上,统计模式识别的方法十分流行,也采用了标准的方法和思路,在 人脸识别,指针识别,语音识别等等有着重要的突破。

支持向量机的模式识别:

首先是支持向量机是什么?其定义为:支持向量机简称SVM,支持向量 机(SVM)是一种根据监督学习模式对数据进行二值分类的广义线性分类 器。其决策边界是通过使用铰链损失函数来计算具有最大学习样本解裕度 的超平面SVM的经验风险,并将正则化项添加到解决方案系统中以优化结 构风险。它是一个具有稀疏性和鲁棒性的分类器。支持向量机是常用的核 学习方法之一,可以通过核方法进行非线性分类。支持向量机和上文中的 统计模式识别关系十分密切,联系比较大。采用支持向量力学方法解决了 模块识别和函数估计问题。支持向量机在数字图像处理中的应用是: 找到 图像元素特征之间的差异,即从图像元素的特征和周围环境(像素点附 近)中找出差异,然后找出每种类型的像素点。首先是它的线性分类,其 基本思想可以通过下图来说明,其中蓝色和土黄色表示它在特征空间中的 位置。左边是三个线性分类器的分类结果,其中虚线表示的线性分类器表 现非常差,无法完成分类任务,而其他两个线性分类器在训练集中表现非 常好。然而,现在有一个问题:他们的决策边界太近,这可能导致在面对 新的例子时表现不佳。基于这一问题,引入了支持向量机分类器。如上图 所示,可以看出,SVM分类器的决策边界不仅分离了两个类别,而且尽可 能远离最近的训练实例。因此,我们可以将其视为在类别之间拟合最宽的。 街道,这在图中用虚线表示。此外,根据对它的介绍,我们可以知道,在 街道外添加实例不会影响训练结果或决策边界,也就是说,它的结果只会 受到位于街道边缘的实例的影响,这些实例被称为支持向量,支持向量机

的名称由此而来。还有就是,SVM对特征缩放非常敏感,这可以在下图中 直观地展示。在左下角,垂直尺度比水平尺度大得多,因此最宽的街道接 近水平。右边是特征缩放后的决策边界,看起来更好。

模糊模式识别:

模糊模式识别主要应用了模糊数学的相关原理。它根据人识别的思维逻辑和人脑识别的特点,将计算机常用的二元逻辑改为连续逻辑。模糊识别的结果用被识别对象属于某一类的程度来表示,即隶属度。一个对象可以在某种程度上属于一个类别,在另一种程度上属于另一个类别。一般的识别方法要求一个物体只能属于某一类。基于模糊集理论的识别方法包括最大隶属度原理识别方法、接近原理识别方法和模糊聚类方法。

模糊模式识别分两类,第一类是要识别对象是确定的,而模式库是模糊 的,第二类是要识别对象和模式库都是模糊的,虽然说分为两类,其实他 说的都是一个问题,给定一个对象,判断他属于模式库中的哪一个类型。 最大隶属原则: 当要确定的对象是确定的,那么对于论域 U 里面的每一个 种类,只需要利用该种类的隶属函数求出隶属度,然后取隶属度最大的种 类就是该对象的种类,例如,某学生考了 88 分,求该学生是优秀、良好还 是及格。由于给定了学生成绩88分,是一个确定的概念,而模式库的种类 也给定了,就是优秀、良好、差劲三种,但是没有给定对应的隶属函数, 所以需要自己建立隶属函数,假设隶属函数长这个样子(隶属函数因人而 异)。一般这里的模式库是多个指标隶属函数的集合。其次就是临近原 当要确定的对象和模式库都是模糊的时候,由于模式库是模糊集的 集合,对象是模糊集,这个时候求模糊集对于某个 指标的模糊度? 这很显然是不正确的, 而又要将该元素归类到模式库的某 一个种类中,所以就要求求该元素和模式库中每一个模糊集合的距离或者 贴近度了,而在这里我们选择格贴近度。1、一般这里的模式库是对应种类 模糊集的集合2、格贴近度 = 内积 与 外积的补 的最小值,内积是两个模糊 集合的最小值中的最大的那个,外积是两个模糊集的最大值中的最小的那 个。阈值原则:准确的来说,阈值原则并不是模式识别的一种方式,他只 是用来解决识别准确性的一种手段而已,如果最大隶属原则得出的隶属度 是 0.1, 择近原则得到的贴近度是 0.2, 这个时候虽然该对象和库中的某一 种类最接近,但是能够说两个就是同一个种类吗?很显然是不能,因为二 者的相近的程度实在是太小了,为了更加接近现实,就要规定一个阈值水 平,即最小的可以说该对象归于某一类的隶属度或者贴近度,当小于这个 值时,便判定为不能识别,如果大于等于这个值,那么认为按照最大隶属

原则和择近原则得到的结果是可信的。同时,关于上述几个原则还有许多配套的数学公式证明作为持证,从而保证原则的正确。

人工神经网路模式识别:

关于神经网络的知识并不陌生,在机器学习里,有简单神经网络,也有BP神经网络。人工神经网络(ANN)是一种具有有向图拓扑结构的动态系统,由人工建立。它通过响应连续或断断续续的输入来处理信息。根据神经网络的来源、特点和各种解释,可以简单地描述为:人工神经网络是一种模仿人脑结构和功能的信息处理系统。人脑具有神经网络,也即生物神经网络,借助它人们可以完成思考、信息处理等重要生活内容。顾名思义,人工神经网络就是人为设定的、用数学模型实现的神经网络,它可以让计算机、没有生命的机器拥有类似于人类甚至超过人类的生物智能。人工神经网络是20世纪80年代以来人工智能领域兴起的研究热点。它从信息处理角度对人脑神经元网络进行抽象,建立某种简单模型,按不同的连接方式组成不同的网络。在工程与学术界也常直接简称为神经网络或类神经网络。像常见的BP神经网络包括输入成,隐含层,输出层,通过训练数据已经定义误差函数来优化和调整模型里面传输的参数。

神经网络是由大量简单处理单元组成的复杂网络,起源于生物神经系统的研究。它通过一定的互联模型将多个处理单元(即神经元)连接成一个网络。该网络通过一定的机制(如BP网络)模拟人类神经系统,达到识别和分类的目的。神经网络模式识别与其他识别方法最大的区别在于,它不需要对被识别对象进行过多的分析和理解,具有一定的智能处理特征。神经网络模式识别具有大规模并行、分布式存储和处理、自组织、自适应和自学习的能力,特别适合处理需要同时考虑多种因素和条件、不精确和模糊的信息处理问题。该神经网络由模式原语组成,能够反映局部信息,处理复杂环境信息、未知背景知识和不明确推理规则等问题。即使样本中存在较大的缺陷或失真,也可以利用神经网络模式识别进行校正。在模式识别中借助神经网络可很好的对数据处理过程的矫正,对结果更加准确。

模板匹配模糊识别

关于模板匹配与模式识别这一块经常用于任人脸处理等领域。人脸处理包括人脸检测、人脸跟踪、人脸识别、表情分析等。模板匹配是最基本的模式识别方法之一。研究特定物体的图案在图像中的位置,进而识别该物体是一个匹配问题。它是图像处理中最基本、最常用的匹配方法。模板匹配有其自身的局限性,主要是它只能并行移动。如果原始图像中的匹配对

象旋转或大小发生变化,则该算法无效。简而言之,模板匹配就是在整个 图像区域中找到一个与给定子图像匹配的小区域。

模板匹配是模式识别中最早、最简单的模式识别方法,数学模型易于建立。模板匹配现在在人脸识别领域十分热门。它为每个类别建立一个或多个标准模板,在进行分类决策时将待识别样本与各类别模板进行比较,并根据与模板的匹配程度将样本划分为最相似的类别。严格地说,模板匹配不是模式识别的一个范畴。创建模板时需要手动干预。但由于其直接、简单,在类目特征稳定明显、类目之间差距较大的情况下仍可使用,但适应性较差。在计算机视觉中,图像的轮廓、灰度、纹理和边缘可以作为模板。在实际应用中,模板匹配方法可用于人脸识别、条码识别、字符识别、零件检测、车牌识别、苹果识别和指纹识别。

关键技术:

模式识别技术是人工智能的基础技术。21世纪是智能化、信息化、计算机化、网络化的世纪。模式识别技术得到十分广泛的应用。在这个以数字计算为特征的世界里,模式识别技术作为人工智能技术的基础学科,必将获得巨大的发展空间。在国际上,所有权威的研究机构和公司都开始重视模式识别技术,将其作为公司的战略研发重点。同样,很多也模式识别技术为核心支撑的公司由之诞生。也使得在这个方面的发展边的十分火热,充满朝气。自20世纪20年代模式识别发展以来,人们普遍认为没有单一的模型和单一的技术可以解决所有的模式识别问题。我们现在拥有的只是一个工具箱。同时像语音识别,生物认证等技术也得以广泛应用。我们需要做的是将统计和句法识别与具体问题相结合,将统计模式识别或句法模式识别与人工智能中的启发式搜索相结合,将统计模式识别或句法模式识别与支持向量机的机器学习相结合,将人工神经网络与各种现有技术、人工智能中的专家系统、不确定推理方法相结合,深入把握各种工具的有效性和潜力,相互借鉴,开创模式识别应用新局面。

语音识别技术:

在语音识别领域,十分依赖模式识别的相关技术。语音识别技术就是让智能设备听懂人的声音。它是一门涉及数字信号处理、人工智能、语言学、数理统计、声学、情感学和心理学的交叉学科。该技术可提供自动客服、自动语音翻译、命令控制、语音验证码等多种应用。近年来,随着人工智能的兴起,语音识别技术在理论和应用上都有了很大的突破。它已经开始从实验室走向市场,并逐渐进入我们的日常生活。现在语音识别已经

被应用到很多领域,主要包括语音识别独裁者、语音寻呼与应答平台、独立广告平台、智能客服等。和我们听到的语音不同,对于生物而言,其听到的语音无非是一种声波,然后经过大脑的处理分析,从而我们我可以理解。计算机中是将声波转化为一定的数据进行处理分析。语音情感识别系统主要由三个部分组成:语音信号采集模块通过语音传感器(如麦克风等录音设备)获取语音信号,并传输给下一个情感特征提取模块,提取出语音信号中与说话人情绪密切相关的声学参数,需要指出的是,一个完整的语音情感识别系统,除了以上三部分,还离不开两项前期工作的支撑:(1)情绪空间的描述;情绪空间的描述有多种标准,如离散情绪标签、激励评价控制空间和情绪轮。这个是关于生物的语音的特征的分析,具有一定的复杂性。不同的标准决定了不同的情感识别方法,影响着情感语料库的采集、标注和识别算法的选择。情感语料库是语音情感识别研究的基础。负责为识别系统提供训练和测试的语料库数据,根据研究者出发点的不同,国内外相关研究也会有各自的重点,但归根到底,都可以涵盖以上五个关键模块。

在语言识别技术中,用到了模式识别领域中的类似向量机,神经网络等技术。语音识别的本质是一种基于语音特征参数的模式识别,即系统通过学习,将输入语音按照一定的模式进行分类,然后根据标准找到最佳匹配结果。目前,模式匹配原理已被应用于大多数语音识别系统中。图1是基于模式匹配原理的语音识别系统框图。通用模式识别包括预处理、特征提取、模式匹配等基本模块。如图所示,首先对输入语音进行预处理,包括分帧、加窗、预强调等。其次是特征提取,因此选择合适的特征参数尤为重要。在语音识别中应用了许多函数作为技术支撑。例如:常见的特征参数包括:基音周期、共振峰、短期平均能量或振幅、线性预测系数、感知加权预测系数、短期平均过零率、线性预测倒谱系数、自相关函数、Mel倒谱系数、小波变换系数、经验模态分解系数、伽马通滤波系数(等。在实际识别中,需要根据训练过程生成测试语音模板,最后根据失真判断标准进行识别。常用的失真准则有欧氏距离、协方差矩阵和贝叶斯距离。

生物认证技术:

关于生物认证技术,我们生活中十分常见的包括有指纹识别,人脸识别等等。这些技术得以发展的原因是模式识别的技术支撑。微软创始人比尔·盖茨表示,使用指纹和虹膜等物理特征来识别个人的生物特征认证将是未来几年G8行业的一项重大创新。盖茨的评论背后是个人、消费者、公司甚至政府机构越来越认识到,基于智能卡、身份证号码和密码的现有身份识别系统是不够的,生物识别技术将在提供未来解决方案方面发挥重要作

用。可见关于生物识别的重要性!生物特征学测量一个人的身体或行为特征,并使他们使用这些特征作为认证标准。真实世界系统中使用的生物识别有许多不同类型的证书。在这里面,任何具体特点的特征理论上都可以作为类型特征来进行识别。其中像人脸,声音,眼球,甚至、走路姿势。由此诞生的现如今比较流行的包括:虹膜识别、声纹识别、人脸识别、虹膜识别系统扫描虹膜表面进行模式比较,虹膜特征被认为是最可信的生物特征,虹膜识别使用唯一的虹膜图像在受控环境中获取时,系统精度非常高,其也有明显的缺点就是但当环境一旦不可控,由于眼睑,睫毛和反射等噪声因素的影响,系统性能就会显著下降。视网膜识别系统扫描视网膜表面,并比较神经模式,血管和类似特征。对每个人而言年轻发育至老年声纹基本不变。声纹识别过程主要包含特征提取和模式识别两个过程,特征提取包含多个层面如词法、声学、方言、韵律等特征。模式识别过程主要包含几种算法如模板匹配、聚类、神经网络、隐马尔可夫等等模型,还可分为文本相关和文本无关的声纹识别模型,文本相关相对识别准确率较高。类似的还有掌纹识别,步态识别等等。

虽然生物识别十分火热,但是其任然有其不足之处。在技术可用性方面,由于生物标志的外部干扰的可能性,生物识别技术的准确率尚未达到100%。存在误判、误报小概率风险隐患,往往只能作为密码认证的替代和辅助方式。而且这个问题的出现一般是比较知致命的。在技术可靠性方面,存在开裂和假冒的潜在风险。一些黑客收集声音样本合成语音,使用3D打印技术伪造手指图案,并通过人工智能和图像处理技术提取虹膜特征,从而破解声纹,指纹。可见很容易收到黑客等等的攻击。虹膜识别的目的。在技术应用方面,仍存在用户合作度高、设备成本高、技术专利成本高等问题,尤其是高端芯片缺乏自主供应能力。不过随着技术的不断上升,在各种方面的安全性,可靠性等等会越来越好!

图像与视频合成技术:

如今数字时代发展很快,人们的生活中充斥着大量的数字图像,比如日常的照片和录制的视频,以及各种互联网娱乐应用的图像和视频内容。然而,随着图像视频合成技术的不断进步,"眼见为实"的论断现在已经站不住脚了。图像视频合成技术是一种根据需要生成相应图像和视频的技术,如根据描述生成图像、根据人像生成人的照片等。对于图像和视频的合成,可以是对已有图片的编辑和修改,也可以是对现实中不存在的新场景的合成。具体的单幅图像合成和视频合成也有技术上的区别,下面介绍它们的发展。在计算机视觉领域,图像合成是一个重要的研究方向。在深度

学习技术兴起之前,机器学习技术主要关注识别问题,图像合成主要通过图像的叠加和融合来进行。随着深度学习技术的快速发展和计算硬件性能的快速提高,生成模型得到了越来越广泛和深入的研究。变分自编码器(VAE)是一种稳定合成图像的有效方法,但合成的图像普遍模糊且缺乏细节。2014年,Ian Goodfellow提出了通用对抗网络(GAN),为图像和视频的合成带来了惊人的技术。合成的图像真实、自然、细节清晰,对后续图像视频合成的研究有着深远的影响。此后,在图像视频合成领域产生了大量基于GAN生成模型的改进方法,从不同角度改进了其生成过程的不足。同时,随着近年来计算技术的发展和计算资源性能的提高,无论是单帧图像合成还是视频合成都达到了高分辨率、高保真度的效果。

因为图像的复杂度以及模式识别的研究没有达到一定的水平,是的在图像上的研究不是很好。虽然通过科学研究,模式识别在主流生物特征识别中积累了丰富的理论和方法,但典型应用场景往往存在样本有限、特征高维异质性、机器学习得到的模型泛化能力弱等不利因素,对模式识别算法的设计提出了巨大的挑战。同时,在生物特征识别中,会出现光照、遮挡、生物表情变化等因素。这些不利影响将大大降低图像数据识别的性能,甚至在现实应用中无法满足不可控条件下的身份识别要求。要解决这一问题,就需要在这些不可控的环境条件下,实现清晰的成像、准确的识别、准确的检伪。

主要研究机构:

关于模式识别的研究,因为是如今比较火热的一个话题,所以有较多高校,研究院在此方面做出重大贡献。

模式识别国家重点实验室 (中国科学院自动化研究所):

模式识别国家重点实验室模式识别国家重点实验室中国科学院自动化研究所中国科学院自动化研究所该实验室成立于1984年,1987年8月正式对外开放,同年12月通过国家验收。是国家计委投资的国家重点实验室。

实验室以模式识别、图像处理、计算机视觉、语音语言信息处理等基础理论为主要研究方向,研究人类模式识别的机理和有效的计算方法,为开发智能系统提供关键技术,为探索人类智能的本质提供科学依据。成立20多年来,我们始终以"面向国家战略需要,瞄准国际学科前沿,开展模式识别领域的基础和应用基础研究,建设国际一流的国家重点实验室,使之成为国内外著名的科研、技术创新和人才培养基地,"为中国信息技术发展储

备技术和人才"作为实验室的发展目标,力争将实验室建设成为高水平的、 国际化的科研基地。

中国科学院自动化研究所在人才方面:实验室现有固定科研人员43人,其中45岁以下青年占80%。入选中国科学院"百人计划"5人。所有年轻的研究骨干都有博士学位,还有两名外籍员工。实验室流动人员包括博士后、博士生、硕士生、高级访问学者和访问研究员。现有博士后8人,博士生149人,硕士生85人,开放研究人员36人。实验室形成了以青年学术带头人为核心、青年科研骨干为主体、高素质研究生团队为主力的合理的科研梯队。

实验室承担了国家重点基础研究计划"973"项目、国家自然科学基金重大、重点和一般项目、杰出青年科学基金和创新群项目、国家高技术计划"863"项目、国家科技支撑计划项目、国际合作项目等80多项科研项目。实验室成员每年在国内外重要学术期刊和国际学术会议上发表论文100余篇,其中多篇发表在国际权威期刊和重要国际会议上,如IEEE Journal of Computer Vision, Pattern Recognition, Image and Vision Computing, Automatica, IEEE Transaction on Audio, Speech, and Language Processing, ICASSP, ICCV, ICPR, ACCV等。实验室已批准和申请专利100余项,获国家自然科学奖二等奖1项、国家技术发明奖二等奖1项、国家科学技术进步奖二等奖1项、北京市科学技术奖一等奖1项、中国科学院自然科学奖二等奖2项、其他部委三等奖4项,国际发明金奖1项,世界知识产权特别奖1项。

山东大学图像处理与模式识别技术研究所:

图像处理与模式识别技术研究所拥有超级AI计算服务器及多台高性能GPU 计算服务器用于大规模机器学习,建立了医工交叉学科的脑机接口平台、 智能医学影像分析平台、小动物成像系统、脑调控分析平台等。近年来承 担了多项国家和省部级课题。主要研究方向如下:

1)利用人脑处理多模态信息的层次表征机制,从计算体系结构、计算原理和 算法等方面提出全新的思路,尤其是面向现实中复杂的多模态异构数据, 改变现有的信息处理机制,全面提升计算机的感知和认知能力;

2)研究新型的类脑计算新范式,提取融合多种模态数据的有效特征进行融合,应用于大规模跨模态检索、智能人机交互、生物医学信号处理等领域;

3)研究视听觉、触觉、运动以及高级脑功能,如学习、记忆、决策等的深层次脑信息处理机理,设计适用于脑-计算机接口任务的新型视听觉、运动等范式,结合动物模型和临床需求,研发侵入式和非侵入式关键技术,提升脑-计算机接口的信息传输性能;

4)研究脑部外伤、肢体残疾的神经反馈机理,结合FES、外骨骼、VR/AR等技术,设计新型的脑机接口范式用于神经通路的可塑性修复和重建、意识状态恢复。

5)研究步态识别。随着智能监控需求的提高,常常需要从远距离来进行人的身份识别,步态识别是目前能做到远距离的身份识别技术之一。步态识别主要是利用行走过程中个体步态之间的差异来识别人的身份。

6)研究表情/微表情检测与识别。微表情是在人们在试图压抑、隐藏真实情感过程中所表现出来的一种快速、不易察觉的面部表情。针对微表情表达不够精细,研究微表情的特征学习表达,针对微表情样本少的问题,研究表情到微表情的迁移学习问题。

参考文献

- 1、范会敏, 王浩 模式识别方法概述 西安工业大学 2012 年 10 月
- 2、宋枫溪 高秀梅 刘树海 杨静宇 统计模式识别中的维数削减与低损降维计算机学报 Vol.28 No.11 Nov.2005
- 3、何清 模糊聚类分析理论与应用研究进展 1998年
- 4、毛 健, 赵红东, 姚婧婧 人工神经网络的发展及应用 电子工业出版 社 2011 年 12 月
- 5、杨 俊, 景 疆 浅谈生物认证技术—指纹识别 计算机时代 2004 年 第 3 期