

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2023 年 1 月 19 日 (19.01.2023)



(10) 国际公布号
WO 2023/284698 A1

(51) 国际专利分类号:

G01S 13/02 (2006.01) **G06K 9/62** (2022.01)

G01S 7/41 (2006.01) **G06N 3/04** (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2022/105025

(22) 国际申请日: 2022 年 7 月 12 日 (12.07.2022)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:

202110793105.7 2021年7月14日 (14.07.2021) CN

(71) 申请人: 浙江大学(ZHEJIANG UNIVERSITY) [CN/CN]; 中国浙江省杭州市余杭塘路 866 号, Zhejiang 310058 (CN)。

(72) 发明人: 宋春毅(SONG, Chunyi); 中国浙江省杭州市余杭塘路 866 号, Zhejiang 310058 (CN)。曹智辉(CAO, Zhihui); 中国浙江省杭州市余杭塘路 866 号, Zhejiang 310058 (CN)。宋钰莹(SONG, Yuying); 中国浙江省杭州市余杭塘路 866 号, Zhejiang 310058 (CN)。艾福元(AI, Fuyuan); 中国浙江省杭州市余杭塘路 866 号, Zhejiang 310058 (CN)。吴京轩(WU, Jingxuan); 中国浙江省杭州市余杭塘路 866 号, Zhejiang 310058 (CN)。徐志伟(XU, Zhiwei); 中国浙江省杭州市余杭塘路 866 号, Zhejiang 310058 (CN)。

(74) 代理人: 杭州奥创知识产权代理有限公司(HANGZHOU AOCHUANG INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY CO., LTD); 中国浙江省

(54) Title: MULTI-TARGET CONSTANT FALSE ALARM RATE DETECTION METHOD BASED ON DEEP NEURAL NETWORK

(54) 发明名称: 一种基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法

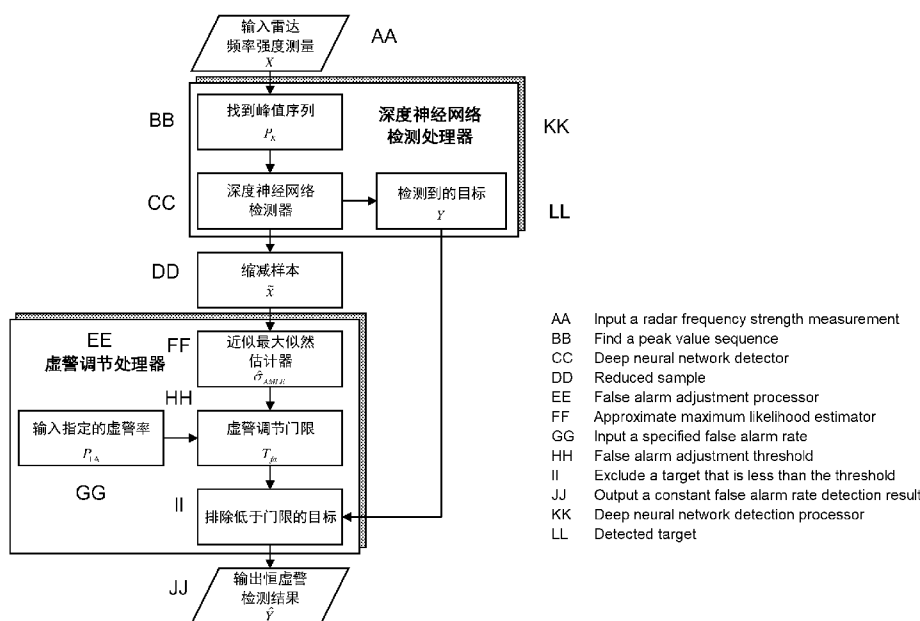


图 1

(57) Abstract: A multi-target constant false alarm rate detection method based on a deep neural network. In the method, a simulated data set, which uses a data enhancement technique, is established, so as to train a pre-detector based on a deep neural network, and a peak value of a radar signal is classified, so as to distinguish whether a target or a clutter is present. A target that is detected by the pre-detector is removed from an original background sample, such that a reduced sample is formed. Background level estimation is performed on the basis of the reduced sample and by using an approximate maximum likelihood estimator based on a Taylor series,

杭州江干区淘天地商务大厦2幢726室,
Zhejiang 310017 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

such that a false alarm adjustment threshold is obtained, and a target in a pre-detection result that is lower than the threshold is removed, such that a final detection result is output. By means of the method, a target is detected without the need to rely on a pre-estimated background level, such that an excellent detection performance can still be maintained in a scenario where the density of targets is high.

(57) 摘要: 一种基于深度神经网络的多目标恒虚警检测方法, 该方法通过建立使用了数据增强技术的仿真数据集来训练基于深度神经网络的预检测器, 对雷达信号峰值进行分类, 以区分是目标还是杂波。从原始背景样本中移除预检测器检测到的目标形成缩减样本。基于此缩减样本使用基于泰勒级数的近似最大似然估计器进行背景水平估计得到虚警调节门限, 移除预检测结果中低于此门限的目标, 输出最终检测结果。该方法不需要依赖预先估计的背景水平来检测目标, 在目标密集度很高的场景下依然能保持优越的检测性能。

一种基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法

技术领域

本发明属于调频连续波 (Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW) 雷达多目标恒虚警率 (Constant False Alarm Rate, 以下简称 CFAR) 检测技术领域, 具体涉及一种基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法。

背景技术

多目标检测具有很大的挑战性, 尤其是在目标密集分布的场景。在传统的 CFAR 检测方法中, 检测阈值是基于预先估计的背景水平确定的。但是, 干扰目标会难以避免地导致背景水平估计不准确, 从而导致检测性能下降。

发明内容

针对传统 CFAR 检测方法在多目标场景检测性能下降的缺点, 本发明提出一种基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法, 通过深度神经网络检测器将目标检测转换为雷达的峰值序列分类问题来提高检测性能, 不需要依赖于背景水平估计。在使用了数据增强技术的仿真数据集上训练的深度神经网络检测器具有出色的泛化能力, 可以在真实场景中部署。在虚警调节过程中使用基于泰勒级数的近似最大似然估计器获得了更好的计算性能。

本发明的目的通过如下的技术方案来实现:

一种基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法, 该方法包括以下步骤:

S1: 通过数据增强技术建立具有动态信杂比和动态目标数的雷达中频信号的仿真数据集 $\{(\mathbf{L}_{K_1}^{(1)}, \mathbf{R}_{K_1}^{(1)}, \mathbf{I}_{K_1}^{(1)}), (\mathbf{L}_{K_2}^{(2)}, \mathbf{R}_{K_2}^{(2)}, \mathbf{I}_{K_2}^{(2)}), \dots, (\mathbf{L}_{K_n}^{(n)}, \mathbf{R}_{K_n}^{(n)}, \mathbf{I}_{K_n}^{(n)})\}$, 其中, n 为训练样本的个数, K_n 为第 n 个样本的距离序列长度; $\mathbf{L}_K$ 为真实标签, 目标被标记为 1, 杂波被标记为 0; $\mathbf{R}_K = [r_1, r_2, \dots, r_K]$ 为峰值距离序列, $\mathbf{I}_K = [i_1, i_2, \dots, i_K]$ 是与 $\mathbf{R}_K$ 对应的峰值强度序列; 峰值序列 $\mathbf{P}_K = (\mathbf{R}_K, \mathbf{I}_K)$, 其是先将雷达中频信号作傅里叶变换后取模得到雷达频率强度测量 $\mathbf{X}$, 再对 $\mathbf{X}$ 取峰值得到的;

S2: 构建能够对峰值序列 $\mathbf{P}_K$ 进行分类的深度神经网络检测器, 并利用所述仿真数据集对其进行训练, 得到训练后的深度神经网络检测器;

S3: 将待检测的雷达频率强度测量 $\mathbf{X}$ 取峰值, 得到的峰值序列 $\mathbf{P}_K$ 输入训练后的深度神经网络检测器, 输出目标检测结果 $\mathbf{Y}$;

S4: 假设 $\mathbf{X}$ 中的杂波服从瑞利分布, 从 $\mathbf{X}$ 中移除目标检测结果 $\mathbf{Y}$ 后形成缩减样本 $\tilde{\mathbf{x}}$, 并用截断的瑞利分布对 $\tilde{\mathbf{x}}$ 中的杂波建模;

S5: 设计基于泰勒级数的近似最大似然估计器, 确定比例参数 σ 的近似最大似然估计;

根据指定的虚警率 P_{FA} 和比例参数 σ 的近似最大似然估计计算得到虚警调节门限 T_{fa} ，剔除检测结果 $\mathbf{Y}$ 中低于 T_{fa} 的目标，输出恒虚警检测结果。

进一步地，所述 S1 中仿真数据集的增强按照以下方式进行：

(1) 使雷达中频信号具有动态信杂比

将所述仿真数据集对应的雷达中频信号的第 k 个目标的回波信号乘上其对应的回波功率

$$P_{r,k} = P_c \cdot 10^{SCR_k/10}$$

其中， P_c 为杂波功率， SCR_k 为第 k 个目标设置的动态信杂比

$$SCR_k = \overline{SCR} + u$$

其中， $\overline{SCR}$ 为指定的平均 SCR，为随机数，目的为使训练样本具有动态的 SCR； u 为 SCR 变化因子且服从高斯分布 $N(0, u^2)$ ；

(2) 采用加性随机采样方法生成距离序列的方式使雷达中频信号具有动态目标数

$$r_k = \begin{cases} r_{k-1} + \tau_k, & k \geq 1 \\ 0, & k = 0 \end{cases}$$

其中， r_k 为第 k 个目标的距离， τ_k 为采样距离间隔，表示为：

$$\tau_k = N\left(\frac{D_W}{m}, \mu^2 \frac{D_W^2}{m^2}\right) + s$$

其中， D_W 为采样距离窗口，与雷达测距范围一致； μ 为缩放因子； s 为距离变化因子，且服从高斯分布 $N(0, s^2)$ ； m 为目标数，其为随机数，目的为使训练样本具有动态的目标数。

进一步地，所述深度神经网络检测器采用全连接神经网络。

进一步地，所述 S5 中基于泰勒级数的近似最大似然估计器为：

$$\hat{\sigma}_{AMLE} = \frac{-b^* + \sqrt{b^{*2} - 8Nc^*}}{4N}$$

其中，

$$b^* = N\alpha \left[g'(a)a - g(a) \right]$$

$$c^* = -N\alpha^2 g'(a) - \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i^2$$

$$g(a) = a \exp(-a^2/2) / [1 - \exp(-a^2/2)]$$

$$a = \alpha/2$$

其中， α 为截断深度。

进一步地, 所述虚警调节门限 T_{fa} 为:

$$T_{fa} = \sqrt{-2\hat{\sigma}_{AMLE}^2 \log P_{FA}} \quad .$$

本发明的有益效果如下:

本发明的基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法, 聚焦 FMCW 雷达多目标检测方法, 通过利用新的检测算法, 不需依赖预先估计环境背景水平确定的检测阈值来实现目标检测, 全面有效的克服了多目标遮蔽效应。

附图说明

图 1 是基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法的流程示意图。

图 2 是本发明优选实施例的多目标场景示意图。

图 3 是本发明方法与现有 CFAR 检测方法的性能对比图, 其中, 图 (a) 为原始雷达成像, 图 (b) 为 VI-CFAR 算法的成像结果; 图 (c) 为 ICVI-CFAR 算法的成像结果; 图 (d) 是 OS-CFAR 算法的成像结果, 图 (e) 为 ICOS-CFAR 算法的成像结果, 图 (f) 为 OR-CFAR 算法的成像结果, (g) 为 ICOR-CFAR 算法的成像结果, (h) 为 SACM-CFAR 算法的成像结果, (i) 为本发明方法的成像结果。

具体实施方式

下面根据附图和优选实施例详细描述本发明, 本发明的目的和效果将变得更加明白, 应当理解, 此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明, 并不用于限定本发明。

本发明提供的基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法, 通过建立数据增强技术的仿真数据集来训练基于深度神经网络的预检测器, 对雷达信号峰值进行分类, 以区分是目标还是杂波。该方法在多目标场景下使用深度神经网络检测器完成目标检测, 能够有效解决多目标遮蔽效应导致的检测性能下降的问题。同时通过基于泰勒级数的近似最大似然估计器来确定虚警调节门限, 使检测结果达到恒定的虚警率。

本发明的基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法, 具体包括如下步骤:

S1: 通过数据增强技术建立具有动态信杂比和动态目标数的雷达中频信号的仿真数据集 $\left\{ \left(\mathbf{L}_{K_1}^{(1)}, \mathbf{R}_{K_1}^{(1)}, \mathbf{I}_{K_1}^{(1)} \right), \left(\mathbf{L}_{K_2}^{(2)}, \mathbf{R}_{K_2}^{(2)}, \mathbf{I}_{K_2}^{(2)} \right), \dots, \left(\mathbf{L}_{K_n}^{(n)}, \mathbf{R}_{K_n}^{(n)}, \mathbf{I}_{K_n}^{(n)} \right) \right\}$, 其中, n 为训练样本的个数, K_n 为第 n 个样本的距离序列长度; $\mathbf{L}_K$ 为真实标签, 目标被标记为 1, 杂波被标记为 0; $\mathbf{R}_K = [r_1, r_2, \dots, r_K]$ 为峰值距离序列, $\mathbf{I}_K = [i_1, i_2, \dots, i_K]$ 是与 $\mathbf{R}_K$ 对应的峰值强度序列; 峰值序列 $\mathbf{P}_K = (\mathbf{R}_K, \mathbf{I}_K)$, 其是先将雷达中频信号作傅里叶变换后取模得到雷达频率强度测量 $\mathbf{X}$, 再对 $\mathbf{X}$ 取峰值得到的。

所述 S1 中仿真数据集的增强按照以下方式进行:

(1) 通过为样本设置动态信杂比 (Signal-to-Clutter Ratio, SCR) 来增强数据集, 回波信

号对应的动态 SCR 被定义为:

$$\text{SCR}_k = \overline{\text{SCR}} + \sigma \quad (1)$$

其中, $\overline{\text{SCR}}$ 为指定的平均 SCR, σ 为 SCR 变化因子且服从高斯分布 $N(0, \sigma^2)$ 。将仿真数据集对应的雷达中频信号的第 k 个目标的回波信号乘上其对应的回波功率

$$P_{r,k} = P_c \cdot 10^{\text{SCR}_k/10} \quad (2)$$

其中, P_c 为杂波功率, 设置 $\overline{\text{SCR}}$ 为随机数, 可以使每个样本具有动态的 SCR;

(2) 通过为样本设置动态目标数来增强数据集, 采用加性随机采样方法生成距离序列

$$r_k = \begin{cases} r_{k-1} + \tau_k, & k \geq 1 \\ 0, & k = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, r_k 为第 k 个目标的距离, τ_k 为采样距离间隔, 可以表示为:

$$\tau_k = N\left(\frac{D_w}{m}, \mu^2 \frac{D_w^2}{m^2}\right) + s \quad (4)$$

其中, D_w 为采样距离窗口, 与雷达测距范围一致; μ 为缩放因子; s 为距离变化因子, 且服从高斯分布 $N(0, s^2)$; 通过适当选择 μ 和 s , 加性随机采样方法可以避免相邻采样点之间产生小于雷达距离分辨率。 m 为目标数, 将其设置为随机数, 可以使每个样本具有动态的目标数。

S2: 构建能够对峰值序列 $\mathbf{P}_K$ 进行分类的深度学习检测器, 并利用仿真数据集对其进行训练, 得到训练后的深度学习检测器。

S3: 将待检测的雷达频率强度测量 $\mathbf{X}$ 取峰值, 得到的峰值序列 $\mathbf{P}_K$ 输入训练后的深度学习检测器, 输出目标检测结果 $\mathbf{Y}$ 。

神经网络架构可以表示为一个包含 $\mathcal{W}$ 的参数复合非线性函数:

$$Z_K = \mathcal{N}(\mathbf{P}_K; \mathcal{W}) = n_L(\cdots n_2(n_1(\mathbf{P}_K; w_1); w_2); \cdots w_L) \quad (5)$$

其中, $\mathbf{P}_K$ 为峰值序列 $[\mathbf{R}_K, \mathbf{I}_K]$, $n_\ell(\cdot; w_\ell)$ 表示每层网络, 该函数将输入数据 $\mathbf{P}_K$ 映射为输出 Z_K 。隐藏层和输出层采用全连接层, 可以表示为:

$$\begin{aligned} Z_{K,\ell} &= n_\ell(\mathbf{P}_{K,\ell}; w_\ell), w_\ell = [\Phi_\ell, b_\ell] \\ &= h(\Phi_\ell^T \mathbf{P}_{K,\ell} + b_\ell) \end{aligned} \quad (6)$$

其中, 权重系数 Φ_ℓ 的维度为 (M, N) , 偏置系数 b_ℓ 是长度为 M 的向量, $h(\cdot)$ 为激活函数。

将深度学习检测器部署于检测, 其输出 Z_K 可以表示为概率质量函数:

$$\mathbf{Z}_K = \begin{bmatrix} \mathbb{P}(p_1 \in \mathbf{T}|\mathcal{W}), \mathbb{P}(p_1 \notin \mathbf{T}|\mathcal{W}) \\ \mathbb{P}(p_2 \in \mathbf{T}|\mathcal{W}), \mathbb{P}(p_2 \notin \mathbf{T}|\mathcal{W}) \\ \vdots \\ \mathbb{P}(p_K \in \mathbf{T}|\mathcal{W}), \mathbb{P}(p_K \notin \mathbf{T}|\mathcal{W}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中， $\mathbb{P}$ 表示此深度神经网络估计的目标概率。目标检测结果可表示为 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}$ 。

S4: 假设 $\mathbf{X}$ 中的杂波服从瑞利分布，从 $\mathbf{X}$ 中移除目标检测结果 $\mathbf{Y}$ 后形成缩减样本 $\tilde{\mathbf{x}}$ ，并用截断的瑞利分布对 $\tilde{\mathbf{x}}$ 中的杂波建模；

S5: 设计基于泰勒级数的近似最大似然估计器，确定比例参数 σ 的近似最大似然估计；根据指定的虚警率 P_{FA} 和比例参数 σ 的近似最大似然估计计算得到虚警调节门限 T_{fa} ，剔除检测结果 $\mathbf{Y}$ 中低于 T_{fa} 的目标，输出恒虚警检测结果。

其中，基于泰勒级数的近似最大似然估计以及虚警调节门限 T_{fa} 的计算具体按照以下方式进行：

(1) 取缩减样本 $\tilde{\mathbf{x}}$ 的对数似然函数：

$$\begin{aligned} \log \mathcal{L}(\sigma | \tilde{\mathbf{x}}) = & -N \log \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i^2 \\ & -N \log(1 - e^{-\alpha^2/2\sigma^2}) + \sum_{i=1}^N \log \tilde{x}_i \end{aligned} \quad (8)$$

其中， α 为截断深度， σ 为待估计的比例参数；

(2) 将缩减样本 $\tilde{\mathbf{x}}$ 的对数似然函数对 σ 求导，并使导数为 0

$$\begin{aligned} \frac{\partial \log \mathcal{L}(\sigma | \tilde{\mathbf{x}})}{\partial \sigma} = & -\frac{2N}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i^2 + \frac{N\alpha^2 e^{-\alpha^2/2\sigma^2}}{\sigma^3(1 - e^{-\alpha^2/2\sigma^2})} \\ = & 0 \end{aligned} \quad (9)$$

令 $\xi = \alpha/\sigma$ ，以及 $g(x) = x \exp(-x^2/2)/[1 - \exp(-x^2/2)]$

上述公式改写为：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \log \mathcal{L}(\sigma | \tilde{\mathbf{x}})}{\partial \sigma} = & -\frac{2N}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i^2 + \frac{N\alpha}{\sigma^2} g(\xi) \\ = & 0 \end{aligned} \quad (10)$$

其中， $g(\xi)$ 可以在点 $\xi = \alpha/\sigma$ 处泰勒展开并且舍去高次项，得到近似结果：

$$g(\xi) \approx g(a) + g'(a)(\xi - a) \quad (11)$$

其中， $g'(x)$ 为函数 $g(x)$ 的一次导数。

通过 $g(\xi)$ 的方程可将对数似然函数的求导方程进一步改写为：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \log \mathcal{L}(\sigma | \tilde{\mathbf{x}})}{\partial \sigma} \approx & -\frac{1}{\sigma^3} \left\{ 2N\sigma^2 + N\alpha \left[g'(a)a - g(a) \right] \sigma \right\} \\ & -\frac{1}{\sigma^3} \left[-N\alpha^2 g'(a) - \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i^2 \right] \\ = & 0 \end{aligned} \quad (12)$$

上述方程的解等价于：

$$\begin{aligned} 2N\sigma^2 + b^*\sigma + c^* &= 0 \\ \text{subject to } \sigma &\rightarrow \sqrt{\frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i^2}, \text{ as } \alpha \rightarrow \infty \end{aligned} \quad (13)$$

其中，

$$b^* = N\alpha [g'(a)a - g(a)]$$

$$c^* = -N\alpha^2 g'(a) - \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i^2$$

$\sqrt{\frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$ 为未截断的瑞利分布的比例参数 σ 的最大似然估计。

求解方程 **错误！未找到引用源。**，比例参数 σ 的近似最大似然估计 $\hat{\sigma}_{AMLE}$ 为：

$$\hat{\sigma}_{AMLE} = \frac{-b^* + \sqrt{b^{*2} - 8Nc^*}}{4N} \quad (14)$$

虚警率 P_{FA} 为：

$$P_{FA} = \mathbb{P}(X_c \geq T_{fa}) = \int_{T_{fa}}^{\infty} f_{X_c}(x; \sigma) dx \quad (15)$$

其中， $f_{X_c}(x; \sigma) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-x^2/2\sigma^2}$ 为杂波的概率密度函数，因此虚警调节门限根据方程 **错误！未找到引用源。** 可计算为：

$$T_{fa} = \sqrt{-2\hat{\sigma}_{AMLE}^2 \log P_{FA}} \quad (16)$$

如图 2 所示，在真实道路场景中，车辆密集分布并且位于空旷的道路和茂密的树木之间，这表明针对该场景的目标检测将在多目标环境以及杂波边缘环境下完成。工作频段在 76-81GHz 的高分辨率毫米波雷达作为目标检测传感器，雷达系统应用了本发明的基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法。

在该实施例中，建立经过数据增强的仿真数据集，总共包含 50,000 帧数据，将其平均分为 10 份，其中 8 份用作训练集，2 份用作验证集。随后采用全连接神经网络作为深度神经网络检测器，并使用仿真数据集训练检测器，采用 Adam 优化器完成反向传播，学习速率设置为 0.01，批量大小设置为 150。将训练完的检测器部署于检测并输出检测结果 $\mathbf{Y}$ 。最后从原始样本中移除检测结果 $\mathbf{Y}$ 获取缩减样本 $\tilde{x}$ ，并通过近似最大似然估计器估计比例参数 σ ，之后确定虚警调节门限 T_{fa} ，将低于 T_{fa} 的目标移除，最后输出恒虚警检测结果。

图 3 为在图 1 的测试场景中各检测方法的检测结果对比，图 3(a) 中矩形框表示场景在雷达检测范围内存在的待检测目标，图 (b)-(i) 为各个算法的检测结果，其中漏检的部分用圆圈标记。结果显示本发明方法优于现有的 CFAR 检测方法，完整的检测出了全部的目标。该结果表明本发明中的基于深度神经网络的 CFAR 方法有效的克服了多目标遮蔽效应，在密集目标场景下有较好的性能。

本领域普通技术人员可以理解，以上所述仅为发明的优选实例而已，并不用于限制发明，尽管参照前述实例对发明进行了详细的说明，对于本领域的技术人员来说，其依然可

以对前述各实例记载的技术方案进行修改，或者对其中部分技术特征进行等同替换。凡在发明的精神和原则之内，所做的修改、等同替换等均应包含在发明的保护范围之内。

权利要求书

1. 一种基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法, 其特征在于, 该方法包括以下步骤:

S1: 通过数据增强技术建立具有动态信杂比和动态目标数的雷达中频信号的仿真数据集 $\{(\mathbf{L}_{K_1}^{(1)}, \mathbf{R}_{K_1}^{(1)}, \mathbf{I}_{K_1}^{(1)}), (\mathbf{L}_{K_2}^{(2)}, \mathbf{R}_{K_2}^{(2)}, \mathbf{I}_{K_2}^{(2)}), \dots, (\mathbf{L}_{K_n}^{(n)}, \mathbf{R}_{K_n}^{(n)}, \mathbf{I}_{K_n}^{(n)})\}$, 其中, n 为训练样本的个数, K_n 为第 n 个样本的距离序列长度; $\mathbf{L}_K$ 为真实标签, 目标被标记为 1, 杂波被标记为 0; $\mathbf{R}_K = [r_1, r_2, \dots, r_K]$ 为峰值距离序列, $\mathbf{I}_K = [i_1, i_2, \dots, i_K]$ 是与 $\mathbf{R}_K$ 对应的峰值强度序列; 峰值序列 $\mathbf{P}_K = (\mathbf{R}_K, \mathbf{I}_K)$, 其是先将雷达中频信号作傅里叶变换后取模得到雷达频率强度测量 $\mathbf{X}$, 再对 $\mathbf{X}$ 取峰值得到的;

S2: 构建能够对峰值序列 $\mathbf{P}_K$ 进行分类的深度神经网络检测器, 并利用所述仿真数据集对其进行训练, 得到训练后的深度神经网络检测器;

S3: 将待检测的雷达频率强度测量 $\mathbf{X}$ 取峰值, 得到的峰值序列 $\mathbf{P}_K$ 输入训练后的深度神经网络检测器, 输出目标检测结果 $\mathbf{Y}$;

S4: 假设 $\mathbf{X}$ 中的杂波服从瑞利分布, 从 $\mathbf{X}$ 中移除目标检测结果 $\mathbf{Y}$ 后形成缩减样本 $\tilde{\mathbf{x}}$, 并用截断的瑞利分布对 $\tilde{\mathbf{x}}$ 中的杂波建模;

S5: 设计基于泰勒级数的近似最大似然估计器, 确定比例参数 σ 的近似最大似然估计; 根据指定的虚警率 P_{FA} 和比例参数 σ 的近似最大似然估计计算得到虚警调节门限 T_{fa} , 剔除检测结果 $\mathbf{Y}$ 中低于 T_{fa} 的目标, 输出恒虚警检测结果。

2. 根据权利要求 1 所述的基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法, 其特征在于, 所述 S1 中仿真数据集的增强按照以下方式进行:

(1) 使雷达中频信号具有动态信杂比

将所述仿真数据集对应的雷达中频信号的第 k 个目标的回波信号乘上其对应的回波功率

$$P_{r,k} = P_c \cdot 10^{SCR_k/10}$$

其中, P_c 为杂波功率, SCR_k 为第 k 个目标设置的动态信杂比

$$SCR_k = \overline{SCR} + u$$

其中, $\overline{SCR}$ 为指定的平均 SCR , 为随机数, 目的为使训练样本具有动态的 SCR ; u 为 SCR 变化因子且服从高斯分布 $N(0, u^2)$;

(2) 采用加性随机采样方法生成距离序列的方式使雷达中频信号具有动态目标数

$$r_k = \begin{cases} r_{k-1} + \tau_k, & k \geq 1 \\ 0, & k = 0 \end{cases}$$

其中, r_k 为第 k 个目标的距离, τ_k 为采样距离间隔, 表示为:

$$\tau_k = N \left(\frac{D_W}{m}, \mu^2 \frac{D_W^2}{m^2} \right) + s$$

其中, D_W 为采样距离窗口, 与雷达测距范围一致; μ 为缩放因子; s 为距离变化因子, 且服从高斯分布 $N(0, s^2)$; m 为目标数, 其为随机数, 目的为使训练样本具有动态的目标数。

3. 根据权利要求 1 所述的基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法, 其特征在于, 所述深度神经网络检测器采用全连接神经网络。

4. 根据权利要求 1 所述的基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法, 其特征在于, 所述 S5 中基于泰勒级数的近似最大似然估计器为:

$$\hat{\sigma}_{AMLE} = \frac{-b^* + \sqrt{b^{*2} - 8Nc^*}}{4N}$$

其中,

$$b^* = N\alpha \left[g'(a)a - g(a) \right]$$

$$c^* = -N\alpha^2 g'(a) - \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i^2$$

$$g(a) = a \exp(-a^2/2) / [1 - \exp(-a^2/2)]$$

$$a = \alpha/2$$

其中, α 为截断深度。

5. 根据权利要求 4 所述的基于深度神经网络的多目标恒虚警率检测方法, 其特征在于, 所述虚警调节门限 T_{fa} 为:

$$T_{fa} = \sqrt{-2\hat{\sigma}_{AMLE}^2 \log P_{FA}} \quad \circ$$

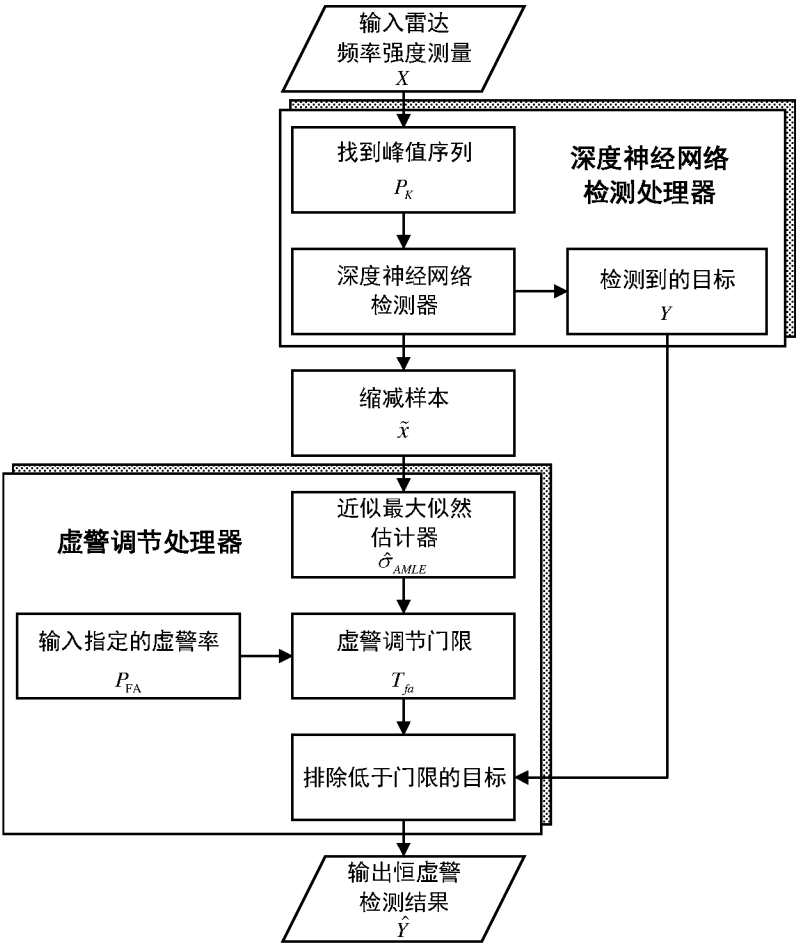


图 1



图 2

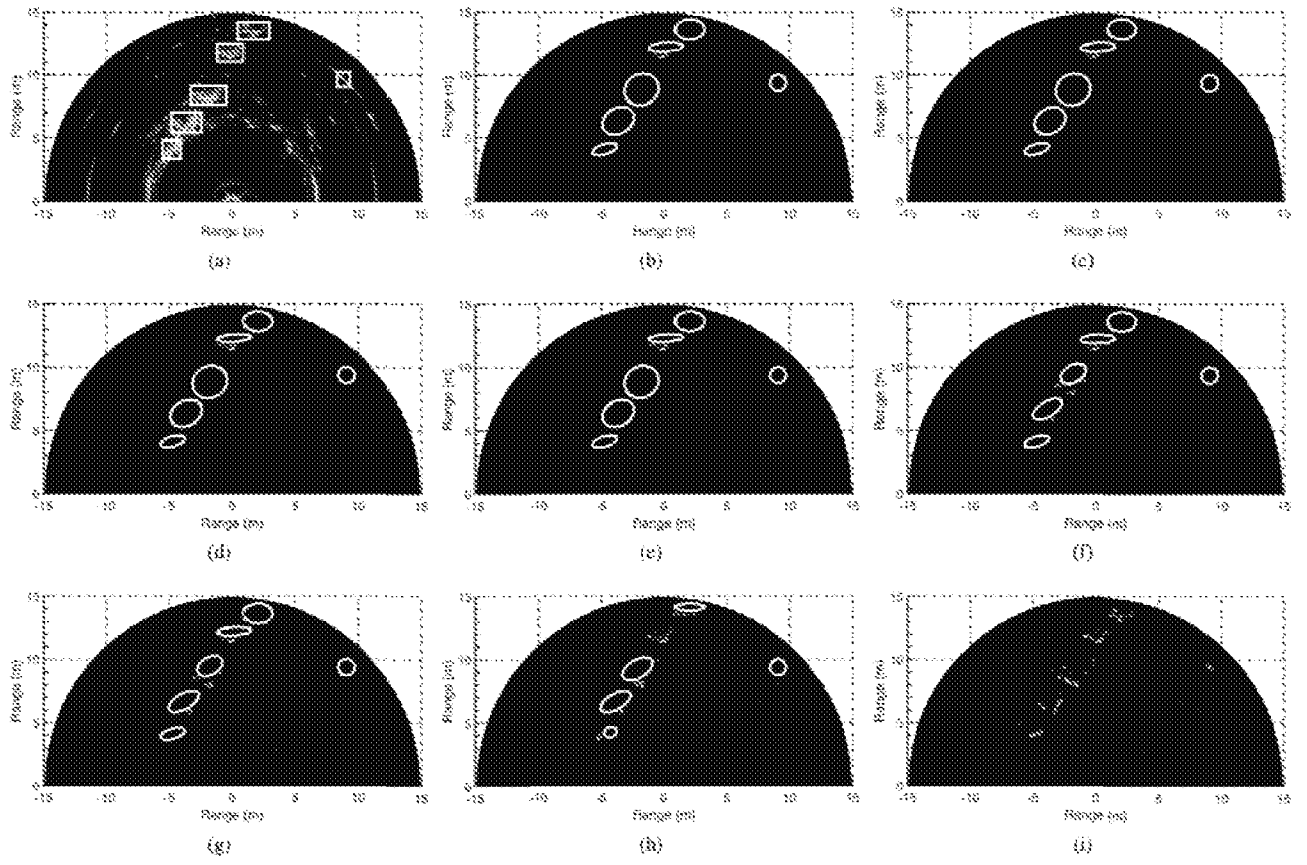


图 3

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2022/105025

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G01S 13/02(2006.01)i; G01S 7/41(2006.01)i; G06K 9/62(2022.01)i; G06N 3/04(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G01S; G06K; G06N

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNABS, CNTXT, VEN, CNKI: CNN, 恒虚警率, 恒虚警, 检测, 神经网络, 深度学习, LSTM, RNN, DNN, 雷达, radar, FMCW, 调频连续波, 数据增强, 瑞利分布

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 113534120 A (ZHEJIANG UNIVERSITY) 22 October 2021 (2021-10-22) claims 1-5, and description, paragraphs 01-95, and figures 1-3	1-5
PX	CAO, Zhihui et, al. "DNN-Based Peak Sequence Classification CFAR Detection Algorithm for High-Resolution FMCW Radar" <i>IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing</i> , Vol. 60, 24 September 2021 (2021-09-24), ISSN: 0196-2892, entire document	1-5
A	CN 112684428 A (ZHEJIANG UNIVERSITY) 20 April 2021 (2021-04-20) description, paragraphs 05-29, and figure 2	1-5
A	CN 111562569 A (HARBIN INSTITUTE OF TECHNOLOGY) 21 August 2020 (2020-08-21) entire document	1-5
A	CN 109188388 A (INSTITUTE OF ACOUSTICS, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) 11 January 2019 (2019-01-11) entire document	1-5



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

09 October 2022

Date of mailing of the international search report

14 October 2022

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088, China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2022/105025

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 107239740 A (UNIVERSITY OF ELECTRONIC SCIENCE AND TECHNOLOGY OF CHINA) 10 October 2017 (2017-10-10) entire document	1-5
A	CN 104732243 A (XIDIAN UNIVERSITY) 24 June 2015 (2015-06-24) entire document	1-5
A	CN 108921029 A (ZHEJIANG UNIVERSITY) 30 November 2018 (2018-11-30) entire document	1-5
A	CN 108921030 A (ZHEJIANG UNIVERSITY) 30 November 2018 (2018-11-30) entire document	1-5
A	CN 112163450 A (OCEAN UNIVERSITY OF CHINA) 01 January 2021 (2021-01-01) entire document	1-5
A	CN 106228124 A (XIDIAN UNIVERSITY et al.) 14 December 2016 (2016-12-14) entire document	1-5

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2022/105025

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	113534120	A	22 October 2021	None	
CN	112684428	A	20 April 2021	None	
CN	111562569	A	21 August 2020	None	
CN	109188388	A	11 January 2019	None	
CN	107239740	A	10 October 2017	None	
CN	104732243	A	24 June 2015	None	
CN	108921029	A	30 November 2018	None	
CN	108921030	A	30 November 2018	None	
CN	112163450	A	01 January 2021	None	
CN	106228124	A	14 December 2016	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2022/105025

A. 主题的分类 G01S 13/02(2006.01)i; G01S 7/41(2006.01)i; G06K 9/62(2022.01)i; G06N 3/04(2006.01)i 按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类																							
B. 检索领域 检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号) G01S; G06K; G06N 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用)) CNABS, CNTXT, VEN, CNKI:CNN, 恒虚警率, 恒虚警, 检测, 神经网络, 深度学习, LSTM, RNN, DNN, 雷达, radar, FMCW, 调频连续波, 数据增强, 瑞利分布																							
C. 相关文件 <table border="1"> <thead> <tr> <th>类 型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>PX</td> <td>CN 113534120 A (浙江大学) 2021年10月22日 (2021 - 10 - 22) 权利要求1-5, 说明书01-95段, 图1-3</td> <td>1-5</td> </tr> <tr> <td>PX</td> <td>Zhihui Cao et, al. "DNN-Based Peak Sequence Classification CFAR Detection Algorithm for High-Resolution FMCW Radar" IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 第60卷, 2021年9月24日 (2021 - 09 - 24), ISSN: 0196-2892, 全文</td> <td>1-5</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 112684428 A (浙江大学) 2021年4月20日 (2021 - 04 - 20) 说明书05-29段, 图2</td> <td>1-5</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 111562569 A (哈尔滨工业大学) 2020年8月21日 (2020 - 08 - 21) 全文</td> <td>1-5</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 109188388 A (中国科学院声学研究所) 2019年1月11日 (2019 - 01 - 11) 全文</td> <td>1-5</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 107239740 A (电子科技大学) 2017年10月10日 (2017 - 10 - 10) 全文</td> <td>1-5</td> </tr> </tbody> </table>			类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	PX	CN 113534120 A (浙江大学) 2021年10月22日 (2021 - 10 - 22) 权利要求1-5, 说明书01-95段, 图1-3	1-5	PX	Zhihui Cao et, al. "DNN-Based Peak Sequence Classification CFAR Detection Algorithm for High-Resolution FMCW Radar" IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 第60卷, 2021年9月24日 (2021 - 09 - 24), ISSN: 0196-2892, 全文	1-5	A	CN 112684428 A (浙江大学) 2021年4月20日 (2021 - 04 - 20) 说明书05-29段, 图2	1-5	A	CN 111562569 A (哈尔滨工业大学) 2020年8月21日 (2020 - 08 - 21) 全文	1-5	A	CN 109188388 A (中国科学院声学研究所) 2019年1月11日 (2019 - 01 - 11) 全文	1-5	A	CN 107239740 A (电子科技大学) 2017年10月10日 (2017 - 10 - 10) 全文	1-5
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																					
PX	CN 113534120 A (浙江大学) 2021年10月22日 (2021 - 10 - 22) 权利要求1-5, 说明书01-95段, 图1-3	1-5																					
PX	Zhihui Cao et, al. "DNN-Based Peak Sequence Classification CFAR Detection Algorithm for High-Resolution FMCW Radar" IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 第60卷, 2021年9月24日 (2021 - 09 - 24), ISSN: 0196-2892, 全文	1-5																					
A	CN 112684428 A (浙江大学) 2021年4月20日 (2021 - 04 - 20) 说明书05-29段, 图2	1-5																					
A	CN 111562569 A (哈尔滨工业大学) 2020年8月21日 (2020 - 08 - 21) 全文	1-5																					
A	CN 109188388 A (中国科学院声学研究所) 2019年1月11日 (2019 - 01 - 11) 全文	1-5																					
A	CN 107239740 A (电子科技大学) 2017年10月10日 (2017 - 10 - 10) 全文	1-5																					
☒ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。																							
<table border="0"> <tr> <td> * 引用文件的具体类型: "A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 "E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 "L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的) "O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 "P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件 </td> <td> "T" 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 "X" 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 "Y" 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 "&" 同族专利的文件 </td> </tr> </table>			* 引用文件的具体类型: "A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 "E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 "L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的) "O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 "P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件	"T" 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 "X" 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 "Y" 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 "&" 同族专利的文件																			
* 引用文件的具体类型: "A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 "E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 "L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的) "O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 "P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件	"T" 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 "X" 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 "Y" 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 "&" 同族专利的文件																						
国际检索实际完成的日期		国际检索报告邮寄日期																					
2022年10月9日		2022年10月14日																					
ISA/CN的名称和邮寄地址		受权官员																					
中国国家知识产权局(ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451		吴静 电话号码 86-(010)-62085705																					

C. 相关文件

类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 104732243 A (西安电子科技大学) 2015年6月24日 (2015 - 06 - 24) 全文	1-5
A	CN 108921029 A (浙江大学) 2018年11月30日 (2018 - 11 - 30) 全文	1-5
A	CN 108921030 A (浙江大学) 2018年11月30日 (2018 - 11 - 30) 全文	1-5
A	CN 112163450 A (中国海洋大学) 2021年1月1日 (2021 - 01 - 01) 全文	1-5
A	CN 106228124 A (西安电子科技大学 等) 2016年12月14日 (2016 - 12 - 14) 全文	1-5

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2022/105025

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	113534120	A	2021年10月22日	无	
CN	112684428	A	2021年4月20日	无	
CN	111562569	A	2020年8月21日	无	
CN	109188388	A	2019年1月11日	无	
CN	107239740	A	2017年10月10日	无	
CN	104732243	A	2015年6月24日	无	
CN	108921029	A	2018年11月30日	无	
CN	108921030	A	2018年11月30日	无	
CN	112163450	A	2021年1月1日	无	
CN	106228124	A	2016年12月14日	无	