

文章编号: 1001-0920(2006)03-0258-05

普适服务中基于模糊神经网络的信任测度方法

张德干¹, 彭宏韬², 尹国成³, 曾广平¹, 尹怡欣¹

(1. 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083; 2. 北京石油干部管理学院 计算机系, 北京 102249; 3. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 以提高高信任度的主动伺候式普适服务为目标, 研究基于模糊神经网络的信任测度问题. 首先提出一种基于 Agent 封装的模糊神经网络结构, 它能主动发现服务并进行自发互操作, 多 Agent 之间能相互协调和协同工作; 然后提出一种基于模糊神经网络的信任测度方法, 它能克服传统方法存在的梯度误差大而导致信任有效性较低的缺陷, 在占用较少空间的前提下较大地提高了信任度. 实验结果表明, 所设计的方法是正确而有效的.

关键词: 普适计算; 主动服务; 模糊神经网络; 信任测度; 电子交易

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Approach of Belief Measure Based on Fuzzy-neural Network for Proactive Service

ZHANG De-gan¹, PENG Hong-tao², YIN Guo-cheng³, ZENG Guang-ping¹, YIN Yi-xin¹

(1. College of Information Engineering, Beijing University of Science and Technology, Beijing 100083, China; 2. Department of Computer Science and Technology, Management Institute of Petroleum Cadre, Beijing 102249, China; 3. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: ZHANG De-gan, E-mail: gandegande@mail.tsinghua.edu.cn)

Abstract: To achieve high belief degree proactive/attentive pervasive service, the belief measure problem with new character based on fuzzy-neural network is studied. A kind of new belief measure structure, called fuzzy-neural network structure under the encapsulation of agent is presented, which can discover service proactively and supply spontaneous interoperation in cooperation with multi-agents. Based on this structure, a new fuzzy-neural-based method for belief measure is put forward, which can overcome the shortcoming of traditional approaches with lower belief degree under less extra space caused by larger grads error. Scenarios of implemented demo show the correctness and efficiency of the method.

Key words: Pervasive computing; Proactive service; Fuzzy-neural Network; Belief measure; Electronic transaction

1 引言

随着移动通信和互联网技术的飞速发展, 信息处理出现了新的模式. 如何让人们在任何时间任何地点以任何方式透明地访问到任何感兴趣的高信任度信息服务——普适服务, 已成为热点研究课题之一. 普适服务的宗旨是在获得精确的被测对象的状态、一致性估计和完整的实时评价的前提下, 得到高

信任度的主动伺候式服务, 使用户从目前的“人围着系统转”变为“系统围着人转”. MIT 的 Oxygen 研究计划, CMU 的 Aura 研究计划等, 体现了这一思想^[1-3]. 从本质上说, 这是一个需要对多源信息进行联想、相关和组合的多层次、多方面的实时连续处理过程.

在信息处理过程中, 来自多传感器的各类信息

收稿日期: 2005-01-10; 修回日期: 2005-04-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(60103004).

作者简介: 张德干(1970—), 男, 湖北黄山人, 博士, 从事普适计算技术等研究; 尹怡欣(1957—), 男, 河北保定人, 教授, 博士生导师, 从事人工生命、智能控制等研究.

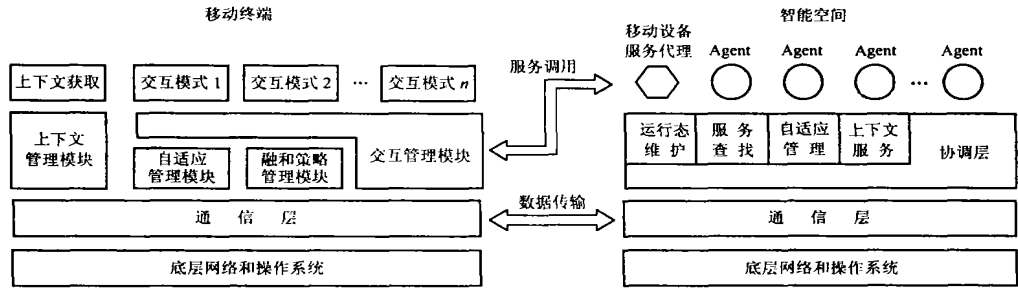


图 1 系统的应用构造模式

可能具有不同的特征: 移动的或固定的, 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, 精确的或不完整的, 可靠的或不可靠的, 相互矛盾的或互补的。对于普适服务中的信任测度(服务有效性/可信性/可靠程度的度量)问题, 需要研究如何融合处理才能给人们提供准确可靠的服务。从这个角度上说, 服务的信任测度实际上是包含了融合计算的过程。

本文以提供高信任度的主动伺候式普适服务为目标, 研究新特性的模糊神经网络融合结构和方法。基于对常用融合方法的分析比较研究^[4-6], 对海量的具有移动性的多媒体信息进行处理, 通过测试范例分析其特性和优势。

2 基于 Agent 封装的模糊神经网络结构

基于 Agent 封装的模糊神经网络结构包括 Agent 系统的应用构造模式、运行时结构和模糊神经网络 Agent 的结构三部分。Agent 系统的应用构造模式确定了整个系统所包含的实体及其抽象模型, 系统运行时结构确定了系统各个实体在运行时的连接和作用关系, 模糊神经网络 Agent 的结构确定了 Agent 对模糊神经网络的封装性。

2.1 应用构造模式

本文设计的应用构造模式采用了多 Agent 模型。系统中最基本的抽象是 Agent, Agent 具有主动性、反映性、自治性等特性。包括平台自身提供的一些公共服务在内的应用层, 各种模块都被抽象为 Agent, 它们有自己的宿主进程, 通过本文提供的协调机制互相协作, 呈现出系统的整体行为。对于用户而言, 所有的功能都分布在各个 Agent 中, 一个 Agent 的能力可被任何其他 Agent 所利用。整个系统的应用构造模式如图 1 所示。

从图 1 可以看出, 这是一个多 Agent 的分布式计算系统, 系统包括 3 个大的功能模块: 智能空间软件模块、移动终端软件模块和移动服务代理软件模块。在多 Agent 系统中, Agent 之间互相协作。一个 Agent 可能利用另一个 Agent 提供的服务, 这种关

系称为依赖。当某个 Agent 加入计算环境时, 它需要声明自己所提供的服务和为完成某个任务所需别的 Agent 提供的服务。这些信息存储在中心数据库中, 如果某个 Agent 在启动时声明自己需要某个服务, 而提供该种服务的 Agent 没有运行在系统中, Agent 系统便会根据数据库中存储的信息, 找到提供该种服务的 Agent 并将其启动。

2.2 运行时结构

运行时刻环境结构主要由三大类实体构成, 即 Agent, Container 和 DS, 其结构如图 2 所示。

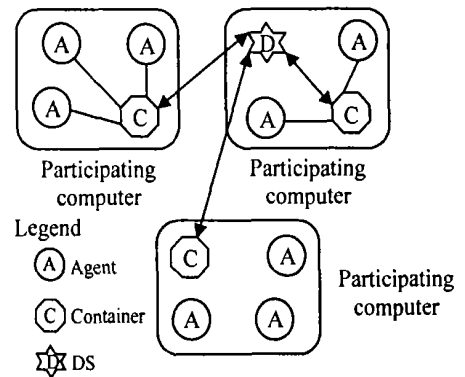


图 2 运行时结构

Agent 是系统中软件模块最基本的封装。一个 Agent 可认为是一个封装了行为以及功能, 能够自主运行并有一定运行目的模块。Agent 本身会携带自己的接口描述以及相关的知识表示。

Container 是每个计算设备需要驻留的一个守护进程。它为同一计算设备上的 Agent 提供本地的运行环境和相关的系统服务, 包括系统管理服务、文件共享和获取服务。

DS 是运行环境中唯一的系统服务进程。每个计算设备上的 Container 需要与 DS 建立连接, 从而组成一个全局的运行环境。DS 可以驻留在任何一台计算机上, 它利用自己维护的 Agent 运行状态, Agent 相互关联信息, 全局 Agent 接口描述和知识表示, 为 Agent 提供注册、消息转发、资源管理、环境管理等基础服务。注册服务是 DS 提供的最基本的

服务, 消息转发和资源管理服务分别由DS 的子模块(消息转发模块和资源管理模块)提供

2.3 模糊神经网络 Agent 的结构

模糊神经网络 Agent 的结构如图 3 所示.

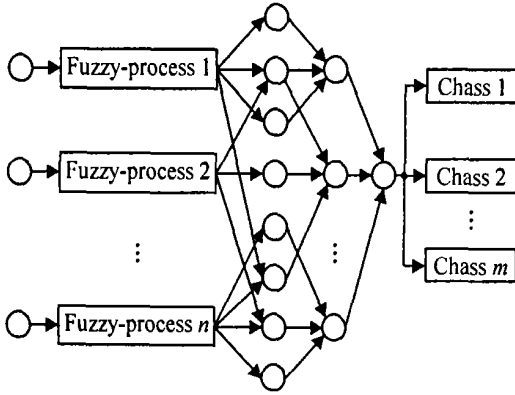


图 3 模糊神经网络 Agent 结构

本文在模糊神经网络 Agent 的体系结构中加入了模糊控制参量。这种神经网络将模糊输入参量映射到模糊数, 然后由代价函数导出一种学习算法。代价函数由模糊输出和相关非模糊目标输出所定义, 相关目标输出说明了模糊输入参量的正确类。该网络是一种 BP 网, 由输入-隐层-输出构成三层网络。输入信号先向前传播到隐节点, 经过作用函数后再把隐节点的输出信息传播到输出节点, 最后给出输出结果。

节点的作用函数通常选取 S 型函数, 算法的学习过程分为正向传播和反向传播两种。在正向传播过程中, 输入信息从输入层经隐单元层传到输出层, 每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出, 则转入反向传播, 将误差信号沿原来的连接通路返回, 通过修改各层神经元的权值使误差最小^[3-6]。

3 基于模糊神经网络融合的信任测度方法

基于上述模糊神经网络 Agent 的结构, 下面设计对应的信任测度方法。为导出所需的模糊数和间隔, 在 Agent 中采用了下列间隔的加和乘运算:

$$X + Y = [X^l, X^u] + [Y^l, Y^u] = [X^l + Y^l, X^u + Y^u], \quad (1)$$

$$kX = k[X^l, X^u] = [kX^l, kX^u] \quad (2)$$

其中: $X = [X^l, X^u]$ 和 $Y = [Y^l, Y^u]$ 是间隔, k 是实数, 上标 l 和 u 分别是下限和上限。

为了区分 n 维模糊向量, 应用了图 4 的多层前馈神经网络, 即 n 个输入单元, n 个隐含层单元, 一个输出层单元。这里权值 ω_i, ω 和阈值 θ, θ 是实参数, 且在神经网络的学习周期内不断更新; 输入 $A_{pi}, N_{et_{pj}}$ 和 N_{et_p} 以及输出 Y_{pi}, Y_{pj} 和 Y_p 是模糊数。

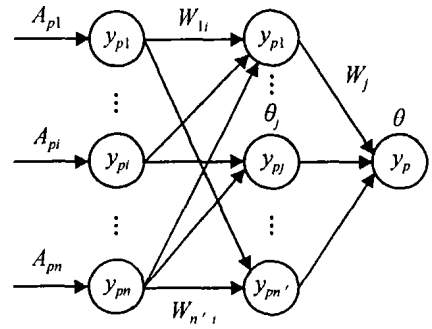


图 4 带有标记的多层前馈神经网络

定义一个目标输出 t_p , 模糊输入矢量 $A_p = (A_{p1}, A_{p2}, \dots, A_{pn})$ 。如果 A_p 属于第 1 类, 则 $t_p = 1$; 如果 A_p 属于第 2 类, 则 $t_p = 0$ 。定义一个使用模糊实际输出 Y_p 和相关目标输出 t_p , 极小化神经网络学习的代价函数。对于 Y_p 的一致集合而言, 代价函数定义为最大平方误差, 即

$$e_{ph} = \max \{ (t_p - o_p)^2 / 2, o_p - [Y_p]h \}, \quad (3)$$

或

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (o^{(k)} - so^{(k)})^2. \quad (4)$$

其中 $so^{(k)}$ 和 $o^{(k)}$ 分别为第 k 次采样的理想输出和实际输出。如果输入矢量 A_p 是实矢量, 则 Y_p 是实数。在这种情况下, 代价函数以 BP 算法减少到平方误差。

基于模糊神经网络融合的信任测度算法如下:

- 1) 第 1 层为输入层, $f(x_i) = x_i, a(\bullet) = f(\bullet)$, $a(\bullet)$ 和 $f(\bullet)$ 分别为激励函数和函数。
- 2) 第 2 层为模糊化层, $f(\bullet) = (w_{ij}x_i + w_{ij0})^{2_{ij}}, \mu_{ij} = a(\bullet) = \exp(-f(\bullet))$, $w_{ij0}, l_{ij}, \mu_{ij}$ 分别为权值、模糊值索引、阈值函数。阈值函数可以是 Sigmoid 函数, 也可以是高斯型函数。
- 3) 第 3 层为融合层, $f(\bullet) = \frac{1}{1 + \exp(-f(\bullet))}, \mu_j v_j, a(\bullet) = \frac{1}{1 + \exp(-f(\bullet))}$ 。

- 4) 第 4 层为输出层, $o(x_1, x_2, \dots, x_M) = f(\bullet)$, $f(\bullet) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{j=1}^N \mu_j v_j)}$, 其中 $V\{v_j\}$ 和 $\{w_{ij1}, w_{ij0}\}$ 为中间过程输出向量和权值向量。

融合处理过程是一个学习过程, 该过程要确保极小化代价函数 $v_j, l_{ij}, \omega, w_{ji}$ 根据下列原则而改变:

$$v_j(n+1) = v_j(n) + c_1(-\partial E / \partial v_j) + t t_1 (v_j(n) - v_j(n-1)), \quad (5)$$

$$l_{ij}(n+1) = l_{ij}(n) + c_2(-\partial E / \partial l_{ij}) + t t_2 (l_{ij}(n) - l_{ij}(n-1)), \quad (6)$$

$$w_{ij0}(n+1) = w_{ij0}(n) + c_3(-\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial w_{ij0}} + t_3(w_{ij0}(n) - w_{ij0}(n-1))), \quad (7)$$

$$w_{ij1}(n+1) = w_{ij1}(n) + c_4(-\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial w_{ij1}} + t_4(w_{ij1}(n) - w_{ij1}(n-1))), \quad (8)$$

$$-\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial v_j} = -\sum_{k=1}^m (o^{(k)} - so^{(k)}) \mu_j^{(k)}, \quad (9)$$

$$-\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial w_{ij}} = \sum_{k=1}^m (o^{(k)} - so^{(k)}) v_j \times \mu_{hj}^{(k)} \exp(- (w_{ij1} x_i^{(k)} + w_{ij0})^{2l_{ij}}) \times (w_{ij1} x_i^{(k)} + w_{ij0})^{2l_{ij} + 2}, \quad (10)$$

$$-\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial w_{ij0}} = \sum_{k=1}^m (o^{(k)} - so^{(k)}) v_j \times \mu_{hj}^{(k)} \exp(- (w_{ij1} x_i^{(k)} + w_{ij0})^{2l_{ij}}) \times 2 \cdot 0l_{ij} (x_i^{(k)} + w_{ij0})^{2l_{ij} - 1} \cdot x_i^{(k)}, \quad (11)$$

$$-\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial w_{ij1}} = \sum_{k=1}^m (o^{(k)} - so^{(k)}) v_j \times \mu_{hj}^{(k)} \exp(- (w_{ij1} x_i^{(k)} + w_{ij0})^{2l_{ij}}) \times 2 \cdot 0l_{ij} (x_i^{(k)} + w_{ij0})^{2l_{ij} - 1} \cdot x_i^{(k)}. \quad (12)$$

利用上述代价函数,可在一个固定 h 值上训练神经网络.如果给定模糊矢量的全部代价函数总和由于学习而变得非常小,那么给定模糊矢量的 h 级子集合能被训练后的神经网络正确分类.还可使用代价函数训练神经网络的几个 h 值.在这种情况下,第 p 个模糊代价函数修改为

$$\Delta w_{j}(t+1) = \eta(-\frac{\partial e_{ph}}{\partial w_{j}}) + \alpha \Delta w_{j}(t), \quad (13)$$

$$\Delta w_{ji}(t+1) = \eta(-\frac{\partial e_{ph}}{\partial w_{ji}}) + \alpha \Delta w_{ji}(t), \quad (14)$$

$$e_p = \min_h \{ (t_p - o_p)^2 / 2, o_p [Y_p]_h \}. \quad (15)$$

其中: t 指向表示数, η 和 α 是学习常数和冲量常数.阈值 θ 和 θ 以与 ω 和 ω_i 相同的方式变化.间隔输入矢量 X_p 和间隔输出矢量 O_p (相关等级) 分别为 $[A_p]_h$ 和 $[Y_p]_h$.

在上述方法中,感知器的传递函数属于模糊技术中隶属函数的非阶跃函数,它可用作分类器.该方法采用改进的梯度法(ALMS法),即神经元的激发函数改用带阈值参数控制的可微分函数,并按负梯度方向修改权系数.

4 测试与分析

本文在普适计算模式下,实现了能提供主动伺候性普适服务的软件平台——电子交易系统.它是一个主动计算环境,在该环境下,基于Agent封装的模糊神经网络行使觉察情境的计算功能,即利用觉察到的情境,主动向电子交易用户提供适合于当时态势、任务、时间、地点和人物的信息或服务,并据此作出决策和自动提供相应的响应/操作服务.例

如,基于面部、语音、身高、体形等特征,通过对用户身份的判别或基于已发生的情境对用户意图的推理判断,主动提供高信任度的相应服务^[7,8].

此平台已在电子商务活动中得到应用.在相同的性能评价体系下,作者做了大量的比较应用测试工作.例如,针对用户已交易的物品数据情境信息,高信任度地自动统计出物品的类型数量、物品的聚类信息、物品的购买率等,主动推断出特定的用户交易偏好、交易意向等行为,伺候式地预测任意用户新的交易意图和趋势.

交易物品的聚类信息和购买率自动推断的计算示例如下:

$$u(t) = K \prod_{i=1}^n w_i(t) x_i(t),$$

$$w_i(t) = w_i(t) / \prod_{i=1}^n |w_i(t)|,$$

$$w_i(t+1) = w_i(t) + d[r(t) - y(t)]u(t)x_i(t).$$

其中: K 和 d 为待定系数, $i = 1, 2, \dots, n$.

基于Agent封装的模糊神经元的输入为

$$x_1(t) = r(t), x_2(t) = r(t) - y(t),$$

$$x_3(t) = x_2(t) - x_2(t-1).$$

基于Agent封装的模糊神经元融合的学习过程可针对不同的神经元分别进行.例如对于模糊神经元 N_f , 有

$$u_f(t) = K_f \prod_{i=1}^3 [w_i(t)x_i(t)] / \prod_{i=1}^3 |w_i(t)|,$$

$$w_i(t+1) = w_i(t) + d_f [f_N(t) - f_G(t)]x_i(t),$$

$$x_1(t) = f_N(t), x_2(t) = f_N(t) - f_G(t),$$

$$x_3(t) = x_2(t) - x_2(t-1), i = 1, 2, 3$$

对于模糊神经元 N_p , 有

$$u_p(t) = K_p \prod_{i=4}^5 [w_i(t)x_i(t)] / \prod_{i=4}^5 |w_i(t)|,$$

$$w_i(t+1) = w_i(t) + d_p [p_N(t) - p_G(t)]x_i(t),$$

$$x_4(t) = p_N(t) - p_G(t),$$

$$x_5(t) = x_5(t-1) + x_4(t), i = 4, 5$$

模糊神经元融合处理后的总输出为

$$u(t) = \begin{cases} u_f(t) + u_p(t), & |x_2(t)| \leq 1 \text{ Hz}; \\ u_f(t), & |x_2(t)| > 1 \text{ Hz} \end{cases}$$

其中 d_f 和 d_p 分别为模糊神经元 N_f 和 N_p 的学习速率.

该模糊神经网络采用单隐层,有13个神经元.经过25000次训练,网络达到了收敛标准.采用多次累进的模糊隶属度函数进行样本测试,神经网络融合(NNF)与模糊神经网络融合(FNF)的结果比较如表1所示.

表1 NNF与FNF方法的结果比较

方法	测试	数据样	类型	聚类后	训练
	次数	本 /KB	总数	个数	次数
NNF	30	2 000	200	—	4 500
FNF	30	2 000	200	14	4 500

这两种方法融合处理时占用的空间、时间和有效程度比较如表2所示。

表2 占用空间、时间和有效程度比较

方法	占用空	占用时	有效程
	间 /KB	间 /s	度 /%
NNF	103	132	85.1
FNF	105	120	91.8

从表2可以看出,在相同的样本信息空间下,FNF在融合有效程度上比NNF平均提高约6.78%,占用时间比NNF平均减少约8.62%,占用空间比NNF平均增加约2.16%。从判断和检验的结果可知,NNF方法与FNF方法相比,存在信任测度偏低的现象。其原因分析如下:

1) 模糊神经元的传递函数采用了连续的带阈值参数控制的S型函数,而不是阶跃函数;对权系数的修改采用了误差的负梯度,而不是采用误差,因而加快了收敛进程,具有更好的动态特性

2) 利用模糊技术进行辅助聚类。为加快模糊神经网络的收敛速度,一般考虑上一次的权系数,并以它作为本次修正的依据之一,使梯度法的学习速度大大加快

3) 基于Agent封装的模糊神经网络结构具有Agent所固有的主动性、反映性、自治性等优势,因此本文提出的方法在效率和性能上有了较大的提高

5 结 论

本文以提供高信任度的主动伺候式普适服务为目标,研究基于模糊神经网络的信任测度问题。所设计的方法具有以下特点:基于Agent封装的模糊神经网络结构能主动发现服务,进行自发互操作,多

Agent之间能相互协调和协同工作;在Agent封装下,模糊神经网络的信任测度方法能克服传统方法因梯度误差大而导致信任有效性较低的缺陷,在占用较少空间的前提下较大地提高了信任度。试验结果表明,本文设计的方法是正确而有效的。

参考文献(References)

- [1] Satyanarayanan M. Pervasive Computing: Vision and Challenges [J]. *IEEE Personal Communications*, 2001, 8(3): 10-17.
- [2] Garlan D, Siewiorek D P. Project Aura: Toward Distraction-free Pervasive Computing [J]. *IEEE Pervasive Computing*, 2002, 1(2): 22-31.
- [3] Han J W, Micheline K. *Data Mining Concepts and Techniques* [M]. New York: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [4] Hathaway R J, Bezdek J C. A Parametric Model for Fusing Heterogenous Fuzzy Data [J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 1996, 8(4): 270-281.
- [5] David Kotz, Robert Gray. Mobile Agents and the Future of the Internet [J]. *ACM Operating Systems Review*, 2002, 33(3): 7-13.
- [6] Hao X C, Zhang D G, Zhao H. Neural-based Fusion Technique for Electronic Commercial Market Prediction [A]. *The 7th Joint Int Computer Conf* [C]. Guangzhou, 2000: 1128-1135.
- [7] Zhang D G, Shi Y C, Xu G Y. Context-aware Computing during Seamless Transfer Based on Random Set Theory for Active Space [A]. *The 2004 Int Conf on Embedded and Ubiquitous Computing* [C]. Aizu, 2004, 1: 108-119.
- [8] 张德干,徐光佑,史元春.面向普适计算的扩展的证据理论方法[J].*计算机学报*,2004,23(7):918-927.
(Zhang D G, Xu G Y, Shi Y C. Extended Method of Evidence Theory for Pervasive Computing [J]. *J of Chinese Computer*, 2004, 23(7): 918-927.)