

文章编号:1007-5321(2021)04-0121-08

DOI:10.13190/j.jbupt.2020-244

基于鼠标行为时频联合分析的用户可信认证

易 茜¹, 黎 伟², 易树平², 谢俊东²

(1. 重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044; 2. 重庆大学 机械与运载工程学院, 重庆 400044)

摘要: 提出了一种基于时频联合分析的鼠标动力学认证方法. 对用户操作鼠标行为的连续时序信号进行小波包变换, 依据不同频带的子信号提取其时频联合分布特征, 并使用递归特征消除法筛选出特征. 采用随机森林算法建立用户独特的鼠标行为模式, 据此进行用户身份认证. 为验证方法的有效性, 采取单因素实验设计, 以特征分析方法为唯一因素, 采集真实网络环境中 40 个用户在 31 个月内的鼠标行为数据, 对其中 18 个用户分别采用时序分析和时频联合分析提取并筛选特征; 使用相同算法建立用户鼠标行为模式, 对比了基于 2 种特征分析方法的可信身份认证系统的性能差异. 结果显示, 相比时序分析方法, 所提方法将可信身份认证的操作特性曲线下的面积从 97.02% 提升为 99.10%.

关 键 词: 时频联合分析; 可信身份认证; 鼠标行为; 小波包变换; 随机森林

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Trustworthy Identity Authentication Based on Joint Time-Frequency Analysis of Mouse Behavior

YI Qian¹, LI Wei², YI Shu-ping², XIE Jun-dong²

(1. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: A joint time-frequency analysis (JTFA) based method is proposed to improve the performance of the mouse dynamic trustworthy identity authentication system. Multi-resolution analysis of temporal signals based on wavelet packet transformation (WPT) is used to explore the joint time-frequency distribution characteristics of mouse behavior signals, and the recursive feature elimination method is applied to filter features extracted from users' long-term mouse behavior data. The random forest algorithm is employed to establish the unique mouse behavior patterns for web users, which can be used to implement trustworthy identity authentication. In the case study, a single factor experiment is conducted, which sets the feature analysis method as the only factor. The mouse behavior data for thirty-one months of forty users is collected, among which the data of eighteen users are used for modeling and analysis. Both time series analysis and JTFA are adopted for feature extraction and the same algorithm is used to establish the model. The performance results show that the proposed JTFA based method increases the average value of area under receiver operating characteristic curve from 97.02% to 99.10% compared with the time series analysis based method.

Key words: joint time-frequency analysis; trustworthy identity authentication; mouse behavior; wavelet packet transformation; random forest

收稿日期: 2020-11-20

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(71671020); 重庆市技术创新与应用发展专项重点项目(cstc2019jcsx-mbdcX0049)

作者简介: 易 茜(1986—), 女, 讲师, E-mail: yiqian@cqu.edu.cn.

网络用户可信身份认证过程是指确认网络账户登陆者是否为其真实拥有者的身份核实过程,现有认证技术主要有凭据认证和生物认证两类。凭据认证因凭证易被窃取饱受诟病,而认证信息具有难以泄露、破解、丢失以及被仿冒的特点,安全性更强。生物认证方法分为生理特征认证和行为特征认证两类^[1]。生理特征认证系统因特征的唯一性具有良好的认证效果^[2],然而常见的生理特征识别方法(声纹、虹膜、指纹等)依赖额外的硬件设备,且存在特征受损和老化而影响识别准确率的问题^[3],不具备普适性。由于行为特征具有难以被拦截、模仿的时域特性^[4-5]和较低的硬件设备依赖性而受到研究者的青睐。

行为特征认证方法以个人行为模式作为用户身份标识^[6],基于长期行为数据建立用户独特的行为模式,通过模式匹配进行用户可信认证。在人机交互领域,对用户行为模式的研究包括信息搜索和选择^[6]、上下文感知^[7]、鼠标动力学^[8-9]、行为流图^[10]、击键行为模式^[11]等。其中,鼠标动力学因鼠标行为良好的时域延续性和鼠标使用的普遍性,在动态和静态可信认证领域中都具有较高的研究价值,受到学者的广泛关注。

Maja^[12]等较早地提出利用用户的鼠标移动行为进行用户建模,利用模式匹配来对计算机使用者的身份进行再认证。房超等^[13]提出利用基于鼠标动力学特征的用户识别技术进行用户身份实时监测,在10个用户的数据验证中,通过特征降维与神经网络分类相结合的算法,得到了0.48%的误识率和2.86%的拒识率。沈超等^[14]从人机交互和心理行为出发,将用户鼠标行为特征分为对话层和生理层,提出了一种基于鼠标行为的动态认证方法。通过采集20个用户日常使用计算机的数据进行验证,利用交叉验证测试这种认证方法的性能,得到了1.67%的误识率和3.68%的拒识率。徐剑等^[1]采用层次化划分的方法对鼠标行为进行定义,从时间、空间、其他3个维度去研究用户鼠标动力学特征,构建用户鼠标行为的特征空间。利用20个用户2个月内的鼠标行为数据进行实例验证,得到的平均拒识率为11.63%,误识率为3.96%。上述研究通过时序分析挖掘用户鼠标行为的特征并构建其鼠标行为模式,通过实例证明了鼠标动力学认证方法的可行性和有效性,但在认证准确率上还有提升空间。

映射网络用户鼠标行为的数字信号(简称鼠标行为信号)是一种典型的时序信号,从工程信号角度看,任何时序信号都具有独特的时、频域特点。因此,采用时频联合分析方法分析鼠标行为信号,可更深入地挖掘用户行为特征,构建更具独特性的鼠标行为模式,从而提高认证系统的性能。

笔者提出了基于时频联合分析的用户可信认证方法,利用小波包变换方法对鼠标行为信号进行时频联合分析,挖掘其时频联合分布特征,筛选特征;基于随机森林算法构建用户行为模式,据此进行可信身份认证,并通过实例证明了该方法能有效提高鼠标动力学认证系统的效果。

1 鼠标行为信号及其时域特征

1.1 鼠标行为时序信号

时序信号是自变量为时间的信号,鼠标行为信号描述的是鼠标行为随时间变化的时序信号。用户使用鼠标时有移动和点击2种操作,因此产生了移动和点击2种行为信号。受行为性质和频率的影响,移动行为信号具有良好的时域延续性,而鼠标点击信号属于随机脉冲信号。鼠标行为采集的通常是计算机程序记录,其信号是离散数字信号。因鼠标行为具有随机性且不可预测,故鼠标行为信号具有非平稳的特性。

鼠标动力学研究中使用的原始数据一般包括鼠标操作类型(移动、点击等)、系统时间戳、光标 x 轴坐标、光标 y 轴坐标、用户名5个维度,称为鼠标行为静态信息。其中,对鼠标移动行为信号的分析一般从位移距离、时间、方向3个维度进行,通过时域变换获取11维鼠标移动行为的时序信号,包括速率、角度、曲率等。

1.2 鼠标行为信号时序分析特征

在鼠标行为信号的分析中,主要关注鼠标点击行为信号的点击间隔和偏移特征,而对于鼠标移动行为信号,则分别从空间和时间2个维度进行分析。在空间维度,分析其在操作空间不同区域和移动方向上行为的差异性;在时间维度,分析鼠标移动行为在不同时序信号的特征。对于信号特征的度量,通常采用时序分析方法,用最大值、最小值、平均值、标准差、极差等5个时域统计学特征来刻画^[14-16],得到鼠标行为信号时序分析特征组,如表1所示。

表 1 鼠标行为信号时序分析特征组

鼠标行为信号		特征数量
鼠标移动	x 坐标	5
	y 坐标	5
	角度 $a = \text{atan}(\Delta y / \Delta x)$	5
	曲率 $c = a / \Delta s$	5
	曲率变化率 $r = \Delta c / \Delta s$	5
	垂直速率 $y' = \Delta y / \Delta t$	5
	水平速率 $x' = \Delta x / \Delta t$	5
	切向速率 $v = \Delta s / \Delta t$	5
	切向加速度 $v' = \Delta v / \Delta t$	5
	加速度变化率 $j = \Delta a / \Delta t$	5
空间维	按 3×3 分 9 个区域操作 (v, a)	90
	按 $8 \times 45^\circ$ 分 8 个方向移动 (v, a)	80
鼠标点击	点击间隔	5
点击	点击偏移	5

2 鼠标行为信号的时频联合分析

2.1 时频联合分析

时频联合分析是时变非平稳信号分析的有力工具,可提供时域与频域联合的分布信息,可清楚

地显示信号频率随时间变化的关系. 时频联合分析的基本思想是:设计时间和频率的联合函数,用它同时描述信号在不同时间和频率的能量密度或强度. 时间和频率的这种联合函数简称为时频联合分布. 利用时频联合分布分析信号,能给出各个时刻的瞬时频率及其幅值,并且能够进行时频滤波和时变信号的研究. 常用的时频联合分析方法有短时傅里叶变化、小波变换、Wigner-Ville 分布等.

2.2 鼠标行为信号的时频联合分析方法——小波包变换

针对鼠标移动行为进行时频联合分析中,其时序信号是一种非平稳离散数字信号,信号的信噪比一般较高,要求使用具有较强局部分析能力的非平稳离散信号分析方法. 因此,可采用小波包变换方法. 小波包变换首先将原始信号作为输入信号,通过尺度函数和小波函数将其分解成高频和低频 2 部分;然后将这 2 部分信号分别作为输入信号进行分解,得到下一级的高频部分和低频部分. 依此类推,如图 1 所示. 随着分解级数的增加,其在频域上的分辨率就越高. 小波包变换因其精细的时频定位和良好的局部化分析性能,被广泛应用于生物和工程领域的非平稳信号分析中^[17-18],能满足鼠标行为信号时频联合分析的要求.

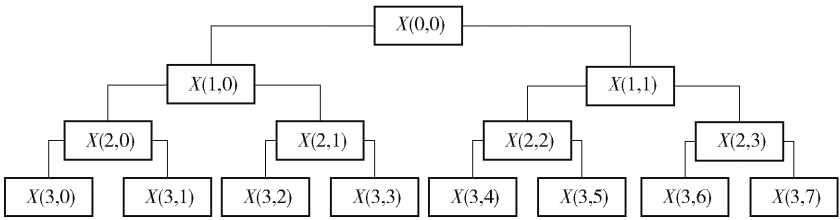


图 1 鼠标行为信号小波包变换示意图

小波包定义为^[19]

$$\left. \begin{aligned} W_{2n}(t) &= \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} h_k W_{2n}(2t-k) \\ W_{2n+1}(t) &= \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} g_k W_{2n}(2t-k) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中: $W_{2n}(t)$ 为尺度函数,相当于低通滤波器, h_k 为低通滤波器系数; $W_{2n+1}(t)$ 为小波函数,相当于高通滤波器, g_k 为高通滤波器系数. 信号 $f(t)$ 在子空间中的小波包变换系数为^[19]

$$C_k^{n,j} = \int_R f(t) \sqrt{W_n(2^j t - k)} dt,$$

$j = 1, 2, \dots; n = 0, 1, 2, \dots, 2^j - 1; k = 1, 2, \dots$ (2)

其中: j 为信号 $f(t)$ 分解的子信号频带宽度, n 为不同的带通滤波器. 根据原始信号分解到不同频带上的小波包系数,将其重构为各时域信号,这样就将原始信号分解为带宽相同的不同频带的子信号,实现了信号的多分辨率分析.

2.3 鼠标行为信号的小波包变换参数

使用小波包变换需确定小波基和分解层数 2 个参数,前者影响信号分解与重构的准确度,后者可确定多分辨率分析的精细程度.

1) 适用于鼠标行为信号小波包变换的小波基

小波基的选择依据正交性、对称性、正则性、消失矩、紧支撑性 5 个重要特性^[20]. 由于运动过

程由用户手部控制,操作环境较为简单,鼠标行为信号信噪比较高,奇异性明显,而动态可信身份认证要求系统对信号有较快的处理速度.适用于鼠标行为信号小波包变换的小波基应具有以下特点:

- ① 正交性好,有利于信号的精确重构;
- ② 消失矩高,有利于分离信号的奇异信息;
- ③ 紧支撑长度适当,支撑越大消失矩越高;支撑越局部化能力越强,计算复杂度越低,速度越快.

综合考虑,可选择 db7 小波作为鼠标行为信号小波包分析的小波基.

2) 鼠标移动行为信号小波包变换分解层数

信号采样频率既定时,信号分解层数可确定子信号的数量和频率分布范围.为保证认证系统的效率,子信号的数量不宜过多;频率分布范围要适中,要足以挖掘信号时频联合分布的特征.本研究中信号源的采样频率为 60 Hz,而用户鼠标行为信号低频部分集中在 0 ~ 5 Hz,如图 2 所示.因此,确定分解层数为 3 层,即将原信号分解为 8 个不同频带的子信号.

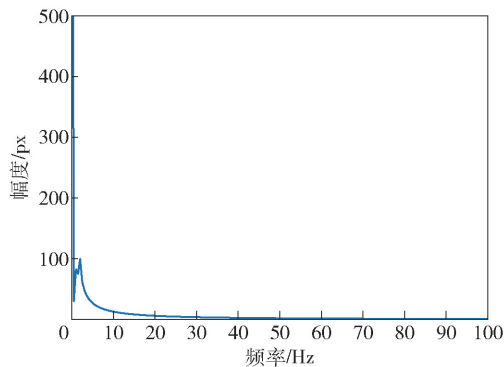


图2 鼠标移动行为信号频谱分布

2.4 鼠标行为信号的时频联合分布特征空间

对鼠标移动行为信号进行时频联合分析,挖掘其时频联合分布特征,就是要将鼠标移动行为信号分解为不同频带的子信号,提取子信号时域特征,结合不同频带的子信号特征,构成信号的时频联合分布特征.选择 11 维信号,通过 3 层小波包分解将信号分解到 8 个不同频段子信号(0 ~ 7),使用统计学特征和功率、子信号功率比、偏度、峰度来刻画各子信号特征,结合移动行为空间特征和鼠标点击特征等构建鼠标行为信号时频联合分布特征空间,如表 2 所示.

表2 鼠标行为信号时频联合分析特征组

鼠标行为	信号类型	特征数量
移动	x 坐标	72
	y 坐标	72
	角度	72
	曲率	72
	曲率变化率	72
	垂直速率	72
	水平速率	72
	切向速率	72
	切向加速度	72
	加速度变化率	72
	角度变化率	72
	按 3×3 分 9 个区域操作(v, a)	90
空间维	按 $8 \times 45^\circ$ 分 8 个方向移动(v, a)	80
	点击间隔	5
点击	点击偏移	5

采用 Wilcoxon 秩和检验方法检验不同用户在同一特征分布是否存在显著差异,显著性水平为 0.01,同时研究对比了同组用户时序分析特征和时频联合分布特征的检验 P 值,表 3 所示为实验用户 9 与用户 15 的部分特征检验结果.

表3 用户9与用户15特征 Wilcoxon 秩和检验 P 值

信号	特征	时序分析	子频带							
			0	1	2	3	4	5	6	7
x	kurt	0.815	0.842	0	0.001	0	0.003	0.015	0.012	0.001
y	kurt	0.771	0.663	0	0.001	0.001	0.001	0.001	0.004	0.001
v	std	0.325	0.006	0.002	0.001	0.010	0.004	0.018	0.011	0
x'	kurt	0.298	0.155	0.008	0.040	0.014	0.006	0.007	0.019	0.002
y'	kurt	0.042	0	0.001	0	0.001	0	0	0.002	0
v'	min	0.048	0.044	0.137	0.002	0.025	0.001	0	0	0.006
c	max	0.134	0.320	0.164	0	0	0	0	0.001	0

表3中,信号列表示鼠标移动行为的维度,特征列表示特征类型,时序分析列表示时序分析所提取特征的显著度水平,8个子频带列表示时频联合分析中不同频带信号所提取特征的显著度水平.以第3行为例,时序分析方差特征 P 值为0.325,高于0.01,2个用户在该特征上不存在显著差异;时频联合分析的8个子频带中,有5个子频带特征的 P 值小于0.01,说明2个用户在时频联合分析的这5个特征上存在显著差异.

结果表明,在用户鼠标行为特征的挖掘中,时频联合分析方法能挖掘更多具有显著差异性的特征,有助于提高可信身份认证系统的性能.

3 可信身份认证模型与特征筛选

基于时频联合分析的用户可信身份认证流程主要分为数据获取、特征分析、模式识别3部分,如图3所示.

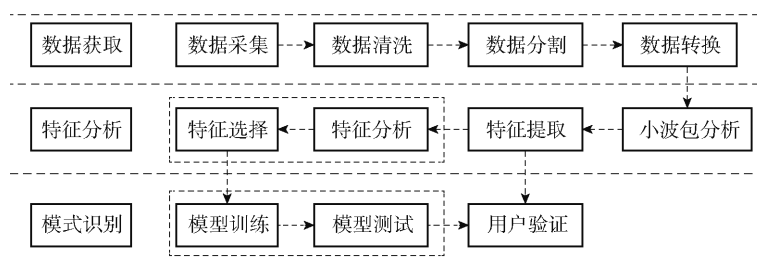


图3 基于时频联合分析的用户可信身份认证流程

3.1 用户可信身份认证模型的构建方法

采用随机森林算法构建用户可信身份模型. 随机森林算法是一种结合 bootstrap 算法和 Decision Tree 算法的分类算法,对于一个原始样本集 U ,通过对原数据集进行 w 轮随机抽样,获得 w 个大小为 u 的样本数据集,再利用决策树方法对每轮抽样的数据集进行建模,得到 w 棵 Tree 模型,然后在 w 个模型分类结果的基础上投票得到最终的分类结果. 其实质是对 Decision Tree 算法的一种改进,相比于 Decision Tree 算法,随机森林算法通过样本和特征的随机选择,获得了较强的抗噪能力,一定程度上避免了模型过拟合问题.

3.2 基于递归特征消除的特征筛选方法

特征筛选是将高维特征空间的样本通过映射或者变换的方式转换到低维空间,通过特征选取删掉冗余和不相关的特征来实现降维,旨在评选最优特征组合的同时降低运算复杂度. 采用递归特征消除法进行特征筛选,先构建分类模型,根据特征的重要度选出最差的特征并剔除,在剩余特征上重复该过程,遍历所有特征. 在历次所建模型中选出准确率最高而特征数量最少的分类模型,将该模型的特征作为最终筛选出的特征,其运算流程如图4所示.

为保证特征在鼠标行为建模中的稳定性和有效性,特征筛选时使用随机森林为建模算法,并采用了

基于 Gini 指数的特征重要度, Gini 指数的计算方法为

$$G = \sum_{k=1}^K p_k(1-p_k) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2 \quad (3)$$

其中: K 为类别, p_k 为类别 k 的样本权重.

随机森林算法由有限棵决策树构成,每棵决策树存在有限个分裂节点. 特征 X_i 在节点 m 上的重要度为节点 m 分枝前后的 Gini 指数变化量,有

$$V_{im}^{(Gini)} = G_m - G_l - G_r \quad (4)$$

其中: G_m 为节点 m 的 Gini 指数, G_l 和 G_r 分别为决策树分支后 2 个新节点的 Gini 指数.

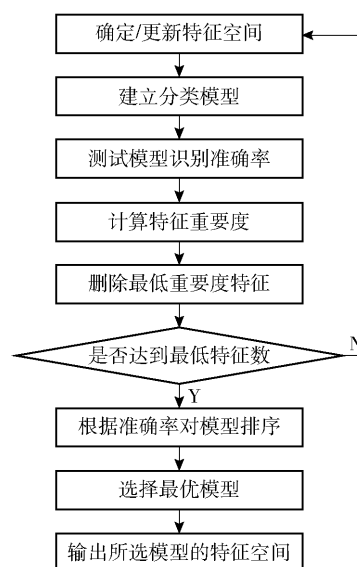


图4 递归特征消除法运算流程

若随机森林算法中共有 n 棵树,每棵树有 M 个节点,则特征 X_i 的重要度评分为

$$V_i^{(\text{Gini})} = \sum_{j=1}^n \sum_{m \in M} V_{ijm}^{(\text{Gini})} \quad (5)$$

对所有特征的重要度评分进行归一化处理,有

$$V_i = \frac{V_i^{(\text{Gini})}}{\sum_i V_{ijm}^{(\text{Gini})}} \quad (6)$$

其中 c 为特征空间维度.

3.3 模型评估指标

可信身份认证问题是一个二分类问题,分类模型对样本的判定结果分为 4 类. 真正例 (T_p):被正确识别的正样本;假正例 (F_p):被错误识别的负样本;真负例 (T_n):被正确识别的负样本;假负例 (F_n):被错误识别的负样本. 在可信身份认证研究中,模型对是否能正确判定样本实现的概率越高,模型越优. 选择 3 个模型作为评估指标.

1) 真阳性率 (TPR, true positive rate),即真正例占正样本的比例,有

$$R_{\text{TPR}} = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (7)$$

2) 假阳性率 (FPR, false positive rate),即假正例占负样本的比例,有

$$R_{\text{FPR}} = \frac{F_p}{F_p + T_n} \quad (8)$$

3) 受试者工作特征曲线的曲线下面积 (AUC, area under receiver operating characteristic curve) 是一个综合 R_{TPR} 与 R_{FPR} 的模型性能评估指标,取值范围为 0 ~ 1, R_{AUC} 值越大,模型的性能越好.

4 可信身份认证实例

4.1 实验设计与数据获取

为验证方法能否有效提高鼠标动力学认证系统的性能,设计了单因素对比实验. 针对相同原始数据,采用 2 种方法提取特征,并使用同种方法构建鼠标行为模式进行可信身份认证,再根据评估指标分析认证效果. 研究数据来自课题组自建的学术研网站 (<http://www.cquieaml.com/>),通过埋码技术记录真实网络环境中用户使用鼠标的行为数据. 采集了 40 个用户 31 个月 (2017-04-07—2019-11-05) 的原始数据,如表 4 所示.

原始数据的预处理过程包括数据清洗、分割和

表 4 数据采集记录

操作	时间戳/ms	x 轴坐标/px	y 轴坐标/px	用户名
slide	1493951842986	735	662	0
slide	1493951843002	737	662	0
slide	1493951843017	743	661	0
slide	1493951843033	755	658	0
slide	1493951843049	775	658	0

变换. 数据清洗即冗余数据的过滤,包括重复数据、乱序数据、错误数据;数据分割则是根据连续操作序列将连续的原始数据切分为单独的鼠标移动行为样本;数据变换即对基础样本信号数据进行不同的数学变换,获得研究需要的鼠标行为信号数据.

4.2 特征提取、筛选与评价

对于预处理后的鼠标行为信号,分别使用时序分析和时频联合分析方法提取特征,并对后者的高维特征空间为每个用户筛选特征. 用户 1 的特征筛选过程和结果如图 5、表 5 所示.

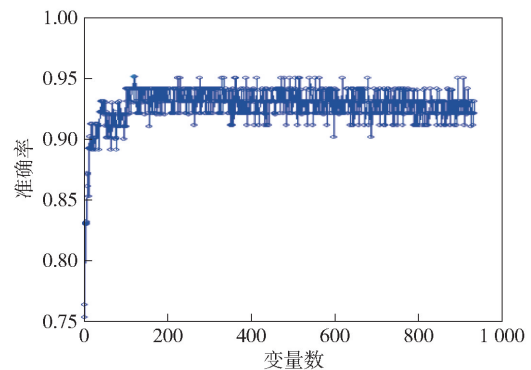


图 5 用户 1 的递归特征消除过程

表 5 用户 1 的特征筛选结果

排序	特征名	排序	特征名	排序	特征名
1	s4-a-min	41	a4-max	81	c6-max
2	s4-v-min	42	a'6-range	82	a0-skew
3	a3-min	43	a4-range	83	d1-a-min
4	s1-a-range	44	a7-range	84	r5-skew
5	s5-v-min	45	d3-v-min	85	v1-kurt
6	s1-v-min	46	r1-max	86	x'6-skew
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	s4-a-mean	78	a4-min	118	s1-v-range
39	d3-v-std	79	r1-min		
40	Lct-mean	80	v'3-kurt		

4.3 用户可信身份认证结果

根据 2 种方法提取的特征 (筛选) 结果,采用随

机森林算法构建二分类模型,训练和测试样本比例为 7:3,对模型的性能进行组内及组间的交叉验证.从 40 个用户中选择 18 个数据充分的用户进行建模,其中正样本组为单个用户所有鼠标行为的样本,从另外 39 个用户的样本中随机抽取等量负样本组.组内交叉验证通过多次随机抽样完成建模,计算模型的性能指标均值;组间交叉验证即计算不同用户认证模型的性能指标均值.结合组内和组间交叉验证的模型性能指标作为该方法下的模型性能,如图 6 和图 7 所示.

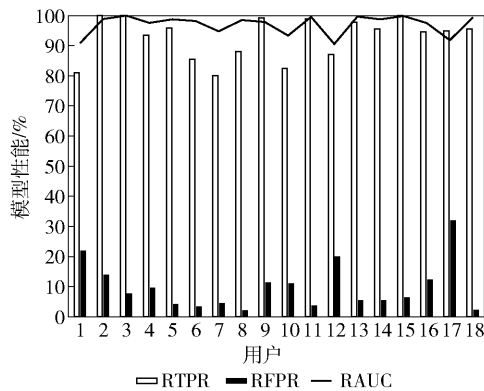


图 6 基于时序分析方法的模型认证结果

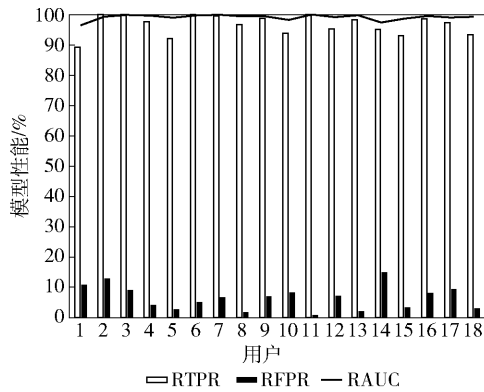


图 7 基于时频联合分析方法的模型认证结果

表 6 所示为基于 2 种方法构建认证模型的性能指标对比.从表 6 可见,基于时频联合分析方法提取特征构建的用户可信身份认证模型将 R_{TPR} 值从 92.79% 提升为 96.59%;将 R_{FPR} 值从 9.87% 降为 6.50%, R_{AUC} 值从 97.02% 提升为 99.10%,其性能明显优于基于时序分析的方法,显著地提高了网络

表 6 用户可信身份认证性能指标对比 %

方法	R_{TPR}	R_{FPR}	R_{AUC}
基于时序分析	92.79	9.87	97.02
基于时频联合分析	96.59	6.50	99.10

用户可信身份认证系统的性能.

5 结束语

1) 针对网络用户可信身份认证的问题,提出了一种基于鼠标行为时频联合分析的用户认证方法.有别于传统的时序分析,笔者将时频联合分析应用到鼠标行为分析中,挖掘用户鼠标行为的时频联合分布特征,基于随机森林算法的筛选特征并构建用户独特的行为模式,据此实现用户可信认证.实验结果表明,相比时序分析,基于时频联合分析方法能更好地挖掘用户鼠标行为特征,显著提高用户可信身份认证的效果.

2) 研究结果为用户可信身份认证提供了新的研究思路 and 方向,但用户鼠标行为信号时频联合分布特征还有进一步挖掘的空间,后续将从交互行为的角度出发研究鼠标行为特征;在认证方法研究的基础上,将通过用户鼠标行为的持续监控,构建用户的可信交互模型,避免因用户行为存在的随机性和偶然性导致认证错误.

参考文献:

[1] 徐剑,李明洁,周福才,等.基于用户鼠标行为的身份认证方法[J].计算机科学,2016,43(2):148-154.
Xu Jian, Li Mingjie, Zhou Fucui, et al. Identity authentication method based on user's mouse behavior[J]. Computer Science, 2016, 43(2): 148-154.
[2] Grother P, Tabassi E. Performance of biometric quality measures[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(4): 531-543.
[3] Malathi R, Jeberson R R R. An integrated approach of physical biometric authentication system[J]. Procedia Computer Science, 2016, 85: 820-826.
[4] Jain A K, Pankanti S, Prabhakar S, et al. Biometrics: a grand challenge[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. Cambridge: IEEE Press, 2004: 935-942.
[5] Zweig M H, Campbell G. Receiver-operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine[J]. Clinical Chemistry, 1993, 39(4): 561-577.
[6] Shrobe H, Shrier D L, Pentland A. New solutions for cybersecurity[M]. MITP: the MIT Press, 2018.
[7] 王任重,陶丹.基于上下文感知的智能手机隐式身份认证机制[J].北京邮电大学学报,2019,42(6):

- 118-125.
- Wang Renzhong, Tao Dan. Implicit authentication mechanism based on context awareness for smartphone [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019, 42(6): 118-125.
- [8] Shen Chao, Cai Zhongmin, Liu Xiaomei, et al. Mouse-Identity: modeling mouse-interaction behavior for a user verification system [J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2016, 46(5): 734-748.
- [9] Yi Qian, Xiong Shiquan, Wang Biao, et al. Identification of trusted interactive behavior based on mouse behavior considering web user's emotions [J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2020, 76: 102903.
- [10] 易树平, 李嘉佳, 易茜. 基于行为流图的可信交互检测方法 [J]. 控制与决策, 2020, 35(11): 2715-2722.
- Yi Shuping, Li Jiajia, Yi Qian. Trustworthy interaction detection method based on user behavior flow diagram [J]. Control and Decision, 2020, 35(11): 2715-2722.
- [11] Ho J, Kang D K. One-class naive Bayes with duration feature ranking for accurate user authentication using keystroke dynamics [J]. Applied Intelligence, 2018, 48(6): 1547-1564.
- [12] Pusara M, Brodley C E. User re-authentication via mouse movements [C] // Proceedings of the 2004 ACM Workshop on Visualization and Data Mining for Computer Security-VizSEC/DMSEC'04. Washington DC: ACM Press, 2004: 1-8.
- [13] 房超, 蔡忠闽, 沈超, 等. 基于鼠标动力学模型的用户身份认证与监控 [J]. 西安交通大学学报, 2008, 42(10): 1235-1239.
- Fang Chao, Cai Zhongmin, Shen Chao, et al. Authentication and monitoring of user identities based on mouse dynamics [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2008, 42(10): 1235-1239.
- [14] 沈超, 蔡忠闽, 管晓宏, 等. 基于鼠标行为特征的用户身份认证与监控 [J]. 通信学报, 2010, 31(7): 68-75.
- Shen Chao, Cai Zhongmin, Guan Xiaohong, et al. User authentication and monitoring based on mouse behavioral features [J]. Journal on Communications, 2010, 31(7): 68-75.
- [15] Nakkabi Y, Traore I, Ahmed A A E. Improving mouse dynamics biometric performance using variance reduction via extractors with separate features [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans, 2010, 40(6): 1345-1353.
- [16] Feher C, Elovici Y, Moskovitch R, et al. User identity verification via mouse dynamics [J]. Information Sciences, 2012, 201: 19-36.
- [17] 贺炎, 王斌, 王忠民. 小波分解在移动用户行为识别中的应用 [J]. 北京邮电大学学报, 2016, 39(4): 67-70.
- He Yan, Wang Bin, Wang Zhongmin. Application of wavelet decomposition in mobile user behavior recognition [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2016, 39(4): 67-70.
- [18] Chi Man V, Pak Kin W, Lap Mou T. Ignition pattern analysis for automotive engine trouble diagnosis using wavelet packet transform and support vector machines [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2011, 24(5): 870-878.
- [19] 李弼程. 小波分析及其应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003: 35-38, 77-88.
- [20] 李月琴, 栗苹, 闫晓鹏, 等. 无线电引信信号去噪的最优小波基选择 [J]. 北京理工大学学报, 2008, 28(8): 723-726.
- Li Yueqin, Li Ping, Yan Xiaopeng, et al. Selection of optimal wavelet basis for radio fuze signal denoising [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2008, 28(8): 723-726.