

文章编号:1671-251X(2018)10-0029-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2018030033

井下人员违规进入无源监测方法

张雷^{1,2}, 赵彤^{1,2}, 李先圣^{1,2}, 刘晓文¹

(1. 中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221008;

2. 中国矿业大学 物联网(感知矿山)研究中心, 江苏 徐州 221008)

摘要:针对现有井下人员违规进入监测方法存在实用性差、稳定性差、准确度低等问题,提出了一种基于WiFi网络信道状态信息的井下人员违规进入无源监测方法。该方法分为训练阶段和测试阶段:在训练阶段,分别采集有人进入、无人进入场景下信道状态信息数据,并对采集的数据进行离群点剔除和滤波等数据预处理,再将预处理后的数据构造成特征值,通过构造特征值建立判别模型;在测试阶段,将采集的数据预处理后构成特征值,再将特征值输入到训练阶段建立的判别模型中,实现人员是否违规进入判别。实验结果表明,该方法准确率达99.31%。

关键词:煤矿安全; 井下人员违规进入; 无源监测; WiFi; 信道状态信息

中图分类号:TD655/67 文献标志码:A

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20180824.1030.001.html>

Passive monitoring method for underground personnel violation entry

ZHANG Lei^{1,2}, ZHAO Tong^{1,2}, LI Xiansheng^{1,2}, LIU Xiaowen¹

(1. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology,

Xuzhou 221008, China; 2. Internet of Things(Perception Mine) Research Center,

China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China)

Abstract: In view of problems of poor practicability, poor stability and low accuracy of existing monitoring methods for underground personnel violation entry, a passive monitoring method for underground personnel violation entry based on channel state information of WiFi network was proposed. The method includes training phase and testing phase. In the training phase, channel state information data under conditions of somebody entry and nobody entry is collected respectively, and the collected data is preprocessed through outlier elimination and filtering. Then the preprocessed data is constructed into eigenvalue to establish discrimination model. In the testing phase, the collected data is preprocessed to construct eigenvalue, which is input into the discrimination model established in the training phase, so as to realize judgment of personnel violation entry. The experimental results show that accuracy of the method is 99.31%.

Key words: coal mine safety; underground personnel violation entry; passive monitoring; WiFi; channel state information

收稿日期:2018-03-10;修回日期:2018-08-21;责任编辑:盛男。

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2017YFC0804401)。

作者简介:张雷(1987—),男,江苏徐州人,博士研究生,主要研究方向为移动计算、煤矿井下安全,E-mail:z76557720@163.com。

引用格式:张雷,赵彤,李先圣,等.井下人员违规进入无源监测方法[J].工矿自动化,2018,44(10):29-33.

ZHANG Lei, ZHAO Tong, LI Xiansheng, et al. Passive monitoring method for underground personnel violation entry[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(10): 29-33.

0 引言

井下人员未经许可进入危险区域不仅是一种违规行为,更是一种威胁井下安全生产的行为。传统防止井下人员进入危险区域的方法主要包括在危险区域外设置安全警示牌,或者利用红外、摄像头等监测危险区域是否有人进入。然而,安全警示牌无法对人员的故意违规行为形成强有力的约束;红外监测方法能监测人员违规进入,但监测范围和准确度受制于红外装置部署位置,在实际应用中存在监测盲区;带云台的摄像头可实现大范围监测,但井下照度低造成视频成像质量差,不能准确区分监测目标和背景,无法实现精准监测。

由于 WiFi 网络不受井下部署位置或照度的影响,许多学者利用 WiFi 网络中的接收信号强度(Received Signal Strength Indicator, RSSI)作为特征值,通过不同位置 RSSI 的差异来实现人员违规进入监测^[1-3]。然而, RSSI 受多径影响明显,具有粗粒度和高度易变性等缺点^[4],因此,基于 RSSI 的井下人员违规进入监测方法稳定性差、准确度不高。同时,基于 RSSI 的井下人员违规进入监测方法主要是有源监测,即通过获取井下人员随身携带的智能设备的 RSSI 信息来实现监测,其优点是可获取井下人员的身份信息,然而当井下人员的智能设备受损或被丢弃时,无法正常监测是否有人人员违规进入危险区域^[5]。

信道状态信息(Channel State Information, CSI)来自 WiFi 网络的物理层,与 RSSI 相比具有细粒度的特性,能够区分多径成分,可减小多径带来的影响^[6]。因此,本文提出了一种基于 CSI 的井下人员违规进入无源监测方法,该方法无需人员携带任何设备即可实现高精度人员违规进入监测。

1 基本原理

1.1 CSI

CSI 表不仅描述了接收端和发射端之间通信链路的特性,而且描述了信号在空间传输过程中由于衰落、散射和路径损耗而产生的变化。在窄带平坦衰落信道中,频域上无线系统模型可表示为^[7]

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{z}$, $\mathbf{s}$ 分别为接收信号向量、发射信号向量; $\mathbf{H}$

为 CSI 矩阵; $\mathbf{n}$ 为高斯白噪声向量。

在 WiFi 网络中,信号通过正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)调制的方式传播^[8],每个信号都是通过多个子载波进行传输,因此 CSI 矩阵可表示为

$$\mathbf{H} = [h_1 \ h_2 \ \cdots \ h_N] \quad (2)$$

式中 h_i 为第 i 个子载波, $i=1,2,\dots,N$, N 为子载波个数。

每个子载波由幅度和相位组成:

$$h_i = |h_i| \exp(j\angle h_i) \quad (3)$$

式中 $|h_i|$, $\angle h_i$ 分别为子载波的幅度和相位。

1.2 人员违规进入监测原理

人员违规进入监测的基本原理是利用人员的进入对信号传输路径的影响。当区域内无人员进入时,发射端和接收端的信号主要是视距传输;当区域内有人进入后,由于人员对传输信号的遮挡,原来视距传输的信号会通过折射、反射等方式进行传输。信号传输路径的改变会引起 CSI 改变;当无人进入时,接收端和发射端的 CSI 子载波幅度波动很小,当有人进入后,CSI 子载波幅度发生剧烈波动。因此可将 CSI 子载波幅度作为判断是否有人人员违规进入的依据。

2 方法实现

基于 CSI 的井下人员违规进入无源监测方法分为训练阶段和测试阶段。在训练阶段,首先采集有人进入、无人进入 2 种场景下的 CSI 数据,然后对采集的数据进行离群点剔除和滤波等数据预处理,再将预处理后的数据构造特征值,利用特征值建立判别模型。在测试阶段,将采集到的 CSI 数据预处理后构成特征值,再将特征值输入到训练阶段建立的判别模型中判别是否有人人员进入。

2.1 数据预处理

在数据采集过程中,由于受到环境噪声、电磁干扰,会产生异常数据,所以需要对采集的数据进行预处理:利用 Hampel 滤波器滤除离群点^[9],利用中值滤波器去除高频噪声和高振幅脉冲^[10]。

2.2 特征值构造

设经过数据预处理后的 CSI 子载波幅度为 $|h_i|_{\text{pre-amp}}$,则经过数据预处理后的 CSI 子载波幅度矩阵为

$$\mathbf{H}^{\text{pro-amp}} = [|h_1|_{\text{pro-amp}} \ |h_2|_{\text{pro-amp}} \ \dots \ |h_N|_{\text{pro-amp}}] \quad (4)$$

由于接收端和发射端均采用多输入多输出 (Multiple-Input Multiple-Output, MIMO) 技术, 接收端和发射端任意 1 对天线组合都能形成 1 条通信链路, 每一条通信链路都会有相应的 CSI 数据^[11], 经过预处理后, 所有通信链路产生的 CSI 子载波幅度矩阵为

$$\mathbf{H}_{\text{ALL}} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{11}^{\text{pro-amp}} & \mathbf{H}_{12}^{\text{pro-amp}} & \dots & \mathbf{H}_{1Q}^{\text{pro-amp}} \\ \mathbf{H}_{21}^{\text{pro-amp}} & \mathbf{H}_{22}^{\text{pro-amp}} & \dots & \mathbf{H}_{2Q}^{\text{pro-amp}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{H}_{P1}^{\text{pro-amp}} & \mathbf{H}_{P2}^{\text{pro-amp}} & \dots & \mathbf{H}_{PQ}^{\text{pro-amp}} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{H}_{pq}^{\text{pro-amp}}$ 为第 p ($p=1, 2, \dots, P$, P 为接收天线个数) 根接收天线与第 q ($q=1, 2, \dots, Q$, Q 为发射天线个数) 根发射天线组成的通信链路产生的 CSI 子载波幅度矩阵。

为便于描述, 假定在无人进入和有人进入情况下分别采集 T_1 和 T_2 组样本数据, 总样本数 $T = T_1 + T_2$, 无人进入和有人进入情况下经过预处理后的子载波幅度分别为 $|h_i|_1^{\text{pro-amp}}$ 和 $|h_i|_2^{\text{pro-amp}}$, 定义子载波幅度之间的距离矩阵为

$$\mathbf{D}_w = \sum_{j=1}^2 \sum_{i=1}^T \frac{\varphi_{ij}}{T} (|h_i|_j^{\text{pro-amp}} - m_j) (|h_i|_j^{\text{pro-amp}} - m_j)^T \quad (6)$$

式中: φ_{ij} 为子载波的权重; m_j 为加权后子载波幅度的平均值, $m_j = \frac{1}{T_j} \sum_{i=1}^{T_j} \varphi_{ij} |h_i|_j^{\text{pro-amp}}$ 。

定义无人进入和有人进入情况下子载波幅度之间的距离矩阵为

$$\mathbf{D}_b = \sum_{j=1}^2 \sum_{i=1}^T \frac{\varphi_{ij}}{T} (m_j - m) (m_j - m)^T \quad (7)$$

式中 m 为所有加权后子载波幅度的平均值, $m = \frac{1}{T} \sum_{j=1}^2 \sum_{i=1}^T \varphi_{ij} |h_i|_j^{\text{pro-amp}}$ 。

通过最大化目标函数 $F(\varphi_{ij})$ 使无人进入和有人进入情况下子载波幅度差异最大:

$$F(\varphi_{ij}) = \text{tr}[(\mathbf{D}_w)^{-1} \mathbf{D}_b]$$

$$\text{s. t.} \quad \mathbf{D}_w < \mathbf{D}_b, \sum_{j=1}^2 \varphi_{ij} = 1 \quad i = 1, 2, \dots, T \quad (8)$$

在求解目标函数过程中会存在一些导致函数无解的奇异点。为减少奇异点对目标函数的影响, 采用正则化技术对 $\mathbf{D}_w$ 进行处理^[12]:

$$\mathbf{D}_{\text{rw}} = \alpha \mathbf{D}_w + (1 - \alpha) \text{diag}(\mathbf{D}_w) \quad (9)$$

式中: $\mathbf{D}_{\text{rw}}$ 为正则化后子载波幅度之间的距离矩阵; α 为正则化参数, $\alpha \in [0, 1]$ 。

因此需要优化的目标函数转换为

$$\begin{aligned} \Phi &= \arg \max F(\varphi_{ij}) \\ &= \arg \max \text{tr}[(\mathbf{D}_{\text{rw}})^{-1} \mathbf{D}_b] \end{aligned}$$

$$\text{s. t.} \quad \mathbf{D}_w < \mathbf{D}_b, \sum_{j=1}^2 \varphi_{ij} = 1 \quad i = 1, 2, \dots, T \quad (10)$$

由于需要优化的目标函数为凸函数, 所以可通过常用的优化算法求解出子载波权重 φ_{ij} ^[13], 再通过求解式(11)获得矩阵 $(\mathbf{D}_{\text{rw}})^{-1} \mathbf{D}_b$ 的特征值和特征向量。

$$(\mathbf{D}_{\text{rw}})^{-1} \mathbf{D}_b \mathbf{v}_s = \lambda_s \mathbf{v}_s \quad (11)$$

式中: $\mathbf{v}_s$ 为特征向量, $s = 1, 2, \dots, d$; λ_s 为特征值, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_d$; d 为特征向量的维度。

最终得到构造的特征值 $\mathbf{L} = \mathbf{H}_{\text{ALL}} \mathbf{A}$, $\mathbf{A} = [\mathbf{v}_1 \ \mathbf{v}_2 \ \dots \ \mathbf{v}_d]$ 。

2.3 判别模型

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 在处理小样本数据、非线性二分类问题时具有突出优点, 因此选用 SVM 作为人员违规进入监测的判别模型^[14]。

令输入样本为 x_k , $k = 1, 2, \dots, l$ (l 为样本个数); 输出为 y_k , $y_k \in \{+1, -1\}$, “+1”和“-1”分别表示有人进入和无人进入 2 种状态。设超平面方程为 $f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x} + b$, $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_l]$, $\boldsymbol{\omega}$, b 分别为超平面方程的斜率和截距。引入松弛变量 ξ_k 和惩罚因子 c , 可得优化问题:

$$\begin{aligned} \min \phi(\boldsymbol{\omega}, \xi) &= \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + c \sum_{k=1}^l \xi_k \\ \text{s. t.} \quad y_k [\boldsymbol{\omega}^T x_k + b] &\geq 1 - \xi_k \end{aligned} \quad (12)$$

式中 $\phi(\boldsymbol{\omega}, \xi)$ 为判别函数。

通过求解优化问题可得判别模型的相关参数。

3 实验验证

在模拟巷道进行实验, 部署如图 1 所示。发射端为带有 2 根发射天线的矿用本安型 AP, 接收端为装有 Intel 5300 网卡的笔记本电脑, 通过修改网卡驱动, 可在接收端获取 CSI 数据, 发射端和接收端均支持 802.11n 协议, 信道为 6, 带宽为 20 MHz。

在训练阶段, 首先采集无人进入场景下 CSI 数据, 即发射端和接收端之间无实验人员走动, 通过笔

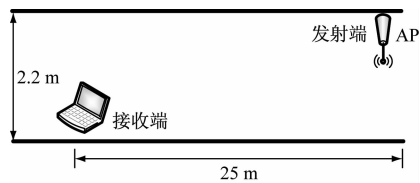


图 1 实验平台

Fig. 1 Experiment platform

记本电脑向 AP 发送 ping 指令,在笔记本电脑上接收 AP 反馈的 CSI 数据。然后,实验人员在发射端和接收端之间随意走动,采集有人进入场景下 CSI 数据。最后将采集的数据进行预处理后构造特征值,建立判别模型。在测试阶段,实验人员随机进入实验区域,接收端将采集的数据预处理后生成特征值,输入到判别模型进行人员是否进入判识。

为验证本文方法性能,在相同环境条件下,采用本文方法和基于 RSSI 的井下人员违规进入监测方法进行对比实验,选择 TP(True Positive, 真正)、TN(True Negative, 真负)、FP(False Positive, 假正)和 FN(False Negative, 假负)作为评价指标对各监测方法进行客观评价。TP 指被模型预测为真的正样本,即有人进入判为有人进入,表示判断为真的正确率;TN 指被模型预测为负的负样本,即无人进入判为无人进入,表示判断为真的正确率;FP 指被模型预测为正的负样本,即无人进入判为有人进入,表示误报率;FN 指被模型预测为负的正样本,即有人进入判为无人进入,表示漏报率^[15]。因此定义准确率为 $(TP+TN)/(TP+FN+FP+TN)$ 。

各方法的客观评价结果见表 1。可看出无论在有人进入还是无人进入场景下,本文方法监测有无人员进入的正确率均高于基于 RSSI 的监测方法;本文方法在无人场景下的监测正确率为 100%,而基于 RSSI 的监测方法误报率达 16.55%;本文方法综合准确率高于基于 RSSI 的监测方法,为 99.31%。

表 1 不同方法客观评价结果

Table 1 Objective evaluation results of different methods

方法	TP	TN	FP	FN	准确率/%
基于 RSSI 的监测方法	88.65	83.45	16.55	11.35	86.05
本文方法	98.62	100.00	0	1.38	99.31

4 结语

基于 CSI 的井下人员违规进入无源监测方法利用人员进入对 CSI 子载波幅度的影响,通过构造特征值输入判别模型,实现人员进入监测。该方法只需利用井下现有的无线 AP 设备和修改驱动接收设备即可完成,具有实现简单的特点。实验结果表明,该方法具有较高的准确率,达 99.31%。由于影响 CSI 子载波相位的因素很多,本文没有将 CSI 子载波相位用于人员违规进入监测,下一步将对 CSI 子载波相位展开研究,进一步提高监测准确性。

参考文献(References):

[1] 李者. 煤矿人员定位系统中对于违章行为的判断技术[J]. 煤矿安全, 2012, 43(4): 56-58.
LI Zhe. Judgment technology of violation behavior in coal mine personnel location system[J]. Safety in Coal Mines, 2012, 43(4): 56-58.

[2] 孟晓燕. 井下人员目标的检测与跟踪算法研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2015.

[3] 罗宇锋, 陈彦峰. 煤矿井下人员安全监测定位算法仿真研究[J]. 测控技术, 2017, 36(3): 132-136.
LUO Yufeng, CHEN Yanfeng. Simulation research on person security monitoring and localization algorithm in coal mine [J]. Measurement and Control Technology, 2017, 36(3): 132-136.

[4] HUANG Xudong, GUO Songtao, WU Yan, et al. A fine-grained indoor fingerprinting localization based on magnetic field strength and channel state information[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2017, 41: 150-165.

[5] ZHU Hai, XIAO Fu, SUN Lijuan, et al. R-TTWD: robust device-free through-the-wall detection of moving human with WiFi [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(5): 1090-1103.

[6] HALPERIN D, HU Wenjun, SHETH A, et al. Tool release: gathering 802.11n traces with channel state information [J]. Acm Sigcomm Computer Communication Review, 2011, 41(1): 53.

[7] SONG Qianwen, GUO Songtao, LIU Xing, et al. CSI amplitude fingerprinting-based NB-IoT indoor localization[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(3): 1494-1504.

[8] HAN Shuai, LI Yi, MENG Weixiao, et al. Indoor localization with a single Wi-Fi access point based on OFDM-MIMO[J]. IEEE Systems Journal, 2018, 12 (99):1-9.

[9] DING Enjie, LI Xiansheng, ZHAO Tong, et al. A robust passive intrusion detection system with commodity WiFi devices[J]. Journal of Sensors, 2018, 2018:1-12.

[10] ROY A, SINGHA J, MANAM L, et al. Combination of adaptive vector median filter and weighted mean filter for removal of high-density impulse noise from colour images[J]. Iet Image Processing, 2017, 11(6): 352-361.

[11] ZHANG Lei, DING Enjie, ZHAO Zhikai, et al. A novel fingerprinting using channel state information with MIMO-OFDM[J]. Cluster Computing, 2017, 20 (4):1-14.

[12] KAKADE S M, SHALEV-SHWARTZ S, TEWARI A. Regularization techniques for learning with matrices[J]. Journal of Machine Learning Research, 2009, 13(1):1865-1890.

[13] LUENBERGER D G, YE Yinyu. Linear and nonlinear programming[J]. International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences, 2008, 67 (2): 8868-8874.

[14] 孙明波,马秋丽,张炎亮,等. 基于 HGWO-MSVM 的采煤机滚动轴承故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2018, 44(3):81-86.

SUN Mingbo, MA Qiuli, ZHANG Yanliang, et al. Fault diagnosis method for rolling bearing of shearer based on HGWO-MSVM [J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(3):81-86.

[15] AL-QANESS M A A, LI Fangmin. WiGeR: WiFi-based gesture recognition system [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2016, 5(6): 92-105.