

基于隐含变量信度网模型的脱机签名鉴别方法^{*}

卢俊杰 邢永康

(重庆大学计算机学院 重庆 400044)

摘 要 本文提出一种新的基于信度网表示的签名鉴别方法。这种信度网表示方法和传统的信度网表示不同,其中的结点被划分成两类:共有结点和可选结点,以保证构造的网为树结构。该方法不仅可以获得每个结点的条件概率,而且可以表达与结点相关联的成分间的拓扑关系,以便对结构描述的不确定性和成分间的依赖关系进行处理。

关键词 信度网,模式表示,签名鉴别

1 引言

手写签名作为一个行为生物特征,是现在身份鉴别最为广泛接受的一种属性。它与我们的日常生活、工作密切相关。在经常涉及到的签订合同、办理公证、提取款项、订立协议、处理单据等日常社会活动中,签名亦是必不可少的程序,具有相应的法律效力,已成为社会生活中的身份标志,且长时间成为伪造或欺骗的对象。所以,随着对个人身份快速且准确的鉴别要求不断增长,自动签名鉴别系统的设计迎来真正的挑战。

签名鉴别有联机 and 脱机两种方式。联机签名鉴别通过书写板和书写笔采集笔压、运笔速度、加速度、笔顺等动态特征;同时采用字迹形态等静态特征。通常采用的笔迹比较方法有函数波形匹配法^[1]和参数特征匹配法^[2],鉴别正确率较高。脱机的方法只能从字符的形态来判断签名的真伪,提取的特征有:签名的位置、方位、笔划的方向、笔划间的搭配等,可用信息较少,因而识别难度较大。为进一步提高脱机签名鉴别的准确性,一些学者利用签名的灰度图像来提取书写过程的动态特征(伪动态特征),用以区分熟练模仿的签名。

近年来,信度网作为因果关系的解释模型,被应用于各种复杂的领域,例如软件需求决策、图像跟踪、故障诊断、网站导航、医疗诊断和专家系统等许多领域。针对信度网的数据分析方法和签名鉴别任务的特点,本文尝试用信度网表示签名的内在特征并进行可信度推理。因此,我们没有尝试选取理想化的特征,而是选择了签名的顶底特征来研究,以期在选取同一特征的情况下,本方法可以提高鉴别率。

2 方法介绍

2.1 信度网模型简介

给定 n 个(离散型)随机变量的集合 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 建立在该集合上的联合概率分布可以表示为一个信度网 $B = \{G, \theta\}$ 。其中 G 是一个有向无环图,图中的结点对应随机变量 $x_1, x_2, \dots, x_n$, 图中的弧表示变量(结点)之间的条件(因果)依赖关系。每个变量 x_i 对应一个确定的值集,用 $VAL(x_i)$ 表示。 x_i 的父结点用 $Parent(x_i)$ 表示。

信度网的独特结构隐含着很强的条件独立性。当一个结点的父结点给定后,除过该结点的后代结点以外,它与其余所有结点之间条件独立。信度网的另一部分 θ 为信度网的条件概率表集合。每个结点 x_i 都有一个条件概率表,用来表示 x_i 对于其父结点 $Parent(x_i)$ 的条件概率 $P(x_i | Parent(x_i))$ 。

作为分类器使用时,给定一组输入特征 $a_1, a_2, \dots, a_n$, 在条件概率 $P(c | a_1, a_2, \dots, a_n)$ 最大情况下,获得输入模式的标志 c 成为信度网的任务。信度网分类器最大的优势在于权衡了不同特征的作用,明确地表示了隐含知识。

2.2 基于隐含变量的信度网模型

本文直接引用 Friedman^[3] 关于特征依赖关系的分析,并采纳其学习策略,但使用了不同的网络拓扑结构,不仅把复杂的网络转换成有向树,而且在给定合理假设条件的情况下,对逐一连接的网络直接进行自动学习。本文给出的设想如下:

(1) 我们构造一个虚拟结点,分别引出有向边连接相互依赖的各特征结点,来说明特征结点之间的依赖关系。重复使用这种方法,可以对多层虚拟假设进行构造,从而构成信度网的等级结构。

^{*} 本研究得到国家自然科学基金青年基金资助(编号:60403009)。卢俊杰 硕士生,主要研究领域为人工智能。邢永康 博士后,副教授,硕士生导师,主要研究领域为人工智能。

(2)在大多数实例中,如果某个假设条件有唯一确定值,则其它假设条件对其无影响,该假设条件独立于其它假设条件,直接与根结点相连。

(3)如果某个假设条件的值随时间的变化而改变,且遵循某些规则而改变,提出该假设条件的值与其它假设条件相关的假定是合理的。

2.2.1 成分的定义

本文的重点在于评估信度网表示的效率,关于寻找更有效识别特征的情况将在以后的研究工作中描述。由于签名的顶底特征具有识别效率高,易于提取,反映了签名成分间距、不同部分的相对尺寸、笔划运动的特性,便于人们对鉴别过程的理解。签名的顶部特征通过以下过程获得:

(1)用圈出签名图像的最小矩形框明确签名区域。

(2)从上到下,从左到右逐线扫描矩形框,当遇到黑色像素就向上填充黑色至顶部。

从签名区域的顶部扫描到遭遇黑色像素点的长度称为在该特征点的运动长度。不同特征点的运动长度就是特征的重要属性。以同样的方式从下到上,从左到右扫描签名图像,可以获得底部特征。这样获得的顶底特征就是我们要处理的证据。



(a) 一个签名样本

(b) 签名样本的顶部特征的成分划分

图 1

为了便于分析,避免匹配误差的累积,特征在相邻点运动长度急剧变化处被分成更小的成分。正如图 1 中所看到的,顶部特征被分成 C_1 到 C_4 四个成分。对每个特征成分,提取出如下属性:

(1)成分的长度:等于该成分最右扫描线的水平坐标减去最左扫描线的水平坐标。

(2)该成分每个特征点处的运动长度。

(3)在整个特征中的位置,用该成分起始点的水平坐标表示。

(4)相邻成分向左及向右的指示器。

2.2.2 特征成分的变动和相应信度网的表示
特征成分变动的主要原因概括为以下几点:

(1)签名局部区域形状的变化。例如,笔划 S_1 的倾斜和长度变化导致了成分 C_1 运动长度的改变,笔划 S_2 的弯曲造成成分 C_2 的变化。

(2)签名中相连的笔划被断开,将严重改变特征成分的数量和形状。

(3)特定笔划的消失,将导致某些特征成分消

失,偶尔也产生新的特征成分,还可能引起个别邻接成分形状的改变。

总之,这些笔迹变动的结果可以在特征成分中体现出来,如图 2 所示。令 $\{A, B, C, D, \dots, I\}$ 为特征成分集,可以通过观测特定人签名训练集得到。在图 2 中,成分 A, B, H 和 I 称为共有成分,用双实线框标示,几乎在每个人的签名中都有出现。成分 C, D, E, F 和 G 称为规则成分,用单实线框标示,也会出现在一些实例中,但没有共有成分普遍。连接成分 C, D 和 E 的实线表示它们之间没有直接依赖关系,但总是同时发生。因此,把群 C-D-E 称为规则群。同样, F-G 是另一规则群。虚线分支表示两个群相互排斥对方的发生,就是说当成分 C-D-E 发生的时候,成分 F-G 肯定不会发生,反之亦然。这样产生了另外一种依赖关系——由于某种原因使成分之间互斥。基于互斥关系产生关联的成分或群称为可选成分或可选群。不是所有的规则成分或规则群都有可选成分或可选群。基于本节的前面部分给定的假定,与图 2 对应的信度网就能建立起来了。

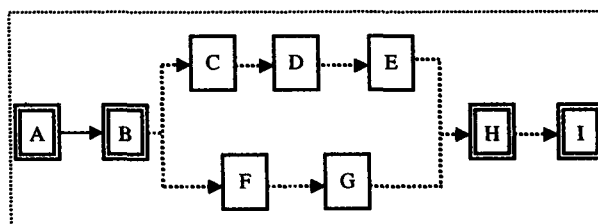


图 2 将可选成分串联的图示

2.2.3 成分分组

成分分组的目的是找出特征模板之间的相互关系,基于基本模板的发生和同现而得以实现,模板被分成以下三种类型:

1)在所有的参考签名中均出现的共有成分,如图 2 中的成分 A, B, H, I。

2)规则成分,如图 2 中的 C, D, E, F, G。

3)可选成分或可选群,如图 2 中的 C-D-E 和 F-G。

如果某个模板的发生率大于阈值,这个模板就属于共有成分,否则就属于规则成分。如果规则模板子集 $\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ 中的元素的关联度大于某个给定的值,该子集中的模板就组成一个规则群。两个不具有同现性且它们在训练样本中发生率几乎相等的规则成分或规则群称为可选成分或可选群。

2.3 推理算法

利用信度网模型进行计算的过程称为信度网推理。在一次推理中,值已经确定的变量构成的集合称为证据 E (Evidence),需要求解的变量集合称为假设 H (Hypothesis)。问题的推理过程就是在给定

证据的条件下求解假设变量的后验概率 $P(H|C)$, 即假设变量的信度。

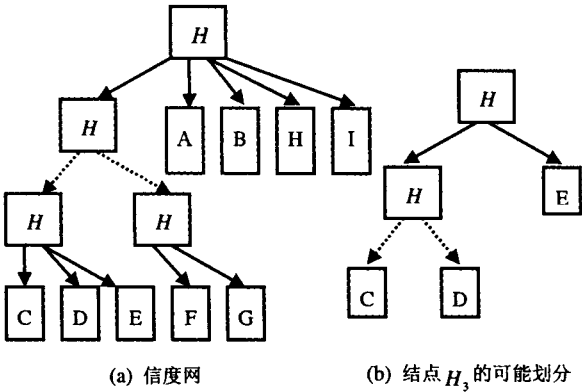


图3 与图2对应的信度网

Pearl^[4]提出的证据扩散与汇聚算法,可以利用树形结构进行有效的推理。在树形结构的信度网中,依据假变量 X 可以将给定的证据 E 分为两部分:一是包含在结点 X 后代结点中的证据 E^- ,一是包含在结点 X 的父辈结点及兄弟结点中的证据 E^+ 。因此 X 的信度为 $BEL(X) = \alpha P(X|E^+)P(E^-|X)$ 。在此,我们仅就某特殊树形结构的信度网进行讨论。如图4所示,结点 X 有 m 个子结点 $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_m\}$,有唯一父结点 U 。因此结点 X 将接收来自父结点 U 的证据信息 $P(X|U)$ 和来自子结点 $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_m\}$ 的证据信息 $P(Y_i|X)$ 。

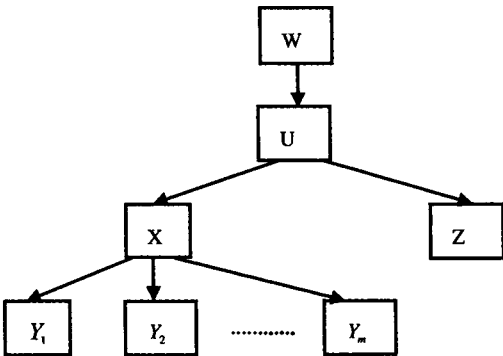


图4

3 实验和结果分析

我们用一个小实验对本方法进行了测试,实验采集了8个人的签名,并将所得结果同区域相关法获得的结果和朴素信度网分类器获得的结果进行了比较。每个签名者签名30次,签名以分辨率300dpi扫描为二值图像,60%的样本用于训练,余下的40%用于测试。测试结果如表1。

结果显示,在两种类型的错误率方面,基于隐含变量的信度网模型与朴素信度网分类器和区域相关

法相比,有所改善,表明了这种方法的效果。

表1 比较结果

	区域相关法	朴素信度网模型	基于隐含变量的信度网方法
错误拒绝(%)	28	26	20
错误接受(%)	20	19	14

在8个参与人中,其中两人的签名非常稳定,表示他们签名的特征包含固定数量的成分,且不同样本间的对应成分匹配。这种情况下,信度网结构和朴素信度网分类器极其相似。其他6人签名的成分数量和特征含有或多或少地变动,高达75%的比例表明了所提方法的必要性。即使对两个人签名稳定的情况,针对偶然证据引入的虚拟结点对抵制技术高超伪签名也有帮助,使得本方法优于朴素信度网分类器。

另一方面,由于成分检测是基于区域相关技术,本文提出的方法继承了区域相关技术的不足。例如,在签名图像的质量比较差且有大量断笔的情况下,签名特征中会有大量欺骗性成分,这大大降低了匹配精度,导致在聚类、分组甚至信度网结构的误差累计。这种问题在其它模式匹配领域也是普遍情况,方法还需要加大研究力度。

结束语 本文提出了一种鉴别签名的信度网方法,一方面基于概率和经验知识对不同的证据定义了权重,另一方面找出并表示了证据间的确切关系。信度网方法的另一个优势在于允许信度信息同时自底向上和自顶向上传播。我们目前主要采用了自底向上传播算法。开发一种自顶向下的证据传播算法,对新加证据或部分已知证据可能的变化进行预测,可能大有作为。此外,如果利用这样一个网络来表示不同分类器特征和决策规则之间的关系,可能找到分类器相互传递信息的有效方法。

参考文献

- 1 Murshed N A, Sabourin R, Bortolozzi F. A cognitive approach to off-line signature verification. *Int. J. Pattern Recognition Artif. Intell.* 1997, 11(5): 801~825
- 2 Qi Y Y, Hunt B. Signature verification using global and grid feature. *Pattern Recognition*, 1994, 27(12): 1621~1629
- 3 Cooper G F, Herskovits E. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data. *Mach. Learn.* 1992(9): 309~347
- 4 Pearl J. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Mateo, CA, 1988
- 5 张忻中. 汉字识别技术. 清华大学出版社, 1992
- 6 蔡元龙. 模式识别. 西北电讯工程学院出版社, 1985
- 7 乔进. 自由手写体字符突击识别方法研究: [重庆大学博士学位文]. 1999