

一种改进的面向分析法的在线手写签名鉴别方法

邵金平¹,李文杰²

1. 泰山职业技术学院, 山东 泰安 271000

2. 山东农业大学 信息科学与工程学院, 山东 泰安 271000

摘要: 手写签名分为离线和在线手写签名, 本文主要研究在线手写签名的鉴别。利用 Android 系统的平台采集手写签名的 XY 坐标、T 时间和 P 笔压等动态属性, 将面向分析法进行改进, 计算签名平均相似度, 再利用欧几里德距离, 计算签名相似度的范围。如果待鉴别的签名在此范围, 则接受并且更新相似度训练资料集; 反之, 就是伪签。实验结果显示, 本方法的错误拒绝率和接受率较低, 对签名鉴别、防止伪签, 具有一定的实用价值。

关键词: 在线手写签名; 签名鉴别; 面向分析法

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-2324(2016)04-0582-05

The Verification Method of an Improved Facet Analysis for Online Handwriting Signature

SHAO Jin-ping¹, LI Wen-jie²

1. Taishan Polytechnic, Tai'an 271000, China

2. College of Information Science and Engineering/Shandong Agricultural University, Tai'an 271000, China

Abstract: Handwritten signatures are divided into the offline and online handwritten signatures, this paper mainly studied online handwriting signature verification through the Android platform to collect the dynamic properties of handwritten signatures(x, y coordinates, T time and P pen pressure etc), Facet Analysis Method was improved to calculate signature average similarity and then used the euclidean distance to calculate the range of the signature similarity. If the signature was verified in this range, it would be accepted and updated similarity training data set, on the contrary, it would be false. Experimental results showed that false rejection rate and false accept rate were low. The method has certain practical values to verify handwriting signatures and prevent false ones.

Keywords: Online handwritten signature; signature verification; facet analysis method

手写签名鉴别是一种生物特征识别, 根据长期的一个生理特征, 利用这种习惯性的特征与待测的物体进行比对来鉴别。由于指纹、虹膜等鉴别系统较为复杂, 难以在实际的生活中投入运用, 因此, 手写签名鉴别系统是最为实用的一个。很多文件虽然都电子化了, 但是有需要签名鉴别的, 还是打印出来签名, 再扫描存档。手写签名的资料可以存储, 但是还没有统一的手写签名鉴别标准。

1 研究现状

最早从二十世纪六十年代就开始手写签名鉴别的研究了, 由于汉字的笔画有着复杂交错、连笔较多的特点, 有的研究者采用了小波变换^[1]的方式对签名进行局部分割。也有人采用人工神经网络^[2]方法, 减少了对于参考样本一系列的复杂提取工作, 优点是鉴别结果的准确度较高, 但是训练时需要设定太多的节点容易导致失败。还有动态时间规整 (DTW) 算法^[3,4]目前应用较广, 优点是采用了鲁棒性算法、计算概念简单, 但是时间复杂度太高。

2 手写签名的属性说明和运算说明

面向分析法^[5] (Facet Analysis Method) 最早用在资料检索, 概念相似的资料可以有效地搜索出来, 面向分析法有几个相似度的计算模型, 本文用的是其中的距离模型, 本文将修改面向分析法, 作为鉴别手写签名的依据。

本文以金融业务为例, 客户开户需先填写各种表格, 最后还要签名确认。一般需要多次签名, 建立签名者训练资料集, 为以后鉴别真伪用, 本文以开户需签名4次为例。本文利用Android平板, 采集在线手写签名的XY坐标、T时间、P笔压等属性, 将采集的资料上传到云端并计算签名相似度。

收稿日期: 2014-11-10

修回日期: 2014-12-11

基金项目: 2014 泰安市科技发展计划项目(201430774)

作者简介: 邵金平(1979-),女,山东宁阳,硕士,讲师,研究方向为计算机软件与理论. E-mail:43883095@qq.com

$$\text{sim}_{1st2st}^m = 1 - \left| \frac{d_{1st} \times m_{2nd} - m_{1st} \times d_{2nd}}{m_{1st} \times m_{2nd}} \right| \quad (4)$$

$$\text{sim}_{1st2st}^{std} = 1 - \left| \frac{d_{1st} \times std_{2nd} - std_{1st} \times d_{2nd}}{std_{1st} \times std_{2nd}} \right| \quad (5)$$

前 2 次签名平均全距、平均平均数、平均标准差

$$d_{1st2stdavg} = \frac{d_{1st} + d_{2nd}}{2} \quad (6)$$

$$m_{1st2ndavg} = \frac{m_{1st} + m_{2nd}}{2} \quad (7)$$

$$std_{1st2ndavg} = \frac{std_{1st} + std_{2nd}}{2} \quad (8)$$

3.2 第3次签名相似度

$$\text{sim}_{1st2nd3rd}^m = 1 - \left| \frac{d_{1st2ndavg} \times m_{3rd} - m_{1st2ndavg} \times d_{3rd}}{m_{1st2ndavg} m_{3rd}} \right| \quad (9)$$

$$\text{sim}_{1st2nd3rd}^{std} = 1 - \left| \frac{d_{1st2ndavg} \times std_{3rd} - std_{1st2ndavg} \times d_{3rd}}{std_{1st2ndavg} std_{3rd}} \right| \quad (10)$$

前 3 次签名平均相似度

$$\text{sim}_{1st2nd3rdavg}^m = \frac{(\text{sim}_{1st2ndavg}^m + \text{sim}_{1st2ndavg3rd}^m)}{2} \quad (11)$$

$$\text{sim}_{1st2nd3rdavg}^{std} = \frac{(\text{sim}_{1st2ndavg}^{std} + \text{sim}_{1st2ndavg3rd}^{std})}{2} \quad (12)$$

3.3 第4次签名相似度

$$\text{sim}_{1st2nd3rdavg4th}^m = 1 - \left| \frac{(\text{sim}_{1st2ndavg}^m \times m_{4th} - m_{1st2nds3rdavg} \times d_{4th})}{m_{1st2nd3rdavg} \times m_{4th}} \right| \quad (13)$$

$$\text{sim}_{1st2nd3rdavg4th}^{std} = 1 - \left| \frac{(\text{sim}_{1st2ndavg}^{std} \times m_{4th} - m_{1st2nds3rdavg} \times d_{4th})}{m_{1st2nd3rdavg} \times m_{4th}} \right| \quad (14)$$

前 4 次签名平均相似度

$$\text{sim}_{1st2nd3rd4thavg}^m = \frac{(\text{sim}_{1st2nd3rdavg}^m + \text{sim}_{1st2nd3rdavg4th}^m)}{2} \quad (15)$$

$$\text{sim}_{1st2nd3rd4thavg}^{std} = \frac{(\text{sim}_{1st2nd3rdavg}^{std} + \text{sim}_{1st2nd3rdavg4th}^{std})}{2} \quad (16)$$

前4次签名平均全距、平均平均数、平均标准差

$$d_{1st2nd3d4thavg} = \frac{d_{1st} + d_{2nd} + d_{3rd} + d_{4th}}{4} \quad (17)$$

$$m_{1st2nd3d4thavg} = \frac{m_{1st} + m_{2nd} + m_{3rd} + m_{4th}}{4} \quad (18)$$

$$std_{1st2nd3d4thavg} = \frac{std_{1st} + std_{2nd} + std_{3rd} + std_{4th}}{4} \quad (19)$$

3.4 XYTP的最大最小值和相似度欧几里德距离上界值

getXYTP^{all times}_{max&min values}

$$Euclid_{1st2n3rd4th}^m = \sqrt{(sim_{m_{max}}^x - sim_{m_{min}}^x)^2 + (sim_{m_{max}}^y - sim_{m_{min}}^y)^2 + (sim_{m_{max}}^t - sim_{m_{min}}^t)^2 + (sim_{m_{max}}^p - sim_{m_{min}}^p)^2} \quad (20)$$

$$Euclid_{1st2n3rd4th}^{std} = \sqrt{(sim_{std_{max}}^x - sim_{std_{min}}^x)^2 + (sim_{std_{max}}^y - sim_{std_{min}}^y)^2 + (sim_{std_{max}}^t - sim_{std_{min}}^t)^2 + (sim_{std_{max}}^p - sim_{std_{min}}^p)^2} \quad (21)$$

至此4次签名结束，并将XYTP的最大最小值和相似度欧几里德距离上界值写入系统不变。

3.5 未来第n次签名的鉴别

用第n-1次签名值平均全距、平均平均数、平均标准差与第n次待验证的签名做相似度运算。

$$sim_{n-1_{avg} \ nth}^m = 1 - \left| \frac{(d_{n-1_{avg}} \times m_{nth} - m_{n-1_{avg}} \times d_{nth})}{(m_{n-1_{avg}} \times m_{nth})} \right| \quad (22)$$

$$sim_{n-1_{avg} \ nth}^{std} = 1 - \left| \frac{(d_{n-1_{avg}} \times std_{nth} - m_{n-1_{avg}} \times std_{nth})}{(m_{n-1_{avg}} \times m_{nth})} \right| \quad (23)$$

第n次签名与第n-1次签名的平均相似度，做相似度欧几里德距离运算

$$Euclid_{nth}^m = \sqrt{(sim_{m_{n-1_{avg}}}^x - sim_{m_{nth}}^x)^2 + (sim_{m_{n-1_{avg}}}^y - sim_{m_{nth}}^y)^2 + (sim_{m_{n-1_{avg}}}^t - sim_{m_{nth}}^t)^2 + (sim_{m_{n-1_{avg}}}^p - sim_{m_{nth}}^p)^2} \quad (24)$$

$$Euclid_{nth}^{std} = \sqrt{(sim_{std_{n-1_{avg}}}^x - sim_{std_{nth}}^x)^2 + (sim_{std_{n-1_{avg}}}^y - sim_{std_{nth}}^y)^2 + (sim_{std_{n-1_{avg}}}^t - sim_{std_{nth}}^t)^2 + (sim_{std_{n-1_{avg}}}^p - sim_{std_{nth}}^p)^2} \quad (25)$$

如果第 n 次签名小于 4 次签名建立的资料集的欧几里德距离上界值

If($Euclid_{nth}^m < Euclid_{1st2n3rd4th}^m$ && $Euclid_{nth}^{std} < Euclid_{1st2n3rd4th}^{std}$) 则接受，并更新平均全距、平均平均数、平均标准差；反之则拒绝。

$$d_{n_{avg}} = \frac{\sum_{i=1}^n d_i}{n} \quad (26)$$

$$m_{n_{avg}} = \frac{\sum_{i=1}^n m_i}{n} \quad (27)$$

$$std_{n_{avg}} = \frac{\sum_{i=1}^n std_i}{n} \quad (28)$$

每人的欧几里德距离上界值不同，同一个人不同时间建立的资料集，上界值也会变化。一旦建立签名资料集，不管待鉴别的签名拒绝还是接受都不调整上界值，但调整平均全距、平均平均数、平均标准差。

改进的面向分析法的手写签名鉴别运算过程可以用图 2 和图 3 表示。

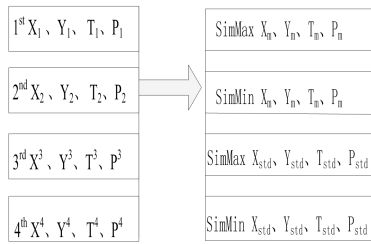


图 2 前 4 次签名的欧几里德距离值
Fig.2 The Euclidean distance values of the first four signatures

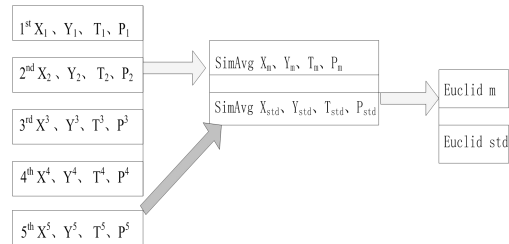


图 3 待鉴别签名的欧几里德距离值
Fig.3 The Euclidean distance values for identifying signatures

4 实验方式与结果分析

本研究用 10 人测试，先建立 4 笔本人签名资料集，然后本人签 100 笔测试错误拒绝率(FRR)，伪造者签 100 笔测试错误接受率(FAR)。伪签是将平板上的签名拍下，模仿签名。

表 1 错误拒绝率和错误接受率

Table 1 False rejection rate and false accept rate

使用者 User	错误拒绝率 False rejection rate	错误接受率 False accept rate
A	14/100	0/100
B	13/100	0/100
C	15/100	0/100
D	4/100	8/100
E	8/100	9/100
F	0/100	8/100
G	10/100	8/100
H	3/100	0/100
I	0/100	8/100
J	9/100	3/100
平均	7.6%	4.4%

与现有文献比较，错误拒绝率和错误接受率有所降低。本研究在 Android 平板上实测并验证算法，判断未来需鉴别签名的真伪，跟类神经、贝式概率训练需要大样本非常不一样，本算法训练资源集上界值不变，并且能调整相似度计较运算资料。通过软件报表能看签名的品质，分值越小说明距离越小，即待鉴别签名的相似度越高。本研究是在 Android 昂达 v703DualCore 平板上测试，其签名资料集可以转移到不同 Android 手机平板，签名资料可转移。

5 总结与展望

目前，手写签名应用非常多，同时对手写签名鉴别的要求也特别高，面向分析法的在线手写签名鉴别方法仍需要完善与优化。

(1) 本研究是在 4 次签名训练资料库下研究的，应该在最少签名资料库下，降低签名的错误接受率和错误拒绝率，不断优化完善该在线手写签名鉴别方法。

(2) 本文签名和鉴别是用的同一 Android 平板，如果签名和鉴别不是使用的同一个平板，其触摸屏大小，面板大小不同 (3.5 寸、5 寸、10 寸) 以及分辨率不同 (1280×800、1920×1080、2560×1600)，如何在更多的设备做效能分析与签名资料继承，是签名鉴别将来重点研究的。

参考文献

[1] 颜 琬,郑建彬.基于小波分析和DTW的在线手写签名验证方法研究[D].湖北:武汉理工大学,2005:48-58
 [2] 万 莉,卢 苇,尹朝庆,等.基于BP神经网络的手写签名识别方法[J].交通信息与安全,2006,24(4):83-85
 [3] 徐陶伟,郑建彬.基于跳变点能量的DTW匹配在线手写签名验证算法[J].计算机应用研究,2007,24(8):84-86
 [4] 刘 蕾,段会川.加权DTW方法及其在手写签名鉴别中的应用[D].山东:山东师范大学,2011:26-35
 [5] Faryal Amber. Vision Based Sign Language Identification System Using Facet Analysis[D]. Pakistan: Fatima Jinnah Women University Rwalpindi, 2013:11-39