



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112697179 A

(43) 申请公布日 2021.04.23

(21) 申请号 202011283518.2

(22) 申请日 2020.11.17

(71) 申请人 浙江工业大学

地址 310014 浙江省杭州市下城区朝晖六区潮王路18号

(72) 发明人 郑欢 肖枫 覃亚丽 黄厚慧 黄奕杰

(74) 专利代理机构 杭州斯可睿专利事务所有限公司 33241

代理人 王利强

(51) Int. Cl.

G01D 5/353 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于AdaBoost的布里渊频移提取方法

(57) 摘要

一种基于AdaBoost的布里渊频移提取方法, 确定曲线函数线型, 给定布里渊频移值范围, 曲线参数取值范围, 曲线扫频取值范围, 构建布里渊增益谱特征集; 根据构建的布里渊增益谱特征集构造对应的布里渊频移标签集; 从布里渊增益谱特征中选取 $F_i$ 和 $F_j$ ; 构造样本集对应的布里渊频移标签集; 构造训练样本集训练; 构造分类器集合; 对于给定的布里渊增益谱遍历分类器集合, 给出不同布里渊频移标签集的对应值; 统计不同数值在布里渊频移标签中出现的次数, 找出最大频次的数值。本发明利用更快的处理速度, 更小的存储要求, 提高系统的实用性; 提升了布里渊光学时域分析系统的布里渊提取效率, 有利于布里渊光学时域分析系统在实际检测中的广泛应用。



1. 一种基于AdaBoost的布里渊频移提取方法,其特征在于,所述方法包括以下步骤:

步骤1:确定曲线函数线型S,给定布里渊频移值范围 $f=[f_1, f_2, \dots, f_n]$ ,曲线参数取值范围 $c=[c_1, c_2, \dots, c_m]$ ,曲线扫频取值范围 $f_v=[f_{v1}, f_{v2}, \dots, f_{vk}]$ ,构建布里渊增益谱特征集 $F_{nm \times k}$

$$F_{nm \times k} = \begin{bmatrix} S(f_1, c_1, f_{v1}) & S(f_1, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_1, c_1, f_{vk}) \\ S(f_1, c_2, f_{v1}) & S(f_1, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_1, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_1, c_m, f_{v1}) & S(f_1, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_1, c_m, f_{vk}) \\ S(f_2, c_1, f_{v1}) & S(f_2, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_2, c_1, f_{vk}) \\ S(f_2, c_2, f_{v1}) & S(f_2, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_2, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_2, c_m, f_{v1}) & S(f_2, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_2, c_m, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_n, c_1, f_{v1}) & S(f_n, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_n, c_1, f_{vk}) \\ S(f_n, c_2, f_{v1}) & S(f_n, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_n, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_n, c_m, f_{v1}) & S(f_n, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_n, c_m, f_{vk}) \end{bmatrix};$$

步骤2:根据构建的布里渊增益谱特征集 $F_{nm \times k}$ 构造对应的布里渊频移标签集 $Y_{mn \times 1}$

$$Y_{mn \times 1} = [f_1 \ f_1 \cdots f_1 \ f_2 \ f_2 \cdots f_2 \cdots f_n \ f_n \cdots f_n]^T;$$

步骤3:对于 $f_v=[f_{v1}, f_{v2}, \dots, f_{vk}]$ , $c=[c_1, c_2, \dots, c_m]$ 时,从布里渊增益谱特征集 $F_{nm \times k}$ 中选取 $F_i$ 和 $F_j$ , $i=1, 2, \dots, n, j=i+1, i+2, \dots, n$ ;

$$F_i = S_{m \times k}(f_i, c, f_v) = \begin{bmatrix} S(f_i, c_1, f_{v1}) & S(f_i, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_i, c_1, f_{vk}) \\ S(f_i, c_2, f_{v1}) & S(f_i, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_i, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_i, c_m, f_{v1}) & S(f_i, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_i, c_m, f_{vk}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(f_i, c_1, f_v) \\ R(f_i, c_2, f_v) \\ \vdots \\ R(f_i, c_m, f_v) \end{bmatrix};$$

$$F_j = S_{m \times k}(f_j, c, f_v) = \begin{bmatrix} S(f_j, c_1, f_{v1}) & S(f_j, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_j, c_1, f_{vk}) \\ S(f_j, c_2, f_{v1}) & S(f_j, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_j, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_j, c_m, f_{v1}) & S(f_j, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_j, c_m, f_{vk}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(f_j, c_1, f_v) \\ R(f_j, c_2, f_v) \\ \vdots \\ R(f_j, c_m, f_v) \end{bmatrix}$$

步骤4:构造样本集 $T_{i,j} = \begin{bmatrix} F_i \\ F_j \end{bmatrix}$ , $i=1, 2, \dots, n, j=i+1, i+2, \dots, n$ ,对应的布里渊频移

标签集为 $Y_{i,j}$

$$Y_{i,j} = [f_i \ f_i \ \cdots \ f_i \ f_j \ f_j \ \cdots \ f_j];$$

步骤5:初始化权重 $D_1 = (\omega_{1,1}, \omega_{1,2}, \dots, \omega_{1,2m})$ ;  $\omega_{1,r} = \frac{1}{2m}$ ;  $r=1, 2, \dots, 2m$ ,并构造训练

样本集 $T_{i,j}^1$

$$T_{i,j}^1 = \begin{bmatrix} \omega_{1,1}R(f_i, c_1, f_v) \\ \omega_{1,2}R(f_i, c_2, f_v) \\ \vdots \\ \omega_{1,r}R(f_i, c_m, f_v) \\ \omega_{1,r+1}R(f_j, c_1, f_v) \\ \omega_{1,r+2}R(f_j, c_2, f_v) \\ \vdots \\ \omega_{1,2m}R(f_j, c_m, f_v) \end{bmatrix};$$

步骤:6:对于 $t=[1, 2, \dots, t_s]$ 时,使用 $T_{i,j}^t$ 进行训练,训练步骤如下:

使用带权重的 $T_{i,j}^t$ 训练数据,得到弱分类器 $G_t$ ;

计算弱分类器 $G_t$ 分类误差率 $e_t = P(G_t(R(f_i, c, f_v)) \neq y_i + G_t(R(f_j, c, f_v)) \neq y_j)$ ,  $y_i, y_j$ 为分类器输出结果,分别对应布里渊频移标签值 $f_i, f_j$ ;

计算弱分类器 $G_t$ 的系数 $a_t = \frac{1}{2} \log \frac{1-e_t}{e_t}$ ;

更新样本权重 $\omega_{t+1,r} = \frac{\omega_{t,r}}{Z_t} \exp(-a_t (\sum_{w_1=i,j} y_{w_1} (\sum_{w_2=i,j} G_t(R(f_{w_2}, c, f_v))))))$ ;

其中, $Z_t = \sum_{r=1}^{2m} \omega_{t,r} \exp(-a_t (\sum_{w_1=i,j} y_{w_1} (\sum_{w_2=i,j} G_t(R(f_{w_2}, c, f_v))))))$ 是规范化因子;

生成二分类器 $f_{i,j} = \text{sign}(\sum_{t=1}^{t_s} a_t G_t)$ ;

步骤7:构造分类器集合 $f_{\frac{n \times (n-1)}{2}} = [f_{1,2} \quad f_{1,3} \quad \dots \quad f_{1,n} \quad f_{2,3} \quad f_{2,4} \quad \dots \quad f_{2,n} \quad \dots \quad f_{n-1,n}]$ ;

步骤8:对于给定的布里渊增益谱 $S_p = S(f_p, c_p, f_{vp})$ 遍历分类器集合,给出不同布里渊频移标签集 $Y_{i,j}$ 的对应值;

步骤9:统计不同数值在布里渊频移标签 $Y_{mn \times 1}$ 中出现的次数,找出最大频次的数值 $f_{\max}$ ,即是给定的布里渊增益谱 $S_p$ 对应的布里渊频移值。

## 一种基于AdaBoost的布里渊频移提取方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于光纤分布式传感和机器学习领域,涉及一种分布式光纤传感系统,尤其涉及一种基于AdaBoost的受激布里渊散射的布里渊光时域分析技术。

### 背景技术

[0002] 随着社会的发展,我国大型基础设施不断增多,如地铁、隧道、桥梁、大坝和管道等,但这些大型工程设施带来的安全形式不容忽视,近年来一些地质灾害不断发生,如山体滑坡、地表塌陷、矿产采空区等。上述的安全事故不但严重威胁人们的生命安全,也造成巨大的经济损失,因此采取有效手段,研发成本低廉、性能可靠的安全健康检测系统,以实时在线、高精度检测应变情况,具有重要的意义。

[0003] 分布式光纤传感是将光纤作为探测元件和传输元件,在光纤线路上能够连接很多的光纤传感单元。分布式光纤传感系统将检测到的信息汇聚起来传输到终端上,在终端上可以实现远程监控,这有利于人们及时掌握被测物的安全状况和健康状况,因此可以用于监测大型建筑物、长距离隧道管道和线缆等方面的基础设施。

[0004] AdaBoost算法是针对同一个训练集训练不同的弱分类器,并将它们组合成强分类器的一种迭代算法。该算法的核心在于根据上一个弱分类器的结果更新训练样本权重与下一个弱分类器权重,在不断迭代的过程中对弱分类器进行组合。

[0005] 在分布式光纤传感技术中,基于布里渊散射的分布式光纤传感技术主要是利用光纤的相关物理特性对被测量场的空间和时间行为进行实时监测,可用于长距离、大规模工程的动态检测,对温度/应变场分布的有效监测有着重要的应用价值,是传感器研究的热点课题之一。尽管布里渊散射分布式光纤传感技术发展非常快,但由于一些主要的技术难题尚未得到良好的解决,因此成本较昂贵,难以有效地推向市场。

[0006] 过去主要是研究基于传统拟合方式对布里渊光时域分析系统的布里渊频移进行提取,如采用洛伦兹曲线拟合算法对布里渊光时域分析系统的布里渊频移进行提取,但是,这种数据处理方法的数据处理速度慢。目前,基于机器学习方法对布里渊光时域分析系统的温度信息提取具有一定优势,其中,神经网络在略微增加处理时间的同时,显著提升了提取精度。

[0007] 但现有的神经网络算法在解析BOTDA所采集到的电信号参数信息时,其处理时间过长,不具有实时性,且存储要求较大。

[0008] 因此,在对待测光纤的布里渊频移信息进行提取时,有必要选择更有效率、存储要求更小的机器学习算法,即研究基于AdaBoost算法的布里渊光时域分析系统的布里渊频移提取方法在实际应用中具有重要意义。

### 发明内容

[0009] 鉴于现有数据处理技术存在的不足,本发明提出了一种基于AdaBoost的布里渊频移提取方法,使用布里渊光时域分析系统采集待测光纤的布里渊频移参数,采用AdaBoost

解析布里渊光时域分析系统采集的参数,利用更快的处理速度,更小的存储要求,提高系统的实用性。本发明引入了AdaBoost算法,提升了布里渊光学时域分析系统的布里渊提取效率,有利于布里渊光学时域分析系统在实际检测中的广泛应用。

[0010] 本发明解决技术问题,所采用的技术方案为:

[0011] 一种基于AdaBoost的布里渊频移提取方法,包括以下步骤:

[0012] 步骤1:确定曲线函数线型 $S$ ,给定布里渊频移值范围 $f=[f_1, f_2, \dots, f_n]$ ,曲线参数取值范围 $c=[c_1, c_2, \dots, c_m]$ ,曲线扫频取值范围 $f_v=[f_{v1}, f_{v2}, \dots, f_{vk}]$ ,构建布里渊增益谱特征集 $F_{nm \times k}$

$$[0013] \quad F_{nm \times k} = \begin{bmatrix} S(f_1, c_1, f_{v1}) & S(f_1, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_1, c_1, f_{vk}) \\ S(f_1, c_2, f_{v1}) & S(f_1, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_1, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_1, c_m, f_{v1}) & S(f_1, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_1, c_m, f_{vk}) \\ S(f_2, c_1, f_{v1}) & S(f_2, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_2, c_1, f_{vk}) \\ S(f_2, c_2, f_{v1}) & S(f_2, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_2, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_2, c_m, f_{v1}) & S(f_2, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_2, c_m, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_n, c_1, f_{v1}) & S(f_n, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_n, c_1, f_{vk}) \\ S(f_n, c_2, f_{v1}) & S(f_n, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_n, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_n, c_m, f_{v1}) & S(f_n, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_n, c_m, f_{vk}) \end{bmatrix};$$

[0014] 步骤2:根据构建的布里渊增益谱特征集 $F_{nm \times k}$ 构造对应的布里渊频移标签集 $Y_{mn \times 1}$

$$[0015] \quad Y_{mn \times 1} = [f_1 \ f_1 \ \cdots \ f_1 \ f_2 \ f_2 \ \cdots \ f_2 \ \cdots \ f_n \ f_n \ \cdots \ f_n]^T;$$

[0016] 步骤3:对于 $f_v=[f_{v1}, f_{v2}, \dots, f_{vk}]$ , $c=[c_1, c_2, \dots, c_m]$ 时,从布里渊增益谱特征集 $F_{nm \times k}$ 中选取 $F_i$ 和 $F_j$ , $i=1, 2, \dots, n$ , $j=i+1, i+2, \dots, n$ ;

$$[0017] \quad F_i = S_{m \times k}(f_i, c, f_v) = \begin{bmatrix} S(f_i, c_1, f_{v1}) & S(f_i, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_i, c_1, f_{vk}) \\ S(f_i, c_2, f_{v1}) & S(f_i, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_i, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_i, c_m, f_{v1}) & S(f_i, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_i, c_m, f_{vk}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(f_i, c_1, f_v) \\ R(f_i, c_2, f_v) \\ \vdots \\ R(f_i, c_m, f_v) \end{bmatrix};$$

$$F_j = S_{m \times k}(f_j, c, f_v) = \begin{bmatrix} S(f_j, c_1, f_{v1}) & S(f_j, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_j, c_1, f_{vk}) \\ S(f_j, c_2, f_{v1}) & S(f_j, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_j, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_j, c_m, f_{v1}) & S(f_j, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_j, c_m, f_{vk}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(f_j, c_1, f_v) \\ R(f_j, c_2, f_v) \\ \vdots \\ R(f_j, c_m, f_v) \end{bmatrix};$$

[0018] 步骤4:构造样本集 $T_{i,j} = \begin{bmatrix} F_i \\ F_j \end{bmatrix}$ , $i=1, 2, \dots, n$ , $j=i+1, i+2, \dots, n$ ,对应的布里渊

频移标签集为 $Y_{i,j}$

$$[0019] \quad Y_{i,j} = [f_i \ f_i \ \cdots \ f_i \ f_j \ f_j \ \cdots \ f_j];$$

[0020] 步骤5:初始化权重 $D_1 = (\omega_{1,1}, \omega_{1,2}, \dots, \omega_{1,2m})$ ;  $\omega_{1,r} = \frac{1}{2m}$ ;  $r=1, 2, \dots, 2m$ , 并构造训练样本集 $T_{i,j}^1$

$$[0021] \quad T_{i,j}^1 = \begin{bmatrix} \omega_{1,1}R(f_i, c_1, f_v) \\ \omega_{1,2}R(f_i, c_2, f_v) \\ \vdots \\ \omega_{1,r}R(f_i, c_m, f_v) \\ \omega_{1,r+1}R(f_j, c_1, f_v) \\ \omega_{1,r+2}R(f_j, c_2, f_v) \\ \vdots \\ \omega_{1,2m}R(f_j, c_m, f_v) \end{bmatrix};$$

[0022] 步骤6:对于 $t=[1, 2, \dots, t_s]$ 时,使用 $T_{i,j}^t$ 进行训练,训练步骤如下:

[0023] 使用带权重的 $T_{i,j}^t$ 训练数据,得到弱分类器 $G_t$ ;

[0024] 计算弱分类器 $G_t$ 分类误差率 $e_t = P(G_t(R(f_i, c, f_v)) \neq y_i + G_t(R(f_j, c, f_v)) \neq y_j)$ ,  $y_i, y_j$ 为分类器输出结果,分别对应布里渊频移标签值 $f_i, f_j$ ;

[0025] 计算弱分类器 $G_t$ 的系数 $a_t = \frac{1}{2} \log \frac{1-e_t}{e_t}$ ;

[0026] 更新样本权重 $\omega_{t+1,r} = \frac{\omega_{t,r}}{Z_t} \exp(-a_t (\sum_{w_1=i,j} y_{w_1} (\sum_{w_2=i,j} G_t(R(f_{w_2}, c, f_v))))))$ ;

[0027] 其中,  $Z_t = \sum_{r=1}^{2m} \omega_{t,r} \exp(-a_t (\sum_{w_1=i,j} y_{w_1} (\sum_{w_2=i,j} G_t(R(f_{w_2}, c, f_v))))))$ 是规范化因子;

[0028] 生成二分类器 $f_{i,j} = \text{sign}(\sum_{t=1}^{t_s} a_t G_t)$ ;

[0029] 步骤7:构造分类器集合

$$\frac{f_{n \times (n-1)}}{2} = [f_{1,2} \quad f_{1,3} \quad \dots \quad f_{1,n} \quad f_{2,3} \quad f_{2,4} \quad \dots \quad f_{2,n} \quad \dots \quad f_{n-1,n}];$$

[0030] 步骤8:对于给定的布里渊增益谱 $S_p = S(f_p, c_p, f_{vp})$ 遍历分类器集合,给出不同布里渊频移标签集 $Y_{i,j}$ 的对应值;

[0031] 步骤9:统计不同数值在布里渊频移标签 $Y_{mn \times 1}$ 中出现的次数,找出最大频次的数值 $f_{\max}$ ,即是给定的布里渊增益谱 $S_p$ 对应的布里渊频移值。

[0032] 采用上述技术方案后,本发明所具有的有益效果为:对弱分类器进行迭代并组合,达到强分类的效果,与神经网络与支持向量机不同的是,AdaBoost所需参数较少,选取的弱分类器较为灵活,不需要耗费较长时间对参数进行寻优,减少了训练时长;其次所需的测试时间较短,提高了其实时性;另外,与神经网络与支持向量机相比,AdaBoost模型存储空间要求较小,降低了成本,在布里渊光学时域分析系统中有广阔的应用前景。

## 附图说明

[0033] 图1为本发明基于AdaBoost的布里渊频移提取方法的流程图。

[0034] 图2为本发明基于AdaBoost的布里渊频移提取的实验装置图。

## 具体实施方式

[0035] 下面结合附图对本发明做进一步说明。

[0036] 参照图1,一种基于AdaBoost的布里渊频移提取方法,包括以下步骤:

[0037] 步骤1:确定曲线函数线型 $S$ ,给定布里渊频移值范围 $f=[f_1, f_2, \dots, f_n]$ ,参数取值范围 $c=[c_1, c_2, \dots, c_m]$ ,扫频取值范围 $f_v=[f_{v1}, f_{v2}, \dots, f_{vk}]$ ,构建布里渊增益谱特征集 $F_{nm \times k}$

$$[0038] \quad F_{nm \times k} = \begin{bmatrix} S(f_1, c_1, f_{v1}) & S(f_1, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_1, c_1, f_{vk}) \\ S(f_1, c_2, f_{v1}) & S(f_1, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_1, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_1, c_m, f_{v1}) & S(f_1, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_1, c_m, f_{vk}) \\ S(f_2, c_1, f_{v1}) & S(f_2, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_2, c_1, f_{vk}) \\ S(f_2, c_2, f_{v1}) & S(f_2, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_2, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_2, c_m, f_{v1}) & S(f_2, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_2, c_m, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_n, c_1, f_{v1}) & S(f_n, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_n, c_1, f_{vk}) \\ S(f_n, c_2, f_{v1}) & S(f_n, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_n, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_n, c_m, f_{v1}) & S(f_n, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_n, c_m, f_{vk}) \end{bmatrix};$$

[0039] 对于布里渊光学时域分析系统,设置扫频起始频率为10700MHz,扫频终止频率为10900MHz,扫频步长为10MHz,扫频取值范围为 $f_v=[10700, 10710, \dots, 10900]$ ,共计21个频点。

[0040] 确定函数类型为理想pseudo-Vogit曲线:

$$[0041] \quad S = g_B \left\{ a \frac{1}{1 + [(f_v - f) / (\Delta v_B / 2)]^2} + (1 - a) \exp \left[ - \ln 2 \left( \frac{f_v - f}{\Delta v_B / 2} \right)^2 \right] \right\}$$

[0042]  $g_B$ 为峰值增益, $f_v$ 为扫频频率, $f$ 为布里渊频移, $\Delta v_B$ 为带宽, $a$ 为洛伦兹因子所占比例,向量 $c=[\Delta v_B \ a]$ 。对应于扫频取值范围,布里渊频移起始频率为10700MHz,终止频率为10900MHz,间隔1MHz,总计201频点;洛伦兹因子所占比例取值范围为0到1,间隔0.2,总计6个点;带宽取值范围为30MHz-100MHz,间隔5MHz,总计15个点;峰值增益为1。

[0043] 遍历 $f, c$ 取值范围,构建布里渊增益谱特征集 $F_{18201 \times 21}$ ,这是一个 $18201 \times 21$ 的矩阵。

[0044] 步骤2:根据构建的布里渊增益谱特征集 $F_{nm \times k}$ 构造对应的布里渊频移标签集 $Y_{nm \times 1}$

$$[0045] \quad Y_{nm \times 1} = [f_1 \ f_1 \ \cdots \ f_1 \ f_2 \ f_2 \ \cdots \ f_2 \ \cdots \ f_n \ f_n \ \cdots \ f_n]^T;$$

[0046]  $F_{nm \times k}$ 的每一个行向量对应于布里渊频移的某个值,共计18201个行向量,因此

$Y_{18201 \times 1}$  是一个  $18201 \times 1$  的列向量。

[0047] 步骤3: 对于  $f_v = [f_{v1}, f_{v2}, \dots, f_{vk}]$ ,  $c = [c_1, c_2, \dots, c_m]$  时, 从布里渊增益谱特征集  $F_{nm \times k}$  中选取  $F_i$  和  $F_j$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $j = i+1, i+2, \dots, n$ ;

$$[0048] \quad F_i = S_{m \times k}(f_i, c, f_v) = \begin{bmatrix} S(f_i, c_1, f_{v1}) & S(f_i, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_i, c_1, f_{vk}) \\ S(f_i, c_2, f_{v1}) & S(f_i, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_i, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_i, c_m, f_{v1}) & S(f_i, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_i, c_m, f_{vk}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(f_i, c_1, f_v) \\ R(f_i, c_2, f_v) \\ \vdots \\ R(f_i, c_m, f_v) \end{bmatrix};$$

$$F_j = S_{m \times k}(f_j, c, f_v) = \begin{bmatrix} S(f_j, c_1, f_{v1}) & S(f_j, c_1, f_{v2}) & \cdots & S(f_j, c_1, f_{vk}) \\ S(f_j, c_2, f_{v1}) & S(f_j, c_2, f_{v2}) & \cdots & S(f_j, c_2, f_{vk}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(f_j, c_m, f_{v1}) & S(f_j, c_m, f_{v2}) & \cdots & S(f_j, c_m, f_{vk}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(f_j, c_1, f_v) \\ R(f_j, c_2, f_v) \\ \vdots \\ R(f_j, c_m, f_v) \end{bmatrix};$$

[0049] 给定的布里渊增益谱是布里渊光学时域分析系统扫频得到的探测光功率信息, 对应于21个扫频点, 它是一个  $1 \times 21$  的行向量; 对应于洛伦兹因子所占比例共计6个取值, 带宽共计15个取值, 选取的  $F_i$  和  $F_j$  均为  $90 \times 21$  的矩阵; 对应于共计201个布里渊频移点, 总计可以构建20100个  $F_i$  和  $F_j$  集合组。

[0050] 步骤4: 构造样本集  $T_{i,j} = \begin{bmatrix} F_i \\ F_j \end{bmatrix}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $j = i+1, i+2, \dots, n$ , 对应的布里渊频移标签集为  $Y_{i,j}$

$$[0051] \quad Y_{i,j} = [f_i \quad f_i \quad \cdots \quad f_i \quad f_j \quad f_j \quad \cdots \quad f_j];$$

[0052] 对应于20100个集合组, 构造的样本集数量为20100, 每个样本集均为  $180 \times 21$  的矩阵, 对应的布里渊频移标签集  $Y_{i,j}$  均为  $180 \times 1$  的列向量。

[0053] 步骤5: 初始化权重  $D_1 = (\omega_{1,1}, \omega_{1,2}, \dots, \omega_{1,2m})$ ;  $\omega_{1,r} = \frac{1}{2m}$ ;  $r = 1, 2, \dots, 2m$ , 并构造训练样本集  $T_{i,j}^1$

$$[0054] \quad T_{i,j}^1 = \begin{bmatrix} \omega_{1,1} R(f_i, c_1, f_v) \\ \omega_{1,2} R(f_i, c_2, f_v) \\ \vdots \\ \omega_{1,r} R(f_i, c_m, f_v) \\ \omega_{1,r+1} R(f_j, c_1, f_v) \\ \omega_{1,r+2} R(f_j, c_2, f_v) \\ \vdots \\ \omega_{1,2m} R(f_j, c_m, f_v) \end{bmatrix};$$

[0055] 对应洛伦兹因子所占比例共计6个取值, 带宽共计15个取值, 初始权重  $D_1 = (\frac{1}{180}, \frac{1}{180}, \dots, \frac{1}{180})$  为  $1 \times 180$  的行向量, 训练样本集  $T_{i,j}^1$  为  $180 \times 21$  的矩阵。

[0056] 步骤: 6: 对于  $t = [1, 2, \dots, t_s]$  时, 使用  $T_{i,j}^t$  进行训练。t 的最大值对应于最大迭代

次数,即弱分类器的个数,给定 $t_s=100$ ,即共计100个弱分类器组合形成最终二分类器。

[0057] 步骤7:构造分类器集合

$f_{\frac{n \times (n-1)}{2}} = [f_{1,2} \ f_{1,3} \ \cdots \ f_{1,n} \ f_{2,3} \ f_{2,4} \ \cdots \ f_{2,n} \ \cdots \ f_{n-1,n}]^T$ , 对应于20100个样本集数量,

构造的二分类器总计20100个。

[0058] 步骤8:对于给定的布里渊增益谱 $S_p = S(f_p, c_p, f_{vp})$ 遍历分类器集合,给出不同布里渊频移标签 $Y_{i,j}$ 的对应值。假定其中某一分类器 $f_{100,101}$ 的符号函数判别结果大于1,则给出对应的布里渊频移值为10800MHz,否则为10801MHz。

[0059] 步骤9:统计不同数值在布里渊频移标签 $Y_{m \times 1}$ 中出现的次数,找出最大频次的数值 $f_{max}$ ,即是给定的布里渊增益谱 $S_p$ 对应的布里渊频移值。对于总计201个布里渊频移值,假定出现布里渊标签集包括{10749,10750,10751},其中10749出现频次为189,10750出现频次为210,10751出现频次为190,则给定的布里渊增益谱频移值为10750MHz。

[0060] 参照图2,本发明获取布里渊增益谱的实验搭建如下:

[0061] 布里渊光时域分析系统包括窄线宽激光器1、光隔离器2、耦合器3、第一电光调制器4、脉冲发生器5、掺铒光纤放大器6、偏振扰偏器7、第二电光调制器8、微波发生器9、第一环形器10、光纤光栅滤波器11、待测光纤12、第二环形器13、光电探测器14、模数转换器15、计算机16。

[0062] 窄线宽激光器1发出的激光,经过光隔离器2被耦合器3分成两路,分别是泵浦脉冲光和连续探测光:泵浦脉冲光由第一电光调制器4和脉冲发生器5调制生成,被掺铒光纤放大器6放大,并通过偏振扰偏器7消除偏振后进入第二环形器13。连续探测光经过第二电光调制器8被微波发生器9产生的微波信号调制,由第一环形器10输入到光纤光栅滤波器11中进行滤波,去除噪声后通过待测光纤12连接到第二环形器13。泵浦脉冲光和探测连续光在待测光纤12中发生受激布里渊散射放大效应,由第二环形器13输出到光电探测器14,并经过模数转换器15对数据进行采集后,输入到计算机16,并在计算机16使用AdaBoost算法,从采集的布里渊增益谱信息中提取布里渊频移。

[0063] 窄线宽激光器1的输出端连接光隔离器2的输入端,光隔离器2的输出端连接耦合器3的输入端,耦合器的输出端分别连接第一电光调制器4和第二电光调制器8的输入端,第一电光调制器4的输出端连接掺铒光纤放大器6的输入端,掺铒光纤放大器6的输出端连接偏振扰偏器7的输入端,偏振扰偏器7的输出端连接第二环形器13的一个输入端;第二电光调制器8的输出端连接第一环形器10的一个输入端,光纤光栅滤波器11连接到第一环形器10的另一个输入端,第一环形器10的输出端通过待测光纤12连接到第二环形器13的另一个输入端,第二环形器13的输出端连接到光电探测器14的输入端,光电探测器14的输出端连接到模数转换器15的输入端。

[0064] 上述实施例仅例示性说明本发明的原理及其功效,而非用于限制本发明。任何熟悉此技术的人士皆可在不违背本发明的精神及范畴下,对上述实施例进行修饰或改变。因此,举凡所属技术领域中具有通常知识者在未脱离本发明所揭示的精神与技术思想下所完成的一切等效修饰或改变,仍应由本发明的权利要求所涵盖。

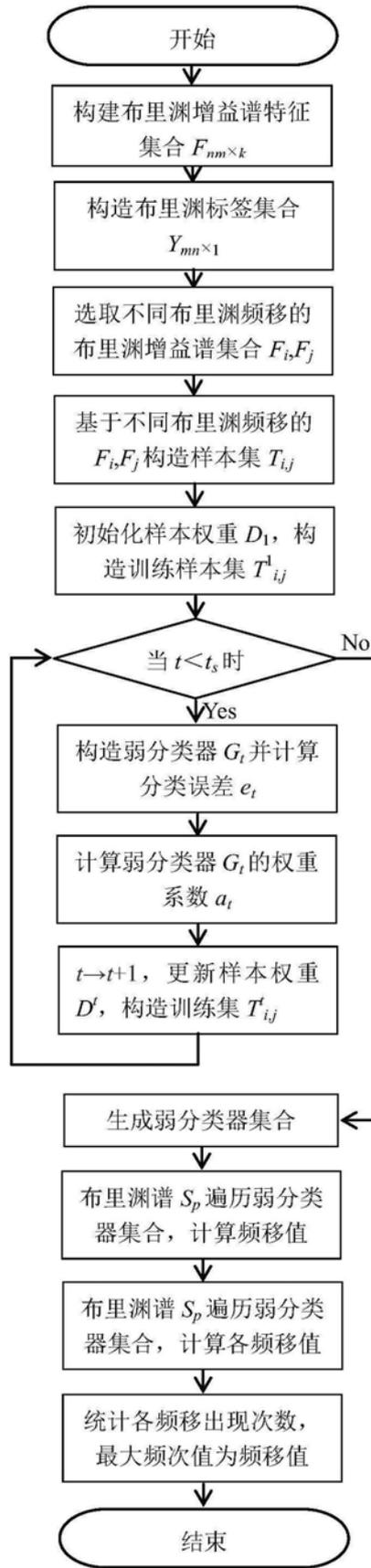


图1

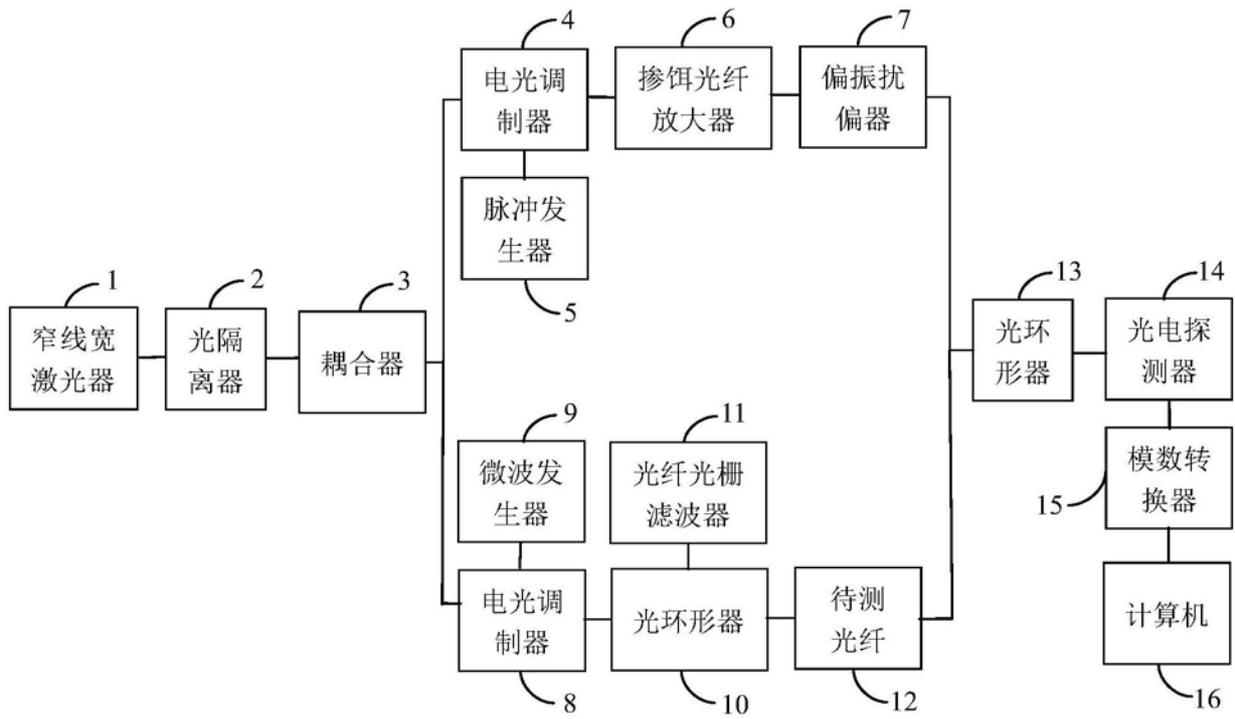


图2