

基于 DS_mT 的移动机器人地图构建及传感器管理

杨锦园^{1,2} 黄心汉¹ 李 鹏¹

(华中科技大学控制科学与工程系 武汉 430074)¹ (湖北师范学院控制科学与工程系 黄石 435002)²

摘 要 针对智能移动机器人探测未知环境的问题,引入了一种新的信息融合方法 DS_mT(Dezert-Smarandache Theory),采用栅格地图,并根据声纳在 DS_mT 框架下的数学模型,利用经典 DS_m 模型构造了一组能自动调节误差范围的声纳基本信度赋值函数(gbbaf),以处理未知环境下声纳获取的不确定和不精确信息,甚至于高冲突信息。提出了简单有效的传感器管理方法,完全消除了复杂环境下声波的多次反射和串扰现象。最后,用 Pioneer 2-DX 机器人分别进行了 DS_mT 和 DST (Dempster-Shafer Theory) 两种算法的地图构建实验,并绘制了相应的二维基本信度赋值地图。将 DS_mT 与 DST 构建出的环境地图做比较,充分验证了 DS_mT 及提出的传感器管理方法在未知环境下的有效性,为处理动态高冲突信息提供了有力的理论依据。

关键词 移动机器人,DS_mT,信息融合,地图构建,传感器管理

中图法分类号 TP242.6 文献标识码 A

DS_mT-based Mobile Robot Map Building and Sensor Management

YANG Jin-yuan^{1,2} HUANG Xin-han¹ LI Peng¹

(Dept. of Control Science & Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)¹

(Dept. of Control Science & Engineering, Hubei Normal University, Huangshi 435002, China)²

Abstract A new information fusion method namely DS_mT (Dezert-Smarandache Theory) was introduced to solve the problem of robot map building in an unknown environment. The grid map method was adopted, and according to sonar sensor mathematical model under DS_mT framework, a group of general basic belief assignment functions (gbbaf) was constructed based on classical DS_m model to deal with the uncertain and imprecise, and even high conflicting information in the unknown environment. And a simple but very effectual sensor management method was proposed to completely eliminate the multi-reflection and crosstalk of the sound wave in the complex environment. At last, Pioneer 2-DX mobile robot was used to carry out experiments of map building with DS_mT and DST (Dempster-Shafer Theory). The correlative 2D general basic belief assignment (gbbaf) map was constructed. The comparison between the two results testifies the validity of DS_mT and the proposed sensor management method in unknown environment. It supplies a powerful theoretic evidence for fusing dynamic high conflicting information.

Keywords Mobile robot, DS_mT, Information fusion, Map building, Sensor management

利用智能移动机器人探测未知环境,一直是国内外机器人专家研究的热点和难点课题。在未知环境中,机器人通过在本体上安装的传感器(如声纳、激光、红外、视觉等)来获取未知环境的信息,并对信息进行重组以及融合,然后勾勒出周围环境的轮廓或图像。而声纳传感器由于其廉价、使用简便、数据处理方便等优点,常被用作移动机器人的重要感知器。由于声纳传感器自身的物理特性的限制,感知信息存在很大的不精确性、不确定性以及高冲突性。对声纳而言,不精确性即为获取到的信息误差很大,通常存在 5% 的误差;不确定性则是由于声纳是锥形发散的,因此无法确定探测到的障碍物具体位置;高冲突性则是因为声纳在复杂环境下多次反射和串扰现象非常严重,导致获取到的信息相互矛盾。因此,直接使用声纳感知信息进行地图创建,很难得到准确的环境模型,

通常需要对感知信息进行再处理,通过多感知信息的融合来获得较为准确的环境信息。由此可知,不确定信息的处理方法是机器人地图创建中的一个关键问题^[1]。

现在的研究者多采用精确的激光作为机器人的主要感知器,相比声纳而言取得了一些突破性的进展^[2,3]。但如果能够很好地处理声纳数据的不精确和不确定性,则采用声纳也能构建出相对精确的地图,就不需要使用价格昂贵的激光传感器了。

为了采用廉价的声纳构建精确地图,本文引入了一种新的信息融合理论 DS_mT (Dezert-Smarandache Theory)^[4]。DS_mT 是由法国人 Dezert 和美国人 Smarandache 于 2003 年在贝叶斯概率^[5]和 DST (Dempster-Shafer 证据理论)^[6]的基础上发展而来的一种通用灵活的、有效的智能融合算法,可以

到稿日期:2009-05-27 返修日期:2009-08-27 本文受国家自然科学基金(60675028)资助。

杨锦园(1971-),女,博士生,主要研究方向为信息融合等,E-mail:kayaka_lan@163.com;黄心汉(1946-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为信息融合、智能控制等;李 鹏(1981-),男,博士生,主要研究方向为信息融合、智能控制等。

置信度函数的形式融合任意形式的独立信息源数据。它主要针对不确定、高冲突以及不精确信息,是一种通用、灵活、有效、自下而上的崭新信息融合算法。相对于其他信息融合算法(如 DST),最突出的优点是能够处理多源信息的不确定性和高度冲突性,且计算量小,融合效果好。其对信息的融合过程和结果最接近于人对事物的感官认识,为移动机器人在栅格地图创建过程中处理由声纳传感器获取的不确定信息提供了一个有力的工具。

1 DSmT 简介

在超幂集 D^θ 中^[7],对于 k 个独立的不确定、不可靠信息源所获取到的信息,其基本广义信度赋值为 $m_i(\cdot)$, $m_{Mf(\Theta)}$ (A) 的经典 DSm 组合规则如下:

$$\forall A \neq \phi \in D^\theta,$$

$$m_{Mf(\Theta)}(A) \cdot [m_1 \oplus \dots \oplus m_k](A) = \sum_{\substack{X_1, \dots, X_k \in D^\theta \\ X_1 \cap \dots \cap X_k = A}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \quad (1)$$

封闭空间中 $m_{Mf(\Theta)}(\phi) \equiv 0$, 在开放空间中可以不为 0。

当证据源个数 $k \geq 2$ 时,其各个焦点 X_i 之间产生的冲突因子如下:

$$k_{12\dots} = \sum_{\substack{X_1, \dots, X_k \in D^\theta \\ X_1 \cap \dots \cap X_k = \phi}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \quad (2)$$

融合过程中会产生冲突因子 $k_{12\dots}$ (尤其是高冲突信息的融合),在 DST 中 Dempster 把总的冲突质量通过一个简单的归一化处理,重新分配到所有的命题空间。由于这个规则在高冲突时出现了反直觉的特点,因此引起了很大的争议。而 DSmT 很好地解决了冲突的分配问题,而且有很多分配法则。我们采用比较简单的 PCR2(冲突分配法则 2)^[8],其表达式如下:

$$\forall (X \neq \phi) \in D^\theta, m_{PCR2}(X) = \frac{\sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D^\theta \\ X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_k = X}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i)}{e_{12\dots}} + C(X) \frac{c_{12\dots}(X)}{e_{12\dots}} \cdot k_{12\dots} \quad (3)$$

其中

$$C(X) = \begin{cases} 1, & \text{若 } X \text{ 与冲突运算相关} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$c_{12\dots}(X)$ 为非零 X 之和, $k_{12\dots}$ 为冲突因子, $e_{12\dots}$ 为与产生冲突量有关的非零焦点之和。

2 声纳不确定性数学模型

声纳的基本工作原理是:产生一束锥形波,以角度 ω 发散,碰到障碍物后反射回声纳,然后声纳根据反射时间计算出障碍物的距离。由于锥形波呈扇形发散,但障碍物在扇形内都可以反射声波,因此声纳无法对障碍物进行精确的定位。而且,由于环境对声波有诸多干扰因素,因此所获取的距离信息也是不精确的。

针对声纳数据的不精确和不确定性,采用经典 DSm 模型对栅格地图中的声纳数据进行数学建模,其模型原理图如图 1 所示。其声纳发散角 ω 为 25° , 设定辨识框 Θ 中有两个焦点 θ_1 和 θ_2 , 定义 θ_1 表示栅格为空, θ_2 表示栅格被占用,其超幂集为 $D^\theta = \{\phi, \theta_1 \cap \theta_2, \theta_1, \theta_2, \theta_1 \cup \theta_2\}$ 。以栅格地图中声纳每次扫描到的数据组作为证据源来构造广义信度赋值函数(gb-

baf) $m(\cdot): D^\theta \rightarrow [0, 1]$ 。在此 ϕ 表示该次融合信息无效, $m(\theta_1)$ 表示栅格为空的信度赋值函数, $m(\theta_2)$ 表示栅格被占用的信度赋值函数, $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 为冲突因子的信度赋值函数,表示栅格可能被占用也可能为空; $m(\theta_1 \cup \theta_2)$ 表示无法确定栅格是否被占用的信度赋值函数(主要是声纳无法扫描到的区域)。

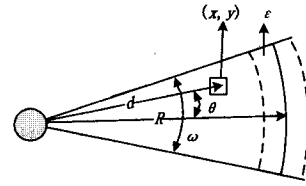


图 1 基于 DSmT 的声纳模型原理图

基于上述 4 个信度赋值函数的描述,文献[9]所构造的信度赋值函数不能精确描述高冲突信息。更重要的是函数过于复杂,计算量极大。冲突因子 $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 只是计算过程中产生的,并不需要在一开始就用函数描述。因此这里针对动态刷新地图的特殊性重新构造了一组计算更为简单的信度赋值函数式(4)~式(6)。 $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 初始都为 0, 计算中产生 $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 并加以分配,式(7)来自文献[10]:

$$m(\theta_1) = \begin{cases} 1, & R_{\min} \leq d < R - \epsilon \\ -5(1 - \lambda/2) \cdot (d - R - \epsilon)/R, & R - \epsilon \leq d \leq R + \epsilon \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

$$m(\theta_2) = \begin{cases} 10(\lambda/2) \cdot (d - R + \epsilon)/R, & R - \epsilon \leq d \leq R \\ -10(\lambda/2) \cdot (d - R - \epsilon)/R, & R \leq d < R + \epsilon \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

$$m(\theta_1 \cup \theta_2) = \begin{cases} 0, & R_{\min} \leq d < R - \epsilon \\ 5(1 - \lambda/2) \cdot (d - R + \epsilon)/R, & R - \epsilon \leq d \leq R + \epsilon \\ 1, & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

$$\lambda = \begin{cases} 1 - \left(\frac{2\theta}{\omega}\right)^2, & 0 \leq \theta \leq \frac{\omega}{2} \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (7)$$

其中, λ 为信度赋值函数与锥形角 θ 的比例系数, θ 为 d 与中轴线的夹角; R 为声纳探测到的障碍物的距离; d 为声纳到栅格 (x, y) 的距离(栅格 (x, y) 为声纳扫描范围内的坐标点); ω 为 25° 的超声波发散角; ϵ 为声纳读数的误差范围,根据声纳的物理特性取 $0.1R$ 。

图 2 为 $R=1.5\text{m}$ 和 $R=2\text{m}$ 时式(4)~式(6)的基本信度赋值(gbba)曲线。对于障碍物的距离 R ,从声纳的工作原理上看,越靠近坐标 R ,所在的栅格有障碍物的可能性越大,无障碍物的可能性也就越小。因此,在坐标 R 附近 $m(\theta_2)$ 的置信度很高,而离 R 越远则 $m(\theta_1)$ 的置信度越高,这与实际声纳特性吻合。其冲突因子 $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 是在运用 DSmT 融合规则时产生的不确定分量,运用冲突分配法则将其分配到 $m(\theta_1)$ 和 $m(\theta_2)$ 中去;在超出声纳读数范围之后的距离 $m(\theta_1 \cup \theta_2)$ 则逐步增大,表示无法探测到该地区的情况。

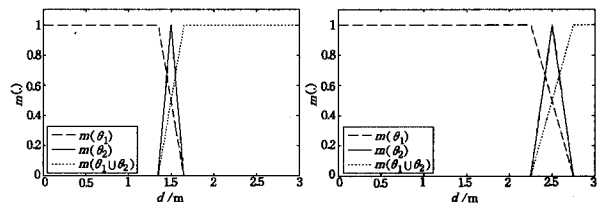


图 2 $R=1.5\text{m}$ 和 $R=2.5\text{m}$ 时式(4)~式(6)的基本信度赋值

3 传感器管理

在实验用的 Pioneer 2-DX 机器人本体上安装了 16 个声纳, 声纳分布如图 3 所示。由声纳的工作原理可知, 声纳遇到障碍物会返回, 倘若遇到其他障碍物则会再次改变折返路线, 在回到声纳传感器之前可能经过了多次的路线改变, 这种现象称为多次反射。多次反射后的超声波有很大几率会被另外一个声纳(非发射源声纳)所接受, 从而造成读数错误, 这种现象称为串扰。以上两种现象在复杂环境下常常会出现, 而且几乎是同时出现, 即先多次反射, 然后串扰, 因为通常在复杂环境下所获取到的声纳读数往往大于实际声纳读数。

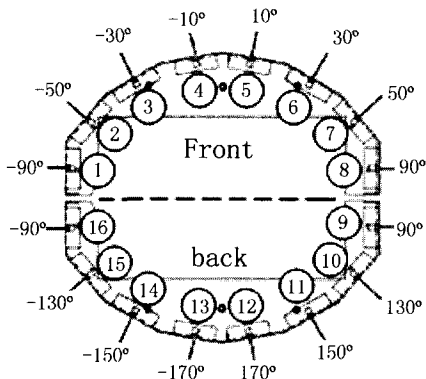


图 3 声纳分布图

为了解决串扰, 就必须对 16 个传感器进行合理的管理, 即在不同的时间段开启不同的声纳, 使其不会发生串扰。将 16 个声纳分为 4 组: 1, 5, 9, 13 号声纳为第一组, 2, 6, 10, 14 号为第二组, 3, 7, 11, 15 号声纳为第三组, 4, 8, 12, 16 号声纳为第四组。按声速 340m/s、声纳有效探测范围 3m 计算, 声波从声纳发出到遇障碍物返回, 最长时间约为 18ms。依此设定每 20ms 只开启 4 组声纳中的一组, 即在 t 时刻开启了第一组声纳(其余 3 组呈关闭状态); 20ms 后关闭第一组声纳, 开启第二组声纳; 再过 20ms 关闭第二组声纳, 开启第三组声纳。由于每一组 4 个声纳分别处于 4 个角落, 相互夹角为 90° , 经由实验证明, 超声波很难经由多次反射而发生串扰; 而 4 组声纳由于开启时间不同, 每组声纳开启时上一组声纳的信号早已返回, 因此 4 组声纳间也不会发生串扰。

4 实验结果及分析

实验采用 Pioneer 2-DX 移动机器人。建立如图 4 所示的房间地图, 并采用 Visual Studio 2008 开发了一套机器人控制客户端。

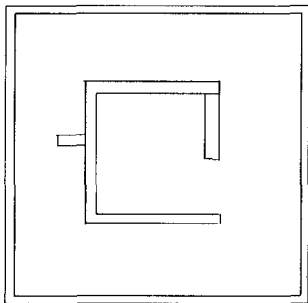


图 4 房间地图

4.1 基于 DSMT 的动态地图构建

在经典 DSMT 模型下, 机器人进入未知环境之前, 先设定所有地图栅格 $m(\theta_1 \cup \theta_2) = 1$, 而 $m(\theta_1) = m(\theta_2) = m(\theta_1 \cap \theta_2) = 0$, 表示尚未对地图进行探测, 其完全处于未知状态。机器人进入环境并开始收集信息后, 栅格点信息的融合过程如下:

a) 若在 t 时刻, 融合中心根据采集到的声纳数据已计算出每一栅格点的基本信度赋值为 $m_{M^t(\theta)}(\theta_1)$, $m_{M^t(\theta)}(\theta_2)$, $m_{M^t(\theta)}(\theta_1 \cup \theta_2)$, 而冲突因子为 $m_{M^t(\theta)}(\theta_1 \cap \theta_2)$, 则根据 PCR2 分配于 $m_{M(\theta)}(\theta_1)$ 和 $m_{M(\theta)}(\theta_2)$, 冲突因子为 0。

b) 在 $t+1$ 时刻(即 t 时刻的下一数据收集), 融合中心根据采集到的声纳数据, 由式(4)一式(6)计算当前探测到的栅格点的基本信度赋值 $m(\theta_1)$, $m(\theta_2)$, $m(\theta_1 \cup \theta_2)$ 。

c) 应用限制传播算法(算法目的是减少计算量, 由原来计算所有的地图栅格减少到只计算声纳扫描到的扇形区域)^[11], 由 DSMT 组合规则, 计算出 $t+1$ 时刻探测到的栅格点的基本信度赋值。

d) 根据 PCR2 将冲突因子 $m_{M^{t+1}(\theta)}(\theta_1 \cap \theta_2)$ 分别分配到 $m_{M^{t+1}(\theta)}(\theta_1)$ 和 $m_{M^{t+1}(\theta)}(\theta_2)$ 上, 分配完后冲突因子重新归零。

e) 进入下一个融合周期。

4.2 基于 DST 的动态地图构建

采用著名的证据推理 DS 理论进行动态地图构建, 其声纳数学模型不变, 但融合规则采用 DS 理论。在这个实验中, 使用与 DSMT 相同的声纳模型, 但信度赋值函数只采用 $m(\theta_1)$, $m(\theta_2)$ 和 $m(\theta_1 \cup \theta_2)$ 。因为在 DST 中, θ_1 和 θ_2 是独立的证据源, 不会产生冲突部分, 冲突因子只会在融合过程中出现, 融合公式见文献[6]。融合过程除冲突因子 $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 的分配外, 其余与经典 DSMT 模型相同。

4.3 实验结果分析

1) DST 存在固有的融合缺陷, 无法处理高冲突信息, 在处理高冲突信息时往往得出反人类直觉的结果。由图 1 可知 $m(\theta_1)$ 与 $m(\theta_2)$ 相交的地方, 即声纳误差范围 ϵ 的边界处, 是高冲突区, 而 DST 在处理该区域时常常得出该区域为空的结论, 因此障碍物往往会被该区域所覆盖而被标记为空, 图 5 就属于这种情况。这显然与人类感知的结果大相径庭, 因此由 DST 融合规则绘制的地图几乎无法辨认障碍物, 甚至连轮廓都未绘出。

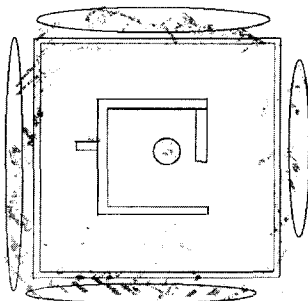


图 5 DST 实验结果与实际地图比较(有串扰)

2) 而在 DSMT 框架下, 则可以很好地处理动态的高冲突信息。在未知的结构化环境中, 经典 DSMT 模型规则和 PCR2 冲突分配规则可以精确描述当前周围环境并实时更新地图。由图 6 可以看出, DSMT 所得到的环境地图与真实环境地图几乎相同, 仅有少数地方由于收集到的信息有限而与实际环境有少许出入。

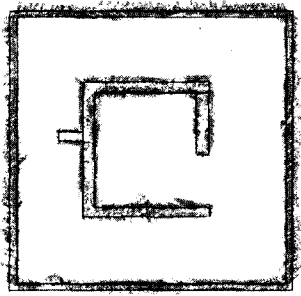


图6 DSmT 实验结果与实际地图比较(无串扰)

3)由图5的椭圆标记内的区域可以看出,多次反射和串扰现象在复杂环境下且有多个声纳同时工作时非常严重,极大地影响了环境信息的准确度。图5中椭圆标记区域内的“障碍物”都是多次反射和串扰所造成的。

4)图6则显示了本文提出的传感器管理方法的有效性,它消除了多次反射和串扰所带来的干扰,使得声纳信息更为精确。

5)由于在更新地图时采用了限制传播算法,因此在一个通信周期内只需要更新地图中很小的一部分,运算效率就会大为提高,加上计算简便的信度赋值函数,系统在构建地图时无延迟甚至崩溃现象。

结束语 本文采用最新的 DSmT 理论利用不精确传感器(声纳)的 DSmT 模型,构造了一组计算简便的基本信度赋值函数,有效地融合了移动机器人在探测动态未知环境时使用声纳获取到的不精确、不确定和高冲突环境信息。最后进行了经典 DSm 模型(有传感器管理)和 DST(无传感器管理)两种算法构建环境地图的实验,分别构建出了 DSmT 和 DST 框架下的二维基本信度赋值地图。两个实验的结果表明,采用相同的模型和融合步骤,在同一未知环境中,带传感器管理的 DSmT 融合算法的表现远优于无传感器管理的 DST 算法,是一种优秀的处理不精确、不确定和高冲突信息的融合方法,为移动机器人探测动态未知环境提供了有力的理论依据。

(上接第 214 页)

以上预报结果好于黑龙江省以往使用的负荷预测系统产生的结果。目前该模型已经在黑龙江省电网公司的负荷预报软件中得以应用。

结束语 本文对黑龙江省的气象和经济特点进行分析,提出了基于知识发现的负荷预测模型。首先通过传统近大远小方法生成基本预测曲线,再采用遗传算法从历史气象资料和负荷数据中提取相应的规则。这些规则作用于基本预测曲线,从而生成最终的预测结果。该模型在黑龙江省电网公司得以应用,收到了理想效果。

参 考 文 献

[1] Hippert H S, Pedreira C E, Souza R C. Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation[J]. IEEE Transaction on Power System, 2001, 16(1): 44-55

[2] Taylor J W, Buizza R. Neural network load forecasting with weather ensemble predictions[J]. IEEE Trans on Power Electron, 2002, 17(3): 626-632

[3] Kandil N, Wamkeue R, Maarouf Saad and Semaan Georges. An

参 考 文 献

[1] 王卫华,陈卫东,席裕庚.基于不确定信息的移动机器人地图构建研究进展[J].机器人,2001,23(6):563-568

[2] Grisetti G, Tipaldi G D, Stachniss C, et al. Fast and accurate SLAM with Rao-Blackwellized particle filters [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2007, 55(1): 30-38

[3] Begum M, Mann G K I, Gosine R G. Integrated fuzzy logic and genetic algorithmic approach for simultaneous localization and mapping of mobile robots [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 150-165

[4] Dezert J. Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning [J]. Information and Security, 2002, 9: 13-57

[5] Burgard W, Fox D, Hennig D, et al. Estimating the absolute position of a mobile robot using position probability grids[A]// Proceeding of The National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-1996) [C]. Oregon, 1996: 896-901

[6] Shafer G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton N. J.: Princeton University Press, 1976

[7] Dezert J, Smarandache F. Advances and Applications of DSmT for Information Fusion [M]. Rehoboth: American Research Press, 2004

[8] Dezert J, Smarandache F. Advances and Applications of DSmT for Information Fusion [M]. Rehoboth: American Research Press, 2006

[9] 李新德,黄心汉,王敏.基于经典 DSmT 的 Sonar 栅格地图创建[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(3): 209-212

[10] Elfes A, Moravec H. High resolution maps from wide angle sonar[A]// IEEE Int. Conf. Robotics and Automation [C]. Leuven: IEEE, 1985: 116-121

[11] 王卫华.未知环境中移动机器人创建地图的研究[D].上海:上海交通大学, 2003

efficient approach for term load forecasting using artificial neural networks[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2006, 28(8): 525-530

[4] Mandal P, Senjyu T, Funabashi T. A neural network based several-hour-ahead electric load forecasting using similar days approach[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2006, 28(6): 367-373

[5] Han Hak-Guhn, Park Jong-Keun, Kang Sang-Hee, et al. Implementation of short-term load forecasting expert system in a real environment[J]. International Journal of Engineering Intelligent Systems for Electrical Engineering and Communications, 2000, 8(3): 139-144

[6] Rao M S S, Soman S A, Menezes B L, et al. An Expert System Approach to Short-term Load Forecasting For Reliance Energy Limited, Mumbai [C] // IEEE Power India Conference. April 2006

[7] Torres T C. A Soft computing techniques for short term load forecasting[C] // Power Systems Conference and Exposition, 2004