

面向普适计算的扩展的证据理论方法

张德干^{1), 2)} 徐光¹⁾ 史元春¹⁾ 赵海²⁾ 陈恩义¹⁾

¹⁾清华大学计算机科学与技术系普适计算教育部重点实验室 北京 100084)

²⁾东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110006)

摘 要 普适计算作为一种新型计算模式,从根本上改变人们对什么是计算的思考.由于它需对多源信息进行融合,因此该文作者认为它是一种包含融合计算的模式,能通过多层次、多视角的融合,为人们提供更方便的信任度高的访问信息和计算服务.基于普适计算应用的需要,该文讨论了扩展的证据理论方法,该方法采用可靠性因子评估多源证据觉察上下文信息;引入时效函数衡量多源证据的有效性与时间的关系,并将其组合到信任函数中,描述信任 *mass* 的时变规律;利用功率来度量多源证据觉察上下文信息间的相关程度,并通过去相关将其转化为相互独立的证据,扩展和完善了经典证据理论提供的方法,弥补了其不足之处,提高了不同应用场合下服务的质量(QoS),确保了普适计算的服务宗旨.利用支持普适计算模式的智能空间中的场景,验证了扩展的有效性.

关键词 普适计算;证据理论;觉察上下文;可靠性;时效性;独立性;智能空间

中图法分类号 TP391

Extended Method of Evidence Theory for Pervasive Computing

ZHANG De-Gan^{1), 2)} XU Guang-You¹⁾ SHI Yuan-Chun¹⁾ ZHAO Hai²⁾ CHEN En-Yi¹⁾

¹⁾Key Laboratory of Pervasive Computing, Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084)

²⁾School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110006)

Abstract As a new kind of computing paradigm, pervasive computing changes the idea of what is computing radically. Because it fuses relative multi-source information among different computing nodes, a kind of paradigm with fusion computing can be regarded, which supply information access & computing service for people by information fusion from multiple levels and multiple visions confidently, credibly and conveniently. Owing to the need of pervasive computing, extended method of evidence theory is studied, which can assess reliability of multi-source evidence context aware by credibility factor, add *mass* belief function by time-difference-calibration and power function by correlative degree among evidences to classic D-S method of evidence theory under considering the associated relationships between validity and time-efficiency & independency of evidences. The *mass* belief function has timely tracked dynamic process of evidences. The power function has measured correlative degree of evidences, based on this correlative degrees, de-correlation work can be done by transforming for conflict evidences. The method extends and improves the classic D-S method, overcomes its shortcoming, updates and improves QoS of different application fields, ensures and implements the target of pervasive computing paradigm. By application examples of Smart Space, such as Smart Meeting Room, as a test bed of pervasive computing paradigm, the validity of its extension and improvement has been tested successfully.

收稿日期: 2003-02-24; 修改稿收到日期: 2004-05-20. 本课题得到国家自然科学基金(60103004)资助. 张德干, 男, 1970 年生, 博士, 研究方向为普适计算. E-mail: gandegande@tsinghua.edu.cn. 徐光, 男, 1940 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机视觉、普适计算. 史元春, 女, 1967 年生, 博士, 教授, 研究方向为普适计算. 赵海, 男, 1959 年生, 博士, 教授, 研究方向为融合计算、通信技术等. 陈恩义, 男, 1975, 博士研究生, 研究方向为普适计算.

Keywords pervasive computing; evidence theory; context-aware; reliability; time-efficiency; independency; smart space

1 引言

普适计算(pervasive/ubiquitous computing),作为一种目前刚刚开始研究的新型计算模式,是信息空间与物理空间的融合(fusion),在这个融合的空间中人们可以随时随地和透明地获得数字化的服务;计算机本身将从人们的视线中消失,人们注意力的中心可以回归到要完成的任务本身.它将从根本上改变人们对什么是计算的思考,也改变我们整个生活和工作的方式^[1~5].在信息处理应用层上,由于来自多传感器的各类信息可能具有不同的特征:时变的或非时变的、实时的或非实时的、快变的或慢变的、模糊的或确定的、精确的或者不完整的、可靠的或者不可靠的、相互支持的或互补的、相互矛盾的或冲突的,对此,普适计算需要研究如何融合计算才能给人们提供准确可靠的信息服务,即在普适计算中需要处理“Uncertainty”问题,而融合是其中的一个重要的方面.从这个角度上讲,普适计算实际上是一种包含融合计算(fusion computing)^[6~10]的模式,它要求提供计算服务的节点具有信息融合的能力.

从普适计算的角度来看,上下文(context)是指任何可用于表征实体状态的信息.这里的实体概念的含义较广泛,可以是个人、位置、物理的或信息空间中的对象.在普适计算模式下上下文将随任务而变化,而且由于工作环境是现场,其中的背景情况不但复杂而且是动态变化的,使上下文的动态性问题更加突出.上下文信息有低、中、高等不同的抽象层次,各层次之间是相互关联的,因此,有可能从底层的事件/状态来假设高层的事件/状态.觉察上下文的计算(context-aware computing)是指每当用户需要时,计算代理(如人脸识别 Agent、讲者语音识别 Agent、媒体板 Agent、状态信息合成 Agent)利用上下文向用户提供适合于当时态势、任务、地点、时间和人物的信息或服务,并据此做出决策和自动提供相应的响应/操作服务.计算系统如能从假设中检测上下文,那么需要由用户输入系统的信息就可减少.例如,推测战场态势对我方是否有利.在进行推测时需要概率关系模型或证据信任模型的支持.

Castro^[2]采用 Bayesian 网络作为概率关系模

型、D-S 证据理论作为证据信任模型对来自传感器的数据进行上下文参量、状态的推理.这里的“证据”指的是传感器设备或计算代理对所关注的对象进行观测、分析或综合处理判定后提供的相关信息,该信息带有信任度量值(即要考虑信息的不确定性).Castro 采用了经典的证据理论(evidence theory,由 Dempster 和 Shafer 于 1976 年联合创立)^[7],但是经典的证据理论没有考虑动态多源证据觉察上下文信息的可靠性、时效性和独立性因素,因此将其引入普适计算环境时,需要考虑这三个因素,即需要对其进行扩展与改进,使其完善.由于这三个因素一般各有对应的使用对象和背景,因此,我们采用渐进的形式分步骤地讨论,以适应不同场景的应用需求.例如,在动态多源异类证据上下文信息的普适计算中,一方面,证据上下文信息存在可靠性问题;另一方面,由于目标对象的时变性使得证据上下文信息的置信度随时间而变化,因此,应考虑使用时效函数衡量证据上下文有效性与时间的关系,并将其引入信任函数,描述信任 mass (mass 为描述证据信任度的参量.在 D-S 证据理论中,习惯于考虑证据的信任度,就好象考虑物体的质量 mass 一样,即证据的质量支持信任,下同)的时变规律.对于来自不同时刻的证据上下文进行时效换算得到时效性因子后再进行融合计算,方能得到信任度高的服务信息;再一个方面,大多数情况下,证据上下文信息间存在一定的相关性,但经典的证据理论中要求参与计算的证据必须是相互独立的,即把相关性的证据排除在计算范围之外,这会导致服务信息的可靠性(QoS)降低,为弥补这一缺陷,应考虑引入功率来度量其相关程度,并通过去相关将其转化为相互独立的证据再融合计算.

2 经典 D-S 理论

经典证据理论中, Dempster-Shafer 假设有一个不变的两两互斥的完备元素集合,称作环境,用 Θ 来表示,环境是一个问题目标感兴趣的对象集合,当所研究的问题目标不同时,则对象集合中的元素也不同.当一个环境的元素可以解释为可能答案,但只有一个答案正确时,这个环境称为识别框架.这里

“识别”的含义是有可能从一个问题的所有可能答案中分辨出一个正确答案. 对于信息系统 S 中给定的一个个体集合 U , 且子集 $X \subseteq U$, Dempster-Shafer 证据理论提供了两个测度函数: 置信函数 $Bel(Belief)$: $Bel(X)$ 和似然推理函数 $Plb(Plausibility)$: $Plb(X)$.

置信函数 $Bel(X)$ 和似然推理函数 $Plb(X)$ 能方便地用一个基本概率赋值 (basic probability assignment, bpa) 函数 $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 来表示, 但它应满足下面两个条件^[7]:

- (i) $m(\emptyset) = 0$;
- (ii) $\sum_{X \in 2^U} m(X) = 1$.

对每个 $X \in 2^U$, 当 $m(X) \neq 0$ 时, 则 $m(X)$ 称为 X 的基本信任度/概率分配, X 称为关键集. 它表示在所有有效证据支持下, 元素 $x \in U$, 它属于一个给定集合的相信程度, 即对 X 的精确信任. 如 $U = \{A, B, C\}$, 则 U 的幂集 $2^U = \{\emptyset, \{A\}, \{B\}, \{C\}, \{A, B\}, \{A, C\}, \{C, B\}, \{A, B, C\}\}$, $X = \{A, B\}$, $x = A$.

上面的条件 (i) 反映了对于空集 \emptyset 不产生任何信任度; 条件 (ii) 反映了虽然可以给一个命题赋任意大小的信任度数值, 但要求给所有命题赋的信任度数值之和等于 1, 即总信任度为 1.

设 m_1, m_2 是 U 上的两个证据的基本概率分配函数, 则经典组合规则 $m = m_1 \dot{\vee} m_2$ 定义为^[7]

$$m(\emptyset) = 0, \quad m(X) = \frac{1}{c} \times \sum_{A \cap B = X} m_1(A) m_2(B) \quad (1)$$

其中, \emptyset 为空集 (下文均同义),

$$c = 1 - \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A) m_2(B) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m_1(A) m_2(B)$$

相应地, 设 m_1, m_2, \dots, m_n 是 U 上的 n 个证据的概率分配函数, 则经典组合规则 $m = m_1 \dot{\vee} m_2 \dot{\vee} \dots \dot{\vee} m_n$ 定义为^[7]

$$m(\emptyset) = 0, \quad m(X) = \frac{1}{c} \times \sum_{\bigcap_{i=1}^n X_i = X} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(X_i), \quad X \neq \emptyset \quad (2)$$

其中,

$$c = 1 - \sum_{\bigcap_{i=1}^n X_i = \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(X_i) = \sum_{\bigcap_{i=1}^n X_i \neq \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(X_i)$$

3 考虑证据可靠性因素的融合计算方法

在经典 Dempster-Shafer 证据理论中, 提供了一

个带有信任度 $mass$ 测量的合成计算方法, 一般认为 $mass$ 比概率有更大的自由度, 即 $m(\emptyset)$ 不必一定等于 1; 如果 $X \subseteq Y$, 不必 $m(X) \leq m(Y)$; $m(X)$ 和 $m(X')$ 之间不必有数量关系, 其中 X' 为 X 的反面假设, 为 X 所在环境中对象元素的补集. 环境的幂集中每一个 $mass$ 值大于 0 的集合称为一个焦点, 使用它的原因是因为 $m(x) > 0$ 的集合是幂集 2^U 中的一个元素, 且它聚焦或集中了有用的特征证据信息. 从上面的证据信任组合规则中可以看出, 只有焦点才对总体态势有影响或有贡献, 因为非焦点的 $m(x) = 0$, 对所讨论的问题对象没有实际意义和参考价值, 即与问题对象是无关的 (不过要注意环境的 $m(\emptyset)$ 与非焦点的 $m(x)$ 的区别).

对于动态多源证据觉察上下文信息, 实际环境下的传感器数据不可避免地带有噪声和不确定性, 而实际应用又要求高可靠性, 因此, 必须依据某种方法 (例如借助领域先验知识等) 对证据觉察上下文信息的可靠/有效性进行评估, 给出其有效性权值因子, 然后再参与融合计算以及依据某种推理模型进行的推测.

引理 1^[9]. 设 Θ 为识别框架, 任意一个函数 $Bel: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 是置信函数当且仅当它满足:

- (i) $Bel(\emptyset) = 0$;
- (ii) $Bel(\Theta) = 1$;
- (iii) $\forall X_1, X_2, \dots, X_n \subset \Theta$ (n 为任意自然数),

有

$$\begin{aligned} Bel\left(\bigcup_{i=1}^n X_i\right) &\geq \sum_{i=1}^n Bel(X_i) - \sum_{i < j} Bel(X_i \cap X_j) + \dots + \\ &\quad (-1)^{n+1} Bel\left(\bigcap_{i=1}^n X_i\right) \\ &= \sum_{I \subset \{1, 2, \dots, n\}} (-1)^{|I|+1} Bel\left(\bigcap_{i \in I} X_i\right), \end{aligned}$$

其中, $Bel(\cdot)$ 为置信函数, \emptyset 为空集, Θ 为识别框架 (下文均同义), X_i 为 U (U 与上文同义, 即信息系统 S 中给定的某个个体集合) 中的子集即 $X_i \subseteq U$, $\bigcup X_i$ 为 i 个 X 子集的并集运算, $\bigcap X_i$ 为 i 个 X 子集的交集运算. 该定理的证明参见文献[9]. 根据该定理, 可以判定某个函数是否可以作为该觉察上下文信息集合的置信函数. 据此方可计算出信任度 Bel 的大小.

定义 1. 设某证据觉察上下文信息 E 的 $mass$ 函数 m , 可定义 E 的有效性变换 \hat{E} , Θ 为识别框架, A_i 为焦点元素 (即 $m(A_i) > 0$, i 为满足该条件的焦点个数):

$$\hat{m}(A_i) = \delta m(A_i), \quad A_i \neq \Theta \quad (3)$$

$$\hat{m}(\Theta) = \delta m(\Theta) + (1 - \delta) \quad (4)$$

其中, $\delta \in [0, 1]$ 为评估某证据上下文信息的有效性权值因子, $\sum \hat{m}(A_i) \leq 1$, \hat{m} 为基本概率分配函数, 则 E 称为祖证据, \hat{E} 称为 E 的变换证据.

显然, 若 $\delta = 1$, E 与 \hat{E} 一致, 为全效证据, 则有 $m = \hat{m}$; 若 $\delta = 0$, E 为失效证据, 则有 $\hat{m}(\Theta) = 1$, 相当于完全未知.

引理 2^[9]. 设 m_1, m_2 是 U 上的两个基本概率分配函数, s 和 t 分别是其对应的焦元集合, 设 $\sum_{s \cap t = \approx} m_1(s) m_2(t) < 1$, 则由下式定义的函数 $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 也是基本概率分配函数:

$$m(X) = \begin{cases} 0, & X = \approx \\ \sum_{s \cap t = X} m_1(s) m_2(t) \left[1 - \sum_{s \cap t = \approx} m_1(s) m_2(t) \right], & X \neq \approx \end{cases}$$

该引理的证明参见文献[9]. 根据该定理, 可推导出下文的融合计算方法.

在只考虑可靠性而不考虑时间因素的情况下, 若两个证据觉察上下文信息的 mass 函数 m_1, m_2 对应于 \hat{m}_1, \hat{m}_2 , 且其对应的有效性权值因子分别为 δ_1, δ_2 , 则融合计算方法为

$$\begin{aligned} \hat{m}_1 \hat{\vee} \hat{m}_2(A) &= c^{-1} \sum_{A = A_i \cap A_j} \hat{m}_1(A_i) \hat{m}_2(A_j) = \\ &c^{-1} \sum_{\substack{A = A_i \cap A_j \\ A_i, A_j \neq \Theta}} \delta_1 m_1(A_i) \delta_2 m_2(A_j) + \\ &c^{-1} \sum_{\substack{A = A_i \neq \Theta \\ A_j = \Theta}} \delta_1 m_1(A_i) [\delta_2 m_2(\Theta) + (1 - \delta_2)] + \\ &c^{-1} \sum_{\substack{A_i = \Theta \\ A = A_j \neq \Theta}} \delta_2 m_2(A_j) [\delta_1 m_1(\Theta) + (1 - \delta_1)], \quad A \neq \Theta \end{aligned} \quad (5)$$

$$\hat{m}_1 \hat{\vee} \hat{m}_2(\Theta) = c^{-1} [\delta_1 m_1(\Theta) + (1 - \delta_1)] [\delta_2 m_2(\Theta) + (1 - \delta_2)] \quad (6)$$

其中, 归一化系数 $c = 1 - \sum_{A_i \cap A_j = \approx} \hat{m}_1(A_i) \hat{m}_2(A_j) =$

$$\sum_{A_i \cap A_j \neq \approx} \hat{m}_1(A_i) \hat{m}_2(A_j).$$

上式中, 若 $\delta_1 \delta_2 \neq 1$, 则说明 δ_1, δ_2 中至少有一个不为 1, 对应地, 说明 \hat{m}_1, \hat{m}_2 中至少有一个是不完全可靠的, 由这种不可靠产生的某种冲突, 我们称之为 \hat{m}_1, \hat{m}_2 无完全冲突.

对识别框架 Θ 解释如下: 设现有一推测判决问题对象, 对于该问题对象所能得到的所有可能的结果的集合就是 Θ , 我们所关心的任一命题都对应于 Θ 的一个子集. 例如, 要推测判断一个人是什么身份什么表情, 根据我们已有的知识和经验可以判定这个人或是 d_1 号第 p_1 种表情, 或者是 d_2 号第 p_2 种表情, \dots 或者是 d_n 号第 p_n 种表情, 这样就得到了一个集合 $\Theta = \{ \langle d_1, p_1 \rangle, \langle d_2, p_2 \rangle, \dots, \langle d_n, p_n \rangle \}$, 我们所关心的命题无非是这个人的身份、表情在什么范围内, 而这样一个范围正是 Θ 的一个子集.

在只考虑可靠性而不考虑时间因素的情况下, 若多个证据觉察上下文信息的 mass 函数 m_1, m_2, \dots, m_n 对应 $\hat{m}_1, \hat{m}_2, \dots, \hat{m}_n$, 且其对应的有效性权值因子分别为 $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n$, 则融合计算方法 \hat{m} 为

$$\begin{aligned} \hat{m}(A) &= c^{-1} \sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq i \leq n} \hat{m}_i(A_i) = \\ &c^{-1} \sum_{\cap A_i = A} \prod_{\substack{1 \leq i+j \leq n \\ i \neq j, 1 \leq i \leq n \\ 0 \leq j \leq n}} \{ \delta_i m_i(A_i) [\delta_j m_j(\Theta) + (1 - \delta_j)] \}, \\ &A \neq \Theta \end{aligned} \quad (7)$$

$$\hat{m}(\Theta) = c^{-1} \prod_{1 \leq i \leq n} \{ \delta_i m_i(\Theta) + (1 - \delta_i) \} \quad (8)$$

其中, $c = 1 - \sum_{\cap A_i = \approx} \prod_{1 \leq i \leq n} \hat{m}_i(A_i) = \sum_{\cap A_i \neq \approx} \prod_{1 \leq i \leq n} \hat{m}_i(A_i)$.

这里, c 包含如下性质: 如果 $c \neq 0$, 则正交和 m 也是一个概率分配函数; 如果 $c = 0$, 则不存在正交和 m , 称 m_1, m_2, \dots, m_n 彼此相互矛盾.

根据上式可知, 若至多存在一个 i , 使 $\delta_i = 1$, 则说明 δ_i 中至多有一个为 1, 对应地, 说明 $\hat{m}_1, \hat{m}_2, \dots, \hat{m}_n$ 中至多只有一个是完全可靠的, 其余均是不可靠的, 由这种不可靠性产生的某种冲突, 我们称之为 $\hat{m}_1, \hat{m}_2, \dots, \hat{m}_n$ 无绝对冲突. 它表达了多个信任函数对应证据觉察上下文信息不确定性的联合作用.

4 关注证据时效性因素的融合计算方法

“关注证据时效性因素的融合计算方法”是“考虑证据可靠性因素的融合计算方法”的继续完善. 对于多源证据觉察上下文信息是动态的情况, 在证据觉察上下文本身可靠的前提下, 问题本身的时变性使得证据信息有效性随时间的迁移而改变, 如果直接使用 $D-S$ 组合规则, 常会产生悖论, 研究发现证据觉察上下文信息的可靠性与时间密切相关, 如文献[6~10]针对特定问题对象, 采用增加辅助规则、

引入智能技术、针对源信息置信度时变性加权或与其他理论相结合的办法,排除证据觉察上下文信息时变性对融合计算结果的影响.但是,上述研究是对指定时间间隔或特定时刻的证据觉察上下文信息置信度的考虑,而没有考虑各证据源独立判断时,各自独立的源信息间存在时间差(即时间坐标需要对准,如运动中的各种目标,因为不同的时间戳下,证据觉察上下文信息的信任度可能不同),且多元证据信息的时差几乎是任意的情况,对此,我们认为,既然关注证据觉察上下文信息的置信度随着时间的变化而改变,若能直接用带有时间参量的函数描述出其变化规律,将证据觉察上下文信息经过换算得到时效性因子后再用于融合计算,从理论上讲,更合理且更具通用性.

下面使用时效性函数衡量时间和证据觉察上下文信息有效性之间的关系,并将其引入融合计算规则中,于是改进完善后的 mass 值在时效性因子的作用下由静态值变为随时间函数变化的动态值.

定义 2. 设某证据 E 在时刻 t_0 的 mass 函数为 m , 则依据定义 1 有

$$\begin{cases} \hat{m}(A_i, t) = \xi(t - t_0) m(A_i), & A_i \neq \Theta \\ \hat{m}(\Theta, t) = \xi(t - t_0) m(\Theta) + [1 - \xi(t - t_0)] \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\xi(t - t_0) = \delta f(t - t_0)$, δ 为有效性权值因子, $f(t - t_0)$ 为时效性函数(该函数一般应由目标问题对象的领域专家给出,而且通过评价后可以进行调整,其形式是多种多样的,不同领域的目标有与之对应的描述规则,如分段函数、三角函数等等,三角函数如 $f(t - t_0) = |\sin(t - t_0)|$, 分段函数如:

$$f(t - t_0) = \begin{cases} (t - t_0)/(t_1 - t_0), & t_0 \leq t \leq t_1 \\ 1, & t_1 \leq t \leq t_2 \\ (t_3 - t)/(t_3 - t_2), & t_2 \leq t \leq t_3 \end{cases}$$

$t_0 \sim t_3$ 均为时刻, 它们的确定与某种条件或约束准则相对应, 时效性因子 $\xi \in [0, 1]$, 由于 $\sum \hat{m}(A_i, t) = 1$, 故 \hat{m} 为基本概率分配函数, 且 \hat{m} 为 m 的时效性信任函数. 若 $t = t_0$, 当 $\xi = 1$ 时, 为全效证据, 有 $m = \hat{m}$; 当 $\xi = 0$ 时, 为失效证据, 可导出 $\hat{m}(\Theta, t) = 1$, 此时相当于完全未知, 即信任度不确定.

设 m_1, m_2 是 U 上的两个证据觉察上下文信息的概率分配函数, 时刻 t_1, t_2 的时效 mass 函数值为 \hat{m}_1, \hat{m}_2 , 则考虑时间因素后, 在当前时刻 t 的融合计算方法为

$$\begin{aligned} \hat{m}_1 \hat{Y} \hat{m}_2(A, t) &= c^{-1} \sum_{A=A_i \cap A_j} \hat{m}_1(A_i, t) \hat{m}_2(A_j, t) = \\ &= c^{-1}(t) \sum_{\substack{A=A_i \cap A_j \\ A_i, A_j \neq \Theta}} \xi(t - t_1) m_1(A_i) \xi(t - t_2) m_2(A_j) + \\ &= c^{-1}(t) \sum_{\substack{A=A_i \cap A_j \\ A_j = \Theta}} \xi(t - t_1) m_1(A_i) \{ \xi(t - t_2) m_2(\Theta) + \\ &[1 - \xi(t - t_2)] \} + c^{-1}(t) \sum_{\substack{A=A_i \cap A_j \\ A_i = \Theta, A_j \neq \Theta}} \xi(t - t_2) m_2(A_j) \cdot \\ &\{ \xi(t - t_1) m_1(\Theta) + [1 - \xi(t - t_1)] \}, \quad A \neq \Theta \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \hat{m}_1 \hat{Y} \hat{m}_2(\Theta) &= c^{-1}(t) \{ \xi(t - t_1) m_1(\Theta) + \\ &[1 - \xi(t - t_1)] \} \{ \xi(t - t_2) m_2(\Theta) + [1 - \xi(t - t_2)] \} \end{aligned} \quad (11)$$

其中,

$$c(t) = 1 - \sum_{\substack{A_i \cap A_j \cong \\ A_i \cap A_j \neq \Theta}} \hat{m}_1(A_i, t) \hat{m}_2(A_j, t) = \sum_{A_i \cap A_j \neq \Theta} \hat{m}_1(A_i, t) \hat{m}_2(A_j, t).$$

同样地, 如果 $c(t) \neq 0$, 则正交和 m 也是一个概率分配函数; 如果 $c(t) = 0$, 则不存在正交和 m , 于是, m_1 和 m_2 矛盾.

设 mass 函数 m_1, m_2, \dots, m_n 为 t_1, t_2, \dots, t_n 时刻的证据觉察上下文信息的信任度分配, 对应的时效性 mass 函数为 $\hat{m}_1, \hat{m}_2, \dots, \hat{m}_n$, 则在考虑时间因素下, t 时刻的融合计算方法 \hat{m} 在式 (7), (8), (10), (11) 的基础上类似地可推导出, 故省略.

5 考虑证据独立性因素的融合计算方法

考虑证据独立性因素的融合计算方法是“考虑证据时效性因素的融合计算方法”的进一步扩展与完善. 由于经典的证据理论中用于融合的证据必须是相互独立的, 而大多数具体实际应用环境中, 证据间存在一定的相关性, 如果直接融合计算, 必会引起所提供的结果服务信息的不真实性或不合理性, 即降低了服务质量 (QoS), 这显然有悖于普适计算的目标. 为此, 我们引入功率来度量对应证据觉察上下文信息间的相关程度, 并通过去相关将其转化为相互独立的证据再进行融合计算. 去相关性因素的融合是经典证据理论的扩展与完善, 为了突出扩展的内容, 这里变换/省略了时间戳的标记.

从相关的程度上可将证据觉察上下文信息分为

三类情况: 独立(即完全不相关)、部分相关和完全相关^[11]。由于证据觉察上下文信息对假设命题的影响主要表现在其焦点元素上, 因此证据觉察上下文信息的相关性可来自相同信息源的焦点元素来度量, 为此, 我们首先定义如下的一个量来描述证据觉察上下文信息所提供的功率。

定义 3. 一个证据觉察上下文信息 E 的功率 $\phi(E)$ 可定义为

$$\phi(E) = \sum_{i=1}^{w(E)} m(A_i) / |A_i|, \quad A_i \neq \Theta \quad (12)$$

而证据觉察上下文信息 E_1 对 E_2 的相关系数 μ_{12} 及证据 E_2 对 E_1 的相关系数 μ_{21} 可分别定义为

$$\mu_{12} = 1/2 \varphi(E_1, E_2) (\phi(E_2) / \phi(E_1))^{1/2},$$

$$\mu_{21} = 1/2 \varphi(E_1, E_2) (\phi(E_1) / \phi(E_2))^{1/2}.$$

其中, A_i 为焦点元素集, $|A_i|$ 为焦点元素集 A_i 的基, $w(E)$ 为 E 中焦点元素及其幂集的数目, $m(A_i) = \hat{m}(A_i, t) / \xi(t - t_0)$, $A_i \neq \Theta$, $m(\Theta) = (\hat{m}(\Theta, t) - [1 - \xi(t - t_0)]) / \xi(t - t_0)$, $\xi(t - t_0) \neq 0$, $\hat{m}(A_i, t)$, $\hat{m}(\Theta, t)$, $\xi(t - t_0)$ 上文均已定义, $\varphi(E_1, E_2)$ 为证据觉察上下文信息 E_1 与 E_2 的相关(非独立)强度, 可由下式求得

$$\varphi(E_1, E_2) = 2(\phi(E_1, E_2) / (\phi(E_2) + \phi(E_1)))^{1/2}.$$

若证据觉察上下文信息 E_1, E_2 的基本概率分配数值分别为 m_1, m_2 , 它们的焦点元素分别为 A_i, B_j , 显然, E_1 和 E_2 的某些焦点元素可能是相关的, 并且相关程度与相关焦点元素的数目及其基本概率分配数值有关, 例如, $E_1 = \{A, B, AB\}$, $|A_i| = 2$, $w(E_1) = 3$; $E_2 = \{B, C, D, BC\}$, $|A_i| = 3$, $w(E_2) = 4$; $E_1 \cap E_2 = \{B\}$, $E_1 \cup E_2 = \{A, B, C, D, AB, BC\}$, $|A_i| = 4$.

当相关强度 $\varphi(\cdot) > \varepsilon$ (相关性阈值) 时, 便认为证据觉察上下文信息是相关的。由于证据的相关性是客观存在的, 因此所谓的“去相关”, 只能是用变换的方法去度量、化解它, 而不能人为地去掉它。基于此, 我们处理相关性的办法是, 将原来的冲突部分变换到识别框架集合 Θ 中, 由于无法真正知道证据觉察上下文信息冲突部分的细节情况(这一点道理是显然的), 就让它分布在所有的元素中而不是仅分布在几个焦点元素集合上, 本质上, 是先将相关证据转换成独立证据再进行融合计算, 从此角度上达到去相关的目的。

利用上述原理, 可以推导出 n 个证据觉察上下文信息的 mass 函数 m_1, m_2, \dots, m_n 对应 $\hat{m}_1, \hat{m}_2, \dots, \hat{m}_n$ 的通用的能够“去相关”的融合计算方法如下

$$\hat{m}(\cong) = 0, \quad \hat{m}(A) = c^{-1} \sum_{\substack{\cap A_i = A \\ 1 \leq i \leq n}} \prod m'_i(A_i), \quad A \neq \cong$$

$$\hat{m}(\Theta) = \left[\sum_{\cap A_i = \cong} \prod_{1 \leq i \leq n} m'_i(A_i) \right] + \eta \quad (13)$$

其中,

$$m'_i(A_i) = \begin{cases} m_i(A_i)(1 - \mu_{i(n-i)}), & A_i \neq \Theta \\ 1 - \sum_{A_i \subset \Theta} m_i(A_i), & A_i = \Theta \end{cases},$$

$$\eta = \sum_{\cap A_i = \cong} \prod_{1 \leq i \leq n} m'_i(A_i),$$

$$c = 1 - \sum_{\cap A_i = \cong} \prod_{1 \leq i \leq n} m'_i(A_i) = \sum_{\cap A_i \neq \cong} \prod_{1 \leq i \leq n} m'_i(A_i).$$

考虑证据觉察上下文信息独立性因素的融合计算方法与经典证据理论方法的区别在于:

经典的 $D-S$ 方法只适用于相互独立的证据, 它把相关性的证据排除在融合范围之外, 而上述改进处理, 既可对相关证据觉察上下文信息进行融合又能在证据觉察上下文信息高度(全部或部分)冲突时获得更合理、更准确的状态信任估计结果, 更加符合普适计算现实中的复杂动态变化情况, 显然, 扩展了计算方法的适用范围, 使其满足普适计算的要求。

6 权值因子确定方法的讨论及整合后的证据理论方法

显然, 上面提到的相关性阈值 ε 、有效性权值因子 δ 或时效性因子 ξ 、时效性函数 $f(t - t_0)$ 的确定最终被转化为时效性因子 ξ 的确定, 反之, 优化 ξ 实际上就是在优化 $f(t - t_0)$, $f(t - t_0)$ 的选取只能具体问题具体分析, 例如, 当问题对象可分阶段处理时, 则可选取阶梯状的分段函数; 若呈现曲线递增变化状态, 则可选取 *Sigmoid* 类函数等, 而函数中的参数可以采用插值拟合或数据挖掘方法确定) 等加权因子存在一定的不确定性或动态性, 因此, 如何选取它们是值得讨论的。从目前的类似问题的研究资料中可总结出两种方法: 一种是采用领域先验知识人为确定的办法; 另一种方法是采用 *AI* 技术。前一种方法尽管简单, 但不可避免地增加新的不确定性因素, 而且缺乏通用性。典型的 *AI* 技术如神经网络理论、机器学习理论等。基于神经网络理论的方法的主要缺点是训练速度慢, 而基于机器学习理论的方法尽管也有学习的过程, 但在一定程度上克服了该缺点。在文献[12]中我们提出了一种“基于示例的动态机器学习法”, 其核心思想是基于示例, 通过机器学习过程, 调整 δ , 使其得到优化。在 δ 或 ξ 等加权因子具体应用的确定过程中, 我们建议采用该方法, 因为它降低了不确定性因素, 而且具有通用性。这里对

该方法进行一下简要的描述:

整个优化学习过程分两部分: 用基本示例集生成决策树, 通过对测试集数据的学习不断修正决策树. 权值因子优化算法 $Optimize(\cdot)$ 步骤为

1. 采集示例集 $S = \{S_0 \cup S_1\}$, 其中, S_0 为基本集, S_1 为测试集;

2. 选取 S_0 , 按如下步骤建决策树:

2.1 对当前子集中所有特征序偶, 根据信息熵、条件熵和互信息的定义求出互信息集, 在该集合中找出互信息量最大者对应的特征序偶;

2.2 根据该特征序偶, 划分当前子集, 基于划分的子集建立它们之间的层次关系;

2.3 若基本集中所有的子集均处理完毕, 则结束; 否则转步 2.1 继续.

3. 若 $S_1 \neq \emptyset$, 任取 $S_i \in S_1$, 有 $S_1 = S_i - S_0$, 其中, S_i 为用于测试修正决策树的由特征序偶组成的子集. 当测试结果符合要求时, 输出决策树, 由决策树得到优化的权值因子; 否则转步 2 继续.

下面将上文扩展的方法进行整合, 得到新的证据理论方法, 简要描述如下:

```
(1) IF 相关强度  $\varphi(\cdot) > \varepsilon$  (相关性阈值) THEN
    Call 融合计算式(13)
    IF  $\varepsilon \leftarrow \varepsilon \pm \Delta\varepsilon$  THEN Call Optimize( $\varepsilon$ ) GOTO
    (1) ELSE END
(2) ELSEIF  $\xi(t_1 - t_0) \neq \xi(t_2 - t_0)$  THEN
    Call 融合计算式(10) ~ (11)
    IF  $\xi \leftarrow \xi \pm \Delta\xi$  THEN Call Optimize( $\xi$ ) GOTO(2)
    ELSE END
(3) ELSEIF  $\delta_i \neq 1$  THEN
    Call 融合计算式(7) ~ (8)
    IF  $\delta \leftarrow \delta \pm \Delta\delta$  THEN Call Optimize( $\delta$ ) GOTO
    (3) ELSE END
ELSE Call 经典组合计算式(1) 或(2) END
```

7 仿真试验

由于扩展与完善后的方法在计算复杂度、占用的计算资源上与经典证据理论基本相同, 因此, 本文不从这些角度讨论方法的优劣, 而主要验证上述扩展的有效性. 为此, 本文以普适计算中的智能空间^[1] (如智能会议室、交通指挥中心等) 所包含的应用场景为例进行说明. 一个智能空间一般都涉及如下计算服务: 觉察上下文计算 (context-aware computing)、自发交互 (spontaneous interoperation)、游牧计算 (nomadic computing, cyber foraging)、可穿戴式计算 (wearable computing)、嵌入式计算 (embedded computing)、远距离监控与调度等. 不同功能类型的

智能空间示例场景参见文献[1~5].

尽管智能空间的功能类型不同, 但是其硬环境的配置都大同小异, 即基本上都配有大屏幕的媒体板、摄像机阵列、麦克风阵列、信息墙、媒体桌、无线遥控设备 (如虚拟鼠标、激光笔、PDA 多功能遥控器)、有线无线并存的局域网以及广域网支持设备等, 与这些设备配套的是相关的软件支撑平台, 上下文感知/觉察及无缝移动管理工具, 身份验证、讲者话音识别、活动跟踪、手势理解、情感意图分析等多种代理系统 (MAS). 因此, 用一个智能空间的多个场景从两个证据、多个证据、三个方面同时或部分出现时的情况进行仿真试验就可以达到目的.

由于智能会议室等智能空间是支持普适计算模式的一个很好试验床, 我们就以此为背景, 对面向普适计算扩展的证据理论方法进行验证. 在“智能会议室或教室”系统中已设计了如下计算代理 (computing agent): 人脸识别 Agent (用来提供发言者或教师身份的自动识别)、表情/手势/位置等活动跟踪 Agent (该 Agent 封装了讲话者面部表情、手势或头部运动跟踪算法)、讲者话音识别 Agent (该 Agent 可以定位讲者或识别讲者的有关身份等细节信息)、证据觉察上下文合成 Agent (用来融合判定现场特定事件的发生和命令的执行结果) 等. 从证据觉察上下文合成 Agent 的功能来看, 它包含了多智能体的决策层融合, 换言之, 普适计算包含了融合计算的过程, 它要求提供计算服务的某些节点具有信息融合的能力, 但普适计算有着比融合计算更深层次的意义和特点, 例如普适计算除上文所提到的要求具有可靠性、时效性和准确性外, 还要求是不可见的计算 (invisible computing)、交互随距离进行伸缩 (localized scalability)、屏蔽不一致条件 (masking uneven conditioning)、主动且分布侍候式服务 (active and attentive service) 等^[1]. 由于篇幅所限, 本文采用的分步示例场景只针对融合计算方面.

7.1 场景 1: 针对证据的可靠性

假设利用人脸识别 Agent 和讲者话音识别 Agent 共同来确定某一个人的身份, 尔后再跟踪该人的一切活动 (参见 media.cs.tsinghua.edu.cn/~pervasive, 下同). 若基于示例的动态机器学习^[12] 得知讲者话音识别 Agent 的 $\delta_1 = 0.8$, 人脸识别 Agent 的 $\delta_2 = 1$; 依据采集的话音, 讲者话音识别 Agent 对身份判断的结果为 $m_1(\{S, Z\}) = 0.875$, 即讲者话音识别 Agent 推测该人是 S 或 Z 的信任度是 87.5%; 而依据摄像机摄得的图像信息, 人脸识别 Agent 对

身份判断的结果为 $m_2(\{S\}) = 0.9$. 对上述假设, 证据觉察上下文合成 *Agent* 利用式(5)和式(6)来融合计算该人身份的信任度为

$$\hat{m}_1(\{S, Z\}) = \delta_1 m_1(\{S, Z\}) = 0.8 \times 0.875 = 0.7,$$

$$\hat{m}_1(\Theta) = 1 - \hat{m}_1(\{S, Z\}) = 1 - 0.7 = 0.3;$$

$$\hat{m}_2(\{S\}) = \delta_2 m_2(\{S\}) = 1 \times 0.9 = 0.9,$$

$$\hat{m}_2(\Theta) = 1 - \hat{m}_2(\{S\}) = 1 - 0.9 = 0.1.$$

根据式(5)和式(6)的规则, 把公共交集的积相加, 得到如下的结果:

$$\begin{cases} m_3(\{S\}) = \hat{m}_1 \hat{Y} \hat{m}_2(\{S\}) = 0.9, & \text{该人是 } S \\ m_3(\{S, Z\}) = \hat{m}_1 \hat{Y} \hat{m}_2(\{S, Z\}) = 0.07, \\ m_3(\Theta) = \hat{m}_1 \hat{Y} \hat{m}_2(\Theta) = 0.03, & \text{未知或无信任} \end{cases}$$

这里, $m_3(\{S\})$ 表示该人身份是 S 的信任. 由于 $m_3(\{S, Z\})$ 和 $m_3(\Theta)$ 还含有附加的信息, 由于它们的集合中也含有判定该人身份是 S 的信息, 于是它们的和 $0.07 + 0.03 = 0.1$ 可以加到该人身份是 S 的信任 0.9 上, 作为其最大信任. 于是该人身份是 S 的证据觉察上下文的信任区间就确定了: $[0.9, 1]$, 即认为该人身份是 S 的信任在 90% 以上. 由求得的证据觉察上下文的信任区间, 根据阈值判定规则, 判断出该人身份是 S .

上面示例了两个证据融合计算的过程, 若是三个以上的证据, 其具体计算方法有两种: (1) 渐进处理法. 即将第三条证据与前两条证据融合的结果按上面的方法再计算一次, 依次类推, 直到所有的证据计算完为止; (2) 直接利用式(7)和式(8), 通过求交集计算得出. 下面再增加一条证据以作说明.

假设为安全起见, 除上述两种识别方式, 还有一种生物识别身份方式, 如指纹识别. 指纹识别 *Agent* 的 $\delta_4 = 1$, 依据该 *Agent* 对身份判断的结果为 $m_4(\{S\}) = 0.95$, 则证据 3 为

$$\hat{m}_4(\{S\}) = \delta_4 m_4(\{S\}) = 1 \times 0.95 = 0.95,$$

$$\hat{m}_4(\Theta) = 1 - \hat{m}_4(\{S\}) = 1 - 0.95 = 0.05.$$

直接利用式(7)和式(8)可得到融合后的证据信任度如下:

$$\begin{cases} m_5(\{S\}) = 0.995, & \text{该人是 } S \\ m_5(\{S, Z\}) = 0.0035, & \text{该人是 } S \text{ 或 } Z \\ m_5(\Theta) = 0.0015, & \text{未知或无信任} \end{cases}$$

同理可知, 该人身份是 S 的信任区间为 $[0.995, 1]$, 根据阈值判定规则, 判断出该人身份是 S . 用渐

进处理法得到的结果也一样. 若还有其它证据觉察上下文信息, 可照样处理.

经验证, 该结论与现场实际相符, 无任何冲突, 这说明针对证据觉察上下文信息可靠性的扩展是有效的.

7.2 场景 2: 针对证据的时效性/可靠性 & 时效性

在示例场景 1 的基础上, 下面继续考虑环境动态连续变化的场景, 例如, 要实时地对利用人脸识别 *Agent* 和讲者语音识别 *Agent* 共同来确定某一个人的身份, 根据身份的判定, 确定与其相应的行为或活动. 由于场景中可能有很多人, 而且有些人的相貌和语音可能十分酷似, 但语音的速度对应的时间序列有所不同: 有的人说得很快, 有的说得很慢; 相同的人有时说得很快, 有时说得很慢. 从时间序列来讲, 存在时差现象, 即要考虑动态证据觉察上下文的时效性问题.

假设式(9)中的时效性函数 $f(t - t_0)$ 为 $|\cos(t - t_0)|$, 于是证据觉察上下文合成 *Agent* 利用式(10)和式(11)可以融合计算在不同的 t 下该人身份的信任度为

$$\text{当 } t = t_0 \text{ 时, } \hat{m}_1 \hat{Y} \hat{m}_2(S, t) = 0.9; \text{ 当 } t = t_0 + \pi/6 \text{ 时, } \hat{m}_1 \hat{Y} \hat{m}_2(S, t) = 0.765;$$

$$\text{当 } t = t_0 + \pi/4 \text{ 时, } \hat{m}_1 \hat{Y} \hat{m}_2(S, t) = 0.645; \text{ 当 } t = t_0 + \pi/3 \text{ 时, } \hat{m}_1 \hat{Y} \hat{m}_2(S, t) = 0.45.$$

若还有其它证据觉察上下文信息, 则按照示例场景 1, 用同样的办法可以计算出结果. 若在考虑时效性的同时, 还要考虑可靠性, 则只要将 $\xi(t - t_0) = \delta f(t - t_0)$ 中的 δ 可靠性权值因子赋上一个不大于 1 的数值即可.

由求得的证据觉察上下文的信任区间可知: 通过时效性函数的调节, 可以真实地反映出该人身份是 S 的信任度, 不至于出现时差现象存在时也始终判定该人身份为 S 的错误判断. 经验证, 该结论与现场实际是吻合的, 这说明针对证据觉察上下文信息时效性改进是正确的.

7.3 场景 3: 针对证据的相关性/时效性 & 相关性

在智能会议室或教室环境中, 除了人脸和语音包含上下文信息外, 人的表情、手势、位置也包含很强的上下文信息. 例如, 依据讲者的表情、手势、位置和脸的角度, 就可以在一定程度上区分讲者是非正式的说话还是在正式地讲话、讲者手的运动是在用虚拟鼠标还是讲者随意的身体动作. 下面根据假定

的上下文信息来推断讲者的活动状态.

假设上文 E_1 中的 A 表示非正式的说话, B 表示正式地讲话; E_2 中的 B 也表示正式地讲话, C 表示在用虚拟鼠标, D 表示讲者随意的身体动作. 显然, 由于两证据觉察上下文信息间存在一定的相关性, 因此用证据觉察上下文合成 *Agent* 计算时应按照式 (13) 来进行.

若动态实时检测 *Agent* 及跟踪识别 *Agent* 判定的 $m_1(A) = 0.2$, $m_1(B) = 0.5$; $m_2(B) = 0.5$, $m_2(C) = 0.4$, $m_2(D) = 0.05$. $E_1 \cap E_2 = \{B\}$, 则按照定义可以计算出 μ_{12} 和 μ_{21} :

$$\phi(E_1) = 0.35, \phi(E_2) = 0.32, \phi(E_1, E_2) = 0.125;$$

$$\varphi(E_1, E_2) = 0.306, \mu_{12} = 0.19, \mu_{21} = 0.177.$$

最后, 按照式 (13) 融合计算得到:

$$m(A) = 0.07, m(B) = 0.55, m(C) = 0.35,$$

$$m(D) = 0.01, m(\emptyset) = 0.02.$$

根据阈值判定规则, 判断出该讲者在用虚拟鼠标正式地讲解.

若还有其它证据觉察上下文信息, 则还可利用式 (13), 按照示例场景 1, 用同样的办法可以计算出结果. 若在考虑相关性的同时, 还要考虑时效性, 则只要将 $m(A_i) = \hat{m}(A_i, t) / \xi(t - t_0)$ 中的 $\xi(t - t_0)$ 按 $\xi(t - t_0) = \delta f(t - t_0)$ 进行处理即可.

8 结 论

理论研究和仿真试验表明, 本文面向普适计算扩展的证据理论方法, 具有如下功能和特点(这是本文从理论上进行改进的贡献所在):

(1) 能够有效地解决普适计算中存在的 uncertainty 问题, 能够对动态多源证据觉察上下文的信任从可靠性、时效性和独立性三个因素进行组合式地衡量, 并以形式化的方式给出通用的处理方法, 能保证提供的服务信息更真实、准确, 能提高不同应用场合下服务的质量 (QoS).

(2) 针对类似如“智能会议室或教室”这样的智能空间 (普适计算环境), 尽管上下文信息的判断准确率受经验影响和环境因素较大, 但经本文建议的计算方法对其从可靠性、时效性和独立性因素进行扩展处理后, 对问题对象的判断增加了包含率, 进一步减小了误判率, 因而判断结果的优势与其它同类决策级融合方法相比更明显.

(3) 由于本计算方法关注了证据的可靠性、时效

性和独立性, 这实际上模仿了人类专家的综合判别能力和识别估计方式, 使证据觉察上下文融合推测的结果更加可靠, 这确保了普适计算的服务宗旨, 可适合于很多应用领域中, 具有通用性.

当然, 随着普适计算各方面问题研究的不断深入, 该计算方法还应当根据新的具体应用需求做更进一步的处理和完善, 我们将继续这方面的研究工作.

参 考 文 献

- 1 Xu Guang-You, Shi Yuan-Chun, Xie Wei-Kai. Pervasive computing. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(9): 1042~ 1050 (in Chinese)
(徐光, 史元春, 谢伟凯. 普适计算. 计算机学报, 2003, 26(9): 1042~ 1050)
- 2 Paul C., Richard M.. Managing context data for smart spaces. IEEE Personal Communications, 2000, 1(3): 44~ 46
- 3 Satyanarayanan M.. Pervasive computing: Vision and challenges. IEEE Personal Communications, 2001, 2(2): 10~ 17
- 4 David G., Daniel S.. Project aura: Toward distraction-free pervasive computing. Pervasive Computing, 2002, 3(1): 22~ 31
- 5 Xie Wei-Kai, Shi Yuan-Chun, Xu Guang-You. Smart classroom—An intelligent environment for tele-education. In: Proceedings of the 2nd Pacific-Rim Conference on Multimedia, Beijing, 2001, 10: 23~ 29
- 6 Zhang De-Gan, Hao Xian-Chen, Zhao Hai. Data fusion approach for tracking systems based on fuzzy logic. In: Proceedings of the 4th Information Fusion International Conference, Montreal, 2001, 8: TuB2~ 27
- 7 Kang Y.H.. Theory and Application of Data Fusion. Xi'an: Electronic Technology University Press, 1997 (in Chinese)
(康耀红. 数据融合理论与应用. 西安: 电子科技大学出版社, 1997)
- 8 Saha F. T.. An efficient algorithm for multi-sensor track fusion. IEEE Transactions on Aerospace Electron. Systems, 1998, 34(1): 200~ 210
- 9 Reid D. B.. An algorithm for tracking multiple targets. IEEE Transactions on Automatic Control, 1999, AG-24(6): 843~ 854
- 10 Morefield C. L.. Application of 0-1 integer programming to multi-target tracking problems. IEEE Transactions on Automatic Control, 1997, AG-22(7): 302~ 312
- 11 Sun Hua-Jing, Yang Jing-Yu. A kind of relative evidence composition method. Chinese Journal of Computers, 1999, 22(9): 1004~ 1007 (in Chinese)
(孙怀江, 杨静宇. 一种相关证据合成方法. 计算机学报, 1999, 22(9): 1004~ 1007)
- 12 Zhang De-Gan, Hao Xian-Chen, Gao Guang-Lai, Zhao Hai. A kind of new dynamic learning approach based on examples for clas-

sification mining. Journal of China Institute of Communications, 2002, 23(2): 50~ 57(in Chinese)

(张德干, 郝先臣, 高光来, 赵 海. 新的用于分类挖掘的动态示例学习算法. 通信学报, 2002, 23(2): 50~ 57)



ZHANG De-Gan, born in 1970, Ph. D. His research interests include pervasive computing, information fusion.

XU Guang-You, born in 1940, professor, Ph.D. supervisor. His research interests include pervasive computing, com-

puter vision.

SHI Yuan-Chun, born in 1967, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. Her research interests include pervasive computing.

ZHAO Hai, born in 1959, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His research interests include information fusion, computer communication.

CHEN En-Yi, born in 1975, Ph. D. candidate. His research interest includes pervasive computing.

Background

This paper focuses on the study of context-aware for seamless mobility of pervasive computing. In order to realize seamless migration of pervasive computing task, context-aware process must be considered for attentive seamless service. Extended method of Evidence Theory studied in this paper can solve the problem of context-aware process. For Seamless mobility, with the shift of the history and context of task during the mobility of user, the computing device and software resource around this task will make adaptable change based on context-awareness. The focus of seamless mobility is how to attentively / automatically manage a useable distributed computing environment, record its history, and restore its context seamlessly so as to continue the task and adapt the requirement of mobile application under considering relative multi-source information among dif-

ferent computing nodes. The chief function requirement of seamless mobility is focused on the continuity and adaptability of task. The continuity is that the application can pause and continue to work later without the loss of the current state and the running history. The adaptability is that the application is not limited by computing device and context of service but adaptable to its environment. The researches of this paper can support this continuity and adaptability.

This study group has presented several ideas to solve a bunch of branch research projects under the banner of pervasive computing paradigm, such as cyber foraging, seamless mobility, context-aware, information fusion, and so on. Currently, the group has launched the achievements on Web site: <http://media.cs.tsinghua.edu.cn/~pervasive>.