

基于 CM-DTW 算法的智能手机动态手势身份认证^①



李翔宇^{1,3}, 许力^{2,3}, 李瑞兴^{1,3}

¹(闽江师范高等专科学校 计算机系, 福州 350108)

²(福建师范大学 数学与信息学院, 福州 350007)

³(物联网福建省高校应用工程中心, 福州 350108)

通讯作者: 李翔宇, E-mail: lixiangyuage@163.com

摘要: 针对 DTW 算法在手势身份认证中存在的问题, 提出了一种基于约束多维 DTW 算法 (Constraints Multi-dimension Dynamic Time Wrapping, CM-DTW) 的智能手机动态手势身份认证方法. 该方法利用手机内置传感器获取代表用户生物行为特征的手势数据, 通过 Sakoe-Chiba 窗约束下的 DTW 算法选择合法用户的候选模板集, 采用线性升降采样归一化候选模板得到一个标准模板. 该方法与 DTW 算法相比, 不仅提高了身份认证的时间效率, 并且保证了用户身份认证的准确率.

关键词: DTW 算法; 身份认证; 生物行为特征; 标准模板; 动态手势

引用格式: 李翔宇, 许力, 李瑞兴. 基于 CM-DTW 算法的智能手机动态手势身份认证. 计算机系统应用, 2019, 28(8): 17-23. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7023.html>

Dynamic Gesture Identity Authentication of Smart Phone Based on CM-DTW Algorithms

LI Xiang-Yu^{1,3}, XU Li^{2,3}, LI Rui-Xing^{1,3}

¹(Department of Computer Science, Minjiang Teachers College, Fuzhou 350108, China)

²(College of Mathematics and Informatics, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China)

³(IOT Application Engineering Center of Colleges and Universities in Fujian Province, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Aiming at the problems of DTW algorithm in gesture authentication, the dynamic gesture authentication method for smartphones based on CM-DTW (Constraints Multi-dimensional Dynamic Time Wrapping) is proposed. The method uses smartphone built-in sensors to obtain gesture data which representing users' biological behavior characteristics. The candidate template set of legitimate users is selected by DTW algorithm with Sakoe-Chiba window constraints, and a standard template is obtained by normalizing the candidate template with linear up-down sampling. Compared with DTW algorithm, the proposed method not only improves the time efficiency of user identity authentication but also maintains the accuracy.

Key words: DTW algorithm; identity authentication; biological behavior characteristics; standard template; dynamic gesture

随着智能移动设备的普及, 智能移动终端正面临着越来越多的安全威胁, 设计安全高效的移动设备身

份认证方案显得尤为必要. 传统的基于密码学机制的认证方法存在密码被盗用、密码被遗忘等问题, 通过

① 基金项目: 国家自然科学基金海峡两岸联合项目 (U1405255); 福州市科技重大项目 (榕科 (2017)325 号); 福建省教育厅中青年科研项目 (JZ180628)

Foundation item: Joint Fund for the Promotion of Scientific Cooperation Across the Taiwan Straits of National Natural Science Foundation of China (U1405255); Science and Technology Major Project of Fuzhou Municipality (Rong-Ke(2017)325); Mid-aged and Young Talent S&T Program of Education Bureau, Fujian Province (JZ180628)

收稿时间: 2019-01-29; 修改时间: 2019-02-27; 采用时间: 2019-03-11; csa 在线出版时间: 2019-08-08

生物特征识别技术可以很好的解决这些问题. 文献[1-3]的研究者提出了通过采集人的生物特征样本进行身份识别的生物特征识别技术. 生物特征可以分为: 生理特征和行为特征, 其中生理特征是先天因素决定的, 如指纹、虹膜、人脸以及 DNA 等, 行为特征是由后天造成的, 如签名、手势姿势、滑屏解锁姿势等. 由于生物特征能够区分不同的人身份, 且难以被模仿, 可以有效的保护个人的隐私安全. 加速度传感器以其低廉的价格、较高的灵敏性和较小的体积被广泛内置于智能手机中, 利用手机内置的加速度传感器获取用户认证手势产生的加速度信号作为生物特征识别具有可操作性^[4]. 基于动态手势特征的身份认证方法比较流行的方法有: 基于 DTW 的方法^[4,5]、基于 HMM 的方法^[6]和基于支持向量机的方法^[7]等. Varga J^[8]等提出了一种新的智能手机和类似设备的认证方法, 该方法基于用户对设备本身所做的手势, 结合密码信息对用户认证. 刘威^[9]等人改进了了全局序列对齐 (GSA) 算法, 对匹配后的序列进行插值操作, 提高了中文空中签名身份认证效果. Liu Q^[10]等人提出了一种能够抵抗用户姿势变化的手势认证方法, 通过手机内置传感器采集姿态行为数据, 采用 K-means 算法获取用户的每个姿态, 并为每个姿态训练一个认证模型. 苗敏敏^[11]等提出了差分至底向上线性分段方法对有效手势动作端点自动检测, 最后利用 DTW 算法对测试手势与模板手势进行匹配计算. 刘乐乐^[12]等利用手机加速度传感器、陀螺仪传感器以及距离传感器等采集用户接听电话时的数据, 使用 DTW 算法的识别结果构造概率分配函数, 采用 Dempster/Shافر 证据理论进行融合. 庞永春^[13]等通过提取手势运动一阶、二阶归一化导数序列及运动方向为身份验证特征序列, 采用 DTW 算法比较注册模板特征序列与测试特征序列, 判断用户身份真实性. 文献[4,11-13]均是基于 DTW 算法实现动态手势特征的身份认证, 但 DTW 算法在计算时间序列之间的相似度时的计算复杂度较高. 刘贤梅^[14]等人基于窗口距离构造距离矩阵, 采用基于全局和局部约束的 DTW 优化算法进行运动的相似度计算, 以提高算法的效率. Niennattrakul V^[15]等人将累积距离矩阵限制在一个小的平行四边形中, 并通过记录限制的下边界的值以查表的方式进行累积距离矩阵的计算, 减少了计算时间, 提高了算法效率. 但这些算法在获得计算效率的同时, 却降低了匹配的精度识别的错误相应的提高了. 为此, 本文针对

DTW 算法在智能手机动态手势身份认证进行研究, 提出了基于 CM-DTW 算法的智能手机动态手势身份认证方法, CM-DTW 算法首先采集用户解锁时的加速度传感器三轴坐标值以及压力传感器的触屏面积值全面反映用户行为特点, 对采集的特征数据标准化和平滑去噪处理, 其次通过 Sakoe-Chiba 窗约束降低 DTW 算法的累积距离计算并训练获取候选模板集, 采用线性插值或线性降采样归一化候选模板, 得到一个标准化的用户模板作为算法的认证模板.

1 手势数据处理

1.1 数据采集

利用智能手机内置加速度传感器以及压力传感器获取用户滑动解锁过程中的数据值, 用户滑动解锁的手指接触屏幕时开始采集, 直到手指离开屏幕时结束采集. 采集数据的频率设定为 50 Hz, 从开始到结束采集的数据序列称为手势数据. 手势数据的定义如下:

$$R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\} \quad (1)$$

其中, $r_i = \{r_{i1}, r_{i2}, r_{i3}, r_{i4}\} (i=1, 2, \dots, n)$ 是一个 4 维数据, 其中 r_{i1}, r_{i2}, r_{i3} 是手机内置加速度传感器的 X, Y, Z 三轴的参数值, r_{i4} 是手机内置压力传感器的值.

1.2 数据标准化

本文算法将采用欧几里德距离计算各特征点之间的距离, 为了避免各维度的量值不一致造成距离向量值较大的维度倾斜, 需对采集的手势数据进行标准化处理, 以降低各维度的量值不同造成距离无法准确反映特征数据之间关系的影响. 采用 z -score^[16] 标准化法对式 (1) 中的手势数据标准化处理, 手势数据的标准化处理后的结果如式 (2) 所示:

$$\bar{r} = \frac{r - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m r_i \quad (3)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (r_i^2 - \mu^2) \quad (4)$$

其中, r 为集合 R 的一个数据序列, μ 为 R 的均值, σ 为 R 的标准差. 由于利用 z -score 标准化方法标准化后的时间序列形状与原始时间序列较为相近, 因此其经常被用于时间序列数据挖掘任务中^[17].

1.3 平滑去噪

由于用户解锁时,手指在屏幕上滑动时会有不同幅度的抖动,因此采集的数据中可能会产生噪声数据.通过对手势数据进行平滑处理,可以有效的消除采集数据环境因素造成的误差.基于加权移动平均法^[18]的思想,将式(2)的结果通过式(5)进行平滑处理计算.

$$\bar{r}_{kw} = \sum_{i=k-\lfloor N/2 \rfloor}^{k+\lfloor N/2 \rfloor} w_i \bar{r}_i \quad (5)$$

其中, $k \geq N/2$, N 为加权平均法平移移动计算的窗口大小,一般设定为奇数, \bar{r}_{kw} 表示一个手势序列中的第 k 个数据点平滑后结果, w_i 是第 i 个数据的权重.

2 CM-DTW 算法

2.1 DTW 算法

DTW 算法解决了语音识别中的发音长短不一的模板匹配问题,在孤立语音识别中被广泛使用.由于滑动解锁时的手势数据与语音信号数据类似,具有时序关系和时空变化性,因此很多研究者将 DTW 算法应用于手势身份认证中. DTW 算法是一种将时间规整和距离测度相结合的一种非线性规整技术.对长短不一的两个时间序列计算最小距离,距离越小则说明这两个时间序列越相似.使用 DTW 算法进行身份认证时,需要测试序列与用户参考模板序列之间的距离,以此距离的大小确定合法身份和非法身份.对于测试序列和参考模板序列描述如式(6)和式(7)所示:

$$G(M) = \{g_1, g_2, \dots, g_M\} \quad (6)$$

$$T(N) = \{t_1, t_2, \dots, t_N\} \quad (7)$$

$G(M)$ 和 $T(N)$ 分别表示经过数据处理后的 M 个数据点的测试序列和 N 个数据点的参考模板序列.采用欧几里德距离计算两个序列数据点之间的距离,对于测试序列的第 i 个数据 g_i 和参考模板序列的第 j 个数据 t_j 之间的距离计算如式(8)所示:

$$d(g_i, t_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^L (g_{il} - t_{jl})^2} \quad (8)$$

由测试序列和参考模板序列的数据点两两计算欧几里德距离可以创建一个 $M \times N$ 维距离矩阵 D , 元素 (g_i, t_j) 的值 $d(g_i, t_j)$ 表示数据点 g_i 和 t_j 的欧几里德距离. DTW 算法计算两个序列之间的距离,实质上寻找一个合适的规整函数 $j=f(i)$, 并使该函数满足式(9):

$$P(G, T) = \min_{f(i)} \sum_{i=1}^M d(g_i, t_{f(i)}) \quad (9)$$

$P(G, T)$ 是测试序列 $G(M)$ 和参考模板序列 $T(N)$ 的最优的匹配距离.动态规整算法的原理是矩阵 D 在寻找一条从起始点 (g_1, t_1) 到终止点 (g_M, t_N) 之间的路径,且该路径的累积距离是最小的.为了实现累积距离最优, DTW 算法的规整函数需要满足全局约束和局部约束的限制.其中规整函数需要满足的局部约束条件有以下三点:

1) 端点约束,端点约束要求两个序列的起始点和终止点保持一致.

$$\begin{cases} f(1) = 1 \\ f(N) = M \end{cases} \quad (10)$$

2) 单调约束,手势数据的产生具有先后顺序,规整函数必须保证匹配路径不违背手势数据产生的时间先后顺序,因此必须满足式(11).

$$f(n+1) \geq f(n) \quad (11)$$

3) 连续性约束,为了保证匹配信息的损失最小,规整函数不能跳过任何一个匹配点,通过 DTW 算法求解最优化问题,可以得到最佳路径的累积距离为:

$$p(g_i, t_j) = d(g_i, t_j) + \min \begin{cases} p(g_{i-1}, t_{j-1}) \\ p(g_{i-1}, t_j) \\ p(g_i, t_{j-1}) \end{cases} \quad (12)$$

其中, $p(g_i, t_j)$ 表示矩阵 D 的点 $(1, 1)$ 到点 (i, j) 所寻路径的最小累积距离,因此 $p(g_M, t_N)$ 的值是测试序列 $G(M)$ 和参考模板序列 $T(N)$ 的最小累积距离,即这两者的 DTW 距离.

2.2 全局路径约束

采用经典 DTW 算法计算两个序列的距离时,使用动态规划方法需要计算存储一个较大的矩阵,计算需要的时间复杂度为 $O(mn)$.为了提高 DTW 算法计算手势序列距离的计算效率,在序列弯曲计算中引入了全局约束窗口避免无效的路径搜索. CM-DTW 算法采用 Sakoe-Chiba^[19]窗降低对无效数据点之间距离的计算,从而提高计算两个序列的效率.图1中的全局路径约束下, DTW 算法需要计算的空间其实不是一个完整的矩阵,而是局限于对角线附近的带状区域.

Sakoe-Chiba 全局约束可以理解为对点 (g_i, t_j) 中下标的限制,使满足 $i-f \leq j \leq i+f$, f 是一个常数.

在 Sakoe-Chiba 约束条件下,测试序列 $G(M)$ 和参

考模板序列 $T(N)$ 两个序列计算 DTW 距离的匹配规整路径依次为 c_1, c_2, \dots, c_k (其中 $c_k = (i, j)$), 如图 2 所示。

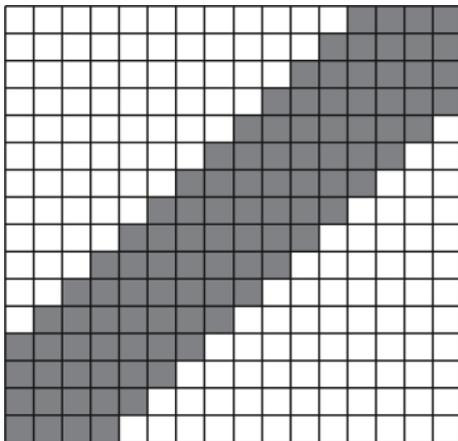


图 1 Sakoe-Chiba 约束窗口图

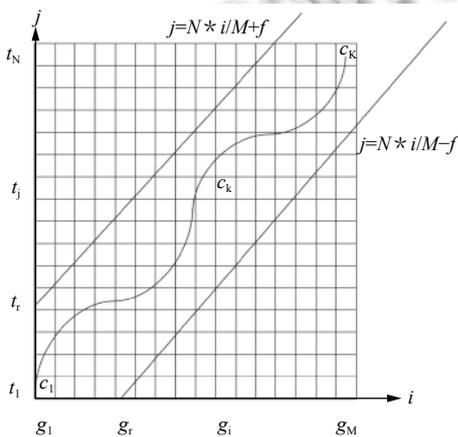


图 2 Sakoe-Chiba 约束路径归整图

由于手势数据序列的长度可能差异较大, 需要对搜索路径斜率做一定的约束, 使下标满足:

$$\frac{N * i}{M} - f \leq j \leq \frac{N * i}{M} + f$$

2.3 模板标准化

用户手势身份认证是将测试手势数据与用户的模板手势数据计算相似度, 通过阈值划分测试手势数据为合法用户手势数据或非法用户手势数据. 手势身份认证中手势模板代表合法用户的身份, 因此手势模板的正确选取直接影响到手势身份认证结果.

CM-DTW 算法的手势模板的生成: 首先通过合法用户的手势数据构建候选模板集, 然后将候选模板集的手势模板采用线性升降采样归一化生成标准的用户手势模板. 标准手势模板生成的具体步骤如下:

1) 用户重复采集手势数据 n 次, 采集到 n 组手势数据 R_1, R_2, \dots, R_n , 以同样的方式采集 m 个用户数据作为干扰手势数据;

2) 运用式 (2) 和式 (5) 对用户采集的 n 组数据进行标准化和平滑去噪处理, 并划分训练数据和测试数据;

3) 利用 Sakoe-Chiba 约束下的 DTW 算法计算用户的每组训练手势数据与其他训练手势数据 (同一用户下的其他手势数据与干扰手势数据) 之间的规整距离;

4) 对每组手势数据与同一用户下的其他手势数据的规整距离求均值作为该手势的标准阈值, 其中第 i 个用户的 j 组数据的均值为 $Mean(i, j)$;

5) 以 $Mean(i, j) \times rate(i, j)$ 作为第 i 个用户的第 j 条数据的最优阈值, 对其他所有数据进行身份认证, 其中 $rate(i, j)$ 是第 i 个用户的第 j 条数据的最优阈值比例;

6) 根据步骤 3) 中计算的结果, 在步骤 5) 的最优阈值分类下, 获得各组手势数据的身份认证结果, 并采用加权的准确率指标 WA 对其评价, 计算每组数据的身份认证指标值, 其中 $WA(i, j)$ 为第 i 个用户的第 j 组数据的 WA 指标值. 计算同一个用户下的所有数据的指标均值 $AVG_WA(i)$. 当 $WA(i, j) \geq AVG_WA(i)$ 时, 则认为第 j 组数据作为第 i 个用户的候选模板. 符合第 i 用户候选模板要求的手势数据构建候选模板集. 其中 WA 指标的公式如式 (13) 所示:

$$WA(i, j) = \frac{\beta * a + c}{\beta * (a + b) + c + d} \quad (13)$$

其中, a 为合法手势认证为合法手势数, b 为合法手势认证为非法手势数, c 为非法手势认证为非法手势数, d 为非法手势认证为合法手势数, β 为相应的权重值, 其公式表示如式 (14) 所示:

$$\beta = \frac{c + d}{a + b} \quad (14)$$

7) 对候选模板集的所有手势数据长度, 求平均值 L ;

8) 为便于标准化模板, 将候选模板集里所有的手势数据进行伸缩处理, 处理成长度 L 的归一化模板. 模板的伸缩处理采用文献[20]中数据序列长度归一化方法实现, 其中模板 $R(S)$ (S 为手势模板序列的长度) 归一化处理有 3 种情况:

- ① 当 $S=L$ 时, $R(L)=R(S)$;
- ② 当 $S>L$ 时, 通过对 $R(S)$ 进行降采样实现模板收

缩. 首先将 $R(S)$ 中的第 i 数据点 r_i 映射到 $R(L)$ 中的 g_j , 则相对应的下标映射按照式 (15) 实现:

$$j = \lfloor (L \times i) / S \rfloor \quad (15)$$

其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 是对数据取整, 如果与 j 对应的 i 大于 1 个, 则将这些 i 对应的数据点数据求平均值, 赋值给 g_j , 否则 $g_j = r_i$;

③ 当 $S < L$ 时, 通过线性插值方法来实现 $R(S)$ 延伸. 首先按照式 (15) 将 $R(S)$ 中的第 i 数据点 r_i 映射到 $R(L)$ 中的 g_j , 然后将所有 g_j 按照 j 递增依次进行排列为 $g_{j_1}, g_{j_2}, \dots, g_{j_h}$, 其中 $g_{j_h} = L$. j 从 1 开始递增, 如果 $j < j_1$, 则 $g_j = g_{j_1}$, 若 j 满足 $j_k < j < j_{k+1}$, 则可以使用式 (16) 计算该值:

$$g_j = \frac{(j - j_k)}{(j_{k+1} - j_k)} (g_{j_{k+1}} - g_{j_k}) + g_{j_k} \quad (16)$$

9) 将步骤 8) 处理后的候选模板求均值, 将该均值模板作为用户的标准模板 \bar{R}_i . 其中 \bar{R}_i 为第 i 个用户的标准模板. 将 \bar{R}_i 与训练手势数据 (第 i 个用户的手势数据和干扰手势数据) 计算规整距离, 在最优阈值 $Mean(\bar{R}_i) \times rate(\bar{R}_i)$ 的约束下获得 $WA(\bar{R}_i)$ 指标值, 将最优阈值 $Mean(\bar{R}_i) \times rate(\bar{R}_i)$ 作为模板 \bar{R}_i 的最终模板阈值.

2.4 身份认证流程

基于 CM-DTW 算法的手势身份认证主要包含两个阶段: 手势模板训练和身份认证. 手势模板训练首先将采集的多条用户信息进行数据标准化、平滑去噪处理, 并挑选候选模板, 然后采用线性升降采样对候选模板归一化, 生成每个用户的标准手势模板, 通过标准手势模板对训练集进行认证, 在加权准确率指标的约束下, 获得最优的身份认证阈值, 最终获得一个标准模板库. 身份认证阶段对用户测试手势数据进行数据标准化、平滑去噪处理, 使用处理后的数据与用户标准手势模板计算 CM-DTW 规整距离, 如果该规整距离小于该模板的最优认证阈值, 则该测试数据与模板数据属于同一个用户, 否则, 测试数据与模板数据不属于同一用户. 身份认证流程如图 3 所示.

3 实验分析

实验仿真平台采用 Matlab R2017a (9.2.0 538062), 实验数据的采集通过华为 p10 手机采集完成. 实验数据共征集 40 人参与采集, 年龄分布于 20 到 47 岁之间, 其中男生 26 人, 女生 14 人. 按照要求采集数据时, 一只手手持手机, 且将手机屏幕正面向上, 根据软件提

示, 另一只手的食指以“Z”字滑动解锁屏幕. 每个人连续采集手势数据 15 组, 共采集 600 组手势数据. 其中每个人采集的 15 组手势数据中, 10 组数据用于训练算法的手势模板, 另外 5 组数据用于测试验证算法.

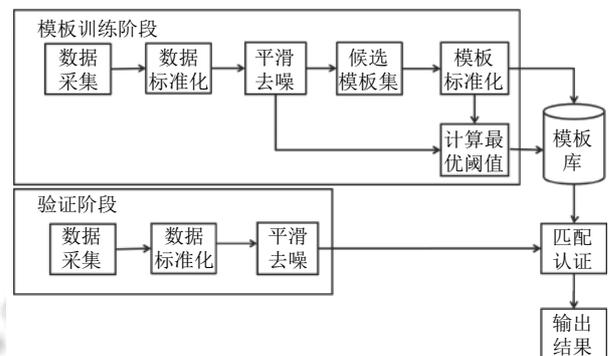


图3 身份认证流程图

训数据与测试数据通过归一化和平滑处理等预处理操作. 为了突出数据的特点, 通常给予需平滑的数据最高的权重, 求得中间位置的数据的加权平均值作为平滑后的结果^[21]. 因此, 数据平滑处理时的窗口大小设定为 5, 同时权重值依次设定为 1, 2, 3, 2, 1. 验证阶段的 Sakoe-Chiba 窗约束参数 f 的值取 $\lfloor \sqrt{N} \rfloor$.

3.1 标准模板与最优模板在经典 DTW 算法中的身份认证对比

本实验通过经典 DTW 算法对训练数据进行身份认证, 其中最优模板是指训练手势数据作为模板对其他训练手势数据认证获得最优 WA 的模板, 其中阈值的比例变化范围是 (0.5, 1.5), 以 0.1 的变化幅度递增. 两种模板对训练数据的身份认证结果如表 1 和图 4 所示, 其中 TP (True Positive) 为合法用户样本被正确认证的比例, TN (True Negative) 表示非法用户被认证为非法用户的比例.

从表 1 可以发现, 多数用户在使用标准模板进行身份认证的 TP 值和 TN 值较高于最优模板, 且对 40 个用户的 TP 和 TN 的平均值, 标准模板相比于最优模板的效果更优. 图 4 显示了标准模板的折线高于最优模板, 说明标准模板可以得到一个较好的准确率. 综合表 1 和图 4 的结果, 将标准模板应用于用户的手势身份认证将取得很好的结果.

3.2 CM-DTW 算法与经典 DTW 算法运行时间对比

本实验选择 40 名用户的训练数据, 采用 CM-DTW 算法和经典 DTW 算法分别计算同一个用户手势

之间的距离和该用户手势与其他用户手势数据之间的距离,并记录相应的运算耗时均值,如图5所示。

WA 指标值作为最终的验证结果,两个算法的手势验证结果如表2和图6所示。

表1 标准模板与最优模板身份认证的 TP 值和 TN 值

用户	标准模板		最优模板		用户	标准模板		最优模板	
	TP	TN	TP	TN		TP	TN	TP	TN
1	1.00	0.92	0.80	0.59	21	1.00	0.59	0.60	0.55
2	1.00	0.84	0.40	0.87	22	1.00	0.45	0.80	0.40
3	1.00	0.23	1.00	0.34	23	1.00	0.96	0.60	0.97
4	1.00	0.99	0.80	0.94	24	0.80	0.50	1.00	0.62
5	1.00	1.00	1.00	0.85	25	1.00	0.76	0.80	0.48
6	0.80	0.77	1.00	0.19	26	1.00	0.53	1.00	0.10
7	0.80	0.93	0.80	0.55	27	1.00	0.02	1.00	0.29
8	1.00	0.23	1.00	0.38	28	0.40	0.86	0.00	1.00
9	0.40	0.86	0.80	0.42	29	0.80	0.50	1.00	0.69
10	0.80	0.85	1.00	0.22	30	0.80	0.96	0.60	0.64
11	1.00	0.54	1.00	0.60	31	0.60	0.53	1.00	0.03
12	1.00	1.00	0.40	0.95	32	1.00	0.45	0.80	0.47
13	1.00	0.99	0.80	0.73	33	1.00	0.23	1.00	0.34
14	0.80	0.37	1.00	0.22	34	0.60	0.79	1.00	0.13
15	0.80	0.63	1.00	0.06	35	0.80	0.71	1.00	0.29
16	1.00	0.15	1.00	0.06	36	1.00	0.79	0.60	0.85
17	0.00	1.00	1.00	0.15	37	1.00	0.13	0.80	0.64
18	1.00	1.00	0.80	0.99	38	1.00	0.17	1.00	0.26
19	1.00	0.26	0.40	0.73	39	1.00	0.85	0.80	0.63
20	0.80	0.90	0.60	0.95	40	1.00	0.33	0.80	0.42
平均值						0.88	0.64	0.82	0.51

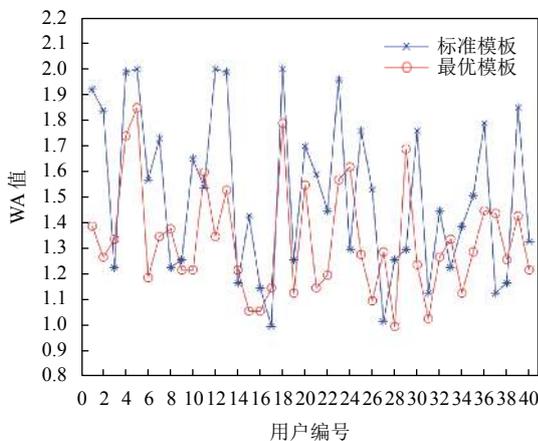


图4 标准模板与最优模板身份认证的 WA 值

从图5可知,CM-DTW 算法在同用户和不同用户的认证耗时明显小于经典 DTW 算法,提高了手势识别的认证效率.将 CM-DTW 算法应用于手机身份认证过程,可以降低用户认证的时间,提高用户的体验效果。

3.3 CM-DTW 算法与经典 DTW 算法的认证对比

本实验中,CM-DTW 算法首先通过训练数据训练获得 40 组用户的模板和最优阈值,并与经典 DTW 算法对测试数据进行身份认证,其中阈值的比例变化范围是 (0.5, 1.5),以 0.1 的变化幅度递增,获得的最优

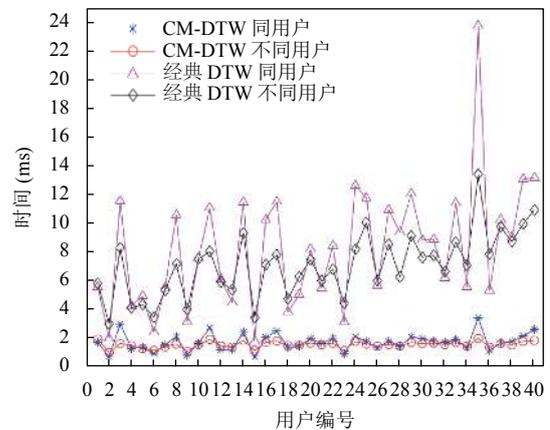


图5 CM-DTW 算法与经典 DTW 算法的运算耗时

表2 CM-DTW 算法与经典 DTW 算法身份认证的 TP 值和 TN 值

用户	CM-DTW		经典 DTW		用户	CM-DTW		经典 DTW	
	TP	TN	TP	TN		TP	TN	TP	TN
1	0.60	0.81	0.80	0.94	21	0.80	0.66	1.00	0.57
2	1.00	0.74	0.80	0.78	22	1.00	0.78	1.00	0.61
3	1.00	0.35	1.00	0.15	23	1.00	0.46	0.80	1.00
4	0.80	0.72	0.80	0.98	24	1.00	0.80	1.00	0.66
5	1.00	0.90	0.80	0.98	25	0.80	0.50	0.80	0.80
6	1.00	0.46	1.00	0.57	26	1.00	0.23	0.60	0.71
7	0.80	0.61	0.80	0.81	27	0.60	0.52	1.00	0.34
8	1.00	0.35	1.00	0.44	28	0.40	0.63	1.00	0.01
9	0.80	0.33	0.20	0.93	29	0.80	0.75	1.00	0.50
10	1.00	0.54	0.80	0.77	30	0.60	0.49	0.60	0.81
11	1.00	0.41	0.80	0.64	31	0.60	0.39	1.00	0.11
12	0.80	0.89	0.80	0.99	32	1.00	0.17	0.60	0.67
13	0.80	0.93	1.00	0.97	33	1.00	0.35	1.00	0.15
14	0.80	0.36	1.00	0.30	34	1.00	0.00	1.00	0.04
15	0.80	0.44	0.40	0.79	35	1.00	0.35	0.60	0.71
16	1.00	0.16	1.00	0.14	36	1.00	0.37	0.60	0.92
17	0.80	0.43	1.00	0.16	37	1.00	0.35	1.00	0.20
18	0.80	0.92	0.80	0.99	38	0.80	0.16	0.80	0.37
19	1.00	0.43	0.80	0.44	39	0.60	0.71	1.00	0.22
20	0.80	0.77	0.80	0.75	40	0.80	0.58	0.80	0.60
平均值						0.86	0.52	0.84	0.59

从表2可以发现,与经典 DTW 算法相比,CM-DTW 算法身份认证的 TN 均值略高,TP 均值略低.对比两种算法在 40 组用户的 TN、TP 值,两种算法的 TP、TN 指标值均各有高低.图6中显示两种算法的折线较为接近,说明 CM-DTW 算法与经典 DTW 算法的 WA 值相差较小.综合表1和图6的指标值可知,对比经典 DTW 算法,CM-DTW 算法在对 40 组用户手势数据的身份认证中能够保证准确率。

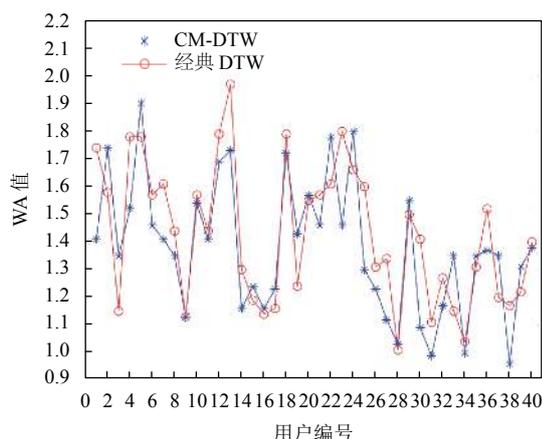


图6 CM-DTW算法与经典DTW算法的WA值

4 结语

本文提出了一种基于CM-DTW算法的智能手机动态手势身份认证方法,通过全局规整路径约束,实现了提高智能手机动态手势认证的效率,通过归一化的方法伸缩手势数据长度得到标准化的手势模板,消除了手势模板选择不够精确的问题,提高了手势身份认证的认证精度。

参考文献

- 吴微,苑玮琦.手掌静脉图像识别技术综述.中国图象图形学报,2018,18(10):1215-1224.
- 石祥滨,厉复圳,张德园.采用强制稀疏编码的人脸识别方法.小型微型计算机系统,2017,38(2):381-385.
- Imura S, Hosobe H. A hand gesture-based method for biometric authentication. Proceedings of the 20th International Conference on Human-Computer Interaction. Theories, Methods, and Human Issues. Las Vegas, NV, USA. 2018. 554-566.
- 周治平,苗敏敏.基于改进DTW及互信息去噪的手势认证研究.传感技术学报,2014,27(8):1070-1076. [doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2014.08.013]
- Ducray B, Cobourne S, Mayes K, et al. Gesture recognition implemented on a personal limited device. Proceedings of the 8th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS). Irbid, Jordan. 2017. 171-176.
- 李富,孙子文.手势识别身份认证的连续隐马尔可夫模型.小型微型计算机系统,2018,39(3):474-477. [doi: 10.3969/j.issn.1000-1220.2018.03.013]
- Wu JY, Chen ZD. An implicit identity authentication system considering changes of gesture based on keystroke behaviors.

- International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 2015: 110.
- Varga J, Švanda D, Varchola M, et al. Authentication based on gestures with smartphone in hand. Journal of Electrical Engineering, 2017, 68(4): 256-266. [doi: 10.1515/jee-2017-0037]
- 刘威,汪阳,郑建彬,等.基于加速度传感器的中文签名身份认证.计算机应用,2017,37(4):1004-1007. [doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2017.04.010]
- Liu Q, Wang MM, Zhao PH, et al. A behavioral authentication method for mobile gesture against resilient user posture. Proceedings of the 3rd International Conference on Systems and Informatics (ICSAI). Shanghai, China. 2016. 324-331.
- 苗敏敏,周治平,王杰锋.基于加速度传感器的手机用户认证方法.计算机工程与科学,2015,37(3):508-513. [doi: 10.3969/j.issn.1007-130X.2015.03.016]
- 刘乐乐,周治平.基于多传感器信息融合的用户认证方法.激光与光电子学进展,2017,54(7):071204.
- 庞永春,孙子文,王尧.基于手机触摸屏传感器多点触摸身份认证算法.计算机应用,2015,35(6):1780-1784. [doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2015.06.1780]
- 刘贤梅,赵丹,郝爱民.基于优化的DTW算法的人体运动数据检索.模式识别与人工智能,2012,25(2):352-360. [doi: 10.3969/j.issn.1003-6059.2012.02.025]
- Niennattrakul V, Ruengronghirunya P, Ratanamahatana CA. Exact indexing for massive time series databases under time warping distance. Data Mining and Knowledge Discovery, 2010, 21(3): 509-541. [doi: 10.1007/s10618-010-0165-y]
- 郭小萍,姜芹芹,李元.近邻标准化样本核特征量驱动的间歇过程故障检测.计算机与应用化学,2014,31(10):1157-1161.
- 陶洋,李鹏亮,沈敬红,等.基于DTW的时间序列流相似性搜索方法.计算机工程与设计,2017,38(12):3291-3297.
- 池其才,周世健,王奉伟.基于时间序列的变形监测数据处理方法比较研究.测绘与空间地理信息,2015,38(7):193-195. [doi: 10.3969/j.issn.1672-5867.2015.07.066]
- Sakoe H, Chiba S. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1978, 26(1): 43-49. [doi: 10.1109/TASSP.1978.1163055]
- 高焕芝,刘志丹,郭云楠,等.基于加速度传感器与小波变换的移动端手势特征身份认证方法.中南大学学报(自然科学版),2014,45(11):3817-3823.
- 王海鹏,龚岩,刘武,等.一种时空多尺度适应的手势识别方法研究.计算机科学,2017,44(12):287-291. [doi: 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.12.052]