

基于模糊认知图的机器人高层规划研究

骆祥峰, 高 隼, 王晓嘉, 谢 昭

(合肥工业大学计算机与信息学院图像信息处理研究室, 安徽合肥 230009)

摘 要: 本文采用模糊认知图模拟机器人在复杂环境下的动态行为, 来对机器人进行高层规划. 基于模糊认知图的机器人高层规划系统不仅在一定程度上克服了基于符号机器人规划存在的不适用于含有许多独立子问题或子系统的大系统及机器人之间的合作与协调机制较难寻找等问题, 而且还能有效克服基于进化机器人、基于神经网络机器人进行动态行为规划时算法和实现的高度复杂性、需要大量的训练样本及时间、易产生干扰等问题. 实验表明把模糊认知图应用到机器人高层规划系统能较好的解决以上问题, 且具有简单、鲁棒等特点.

关键词: 认知图; 模糊认知图; 机器人; 模糊因果关系

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 12A-2138-04

Research on Robot High-Level Planning Based on Fuzzy Cognitive Map

LUO Xiang-feng, GAO Jun, WANG Xiao-jia, XIE Zhao

(Image and Information Processing Lab, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China)

Abstract: Fuzzy Cognitive Map (FCM) is applied to simulate the dynamic behaviors of the robot in complicated environments and make layout for the robot. It overcomes the defects that are not only symbolic high-level planning unfitness of a big system which has a lot of subsystems and cooperation mechanisms, but also NN and GA in which algorithms are implemented with high complexity and many training examples without cooperation mechanisms. Finally, the experimental results indicate that the robot's high level planning by FCM is more simple, robust and flexible than classical robot's planning.

Key words: cognitive map; fuzzy cognitive map; robot; fuzzy causal relationship

1 引言

机器人规划是一种重要的问题求解技术, 它从某个特定的问题状态出发, 寻求一系列行为动作, 并建立一个操作序列, 直到求得目标状态为止, 与一般问题求解相比, 机器人规划更侧重于问题的求解过程, 而不是求解结果^[1].

自 70 年代以来, 国外已经提出和开发了如下几个机器人高层规划系统: 基于一阶谓词演算和消解原理的 STRIPS 和 ABSTRIPS 规划系统、基于语义网络和类比学习的 PULP-1 规划系统、基于长度优先搜索和最小约束策略的分层规划系统以及非线性规划和基于归约 (reduction) 的规划系统^[2]. 虽然这些基于符号的规划系统各具特色, 但也存在一些不足^[1,2]: (1) 不适用于含有许多独立子问题或子系统的大系统; (2) 任务激发时, 冲突的消解较难解决; (3) 系统某一结构的故障, 将导致整个系统的崩溃; (4) 机器人间合作与协调机制较难寻找.

因此, 许多 AI 工作者开展了基于进化机器人、基于神经网络机器人、基于神经网络进化机器人的研究^[3-6]. 这些研究活动的共同特点是算法和实现具有高度复杂性、需要大量训练样本及时间, 易产生干扰等问题, 而且也存在机器人之间的

协调与合作机制较难解决等.

综上所述, 基于符号的机器人规划缺少智能计算的能力, 基于进化与神经网络等智能计算的机器人规划没有充分利用现有的专家知识, 如何将专家知识与智能计算相互融合, 提供更有力的机器人规划工具, 是我们的研究目标. 针对这一问题, 我们提出了基于模糊认知图的机器人高层规划的研究思路. 本文主要研究模糊认知图在机器人高层规划中目标序列自动生成及相互合作与协调策略. 文献[7]把模糊认知图用于虚拟世界.

2 认知图及模糊认知图

认知图 (Cognitive Map, CM) 是表达和推理系统中概念间因果关系的图模型, 节点和边分别表示概念及概念间的因果关系. 它首先由 Tolman (1948) 提出, Kelly (1955) 将其引入因果关系的定性分析中, Axelord (1976) 将其具体应用于政治分析中. 它是一个二元组 $\langle V, E \rangle$, 其中 V 表示概念的集合, E 表示边的集合. 每个概念表示系统的动作、原因、结果、目的、感情、倾向及趋势等, 反映系统的属性、性能与品质^[7,8]. 边表示概念间的因果关系 (边的箭头表示因果联系的方向), 它是一种三值 $\{-, 0, +\}$ (或用 $\{-1, 0, +1\}$ 表示) 逻辑^[9]. $+$ 和 $-$ 分

别表示概念间的两种定性因果关系。“+”表示原因概念与结果概念状态值呈同方向变化;“-”表示概念状态值呈反方向变化;“0”表示不具有因果关系。

由于认知图模型仅能表示概念间关系增加与减少两种定性状态,不能量化因果关系的变化程度,故 Kosko(1986)在概念间因果关系中引入模糊测度,把概念间的三值 $\{-1, 0, 1\}$ 逻辑关系扩展为区间 $[-1, 1]$ 上的模糊关系,提出模糊认知图模型(Fuzzy Cognitive Map, FCM),用于概念间模糊因果关系的表达与推理,并创建了相应的理论^[7]。模糊逻辑显然比三值逻辑能携带更多的信息,因此 FCM 表达和推理能力更强,是目前认知图研究的主流。FCM 相当于一个非线性动力系统,他通过概念间因果关系的传播模拟模糊推理,通过整个网络各概念的相互作用模拟系统的动态行为,像神经网络一样,它将输入映射为输出平衡态^[7,8]。在简单模糊认知图中,通路在多维空间中终止于一个不动点或极限环。在复杂的模糊认知图中,通路可能终止于一个非周期的或“混沌”的吸引子^[7]。系统规则存储在空间自身。它具有以下特点:(1)因果关系的推理是基于数值而非符号;(2)FCM 系统之间可以相加,而 Bayes 网络及树结构不具有简单可加性;(3)能表示 Bayes 网络、Markov 网络等图模型很难表示的具有反馈的动态因果系统。

Kosko 的 FCM 数学模型可表示为 $V_j(t+1) = f(\sum_{i=1}^N V_i(t) w_{ij})$ 。式中 V_i 、 V_j 分别为原因概念 C_i 与结果概念 C_j 的状态值, w_{ij} 为概念 C_i 对 C_j 的因果联系强度, f 为概念 C_j 的阈值函数。

3 基于模糊认知图的机器人高层规划

本层规划主要给出机器人行为及动作序列的生成,这一层反映了机器人的高度智能性。文献[5]给出了图 1(c)基于神经网络的进化机器人行为的研究。图中圆形为食物源,方形为障碍物,三角形为毒品,十字形为机器人。图 1(a)为机器人在仅含有障碍物环境中如何避碰。图 1(b)为机器人在含有障碍物及毒品的环境中如何在避碰的同时还要能绕开毒品。图 1(c)中机器人在含有障碍物、毒品及食品的环境中不仅要能避碰、绕开毒品,同时还能吃掉食品。在本文中机器人动作的各种具体参数,将由低层规划来解决。为了更好的描述认知图在机器人高层规划中的应用,将 FCM 中的概念节点分为四类:(1)实体类:表示系统中一切有形状、大小的概念节点,它反映机器人所处的环境,其概念值由传感器强迫赋予;(2)动作类:表示系统的动作,包括前进、后退等概念节点,其概念值由 FCM 推理得到;(3)感知类:感知外部及运行环境,例如是否存在沿壁行为等;(4)心智类:表示系统中情感、趋势等概念节点,如威胁概念等,其反映机器人对所处环境的情感、趋势等心理活动。

3.1 机器人在仅含障碍物环境中的高层规划

根据 FCM 理论,我们把图 1(a)转化为如图 2 所示的 FCM。图 2 是具有 6 个概念的 FCM,其中障碍物、毒品、食品为实体类节点;前进、后退为动作类节点;沿壁概念是感知类节点;威胁为心智类节点。机器人行为由 FCM 图决定,FCM 图建立的好坏决定机器人行为规划的成败,更复杂机器人行为的

建立需要更为复杂的认知图,例如概率模糊认知图^[10]等。

表 1 图 1(a)FCM 的邻接矩阵

$$E_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0.5 & 0 & -0.4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0.7 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -0.4 & 0 \\ 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p(\omega_{64} | C_6) & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

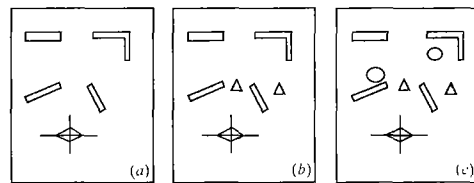


图 1 机器人的不同模拟环境

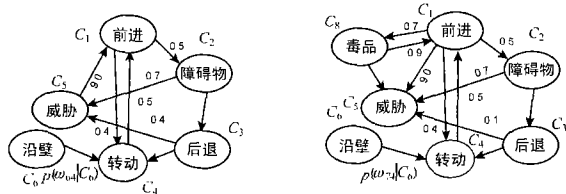


图 2 图 1(a)的模糊认知图

图 3 图 1(b)的模糊认知图

图 2 的邻接矩阵见表 1。当图 2 概念状态值发生改变时, FCM 将在 6 维的状态空间中开辟一条路径。由于 w_{ij} 为一常数,故这条路径可能终止于一个不动点或极限环。在图 2 中,每个概念仅取两种状态值 $\{0, 1\}$ 。0 表示 C_i 是关状态,1 表示 C_i 处于开状态。更为复杂的行为 C_i 可以取 $[-1, 1]$ 中的任意值。图 2 中沿壁概念与转动概念的权重 ω_{64} 属于概率模糊认知图中的权重。 ω_{64} 定义如下

$$\omega_{64} = p(\omega_{64} | C_6) = \begin{cases} 1, & \text{当 } C_6 \text{ 概念行为存在} \\ 0, & \text{当 } C_6 \text{ 概念行为不存在} \end{cases} \quad (1)$$

图 1(a)机器人规划的状态矢量 V_i 是利用图 1(a)环境中机器人 FCM 的邻接矩阵 E_1 (见表 1)及阈值函数而得到。设定概念的输出 $V_j(t+1) = S(\sum_{i=1}^n w_{ij} V_i(t))$ 。S 为阈值函数,一般取 sigmoid 函数。在本文中

$$S = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^n w_{ij} V_i(t) \geq 0.5 \\ 0, & \sum_{i=1}^n w_{ij} V_i(t) < 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

在图 2 中,我们设定机器人所处的初始状态 $V_0 = \{1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0\}$ 。根据邻接矩阵,机器人自动生成规划序列过程如表 2 所示。表 2 所代表的目标序列为

前进 → 障碍物 → 后退, 威胁 → 转动

↑ ————— ↓

它说明机器人在没有沿壁行为的过程中前进,遇到障碍物时的高层规划。机器人通过实体类节点驱动动作节点(后退)产

生动作输出与改变心智类节点(威胁)的状态值.为了能继续前进机器人又需规划转动这一动作类节点.FCM 进行高层规划时,当需要组合动作时,只要设定 $\omega_{ij} = 1$ 就可实现,故从图 2 可知这是一个组合动作规划,且这一规划是机器人根据当前环境而自动产生的规划序列.至于前进、后退 的速度、轨迹及转动的角度将由机器人的低层规划来解决.

表 2 仅给出机器人处于 $V_0 = [1\ 0\ 0\ 0\ 0]$ 状态时的一系列行为动作,这并不意味着规划的动作非要完整的执行,例如在图 1(a)的规划中,当机器人执行到 V_2 状态时,传感器给出机器人的当前环境为 $[1\ 1\ 0\ 0\ 10]$ 时,机器人就会自动依据新的环境重新规划一个动作序列,如表 3 所示.

表 2 图 1(a)环境中机器人生成的动作序列

$V_0 * E1 = [0.050\ -0.400] \rightarrow V_1 = [0\ 1\ 0\ 0\ 0]$
$V_1 * E1 = [0.010\ 0.70] \rightarrow V_2 = [0\ 0\ 1\ 0\ 10]$
$V_2 * E1 = [-0.600\ 1\ -0.40] \rightarrow V_3 = [0\ 0\ 0\ 1\ 0]$
$V_3 * E1 = [0.500\ 0\ 0\ 0] \rightarrow V_4 = [1\ 0\ 0\ 0\ 0]$

表 3 图 1(a)环境中机器人重新生成的目标序列

$V_0 * E1 = [-0.60\ 0.5\ 1\ -0.4\ 0.70] \rightarrow V'_1 = [0\ 1\ 1\ 0\ 10]$
$V'_1 = [0\ 1\ 1\ 0\ 10] \rightarrow V_1 = [0\ 0\ 1\ 0\ 10]$
$V_1 * E1 = [-0.600\ 1\ 0.40] \rightarrow V_2 = [0\ 0\ 0\ 1\ 0]$
$V_2 * E1 = [0.500\ 0\ 0\ 0] \rightarrow V_3 = [1\ 0\ 0\ 0\ 0]$
$V_3 * E1 = [0.050\ -0.400] \rightarrow V_4 = [0\ 1\ 0\ 0\ 0]$
$V_4 * E1 = [0.010\ 0.70] \rightarrow V_1 = [0\ 0\ 1\ 0\ 10]$

从以上可以看出,利用 FCM 进行规划时,机器人可以对环境做出实时快速的规划(对应动作类节点的输出),这个规划取决于机器人现时刻所处的环境(即 FCM 图中实体类节点及心智类节点现时刻的概念状态值),不需要大量训练样本及复杂的计算,并且当环境发生改变时(实体类节点的相对位置、大小、数目发生了改变),只要不加入新类型的实体概念,例如河流、山川等,就不需修改 FCM.这是基于符号、NN 方法进行机器人规划所无法比拟的.

3.2 机器人在复杂环境中的高层规划

FCM 一个较好的特性就是可继承性.例如图 1(b)的 FCM 可利用图 1(a)的 FCM 继承而来.对于继承的(FCM),可增加原来 FCM 不具有的概念而得到自己新的 FCM.图 1(b)的 FCM 可由图 1(a)的 FCM 加上毒品概念而得到,如图 3 所示.

基于 NN、GA 的机器人规划系统,若在环境中增加新的目标,就需要重新对机器人进行训练.基于符号的高层规划系统有可能出现规则冲突,而基于 FCM 的机器人由于可继承原来的知识.因此在环境发生改变时,其适应能力比常规的机器人规划系统较优.同理,图 1(c)可继承图 3、6 的 FCM,并增加概念 C_7 、 C_9 、 C_{10} 而得到图 4 的所示的 FCM.从图 4 可以看出,当 C_7 存在时, C_7 、 C_9 、 C_{10} 、 C_1 是一个组合动作.权重 ω_{79} 、 ω_{910} 、 ω_{101} 是一个概率权重,定义类似(1),详见文献[10].概念 C_9 存在一个低层规划,指导机器人前进的轨迹与速度.

若图 3、4 的初始状态 V_0 分别为 $\{1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\}$ 、 $\{1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\}$, 则其动作序列的规划过程分别为

前进→障碍物→后退,威胁→转动

及
前进→障碍物、毒品、食品→后退,威胁→转动

动作序列.后一个序列说明“前进”可能遇见“障碍物、毒品、食品”,由于这些节点为实体类节点,故遇见那一个实体类节点由传感器给出.若遇见“食品”则形成一个组合动作规划.表 4、5 分别是图 3、4 的邻接矩阵.从图 2、3、4、6 或表 1、4、5 的邻接矩阵比较可以看出,图 4 继承了图 2、3、6;图 3 继承了图 2; E_3 继承 E_2 、 E_1 ; E_2 继承了 E_1 .这就大大简化了机器人在复杂环境中进行高层规划的复杂度,而传统机器人规划系统不具有这种简单的继承性.

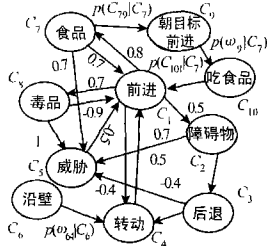


图 4 图 1(c)的模糊认知图

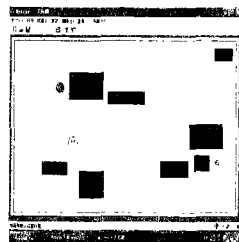


图 5 图 1(c)环境机器人高层规划实验

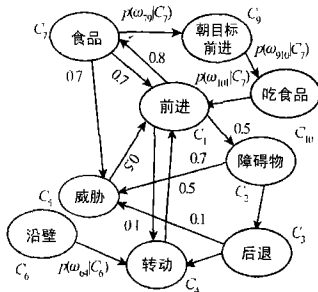


图 6 机器人在有食品环境下的模糊认知图

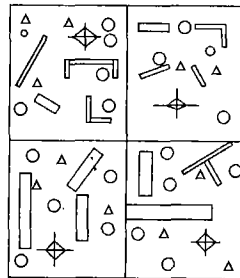


图 7 机器人相互合作规划与协调

表 4 图 1(b)FCM 的邻接矩阵列

$E2 = \begin{pmatrix} 0 & 0.5 & 0 & -0.4 & 0 & 0 & 0 & 0.7 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0.7 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -0.4 & 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p(\omega_{64} C_6) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.9 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$
--

3.3 机器人在复杂环境中的合作与协调

FCM 与 bayes 网络,二叉树相比最大的优点就是具有可加性.FCM 可对不同的 FCM 进行叠加,形成一个联合的 FCM.假设机器人 A、B 具有邻接矩阵 E_A 、 E_B .那么可以认为

表 5 图 1(c) FCM 的邻接矩阵

$$E_3 = \begin{pmatrix} 0 & 0.5 & 0 & -0.4 & 0 & 0 & 0.8 & 0.7 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0.7 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -0.4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p(\omega_{64}|C_6) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.7 & 0 & 0 & 0 & 0.7 & 0 & 0 & 0 & p(\omega_{79}|C_7) & 0 \\ -0.9 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & p(\omega_{910}|C_7) \\ p(\omega_{101}|C_7) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

E_A 、 E_B 就是机器人 A、B 的局部观点. 如果令 $E_C = E_A + E_B$, 那么 E_C 就是机器人 A、B 的全局观点. 多个机器人的合作与协调可通过矩阵叠加来解决. 我们认为在认知图中所谓机器人之间的合作与协调就是通过对联合邻接矩阵对应元素的操作. E_C 在一定意义上相当于一块黑板. 机器人高层规划中邻接矩阵联合的原则是: (1) 如果 E_A 、 E_B 对应元素相等, 则取任意一个. 若不相等就牵涉到机器人之间冲突的解决机制, 要用到 FCM 的心智类节点概念状态值来解决, 这将另文再述; (2) 若机器人对某一资源有保密性要求, 则在矩阵叠加时, 对该元素赋 0; (3) 当矩阵 E_C 不为方阵时, 可对 E_C 行列补 0, 使 E_C 为方阵.

若把图 4 的 FCM 赋给图 7 中的每一个机器人, 则每个机器人都具有全局的观点, 若机器人的 FCM 与联合 FCM 不一致, 则机器人可用全局或局部的观点来规划自己的动作与行为, 这与其它机器人规划方法有所不同.

4 实验结果

为了验证图 4 算法, 在 VC 中模拟机器人在障碍物环境中的规划行为. 图 5 为机器人在具有 8 个障碍物、1 个毒品、2 个食品的环境中运行的实验环境. 方形物体为障碍物; 图中圆形人脸为机器人; 毒品、食品为三角形与圆形. 毒品、食品、障碍物个数及其位置随机产生. 机器人模型由 4 个传感器构成, 左右方向为趋近传感器, 上下方向为触觉传感器. 机器人可以自动识别障碍物、毒品及食品. 识别物体的最小长度为 5mm, 最大长度为 20cm. 超过 20cm 机器人认为它的行为是沿壁行为, 传感器的最大适应范围为 180°. 更为复杂的机器人模型, 可用于低层规划, 本文暂不考虑.

从仿真实验可以看出当机器人遇见障碍物、毒品时能正确避开; 遇见食品时能吃掉. 多次重复实验表明机器人在避让及绕开毒品的同时能以大于 0.9 的概率在 1.5 分钟左右吃掉食品. 时间的不同是因为每次实验运行时毒品、食品、障碍物个数及其位置随机产生造成的. 类似图 4 的基于神经网络的进化机器人行为的实验结果请见文献[5]. 从与文献[5]实验的对比可知机器人高层规划就是矩阵的简单操作, 以及在阈

值以内都具有相同的高层规划, 因此具有简单、较好鲁棒性等优点. 其它算法的实验与此类似, 不再赘述.

5 结论与展望

综上所述, 可知利用 FCM 可较好的将专家关于环境的知识及智能计算有效的结合起来, 具有简单、灵活、鲁棒等特点. 但 FCM 理论研究, 特别是把 FCM 应用到机器人高层规划的研究才刚刚开始. 这里有许多问题需要解决, 例如, 如何用自适应 FCM 来反映环境的变化; 如何使机器人进行自动目标识别; 利用概念自身控制子 FCM 及无限逼近任意函数及结合神经网络、图像理解来对概念节点的动作进行低层规划. 如何利用智能计算来自动获取知识、减少 FCM 对专家的依赖程度, 都是要认真研究的问题. 本文仅就 FCM 如何应用在机器人高层规划中进行了初步的探讨.

参考文献:

- [1] 蔡自兴, 徐光祐. 人工智能及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.
- [2] 蔡自兴. 一种用于机器人高层规划的专家系统[J]. 高技术通信, 1995, 1: 21-23.
- [3] Brooks R A. A robust layered control systems for a mobile robot[J]. IEEE Journal of robotics and automation, 1996, RA-2: 14-23.
- [4] 王洪燕, 等. 基于生长神经网络的进化机器人行为研究[J]. 电子学报, 2000, 28(12): 41-44.
- [5] 王洪燕, 等. 基于神经网络的进化机器人组合行为方法研究[J]. 计算机研究与发展, 2000, 37(12): 1457-1464.
- [6] Gomi T, Griffith A. Evolution robotics-An overview[A]. Invited Paper at International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'96) [C]. Nagoya, Japan, 1996.
- [7] Bart Kosko. Fuzzy Engineering[M]. Prentice Hall, 1997.
- [8] C D Stylios, P P Groumpos. Fuzzy cognitive maps: a soft computing technique for intelligent control[A]. Proc. 2000 IEEE International Symposium on Intelligent Control[C]. Patras, 2000, July 17-19. 97-102.
- [9] Chaib-draa, B J desharnais. A Relational Model of Cognitive Maps [DB/OL]. <http://citeseer.nj.nec.com/>.
- [10] 骆祥峰, 高隽. 概率模糊认知图[J]. 中国科学技术大学学报, 2003, 1.

作者简介:

骆祥峰 男, 1970 年 11 月生于安徽省, 2000 获合肥工业大学硕士学位; 现合肥工业大学博士生, 主要研究方向: 机器学习、认知图理论、图像理解、智能计算.

高隽 男, 博士, 1963 年 10 月生于安徽省, 博士, 合肥工业大学教授, 博士生导师, 主要研究方向: 神经网络、智能信息处理、模式识别、图像理解、认知图理论、智能计算等.