



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114841291 A

(43) 申请公布日 2022. 08. 02

(21) 申请号 202210763472.7

G01S 7/02 (2006.01)

(22) 申请日 2022.07.01

G01N 22/00 (2006.01)

(71) 申请人 山东大学

地址 266200 山东省青岛市即墨区滨海路
72号

(72) 发明人 胡鹏飞 钱宇航 贺爽 章宦乐
张国明 于东晓

(74) 专利代理机构 青岛华慧泽专利代理事务所
(普通合伙) 37247

专利代理师 马千会

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2022.01)

G06K 9/00 (2022.01)

G06N 20/00 (2019.01)

G01S 13/88 (2006.01)

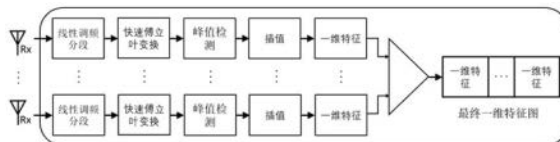
权利要求书1页 说明书6页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于毫米波的非接触物质检测方法

(57) 摘要

本发明属于物质检测技术领域,具体涉及一种非接触式物质检测方法。一种基于毫米波的非接触物质检测方法,包括:构建数据集,作为训练样本,训练预先构建的材料分类模型;利用训练好的材料分类模型进行物质材料的分类;所述的数据集通过以下方式构建:将待测物质固定于距离毫米波雷达的正前方;在所述毫米波雷达的下方设置可控震源,用于在数据采集过程中对毫米波雷达产生轻微振动;所述毫米波雷达包括一个发射天线和多个接收天线;采集原始的ADC数据流,并对数据流进行特征提取。本发明利用毫米波通信和机器学习技术,提出了一种精确的非接触材料检测方法,并在静态室内材料实验中得到了验证,具有高精度、低成本的特点。



1. 一种基于毫米波的非接触物质检测方法,包括:
构建数据集,作为训练样本,训练预先构建的材料分类模型;
利用训练好的材料分类模型进行物质材料的分类;其特征在于,
所述的数据集通过以下方式构建:
将待测物质固定于毫米波雷达的正前方;
在所述毫米波雷达的下方设置可控震源,用于在数据采集过程中对毫米波雷达产生轻微振动;所述毫米波雷达包括一个发射天线和多个接收天线;
采集原始的ADC数据流,并对数据流进行特征提取。
2. 根据权利要求1所述的基于毫米波的非接触物质检测方法,其特征在于,所述的特征提取具体包括:
 - (1) 对每一个接收天线获取的数据流进行线性调频分段,每个分段持续21ms,有64个ADC采样;
 - (2) 进行64点的快速傅里叶变换来计算每个分段的频率分量,获得FFT频谱;
 - (3) 应用基于连续小波变换的峰值检测算法来识别FFT频谱中峰值所在的区域,该区域包含7个数据点;
 - (4) 用三点抛物线插值法将FFT频谱中峰值区域的7个数据点扩展到13个数据点,获得每一个接收天线的13个数据点的一维特征;
 - (5) 将来自毫米波雷达所有接收天线的一维特征串联组成一维特征图。
3. 根据权利要求1所述的基于毫米波的非接触物质检测方法,其特征在于,所述的材料分类模型为亚当优化器的CNN模型,该CNN模型包含输入层、三个卷积层和四个全连接层;其中前三个全连接层有64个神经元,第四个全连接层有N个输出神经元,N为待测材料的类别数。
4. 根据权利要求1所述的基于毫米波的非接触物质检测方法,其特征在于,所述的材料分类模型为支持向量机模型。
5. 根据权利要求1-4任一项所述的基于毫米波的非接触物质检测方法,其特征在于,所述的待测物质与毫米波雷达之间的距离为40cm。
6. 根据权利要求1-4任一项所述的基于毫米波的非接触物质检测方法,其特征在于,所述的待测物质为固体物质。

一种基于毫米波的非接触物质检测方法

技术领域

[0001] 本发明属于物质检测技术领域,具体涉及一种非接触式物质检测方法。

背景技术

[0002] 物质检测技术有广泛的应用,例如,工业自动化中的废物分类,医疗领域中的正常/癌细胞检测,以及智能家居中的环境建模。随着智慧城市的发展,物质检测能力已经成为许多智能设备 and 应用必不可少的组成部分。

[0003] 材料识别可分类为接触式和非接触式。与接触式材料识别系统相比,非接触式材料识别系统不需要对材料进行切片、熔炼等破坏性操作,因其更少的物理限制和更好的用户体验而越来越受欢迎。

[0004] 现有非接触式材料识别系统有几种主流方法。(1) 近红外光谱分析。近红外光谱是一种探测波长从780 nm到2500 nm的电磁光谱的方法。它广泛应用于识别有机材料。然而,近红外光谱分析存在成本高、准确度低等缺点。(2) 光学传感技术(如激光雷达)使用多光谱照明的光阻来识别表面材料,但其精度受到物体可见度的严重影响。(3) 机械雷达依靠距离和入射角度等信号因素对材料进行分类。然而,这样的传感技术复杂、昂贵,对硬件要求严格。

[0005] 与其他频段相比,毫米波雷达在精度、成本和尺寸方面都达到了较高的性能。尽管毫米波信号具有无可比拟的优势,但实现实用而准确的毫米波雷达材料识别需要仔细考虑。这是因为毫米波信号容易受到环境的影响。因此,设计一种稳健、精确的特征表示方法来区分材料是关键。目前,尚未见有采用毫米波进行物质材料识别的相关报道。

发明内容

[0006] 本发明的目的地是为了克服现有技术的缺点和不足,如精度低、操作复杂、成本较高等问题,提出了一种基于毫米波及机器学习的非接触式物质检测方法,该方法能够根据金属、木材或瓷砖等物质材料的不同电磁和表面属性来识别它们。

[0007] 本发明解决其技术问题采用的技术方案是:一种基于毫米波的非接触物质检测方法,包括:

构建数据集,作为训练样本,训练预先构建的材料分类模型;

利用训练好的材料分类模型进行物质材料的分类;

其中,所述的数据集通过以下方式构建:

将待测物质固定于毫米波雷达的正前方;

在所述毫米波雷达的下方设置可控震源,用于在数据采集过程中对毫米波雷达产生轻微振动;所述毫米波雷达包括一个发射天线和多个接收天线;

采集原始的ADC数据流,并对数据流进行特征提取。

[0008] 进一步优选地,所述的特征提取具体包括:

(1) 对每一个接收天线获取的数据流进行线性调频分段,每个分段持续21ms,有64

个ADC采样；

(2) 进行64点的快速傅里叶变换来计算每个分段的频率分量，获得FFT频谱；

(3) 应用基于连续小波变换的峰值检测算法来识别FFT频谱中峰值所在的区域，该区域包含7个数据点；

(4) 用三点抛物线插值法将FFT频谱中峰值区域的7个数据点扩展到13个数据点，获得每一个接收天线的13个数据点的一维特征；

(5) 将来自毫米波雷达所有接收天线的一维特征串联成组成更长的一维特征图。

[0009] 进一步优选地，所述的材料分类模型为亚当优化器的CNN模型，该CNN模型包含输入层、三个卷积层和四个全连接层；其中前三个全连接层有64个神经元，第四个全连接层有N个输出神经元，N为待测材料的类别数。

[0010] 进一步优选地，所述的材料分类模型为支持向量机模型。

[0011] 进一步地，所述的待测物质与毫米波雷达之间的距离为40cm。

[0012] 进一步地优选地，所述的待测物质为固体物质。

[0013] 本发明与现有技术相比，具有如下优点与有益效果：

1. 非接触式：本发明提供一种非接触式物质检测技术，无需破坏被检测材料，识别过程快捷方便；

2. 分辨率高：本发明利用了毫米波雷达良好的信号波束形成能力，具有很高的分辨率。例如，76-81 GHz雷达的距离分辨率达到亚毫米级，角度分辨率高达 1° ；

3. 稳健性强：当能见度条件较差时，例如在雨和雾中，毫米波雷达的传感性能仍然很强，因此，毫米波系统能够全天候、全天候地进行传感；

4. 轻量化：得益于微电子技术的发展，毫米波雷达正朝着小型化、低成本的方向发展。嵌入式设备和可穿戴设备极有可能集成毫米波雷达，以实现毫米波通信和传感能力；

5. 材料识别准确率高：本发明运用了机器学习技术（支持向量机模型或CNN模型）进行分类，准确率高；

6. 成本低：本发明不需昂贵复杂的设备，只使用一个带有机载发射器和接收器的毫米波电路板即可实现。

附图说明

[0014] 图1为本发明检测方法中硬件系统的连接示意图；

图2为本发明检测方法的流程示意图；

图3为本发明检测方法中特征提取的流程图；

图4为亚克力板的FFT频谱；

图5为本发明方法采用不同的机器学习模型的混淆矩阵；(A) 支持向量机模型；(B) CNN模型。

具体实施方式

[0015] 为了便于理解本发明，下面结合附图和具体实施例，对本发明进行更详细的说明。附图中给出了本发明的较佳的实施例。但是，本发明可以以许多不同的形式来实现，并不限于本说明书所描述的实施例。相反地，提供这些实施例的目的是使对本发明公开内容的理

解更加透彻全面。

[0016] 本发明提供一种基于毫米波的非接触物质检测方法,具体包括以下步骤:

一、将待测的材料板垂直固定,控制毫米波雷达到材料板的中轴线的垂直距离为40m,如图1所示。

[0017] 二、毫米波雷达主体采用德州仪器公司生产的IWR1642B00ST毫米波雷达,其在76-81 GHz工作频段包含两个Tx天线(发射天线)和4个Rx天线(接收天线)。本发明使用一根Tx天线发射FMCW(调频连续波)信号,所有4根Rx天线接收反射信号,每个Tx-Rx对捕获不同的通道信息。毫米波雷达通过数据线连接到笔记本电脑。天线芯片直接通过两根Micro USB电缆连接到笔记本电脑(Intel Core i7-10750H CPU和16 GB内存),DCA1000数据采集器通过以太网RJ45接口连接到笔记本电脑。ICB00ST由5V/3A交流电源适配器支持,12V/2A适配器为可控震源供电。系统组态和数据处理使用MmWave Studio和MatLab。

[0018] 三、在毫米波雷达下方设置一个可控震源,能够在数据采集过程中产生轻微振动,以此模拟手持场景。该可控震源仅用于采集数据训练机器学习模型阶段,目的是使得同一种物质的雷达回波数据也有细微不同,丰富数据的多样性,从而得到大量训练数据,增加分类准确度。

[0019] 四、通过数据采集适配器采集原始的ADC数据流,采样率设置为3048 kHz。

[0020] 五、以五种不同的常见材料:铜板、木板、亚克力板、瓷砖和石膏板作为样本,每个板子都是方形的,长/宽20厘米,厚度1毫米。对不同种类的材料反复测量,收集雷达回波数据。

[0021] 本发明总共收集了20万个数据样本,其中每种类型的材料都有40K个数据样本。每个数据样本都是由13个浮点数组成的数组,峰值位于中心。本发明收集的数据集的总文件大小超过2 GB。

[0022] 图2描述了本发明硬件系统的工作流程。FMCW调制的线性调频信号直接向目标材料发射用于识别,然后该信号被材料反射并由多个接收器天线接收。然后,从多个接收器天线获得的信号中提取特征。最后,采用最大似然分类模型对数据进行分类。

[0023] 毫米波材料识别原理:

在单雷达中,毫米波信号遵循传播模型:

$$P_r = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 d^4}$$

其中, P_r 是接收信号的功率, P_t 是发射功率, G_t 和 G_r 分别是Tx和Rx的天线增益。 λ 是在自由空间中传输的波长, d 是毫米波雷达与被测材料的距离。由于毫米波具有较短的波长,这表明毫米波信号比微波信号遭受更严重的衰减。为了补偿信号衰减,实际毫米波雷达使用多输入多输出(MIMO)天线阵来获得高 G_t 和 G_r 增益。 σ 是雷达散射截面(RCS),是表示出现在雷达视野中的对象大小的指标。RCS可以被认为是目标物体的电磁等效区域,该区域截获发射机雷达功率,然后将该功率各向同性地散射回雷达接收机。

[0024] RCS区域不一定与对象的物理区域重叠。这在很大程度上取决于材料的反射率。例如,金属的RSS损耗为0.6dB RSS,而木材的RSS损耗为12dB。因此,当在相同的条件下(例如,

形状、到雷达的距离、雷达配置)测量物体时,可以利用 P_r (相应的 σ)来对它们的材料进行分类。

[0025] 本发明使用FMCW,它通过改变传输频率来增加信道信息。因此,与单频连续波(CW)调制相比,FMCW提供了更详细的频道信息,因此具有更高的材料识别精度。对于单雷达,Tx和Rx信号可以用实数描述为:

$$S_T(t) = A_T \cdot \cos(2\pi \cdot f_T(t) \cdot t + \phi_T);$$

$$S_R(t) = A_R \cdot \cos(2\pi \cdot f_R(t) \cdot t + \phi_R);$$

其中, A_T 和 A_R 是信号的幅度, $f_T(t)$ 和 $f_R(t)$ 是信号在时刻t的运行频率, ϕ_T 和 ϕ_R 分别是发射和接收信号的初始相位。将 $S_T(t)$ 和 $S_R(t)$ 相乘得到中频(IF)信号:

$$S_{IF}(t) = S_T(t) * S_R(t) \approx \frac{1}{2} A_T A_R * \cos\{[2\pi(f_T(t) - f_R(t))]t + (\phi_T - \phi_R)\};$$

其中,应用低通滤波器来去除较高的频率。

[0026] 六、本发明设计了一种独特的特征提取方法,从得到的中频信号 $S_{IF}(t)$ 中提取特征,然后基于提取的特征应用材料分类模型对材料进行分类。特征提取的流程如图3所示,具体包括以下步骤:

1.对数据流进行线性调频分段,每个分段持续21ms,有64个模数转换器(ADC)采样。为了避免遥远的射频杂波,本发明的毫米波雷达的距离分辨率和探测范围分别设置为4厘米和3米。

[0027] 2.进行64点的快速傅里叶变换(FFT)来计算每个分段的频率分量,获得FFT频谱。在FFT计算之前,采用汉明窗来减少频谱泄漏。

[0028] 3.应用基于连续小波变换(CWT)的峰值检测算法来识别FFT频谱中信息量最大的峰值区域(7个数据点)。图4给出的是亚克力板的FFT频谱,可以看出有一个明显的峰值区域。峰值区域包含了代表了该材料的关键信息。因此,为了提高机器学习的效率,本发明只提取FFT频谱的峰值区域,而不是将整个FFT频谱送入材料识别模型进行分类。

[0029] 4.用三点抛物线插值法将峰值区域的7个数据点扩展到13个数据点:

这是因为来自单个通道的频率上下文是粗粒度的,4厘米的分辨率不够精确。因此,本发明为每个Tx-Rx对提取13个数据点的一维特征。

[0030] 5.将来自每个Tx-Rx对的一维特征串联成更长的一维特征图:

例如,本发明的毫米波雷达有4个接收器天线,因此最终的一维特征有(4×13)个数据点。由于Rx天线之间的间隔约为2.5 mm,大于毫米波半波长(1.9 mm),因此不同的Tx-Rx对捕获的信道条件会因多径效应而有所不同。因此,通过连接来自不同Tx-Rx对的特征,获得更多的无线信道的全景图,从而获得了更好的分类精度。

[0031] 七、基于提取的一维特征图,本发明应用两种机器学习模型对材料进行分类。

[0032] (1)支持向量机模型;(2)CNN模型(卷积神经网络模型)。

[0033] 本发明提供了一个亚当优化器的CNN模型,模型的结构参数如表1所示。对于一维卷积层,将核大小设置为5,步长设置为1,因为较小的核更容易感知边缘信息。前三个全连

接层有64个神经元,第四个全连接层有5个输出,对应本发明实施例中五种材料的类型。最后,添加Softmax层,并将材料分类到概率最高的输出类。学习率为0.001。应用10倍交叉验证,并报告平均结果。

[0034] 表1为CNN模型的结构参数

层	类型	output shape
0	输入层	(52,1)
1	一维卷积核	(48,1)
2	一维卷积核	(44,1)
3	一维卷积核	(40,1)
4	全连接层	(64)
5	全连接层	(64)
6	全连接层	(64)
7	全连接层	(5)

将上述经过特征提取处理的数据(一维特征图)作为训练样本,训练机器学习模型。

[0035] 八、图5描述了本发明的基于毫米波的非接触式物质检测方法使用两种不同机器学习模型的混淆矩阵。总体而言,两种模型都达到了很好的分类精度。特别是,CNN模型在对这些材料进行分类时取得了很好的性能。相比之下,支持向量机模型对亚克力板和木材有一定的混淆。结果表明,CNN模型对于基于毫米波的材料分类是有效的。

[0036] 表2支持向量机模型和CNN模型的性能对比

	支持向量机模型				CNN 模型			
	准确率	精确度	召回率	F1	准确率	精确度	召回率	F1
亚克力板	0.86	0.72	0.54	0.62	0.98	0.94	0.95	0.94
铜板		0.99	0.96	0.97		0.99	0.98	0.98
瓷砖		0.95	0.99	0.97		0.98	0.99	0.98
石膏板		0.99	0.99	0.99		1	1	1
木板		0.64	0.79	0.71		0.95	0.94	0.94

表2显示了分别应用支持向量机模型和CNN模型时的分类性能细节。除了平均准确率外,本发明还报告了每种类型材料的精确度、召回率和F1分数。平均而言,CNN模型在对这

五种材料进行分类时达到了令人振奋的98%的准确率。此外,CNN模型具有几乎完美的召回率和F1,得分都高于0.94。

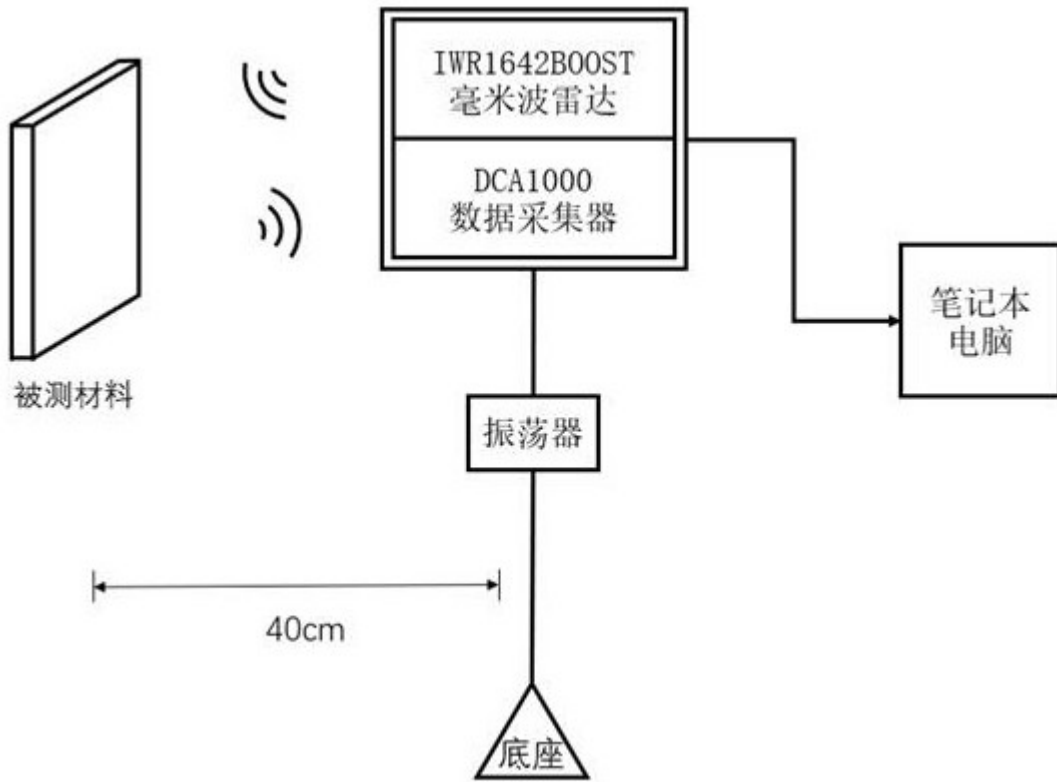


图1

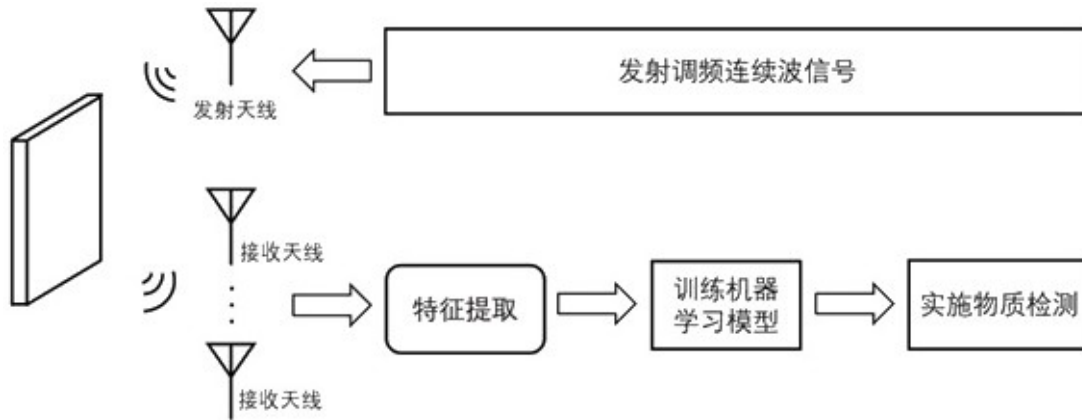


图2

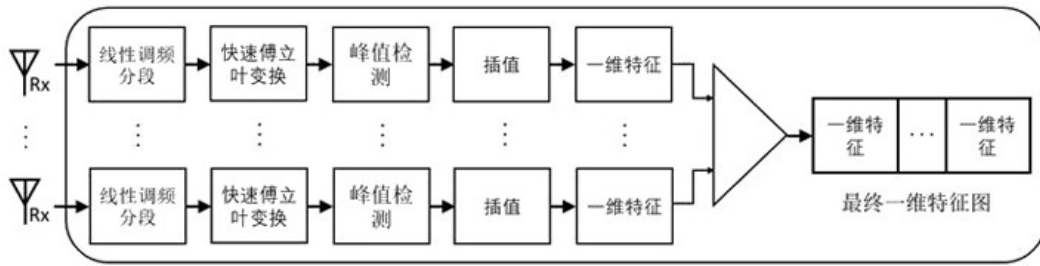


图3

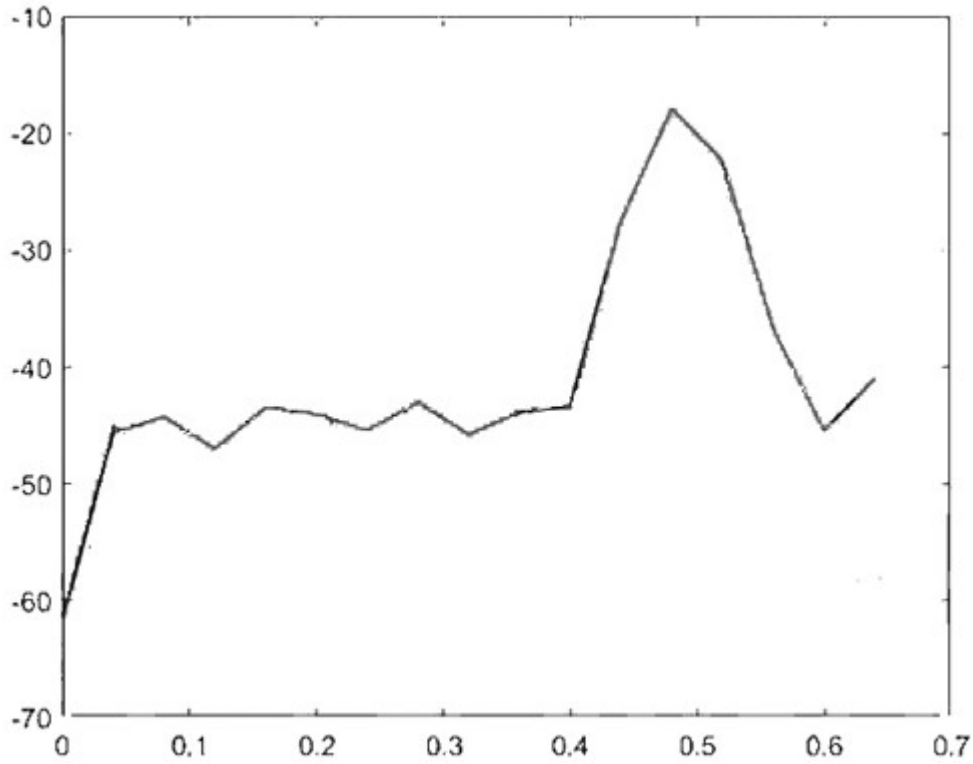


图4

亚克力板	0.537	0.000	0.011	0.000	0.453
铜板	0.000	0.963	0.037	0.000	0.000
瓷砖	0.000	0.009	0.991	0.000	0.000
石膏板	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
木板	0.208	0.000	0.000	0.000	0.791
	亚克力板	铜板	瓷砖	石膏板	木板

(A) 支持向量机模型

亚克力板	0.941	0.000	0.000	0.000	0.059
铜板	0.000	0.997	0.003	0.000	0.000
瓷砖	0.000	0.012	0.988	0.000	0.000
石膏板	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
木板	0.045	0.000	0.000	0.000	0.955
	亚克力板	铜板	瓷砖	石膏板	木板

(B) CNN模型

图5