



# (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110011942 B

(45) 授权公告日 2021.07.23

(21) 申请号 201910116675.5

(22) 申请日 2019.02.15

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 110011942 A

(43) 申请公布日 2019.07.12

(73) 专利权人 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学

地址 450000 河南省郑州市高新区科学大道62号

(72) 发明人 王成 王鼎 崔以博 杨宾 唐涛  
吴璞 尹洁昕 张莉 吴志东

(74) 专利代理机构 郑州大通专利商标代理有限公司 41111

代理人 陈勇

(51) Int.Cl.

H04L 15/24 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 107704888 A, 2018.02.16

CN 106650605 A, 2017.05.10

CN 105182070 A, 2015.12.23

CN 105072067 A, 2015.11.18

CN 108922550 A, 2018.11.30

审查员 魏臻

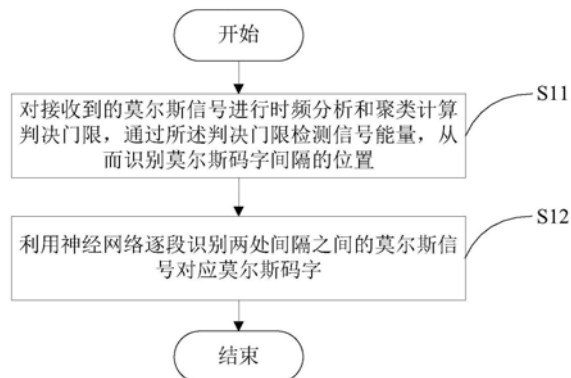
权利要求书1页 说明书6页 附图4页

## (54) 发明名称

基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法

## (57) 摘要

本发明涉及各类通信系统中的莫尔斯信号的报文识别技术领域,公开一种基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法,包括:对接收到的莫尔斯信号进行时频分析和聚类计算判决门限,通过所述判决门限检测信号能量,从而识别莫尔斯码字间隔的位置;利用神经网络逐段识别两处间隔之间的莫尔斯信号对应莫尔斯码字。通过本发明解决了当前莫尔斯报文自动识别技术对手工拍发莫尔斯报文识别效果不佳、受信道影响大的问题,本发明具有较高的莫尔斯码的自动识别速度和准确率。



1. 一种基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法,其特征在於,包括:

步骤1:对接收到的莫尔斯信号进行时频分析和聚类计算判决门限,通过所述判决门限检测信号能量,从而识别莫尔斯码字间隔的位置;

所述步骤1包括:

步骤1.1:将接收到的莫尔斯信号搬频至零中频,并进行低通滤波;

步骤1.2:设置帧长度,对各帧莫尔斯信号分别进行时频分析和聚类计算判决门限,通过所述判决门限检测各帧莫尔斯信号能量,低能量判为0,高能量判为1;

步骤1.3:统计检测结果连续为1的数据长度,并对检测结果连续为1的数据按K均值法聚为两类,根据聚类所得数值较小一类对应的帧数设置帧长门限;

步骤1.4:依据聚类结果重新设置帧长度,对各帧莫尔斯信号分别进行时频分析和聚类重新计算判决门限,通过重新计算的判决门限检测各帧莫尔斯信号能量,低能量判为0,高能量判为1;

步骤1.5:统计检测结果连续为0的数据长度,该长度大于帧长门限的对应帧位置设为莫尔斯码字间隔位置;

所述步骤1.2包括:

步骤1.2.1:每100采样点划为一帧,对各帧莫尔斯信号对应数据做傅里叶变换;

步骤1.2.2:统计各帧莫尔斯信号零频率附近频点能量与其它频点能量之和的比例;

步骤1.2.3:对步骤1.2.2中所述比例按K均值法聚为两类,记录聚类所得较小一类的数值;

步骤1.2.4:以步骤1.2.3中的数值乘0.7为判决门限,若一帧莫尔斯信号零频率附近频点能量与其它频点能量之和的比例大于判决门限,则该帧莫尔斯信号能量为高能量、判为1;若否,则该帧莫尔斯信号能量为低能量、判为0;

步骤2:利用神经网络逐段识别两处间隔之间的莫尔斯信号对应莫尔斯码字;

所述步骤2包括:

步骤2.1:产生不同参数对应的零中频莫尔斯数字信号样本,所述参数包括莫尔斯信号强度及莫尔斯码字内容;

步骤2.2:将所述莫尔斯数字信号样本过各类衰落信道,加入不同强度的噪声形成样本集;

步骤2.3:以信号时域采样点能量为输入、以莫尔斯码字为输出设计神经网络,用样本集训练设计好的神经网络;

步骤2.4:依据识别出的间隔位置截取莫尔斯信号,搬频至零中频并进行低通滤波,转换采样率至样本范围后,用训练好的神经网络进行识别得到莫尔斯码字。

## 基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及各类通信系统中的莫尔斯信号的报文识别技术领域,特别涉及基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法。

### 背景技术

[0002] 当今各种各样先进的通信手段蓬勃发展,但在军事通信中,短波莫尔斯通信凭借其特殊性至今仍被大量使用,是无法遗缺的通信方式。1837年, Samuel Finley Breese Morse从电流突然截止时会出现火花的现象中获得了灵感,设计出了由时间长短不一的电脉冲信号组成的简单信号,后来发展成了由“点”、“划”和间隔组成的莫尔斯电码。按照国际标准,标点符号、阿拉伯数字和英文字母由“点”、“划”和间隔的特定组合来表示,也可以由使用者自行规定。

[0003] 最初,莫尔斯信号由发报人员手工拍发,后来随着自动化的普及,发报工作可由发报机或发报软件完成,而莫尔斯码的抄报工作很多时候仍然要靠报务人员听译完成。这主要是因为手工拍发莫尔斯电码的各个码字间隔不一致,各个长音短音的长度也有一定出入,随机性较强,自动译码准确率得不到保证。在复杂电磁环境下短波莫尔斯信号传输势必会受到干扰,这严重影响了报务工作人员的听译质量和抄收速度,也对其听辨能力、注意力提出了很高的要求。另外长时间从事相对单一、枯燥的听译工作,人的注意力难以保持高度集中,这也使得抄收人员的译码质量无法满足实际需要。

### 发明内容

[0004] 针对上述问题,本发明提出一种基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法,解决了当前莫尔斯报文自动识别技术对手工拍发莫尔斯报文识别效果不佳、受信道影响大的问题,本发明具有较高的莫尔斯码的自动识别速度和准确率。

[0005] 为了实现上述目的,本发明采用以下技术方案:

[0006] 一种基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法,包括:

[0007] 步骤1:对接收到的莫尔斯信号进行时频分析和聚类计算判决门限,通过所述判决门限检测信号能量,从而识别莫尔斯码字间隔的位置;

[0008] 步骤2:利用神经网络逐段识别两处间隔之间的莫尔斯信号对应莫尔斯码字。

[0009] 进一步地,所述步骤1包括:

[0010] 步骤1.1:将接收到的莫尔斯信号搬频至零中频,并进行低通滤波;

[0011] 步骤1.2:设置帧长度,对各帧莫尔斯信号分别进行时频分析和聚类计算判决门限,通过所述判决门限检测各帧莫尔斯信号能量,低能量判为0,高能量判为1;

[0012] 步骤1.3:统计检测结果连续为1的数据长度,并对检测结果连续为1的数据按K均值法聚为两类,根据聚类所得数值较小一类对应的帧数设置帧长门限;

[0013] 步骤1.4:依据聚类结果重新设置帧长度,对各帧莫尔斯信号分别进行时频分析和聚类重新计算判决门限,通过重新计算的判决门限检测各帧莫尔斯信号能量,低能量判为

0,高能量判为1;

[0014] 步骤1.5:统计检测结果连续为0的数据长度,该长度大于帧长门限的对应帧位置设为莫尔斯码字间隔位置。

[0015] 进一步地,所述步骤1.2包括:

[0016] 步骤1.2.1:每100采样点划为一帧,对各帧莫尔斯信号对应数据做傅里叶变换;

[0017] 步骤1.2.2:统计各帧莫尔斯信号零频率附近频点能量与其它频点能量之和的比例;

[0018] 步骤1.2.3:对步骤1.2.2中所述比例按K均值法聚为两类,记录聚类所得较小一类的数值;

[0019] 步骤1.2.4:以步骤1.2.3中的数值乘0.7为判决门限,若一帧莫尔斯信号零频率附近频点能量与其它频点能量之和的比例大于判决门限,则该帧莫尔斯信号能量为高能量、判为1;若否,则该帧莫尔斯信号能量为低能量、判为0。

[0020] 进一步地,所述步骤2包括:

[0021] 步骤2.1:产生不同参数对应的零中频莫尔斯数字信号样本,所述参数包括莫尔斯信号强度及莫尔斯码字内容;

[0022] 步骤2.2:将所述莫尔斯数字信号样本过各类衰落信道,加入不同强度的噪声形成样本集;

[0023] 步骤2.3:以信号时域采样点能量为输入、以莫尔斯码字为输出设计神经网络,用样本集训练设计好的神经网络;

[0024] 步骤2.4:依据识别出的间隔位置截取莫尔斯信号,搬频至零中频并进行低通滤波,转换采样率至样本范围后,用训练好的神经网络进行识别得到莫尔斯码字。

[0025] 与现有技术相比,本发明具有的有益效果:

[0026] 本发明可有效的减轻报务工作人员的劳动强度及对身体损害程度,也节省了这方面工作需要的劳动力。更关键的是,本发明可提升莫尔斯报抄收的准确率,避免由于人为因素导致的错误。本发明与现有人为设置判决门限方法不同,采用聚类方法得到能量的判决阈值,从而进行信号能量高低的判决;同时采用聚类方法确定最佳帧长,以对莫尔斯信号进行精准的码字截取;最后考虑多方面的因素设计样本集对神经网络进行训练,得到适应各类参数莫尔斯信号和衰落信道的神经网络。本发明适用于包括手工拍发莫尔斯报文在内的各类莫尔斯信号。

## 附图说明

[0027] 图1是本发明实施例一种基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法总体流程图;

[0028] 图2是本发明又一实施例一种基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法总体流程图;

[0029] 图3是本发明实施例莫尔斯码字间隔位置识别流程图;

[0030] 图4是本发明实施例莫尔斯码字内容识别流程图;

[0031] 图5是本发明实施例信号能量检测流程图;

[0032] 图6是本发明实施例本地产生的码字“B”对应样本信号示意图;

[0033] 图7是本发明实施例神经网络结构示意图；

[0034] 图8是本发明实施例神经网络训练软件界面示意图。

### 具体实施方式

[0035] 下面结合附图和具体的实施例对本发明做进一步的解释说明：

[0036] 实施例一：

[0037] 如图1所示，一种基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法，包括以下步骤：

[0038] 步骤S11：对接收到的莫尔斯信号进行时频分析和聚类计算判决门限，通过所述判决门限检测信号能量，从而识别莫尔斯码字间隔的位置；

[0039] 步骤S12：利用神经网络逐段识别两处间隔之间的莫尔斯信号对应莫尔斯码字。

[0040] 具体地，所述步骤S11包括：

[0041] 步骤S111：将接收到的莫尔斯信号搬频至零中频，并进行低通滤波；

[0042] 步骤S112：设置帧长度，对各帧莫尔斯信号分别进行时频分析和聚类计算判决门限，通过所述判决门限检测各帧莫尔斯信号能量，低能量判为0，高能量判为1；

[0043] 步骤S113：统计检测结果连续为1的数据长度，并对检测结果连续为1的数据按K均值法聚为两类，根据聚类所得数值较小一类对应的帧数设置帧长门限；

[0044] 步骤S114：依据聚类结果重新设置帧长度，对各帧莫尔斯信号分别进行时频分析和聚类重新计算判决门限，通过重新计算的判决门限检测各帧莫尔斯信号能量，低能量判为0，高能量判为1；

[0045] 步骤S115：统计检测结果连续为0的数据长度，该长度大于帧长门限的对应帧位置设为莫尔斯码字间隔位置。

[0046] 具体地，所述步骤S112包括：

[0047] 步骤S112.1：每100采样点划为一帧，对各帧莫尔斯信号对应数据做傅里叶变换；

[0048] 步骤S112.2：统计各帧莫尔斯信号零频率附近频点能量与其它频点能量之和的比例；

[0049] 步骤S112.3：对步骤S112.2中所述比例按K均值法聚为两类，记录聚类所得较小一类的数值；

[0050] 步骤S112.4：以步骤S112.3中的数值乘0.7为判决门限，若一帧莫尔斯信号零频率附近频点能量与其它频点能量之和的比例大于判决门限，则该帧莫尔斯信号能量为高能量、判为1；若否，则该帧莫尔斯信号能量为低能量、判为0。

[0051] 具体地，所述步骤S12包括：

[0052] 步骤S121：产生不同参数对应的零中频莫尔斯数字信号样本，所述参数包括莫尔斯信号强度及莫尔斯码字内容；

[0053] 步骤S122：将所述莫尔斯数字信号样本过各类衰落信道，加入不同强度的噪声形成样本集；

[0054] 步骤S123：以信号时域采样点能量为输入、以莫尔斯码字为输出设计神经网络，用样本集训练设计好的神经网络；

[0055] 步骤S124：依据识别出的间隔位置截取莫尔斯信号，搬频至零中频并进行低通滤波，转换采样率至样本范围后，用训练好的神经网络进行识别得到莫尔斯码字。

[0056] 实施例二：

[0057] 本实施例针对以短波方式传输的莫尔斯无线信号，要求待处理信号质量达到人耳能够清晰分辨的水平，码速率在50码/分~140码/分之间。本实施例认为处理系统（如通信终端，无线电监测设备）已完成信号接收和采样（采样率远高于信号码速率），且认为当前接收数据中仅包含单个莫尔斯信号。

[0058] 如图2所示，另一种基于深度学习的莫尔斯报文智能检测识别方法，包括码字间隔识别（步骤S21）和码字内容识别（步骤S22）两大流程：

[0059] 步骤S21：处理系统首先对接收信号搬频滤波；依据帧内信号的总能量进行能量检测（电平检测），对检测结果聚类调整帧长度，再重新分帧进行能量检测，最后依据检测结果确定码字间隔位置。

[0060] 步骤S22：处理系统首先产生不同参数对应的零中频莫尔斯数字信号样本；将信号样本过各类衰落信道，加入不同强度的噪声形成样本集训练神经网络；依据间隔位置截取信号，搬频滤波转换采样率后，输入神经网络进行识别，确定其对应莫尔斯码字。

[0061] 本实施例要求处理系统可对接收信号进行滤波和采样等处理，得到数字莫尔斯信号以供识别。如图3所示，莫尔斯码字间隔位置识别流程，具体步骤如下：

[0062] 步骤S211：搬频滤波：

[0063] 处理系统首先将接收信号搬频至零中频，并进行低通滤波。本实施中此处不要求准确估计信号频率，只需将信号大致搬频至零中频附近，以方便进行滤波处理。

[0064] 步骤S212：分帧检测：

[0065] 处理系统每100采样点划为一帧，对帧内信号各样本点取模并求和作为总能量，对各帧总能量进行判决，低能量判为0，高能量判为1。

[0066] 步骤S213：帧长选择：

[0067] 统计分帧检测结果连续为1的数据长度，并对分帧检测结果连续为1的数据按K均值法聚类。由于莫尔斯信号主要由“点”、“划”构成，且“点”和“划”长度之比为1:3。检测结果连续为1的说明当前检测的帧对应“点”或“划”，对数据长度聚类，应构成两类，聚类所得数值较低的一类即为信号“点”所对应的数据帧个数。由100采样点一帧的“点”数据帧个数来调整帧长，使得“点”对应数据帧个数在3至4个左右。

[0068] 如聚类后发现，数值较低的一类为8。则应调整帧长为200采样点，此时最佳帧长为200采样点，这样1帧包含的样本点增加一倍，“点”对应帧数将降低一倍至4。值得说明的是，步骤S212中分帧选择100采样点为帧长，是考虑大部分系统采样率足够大，码率莫尔斯信号在此情况下，其“点”对应帧长不会少于3。

[0069] 步骤S214：二次分帧检测：

[0070] 处理系统按步骤S213确定的最佳帧长，对帧内信号各样本点取模并求和作为总能量，对各帧总能量进行判决，低能量判为0，高能量判为1。

[0071] 步骤S215：间隔位置识别：

[0072] 莫尔斯信号“点”和码字间隔持续时间长度之比应为1:3，在S213中已经通过帧长调整，使得聚类所得数值较小一类、即“点”对应3~4帧（“划”对应9~12帧），所以可设置帧长门限为7（门限还可设为5、6或8）。在S214的检测结果显示连续为0的各位置处，统计其结果连续为0的持续帧的个数，若连续为0的持续帧的个数大于帧长门限，则其对应位置设为

码字间隔位置。

[0073] 步骤S212和步骤S214中,对莫尔斯信号进行分帧检测的流程如图4所示,具体步骤如下:

[0074] 1) 信号分帧:

[0075] 处理系统依据设置帧长度划分采样点,各帧数据独立进行后续各步骤,可并行进行。

[0076] 2) 频域变换:

[0077] 对各帧信号加汉明窗后做傅里叶变换,傅里叶变换点数即为每帧采样点数。

[0078] 3) 能量聚类:

[0079] 统计各帧零频率附近频点能量与其它频点能量之和的比例,对所述比例按K均值法聚为两类,记录聚类所得较小一类的数值;本实施例中将零频率对应频点及其左、右频点划为零频率附近频点。

[0080] 4) 能量判决:

[0081] 将步骤3)中聚类所得较小一类的数值乘0.7作为判决门限,各帧零频率附近频点能量与其它频点能量之和的比例大于门限,则该帧莫尔斯信号能量为高能量、判为1(高电平);若否,则该帧莫尔斯信号能量为低能量、判为0(低电平)。这里选择用步骤3)的聚类结果乘0.7的原因在于,分帧时很多帧可能包含一部分信号“点”或“划”,但通过聚类也被认为是能量较低的一类,聚类结果因此乘0.7才能大概对应于噪声能量。理想判决门限应划为略高于噪声平均能量。

[0082] 本实施例要求处理系统计算能力可进行多层神经网络的训练,利用神经网络进行码字内容识别的流程如图5所示,具体步骤如下:

[0083] 步骤S221:网络训练:

[0084] 步骤S221.1:参数设置:

[0085] 处理系统在本地产生成一组莫尔斯码字信号前,随机确定莫尔斯信号强度、莫尔斯码字内容,以及莫尔斯码前后的低电平长度。注意莫尔斯码字内容应同处理信号相对应,可以是国际通用标准,也可以是由使用者自行规定的。本地莫尔斯信号都设为零中频信号。

[0086] 步骤S221.2:数字样本生成:

[0087] 处理系统依据随机生成的参数,产生莫尔斯码数字信号样本集。莫尔斯码字由多个“点”、“划”和间隔组成,生成样本时,为克服手工拍发莫尔斯报文“点”、“划”和间隔持续时长的抖动,组成码字的各个“点”和间隔对应采样点数在40附近随机选择,“划”对应采样点数则在120附近随机选择;由于神经网络计算负担主要由输入维度决定,本实施例设置单码字总采样点为700。所以不同码字样本都需补0,使得单码字对应采样点数达到700。

[0088] 值得说明的是,非人工发报也可能有微小抖动,能处理手工拍发莫尔斯报文的设备,一定也能处理非人工发报。所以本发明考虑在生成莫尔斯数字样本时,加入在一定时长范围内抖动的样本,这样训练得到的神经网络可以处理各种方式发送的莫尔斯报文。

[0089] 步骤S221.3:过信道加噪声:

[0090] 处理系统让样本信号经过瑞利衰落信道,加入不同强度的白噪声(信噪比在5dB至30dB范围内)。本地产生的码字“B”对应信号波形能量如图6所示,信号由于经过信道参数不同,加入噪声强度不同,莫尔斯码字前后的低电平长度不同,所以各训练样本信号波形形式

不同,图6中(a)、(b)、(c)、(d)4部分给出了码字“B”的4个样本。

[0091] 步骤S221.4:神经网络训练:

[0092] 处理系统多次运行步骤S221.1至步骤S221.3,生成莫尔斯信号样本集合,总量视计算存储资源而定。本实施例采用多层神经网络识别信号,本实施例的神经网络网络由输入层、两级全连接层和软判决输出层组成,输入层维度700,两级全连接层维度分别为150和25。网络结构如图7所示(Encoder代表全连接层,SoftMaxLayer代表软判决层)。网络输入为信号波形能量,即时域采样点的模值,输出为识别的莫尔斯码字(输出层维度即为莫尔斯信号码字种类)。

[0093] 处理系统随后利用莫尔斯信号样本集合,采用反向传播算法训练神经网络直至收敛。本实施例在Matlab平台训练上述神经网络软件界面如图8,其中Epoch代表迭代次数,Performance代表当前迭代次数下网络性能。

[0094] 本发明并不局限于具体卷积神经网络及开发软件平台,可应用于当前主流的计算平台,且对训练的步长等参数设置没有特殊要求。通过上述步骤,即可完成用于短波莫尔斯报文识别的卷积神经网络训练。

[0095] 步骤S222:网络识别:

[0096] 步骤S222.1:搬频滤波:

[0097] 同码字间隔位置识别,处理系统首先将接收信号搬频至零中频,并进行低通滤波。不要求准确估计信号频率,仅需将信号大致搬频至零中频附近,以方便进行滤波处理。

[0098] 步骤S222.2:采样率转换:

[0099] 处理系统对搬频滤波后信号进行采样率转换,转换采样率至样本范围。具体依据本实施例码字间隔位置识别中所设置的最佳帧长计算需要调整的采样率,如最佳帧长为200,则说明该信号“点”约包含600采样点,由于本地生成信号样本“点”约包含40采样点,所以应降低采样率为原来1/15。

[0100] 步骤S222.3:神经网络识别:

[0101] 处理系统对经过采样率变换的莫尔斯信号,按识别所得的码字间隔位置,截取得各码字信号,然后对各码字信号补0,使得各码字信号对应700采样点。最后输入神经网络,输出识别出的莫尔斯码字。

[0102] 以上所示仅是本发明的优选实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。



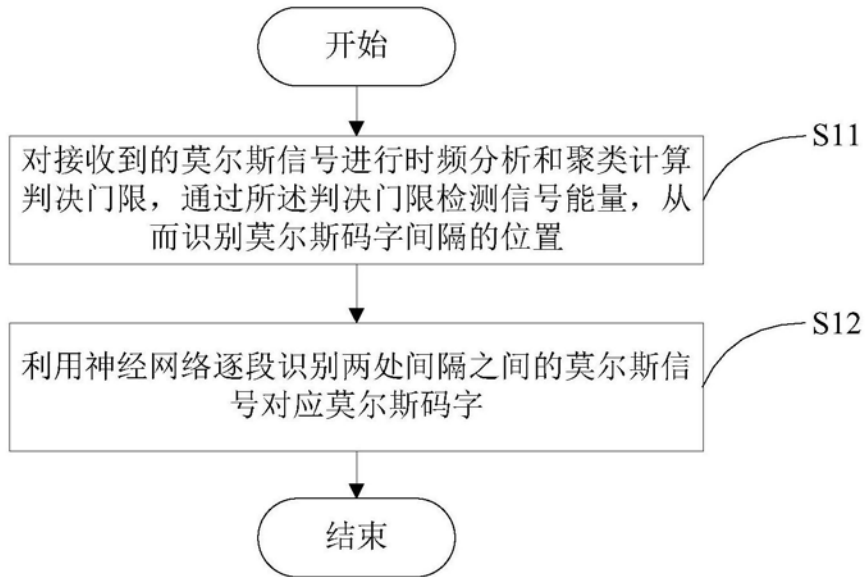


图1

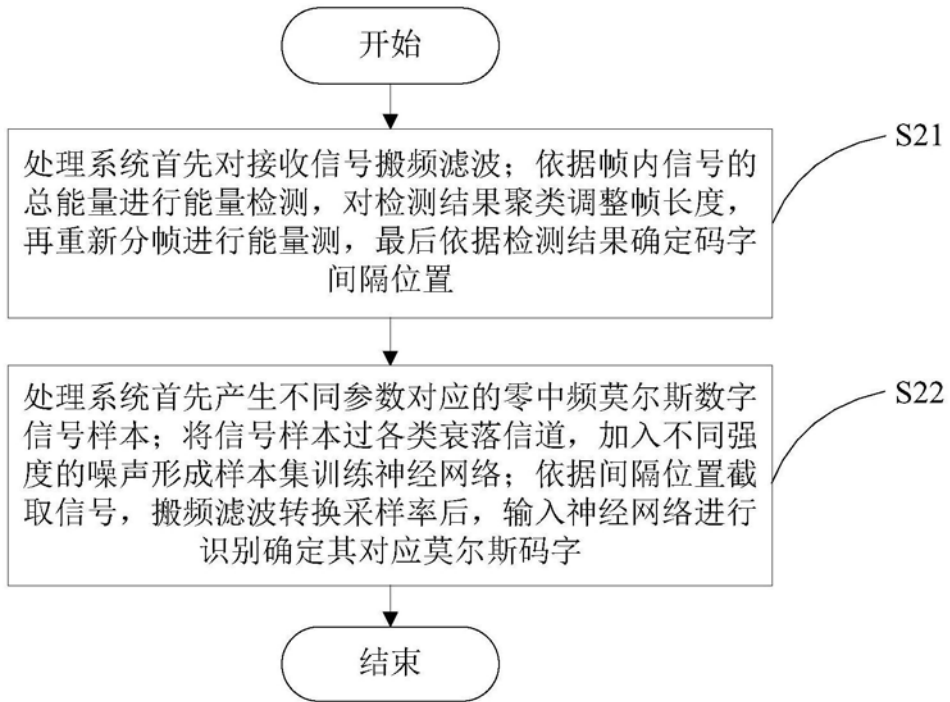


图2

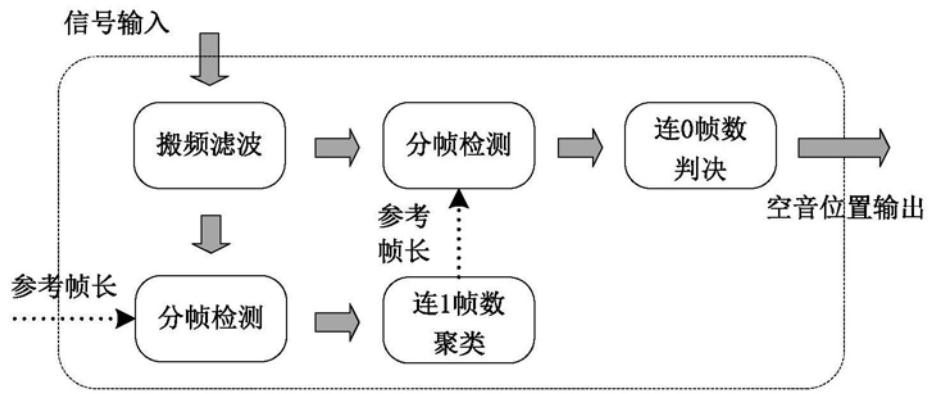


图3

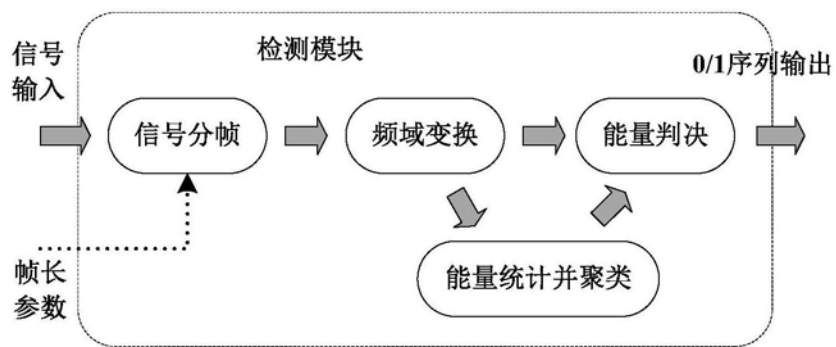


图4

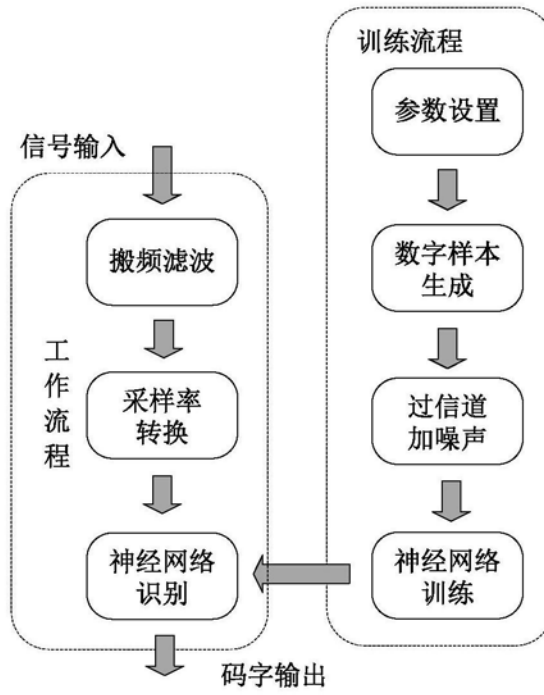


图5

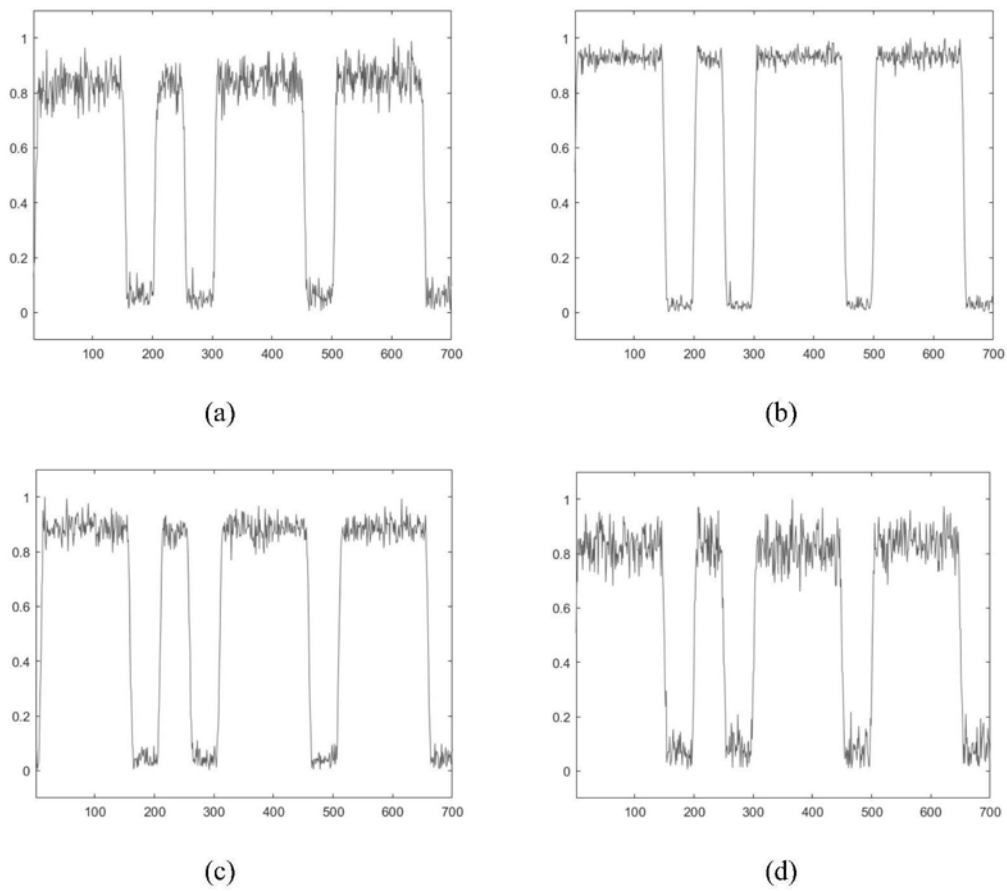


图6

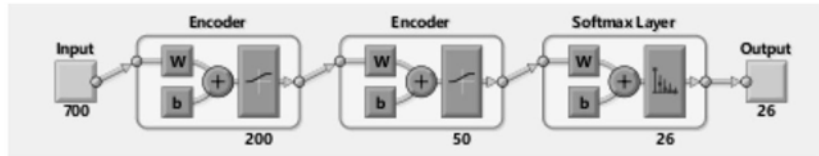


图7

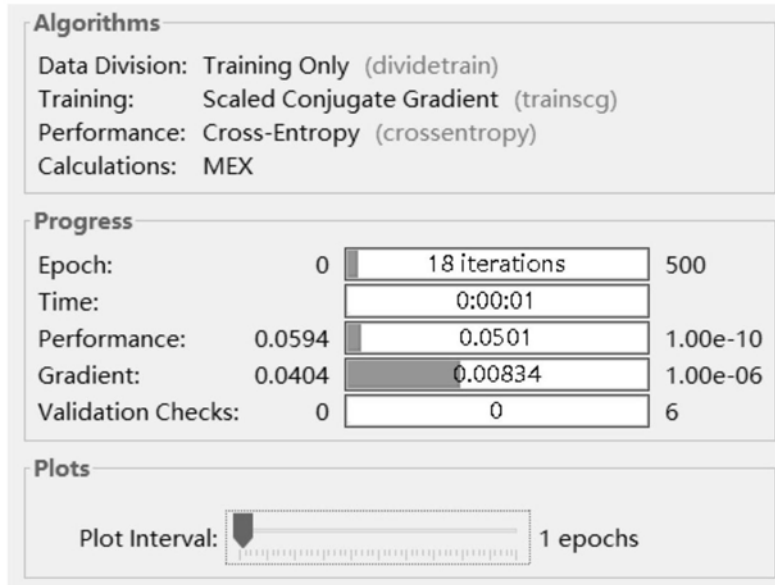


图8