

基于主成分分析和蚁群优化方法对 IP 流进行网络异常检测

陈嘉宁

(抚顺市公安消防支队, 辽宁 抚顺 113000)

摘要: 由于网络规模和复杂性不断增加, 信息技术服务不能停止, 所以现在这种需求如何主动的网络管理是非常显著的, 并且有必要使用主动识别可能损害网络正常操作的路径选择模式的方法; 针对自动化管理发现和预防潜在问题, 提出并比较了基于统计过程主成分分析和蚁群优化元启发式的两种新型异常检测算法; 执行 IP 数据流的主成分分析, 代表每秒传输的比特、分组和流量, 以及提取描述性流属性, 如源 IP 地址, 目的 IP 地址, 源 TCP / UDP 端口和目的 TCP / UDP 端口, 通过使用动态时间扭曲度量的修改来将该签名与实际网络流量进行比较, 以识别异常事件。

关键词: 异常检测; 主成分分析; 蚁群优化; 动态时间规整

Network Anomaly Detection Using IP Flows with Principal Component Analysis and Ant Colony Optimization

Chen Jianing

(Fushun Municipal Fire Department, Fushun 113000, China)

Abstract: It is remarkable how proactive network management is in such demand nowadays, since networks are growing in size and complexity and Information Technology services cannot be stopped. In this manner, it is necessary to use an approach which proactively identifies traffic behavior patterns which may harm the network's normal operations. Aiming an automated management to detect and prevent potential problems, we present and compare two novel anomaly detection mechanisms based on statistical procedure Principal Component Analysis and the Ant Colony Optimization. These methods generate a traffic profile, called Digital Signature of Network Segment using Flow analysis (DSNSF), which is adopted as normal network behavior. Thus, a seven-dimensional analysis of IP flows is performed, allowing the characterization of bits, packets and flows traffic transmitted per second, and the extraction of descriptive flow attributes, like source IP address, destination IP address, source TCP/UDP port and destination TCP/UDP port.

Keywords: anomaly detection; principal component analysis; ant colony optimization; dynamic time warping

0 引言

随着通信技术的不断发展, 计算机网络越来越不可或缺。这意味着网络管理人员有责任检测异常情况, 如网络元素故障, 配置错误、恶意攻击, 要确保它们不会造成对连接质量影响或中断, 以提供给最终用户的服务。异常检测方法是基于签名和基于轮廓的方法。基于轮廓的方法创建了一个表示流量正常行为的网络配置文件, 并且从该配置文件的偏差中检测到流量异常。

本文提出了一种新型的异常检测算法: 创建一个模型, 描述正常的路径选择, 通过历史数据, 称为数字签名的网络段采用流量分析 DSNSF 和多级报警激活检测行为偏差。本文提出的算法能够主动工作, 无需人工监督就能自动检测异常网络的流量。

1 异常监测的算法结构

本文的算法是分为两个模块。第一, 路径特性分析, 执行

流属性生成 DSNSF 特征提取。该属性位的多维分析, 数据包和流量每秒传输的 PCADS 和 ACODS 方法进行。所讨论的方法属于不同的算法组, 在这两种方法中, 数字签名的创建因其特殊性而不同。

在第二个模块是检测和通知, 将先前生成的数字签名与由网络设备(交换机、路由器)传递的实际网络通信量进行比较。冲突以 DSNSF 不正常轮廓, 可以被认为是异常的事件。本文提出自适应动态时间规整(ADTW)完成检测。在分析中检测有关 IP 源和目的 IP、源端口和目的端口的信息, 异常信息有必要向网络管理员提供关于异常发现的详细报告。

2 PCADS - 数字签名的主成分分析

数字签名的主成分分析(PCADS)是基于主成分分析(PCA)来创建一个网络段的流量特性 DSNSF。这是一个统计过程, 用来减少多元问题的维数, 通过分析所有变量之间的方差。然后, 输入的数据可以通过减少的尺寸没有太多的信息损失。

M 个 N 维向量, 想将其变换为由 R 个 N 维向量表示的新空间中, 那么首先将 R 个 N 维向量按行组成矩阵 A , 然后将向量按列组成矩阵 B , 那么两矩阵的乘积 AB 就是变换结果, 其中 AB 的第 m 列为 A 中第 m 列变换后的结果, 如公式 (1):

收稿日期: 2017-09-29; 修回日期: 2017-10-27。

作者简介: 陈嘉宁(1988-), 女, 辽宁沈阳人, 助理工程师, 主要从事计算机科学方向的研究。

$$\begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_R \end{pmatrix} (a_1 \ a_2 \ \dots \ a_M) = \begin{pmatrix} p_1 a_1 & p_1 a_2 & \dots & p_1 a_M \\ p_2 a_1 & p_2 a_2 & \dots & p_2 a_M \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_R a_1 & p_R a_2 & \dots & p_R a_M \end{pmatrix} \quad (1)$$

方差：

$$Var(a) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_i - \mu)^2 \quad (2)$$

协方差 C：

$$C = Cov(a, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i b_i \quad (3)$$

协方差矩阵有：

$$E = (e_1 \ e_2 \ \dots \ e_n) \quad (4)$$

$$E^T C E = \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix} \quad (5)$$

得出 P：

$$P = E^T \quad (6)$$

从流量记录中收集的数据以这样的方式安排，即每天的流量运动由三个向量表示，这些向量包含与每天 24 小时相对应的比特、分组和流的总和。对 PCADS 输入矩阵的构造。

PCADS 算法是从历史数据库中收集的每一秒接收到的比特、分组，形成 $N \times P$ 矩阵。其中 μ 是 1 个时间间隔内的流量，即 DSNSF。

$$\mu_i \leftarrow \text{eigenvector}_i \times \text{zero_mean_matrix}_i \quad (7)$$

算法提出的用于 PCADS 模型 PCA 方法。由于每个路径时期有其自己的特点，寻求防止干扰在另一个时期，PCADS 是每一分钟进行分析。

首先，需要将原点移动到数据集的平均值中，减去输入矩阵中每个列的平均值。这就是所谓的均值偏差形式（或零均值矩阵），它是重要的，因为简化协方差矩阵的计算和避免失真的结果，由于平均链路利用率的差异。协方差矩阵如图 1 所示。

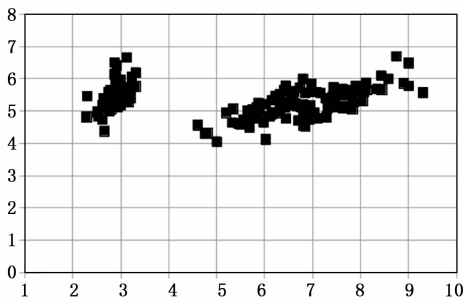


图 1 主成分分析的协方差矩阵图

然后，用零均值矩阵计算协方差矩阵，用于计算两个重要结构：特征向量和特征值。每个维度都有一个相关的特征向量，它指向数据的方差，以及一个特征值，一个表示其相关维度在其他方面的重要性的数值。

特征值最高的特征向量被称为主成分，它们被经典 PCA 所选择，构成一个新的简化数据集。PCADS 创建数字签名只使用一个主成分（特征向量）。经过一些测试，发现中间的方差分量会为了防止可能的差距产生更均匀的签名（异常）在训

练数据集生成的 DSNSF 噪声，如图 2 所示。

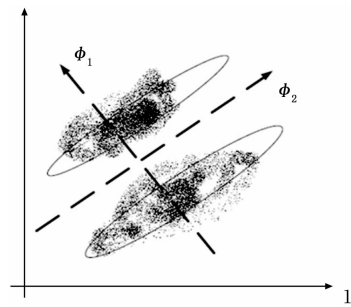


图 2 训练数据集生成的 DSNSF 噪声图

3 ACODS—数字签名的蚁群优化算法

蚁群优化（ACO）是基于群体智能的原理，合作寻找最佳解决方案。蚁群的习惯基本上与数据分组相似。蚁群算法在聚类分析应用中具有天然优势。这是因为这些方法特别适用于在构建解决方案期间使用个人自组织进行探索性数据分析。本文引入了用于数字签名的蚁群优化（ACODS），这是使用聚类方法对 DSNSF 创建进行的蚁群优化元启发式的修改。由先前通过相同路径的蚂蚁沉积的信息素的浓度较高的那些。在本文中，本文假设路径在簇（中心）的中心和将被聚集的每个流之间形成。

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}(t - 1) + \Delta\tau_{ij} \quad (8)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k + \lambda\tau_{ij}^{best} \quad (9)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{best} = \frac{1}{L_{best}} \quad (10)$$

本文提出的 ACODS 算法旨在优化聚类的效率和最小化目标函数值 J ，这将确保将每个流分组到存在 j ，其中 $j = 1, \dots, K$ 。此外，它还可以构造局部最优不存在的解决方案，和解决聚类算法中存在的局部最大问题。

$$J = \sum_{i=1}^E \sum_{j=1}^k \sqrt{\sum_{a=1}^A (x_{ia} - c_{ja})^2} \quad (11)$$

式中， E 表示流量是集群，和 A 显示数据的维数，是要处理的流特性的数目。收集的流量分为 1 分钟的间隔，一天总计有 1 440 个数据集。要生成的数据粒度足以用于 ADTW 和提供有效的异常检测 DSNSF。

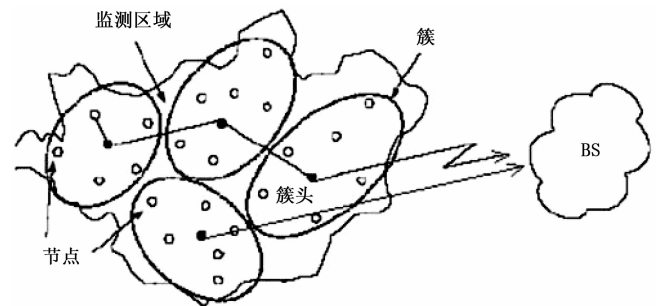


图 3 蚁群算法在网络节点中查询异常图

4 异常检测的自适应动态时间规整

为了找到不同于 DSNSF 的路径选择，应该采用相似性度量。相同指数的每个点之间的欧氏距离已被广泛用于时间序

列。然而，该度量不适用于识别数据序列中的移位。给出两个时间序列，其中一个时间轴在时间轴上移动，可以计算欧氏距离来考虑完全不同的系列。相信由于用户活动进度的变化，正常的路径选择可能遭受这种流失所，本文开发了适应性相似性度量来适应这些情况。假设 DSNSF 系列的分析用 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 和实际流量系列 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_m\}$ ，那么时间规整公式就是：

$$D = \sum_{n=1}^m d(X_n, Y_m) \quad (12)$$

那么 DTW 的核心在于求解扭曲曲线或者说扭曲路径，也就是点点之间的对应关系。我们表示为 $\phi(k) = (\phi_x(k), \phi_y(k))$ ，其中 $\phi_x(k)$ 的可能值为 $1, 2 \dots N$ ， $\phi_y(k)$ 的可能值为 $1, 2 \dots M$ ， $k=1 \dots T$ 。也就是说，求出 T 个从 X 序列中点到 Y 序列中点的对应关系，例如若 $\phi(k) = (1, 1)$ ，那么就是说 X 曲线的第一个点与 Y 曲线的第一个点是一个对应。给定了 $\phi(k)$ ，我们可以求解两个序列的累积距离：

$$d_\varphi(X, Y) = \sum_{k=1}^T d(\varphi_x(k), \varphi_y(k)) \quad (13)$$

$$DTW(X, Y) = \min_{\varphi} d_\varphi(X, Y) \quad (14)$$

DTW 结果可以由两个系列之间的相关因素，给出调整后计算。对于这个度量，当结果接近于 0 时，输入序列更类似。另一种获得 DTW 结果的方法是用一个图形表示，它提供了一个大小为 $n \times m$ 的矩阵，其中轴表示分析的级数。使用这种方法，该算法创建最优路径对齐， ω ，之间的输入序列，减少失真。

$$d = \min(|w_{i,j} - w_{i-1,j}|, |w_{i,j} - w_{i,j-1}|, |w_{i,j} - w_{i-1,j-1}|), \text{ for } i > 1, j > 1 \quad (15)$$

$$\varphi_x(k+1) \geq \varphi_x(k) \quad (16)$$

$$\varphi_y(k+1) \geq \varphi_y(k) \quad (17)$$

公式 (16) 且公式 (17) 成立表示单调性，扭曲曲线不能往左或者往上后退，否则会出现无意义的循环。

$$\varphi_x(k+1) - \varphi_x(k) \leq 1 \quad (18)$$

公式 (18) 成立表示连续性，即扭曲曲线不能跳跃，必须是连续的，保证两个序列里的所有点都被匹配到，但这个条件可以一定程度上被放松。

$$\begin{aligned} \varphi_x(1) &= \varphi_y(1) = 1 \\ \varphi_x(T) &= N, \varphi_y(T) = M \end{aligned} \quad (19)$$

公式 (19) 成立表示边界条件确定性，路径一定从左上开始，结束于右下，这个条件也可以被放松，以实现局部匹配。

$$|\varphi_x(s) - \varphi_y(s)| \leq r \quad (20)$$

公式 (20) 表示全局路径窗口，比较好的匹配路径往往在对角线附近，所以我们可以只考虑在对角线附近的一个区域寻找合适路径 (r 就是这个区域的宽度)；

$$\frac{\varphi_x(m) - \varphi_x(n)}{\varphi_y(m) - \varphi_y(n)} \leq p \quad (21)$$

公式 (21) 表示斜率约束，路径一定从左上开始，结束于右下，这个条件也可以被放松，以实现局部匹配。

步模式 (Step Pattern) 一定程度上涵盖了不同的约束，步模式指的是生成损失矩阵时的具体算法，其中准对称步模式：

$$\begin{aligned} Mc(i, j) &= \text{Min}(Mc(i-1, j-1), \\ &Mc(i-1, j), Mc(i, j-1)) + M(i, j) \end{aligned} \quad (22)$$

DTW 唯一需要的输入，距离函数 d ，本文选择与欧氏距离作比较，所以不需要考虑输入的具体形式 (一维或多维，离散或连续)，只要能够给定合适的距离函数，就可以 DTW 比对。DTW 是对时间上的压缩和延展不敏感，但是对值的大小是敏感的，可以通过合理选取距离函数来让 DTW 适应值大小的差异。

自适应动态时间规整 (ADTW) 用于异常检测的方法是在一分钟内预设的时间间隔进行。相似度计算是在时间间隔 T 中路径和 DSNSF 之间，使用传统的 DTW 算法。即使在一系列的小位移验证，结果表明，他们之间的美好匹配，因为时间对准。在此之前，只有分析的时间序列的形状之间的对应关系进行了验证。

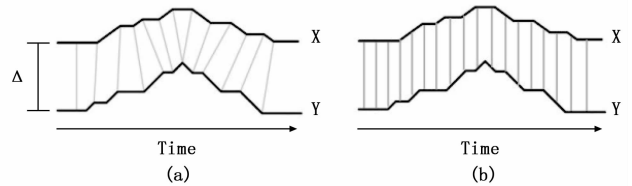


图 4 ADTW 和欧氏距离的时间序列比较图

$$\Delta_t = \bar{Y}_t - \bar{X}_t \quad (23)$$

$$R = \frac{s \times \Delta}{\max(s \times \Delta)^n} \quad (24)$$

为了提高检测系统的效率，在同一时间窗口 t 中对实际路径选择和 DSNSF 进行了评估，包括一分钟间隔。在一个时间窗口中只生成一个警报，确保管理员只在真正值得注意的情况下才收到警报。

5 测试与分析

为了验证所提出的方法是否能在真实的网络环境中运行，本文收集了来自于某大学的网络核心交换机的 IP 流量，该网络由大约 7000 个相互连接的设备组成。由于流量大，使用采样率为 1: 256，由集合协议的 s 流实现。收集周期包括两个月，从 5 月 10 日开始，到 6 月 9 日结束。

为了缓解评估，数据集被分离在两组：ACODS 使用头几个星期的流量数据，PCADS 作为 DSNSF 历史信息创建和工作日的时期——从 5 月 10 日至 6 月 9 日用于路径特征和异常检测评估，流量特征如图 5 所示。

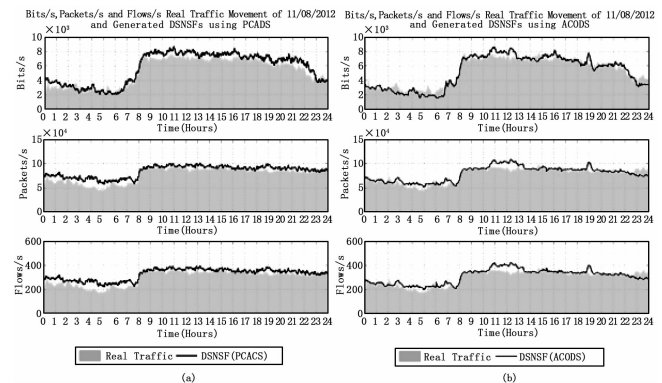


图 5 PCADS 与 ACODS 的流量特征图

衡量 DSNSF 代每个方法的准确性，本文采用了两种不同

的评价标准：归一化均方误差 (NMSE) 和归一化相关系数 (CC)。归一化均方误差 (NMSE) 评价之间的差异，实际上是验证预期。此测度的限制值为 0，表示期望值与验证值完全相等的情况。这个指标的更高值表示预期的更遥远的结果，如图 6 所示。

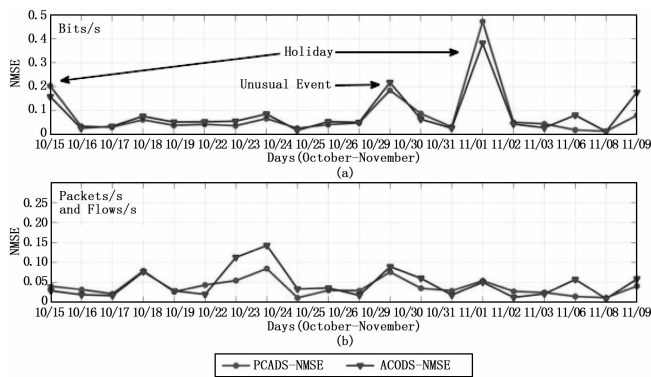


图 6 两种方法的 NMSE 特征值

归一化相关系数表明两个变量之间的相关程度，以及这种关系的方向（正或负）。所得到的值的范围内 (-1, +1)。值 1 表示总相关度，分数 0 表示两个变量不相关，-1 指定一个完全负相关，即变量增加，另一个减少，反之亦然，相关度如图 7 所示。

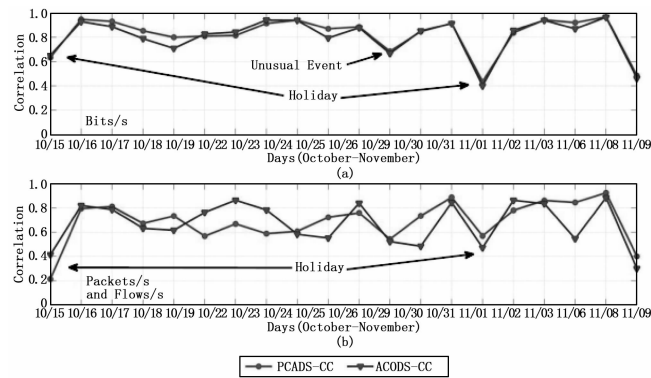


图 7 两种方法的相关度

为了正确评估本文的异常检测系统，本文使用了一个工具来在真实的流量中人为地引入异常事件。本文模拟的异常的情况下，在本文的数据集通过使用一个工具叫天蝎座，这是由本文的网络研究组开发的。天蝎座是一个工具，它模拟了网络异常的实时路径流数据，如 DoS, DDoS 攻击，端口扫描和闪光的人群，本文小组用来帮助测试的异常检测系统。这些异常被注入到收集的流量数据中，而不需要对网络进行真正和直接的干预，以防止异常带来的影响。

为了测量所提出的检测系统的整体效率，本文使用接收机工作特性 (ROC) 图和精度度量。ROC 图被定义为一种分类器性能测试技术，被广泛应用于信号检测理论中来描述真阳性率和假阳性率之间的权衡。TPR (真阳性率) 描述正确检测信号，而 FPR (假阳性率) 描述了如何往往是一个信号检测错误。然后，精确性度量描述总体命中率，即两个类命中数 (正数和负数)。

如图 8 所示， Φ 值低于 15% 有更坏的结果为 TPR 和

FPR。这是由于门槛的降低，使有关 DSNSF 最小流量变化，包括合法行为，被错误地定性为异常。另一方面，当该值大于 20%，检测到异常时其行为严重偏离了 DSNSF 路径模式。通过 ROC 曲线的分析，可以推断，这种情况导致较低的真阳性率，和这种缺陷是提高 Φ 而增加价值。一个基于 PCADS 比 ACODS，降低假阳性率，达到 92% 的 TPR 21% FPR 的权衡，为 ACODS 达到 92% TPR 24% FPR。

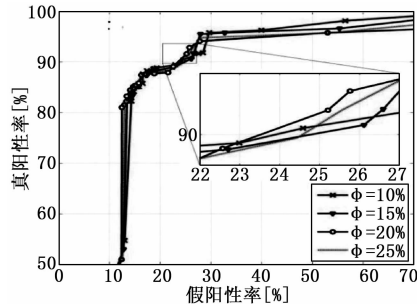


图 8 ADTW 不同 Φ 值的 ROC 曲线

两系统产生更好的准确率 $\Phi = 20%$ 时， Φ 值高于或低于此阈值，准确率开始下降。所以， $\omega = 20%$ ，两系统取得有价值的成果，获得平均 96% 的准确率。

系统识别前 3 的目标 IP 地址和端口实际上是异常模拟中使用的虚拟属性。我们可以观察到，与正常活动相比，异常情况会影响大量 IP 流量比例，而不仅仅是与体积有关，而且与描述性属性相关。受 DDoS 攻击的异常分布如图 9 所示。

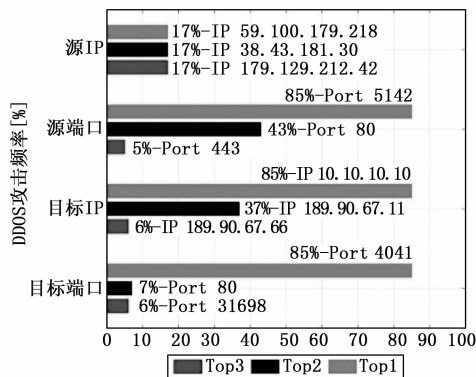


图 9 网络流量统计的异常分布图

6 结论

本文提出基于主成分分析和蚁群优化的异常检测算法，以帮助网络管理。主要内容包括主成分分析的应用和语境化，蚁群优化和动态时间扭曲方法对模式识别和异常检测的环境。还比较了两种不同的路径选择方法，PCADS 和 ACODS。识别模块的检测中自适应 DTW (ADTW) 算法，调整 ADTW Φ 值 20%。通过分析 ROC 图和准确率，PCADS 比 ACODS。真实阳性率和假阳性率之间的对应关系表明，该系统能够通过保持令人满意的误报率来增强异常行为的检测。异常检测方法可以为网络管理员提供重要的流量统计信息，以便帮助解决问题，以实现准确和快速的异常检测。

本文所提出的方法，利用 PCADS, ACODS 和 ADTW, 适合于网络管理、流量异常检测，提供的可用性和可靠性网络及其提供的服务。

参考文献:

[1] 谢 佩, 吴小俊. 分块多线性主成分分析及其在人脸识别中的应用研究 [J]. 计算机科学, 2015, 42 (3): 274-279.

[2] 胡 然, 郭成城, 杨剑锋. 基于小波阈值和主成分分析的视频去噪算法 [J]. 计算机科学, 2016, 43 (4): 290-293.

[3] 邵丽丽. 蚁群优化自适应遗传算法物流车辆调度实现 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (5): 1423-1425.

[4] 赵 宇, 周文刚. 基于免疫蚁群优化的无线传感器网络节点调度研究 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (7): 2328-2330.

[5] 曹素燕. 基于网络流量异常检测的威胁态势感知系统 [D]. 苏州: 苏州大学, 2016.

[6] 樊梦娇. 基于行为特征的网络异常检测平台的设计与实现 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.

[7] 丁美美. 基于主成分分析的网络流量异常检测研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2017.

[8] 张新超, 董建锋, 张 婧. 主成分分析在网络流量异常检测中的应

用研究 [J]. 信息安全, 2012 (1): 29-31.

[9] 姚智胜, 邵春福, 熊志华, 等. 基于主成分分析和支持向量机的道路网短时交通流量预测 [J]. 吉林大学学报 (工学版), 2008 (1): 48-52.

[10] 侯重远, 江汉红, 芮万智, 等. 工业网络流量异常检测的概率主成分分析法 [J]. 西安交通大学学报, 2012, 46 (2): 70-75.

[11] 王 建. 基于流量主成分 HMM 模型的 DDoS 检测方法研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2015.

[12] 颜晨阳, 熊伟清, 张友鹏. 基于交通流量控制的二元蚁群优化模型 [J]. 系统仿真学报, 2007 (10): 2346-2350.

[13] 吴文铁, 宋日聪, 李 敏. 蚁群优化神经网络的网络流量混沌预测 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48 (34): 97-101.

[14] 淡 军. 基于流量数据的网络异常检测算法研究 [D]. 昆明: 云南师范大学, 2016.

[15] 刘兴万. 基于结构优化 BP 神经网络算法的网络异常检测研究 [D]. 沈阳: 辽宁大学, 2016.

(上接第 187 页)

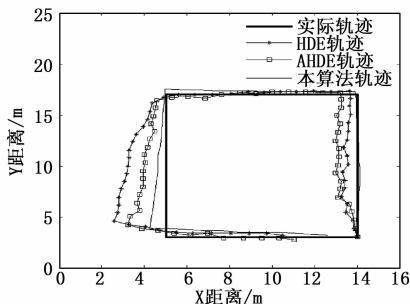


图 3 行人航位推算轨迹图

图中可以看出 HDE 算法的最大误差为 2.2 m, AHDE 算法的最大误差为 1.6 m, 本算法的最大误差为 1 m. 同时可以观察到 HDE 算法和 AHDE 算法的平均误差远大于本算法的平均误差。

表 3 行人航位推算效果比较

	HDE 算法	AHD 算法	本文算法
实际距离 /m	45	45	45
测量距离 /m	42.2	42.7	43.6
距离误差 /m	2.8	2.3	1.4
测量步数 /m	55	54	55
误差和 /m	87.9	70.2	38.5
平均误差 /m	1.6	1.3	0.7

由表 3 可以看出, 本算法在行人轨迹的总长测量误差上比 AHDE 算法提高了 0.9 m, 并且对于行人行进过程中每一步的位置估计的精确度较 AHDE 算法有很大程度的提升。在表格中误差和指的是行人轨迹中每一步实际位置和估算位置的误差的总和, 而平均误差则是指平均单点误差。如 HDE 算法中, 单点误差和为 87.9 m, 测量步数为 55 步, 则平均误差为 1.6 m. 实验结果表明, 本文提出的算法比 AHDE 算法性能提升了 46%。

4 结语

本文针对单一地利用陀螺仪进行航向推算时会出现陀螺仪误差累计和估计的航向角在实际航向角两侧震荡的问题, 提出

了一种基于多传感器的航向推算系统。该系统利用 KF 来消除方向传感器的信号干扰和陀螺仪的动态漂移, 以滤波处理后的方向传感器的角度值作为行人的航向角。针对室内环境中可能存在硬磁场干扰的情况, 引入陀螺仪来检测和校正航向角, 同时更新陀螺仪的绝对方向角来消除陀螺仪的累积误差。该算法通过与 HDE 算法、AHDE 算法比较, 表现出更好的航向推算准确性。

参考文献:

[1] Levi R W, Judd T. Dead reckoning navigational system using accelerometer to measure foot impacts [P]. US, US 5583776 A, 1996.

[2] Ojeda J B L. Heuristic Drift Elimination for Personnel Tracking Systems [J]. Journal of Navigation, 2010, 63 (4): 591-606.

[3] Hong F, Chu H, Wang L, et al. Pocket Mattering: Indoor Pedestrian Tracking with Commercial Smartphone [A]. International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation [C]. 2012.

[4] 胡东旭. 基于互补滤波器的 HDE 算法在室内行人航迹定位中的研究 [J]. 吕梁学院学报, 2016, 6 (2): 22-27.

[5] 郗艳华, 张玉叶. 高通滤波器分析及其仿真 [J]. 信息技术, 2011 (8): 29-31.

[6] 王大伟, 贾荣丛, 王划一. 基于 Matlab 的巴特沃斯滤波器设计 [J]. 现代电子技术, 2012, 35 (21): 71-72.

[7] 杨 智, 严 华. 基于 SVR 和粒子滤波的室内导航方法 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (9): 231-233.

[8] Kang W, Han Y. SmartPDR: smartphone-Based Pedestrian Dead Reckoning for Indoor Localization [J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15 (5): 2906-2916.

[9] Weinberg H. Using the ADXL202 in pedometer and personal navigation applications [J]. 2002.

[10] Kim J W, Han J J, Hwang D H, et al. A step, stride and heading determination for the pedestrian navigation system [J]. Positioning, 2004, 3 (1&2): 273-279.

[11] 徐 伟. 基于 Android 手机的室内定位技术研究及实现 [D]. 武汉: 华中师范大学, 2014.

[12] 赵 辉, 李 擎, 李 超. 基于主方向的行人自主定位航向修正算法 [J]. 电子技术应用, 2016, 42 (11): 108-111.