

属性关系图匹配的神经网络实现及其应用¹⁾

王成道 陈 瑶

(华东师范大学电子科学技术系 上海 200062)

摘要

属性关系图中存在着有向弧和多重弧,它是一种不对称的图。Hopfield 网络是对称联接的。通过定义节点属性距离和节点对关系弧属性距离,解决了不对称问题,从而把属性关系图的匹配转化成可用 Hopfield 网络求解的形式。同时,又把误差校正思想引入了神经网络,使网络可以实现随机语义网的匹配。

关键词: 神经网络, 属性关系图, 模拟退火。

1. 引言

最初,属性关系图的匹配实际上是个一般图的标记问题。Haralick 对图的标记作了大量的研究,提出利用算子迭代加快标记速度,后来又发展到了加属性的关系图匹配。M. A. Eshera 和 K. S. Fu 把句法结构的思想和随机网络结合起来^[3,4]。传统的匹配方法都存在所谓的 NP 问题, K. S. Fu 用动态规划方法使复杂性变为多项式问题,但所需存贮空间大。

用 Hopfield 网络解对称图已有许多方法^[1]。这里提出一种新的属性关系图的匹配方法——神经网络方法。由于属性关系图中存在着有向弧和多重弧,是一种不对称的图。本文通过定义节点属性距离和节点对关系弧属性距离,解决了不对称问题,从而把属性关系图的匹配转化成可用 Hopfield 网络求解的形式,同时又把误差校正思想引入了神经网络,使网络可以实现随机语义网的匹配。

2. 用 Hopfield 网络实现属性关系图 (ARG) 匹配

2.1 属性关系图 (ARG) 的有关定义

对属性关系图定义中的 N^G 和 B^G 作一推广,则有

$$N^G = \{(i, \mathbf{a}_i) / \mathbf{a}_i = (a_{i0}, a_{i1}, \dots, a_{iM_i-1}), 1 \leq i \leq |N^G|\}.$$

式中 $|N^G|$ 是 ARG 中的节点数; M_i 为总的节点属性参数,各属性参数彼此独立。例: 如

本文于 1991 年 12 月 27 日收到。

1) 本课题得到国家自然科学基金资助。

果 i 节点有第 k 个属性参数, 值为 α , 则 $a_{ik} = \alpha$; 如果不存在第 k 个属性参数, 则 $a_{ik} = 0$.

$$B^G = \{(i, j, e_{ij}) / e_{ij} = (e_{ij0}, e_{ij1}, \dots, e_{ijM_2-1}), 1 \leq i, j \leq |N^G|\}.$$

式中 e_{ijm} 为第 i 个节点相对第 j 个节点具有第 m 种关系的属性值, M_2 为总的节点关系弧属性参数, 各弧属性参数彼此独立.

定义 1. ARG 中任意两点 i, j 的节点属性距离为

$$t_{ij} = |\mathbf{a}_i - \mathbf{a}_j| = \sum_{p=0}^{M_1-1} \alpha_p |a_{ip} - a_{jp}|.$$

其中 α_p 为相应节点属性参数的权重. t_{ij} 的物理意义为用 j 替代 i 时所需的代价.

定义 2. ARG 中任意两点 i, j 的关系弧属性矢量为

$$\mathbf{D}_{ij} = \begin{cases} \mathbf{e}_{ij} - \mathbf{e}_{ji}, & \text{ARG 为有向图, } \mathbf{e}_{ij} \neq 0 \text{ 或 } \mathbf{e}_{ji} \neq 0, i \neq j; \\ \mathbf{e}_{ij}, & \text{ARG 为无向图, } \mathbf{e}_{ij} \neq 0, i \neq j; \\ \infty, & \text{其它.} \end{cases}$$

定义 3. ARG 中任意两节点对 $(i, j), (k, l)$ 之间的关系弧属性距离为

$$d_{ijkl} = \begin{cases} \infty, & \text{当 } \mathbf{D}_{ij}, \mathbf{D}_{kl} \text{ 中至少有一个为 } \infty \text{ 时;} \\ |\mathbf{D}_{ij} - \mathbf{D}_{kl}| = \sum_{p=0}^{M_2-1} \beta_p |D_{ijp} - D_{klp}|, & \text{其它.} \end{cases}$$

式中 β_p 为相应弧属性参数的权重. d_{ijkl} 的物理意义为用 (k, l) 之间的多重弧替代 (i, j) 之间的多重弧所需的代价.

2.2 用 Hopfield 网络实现属性关系图的匹配

建立一个二维神经元阵列的 Hopfield 网络, 其中纵列代表 ARGU 中的节点, 行列代表 ARGV 中的节点. 每个神经元的状态代表相应两个节点(分别来自 ARGU 和 ARGV) 的匹配程度.

定义能量函数:

$$E = - \sum_{i,k,j,l} C_{ikjl} V_{ik} V_{jl} + \sum_i \left[\left(\sum_k V_{ik} - 1 \right) \left(\sum_k V_{ik} \right) \right] + \sum_k \left[\left(\sum_i V_{ik} - 1 \right) \left(\sum_i V_{ik} \right) \right]. \quad (1)$$

式中 V_{ik} 是一个两值状态变量. 当模型图中第 i 个点与输入图象中第 k 个点匹配, 则 $V_{ik} = 1$; 反之, $V_{ik} = 0$. 式(1)中第一项是相容性约束; 第二项、第三项是行、列约束, 当且仅当阵列的每一行、每一列不多于一个“1”时, 该两项分别为 0; C_{ikjl} 为相容性测度, 其表达式为

$$C_{ikjl} = W_1 \times F(t_{ik}) + W_2 \times F(t_{jl}) + W_3 \times F(d_{ijkl}), \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^3 W_i = 1, \quad W_1 = W_2. \quad (3)$$

当用 V 中 (i, k) 替代 U 中的 (j, l) , 其代价较小, 则可能匹配的程度就高, 相容性测度 C_{ikjl} 就大, 反之亦然.

模糊函数 F 的形式见图 1 所示, θ 是一误差阈值, θ 的选取视具体匹配例子而定. 一般而言, 如果待匹配的两个 ARG 受噪声干扰大, 畸变严重, 则 θ 要求大些, 也即不精确匹

配的程度高;反之,两个 ARG 畸变不严重,则 θ 可取小些,即精确匹配程度高. 可见, θ 的选取会影响匹配的结果.

由定义 2,3 知

$$d_{ijkl} = d_{klij}. \quad (4)$$

故由式(2),(3)可得

$$C_{ikjl} = C_{jilk}, \quad (5)$$

即 C_{ikjl} 是对称的.

已知 Hopfield 网络的标准能量形式为

$$\begin{aligned} E = & -\frac{1}{2} \sum_{iklj} T_{ikjl} V_{ik} V_{jl} \\ & - \sum_i \sum_k I_{ik} V_{ik}. \end{aligned} \quad (6)$$

比较(1)式与(6)式,得

$$T_{ikjl} = C_{ikjl} - \delta_{ij} - \delta_{kl}, \quad I_{ik} = 1.$$

因为 $C_{ikjl} = C_{jilk}$,故有 $T_{ikjl} = T_{jilk}$,即 T_{ikjl} 是对称的. 这样就将属性关系图 U 和 V 的匹配转化为求解 Hopfield 网络最小能量的问题.

3. 实验及其结果

3.1 属性关系图匹配用于图象分析实验

为了与原有方法进行比较,这里选用 M. A. Eshera 运用误差校正方法匹配属性关系图,从众多物体的图象中寻找某一物体. 图 2 是一物体的图象,图 3 是此物体与多个物体重迭的图象. 经过一系列特征抽取运算,得到了两幅图象的属性关系,如图 4 和图 5 所示(在此特征抽取过程省略,直接采用了 M. A. Eshera 在文献[10]中的结果).

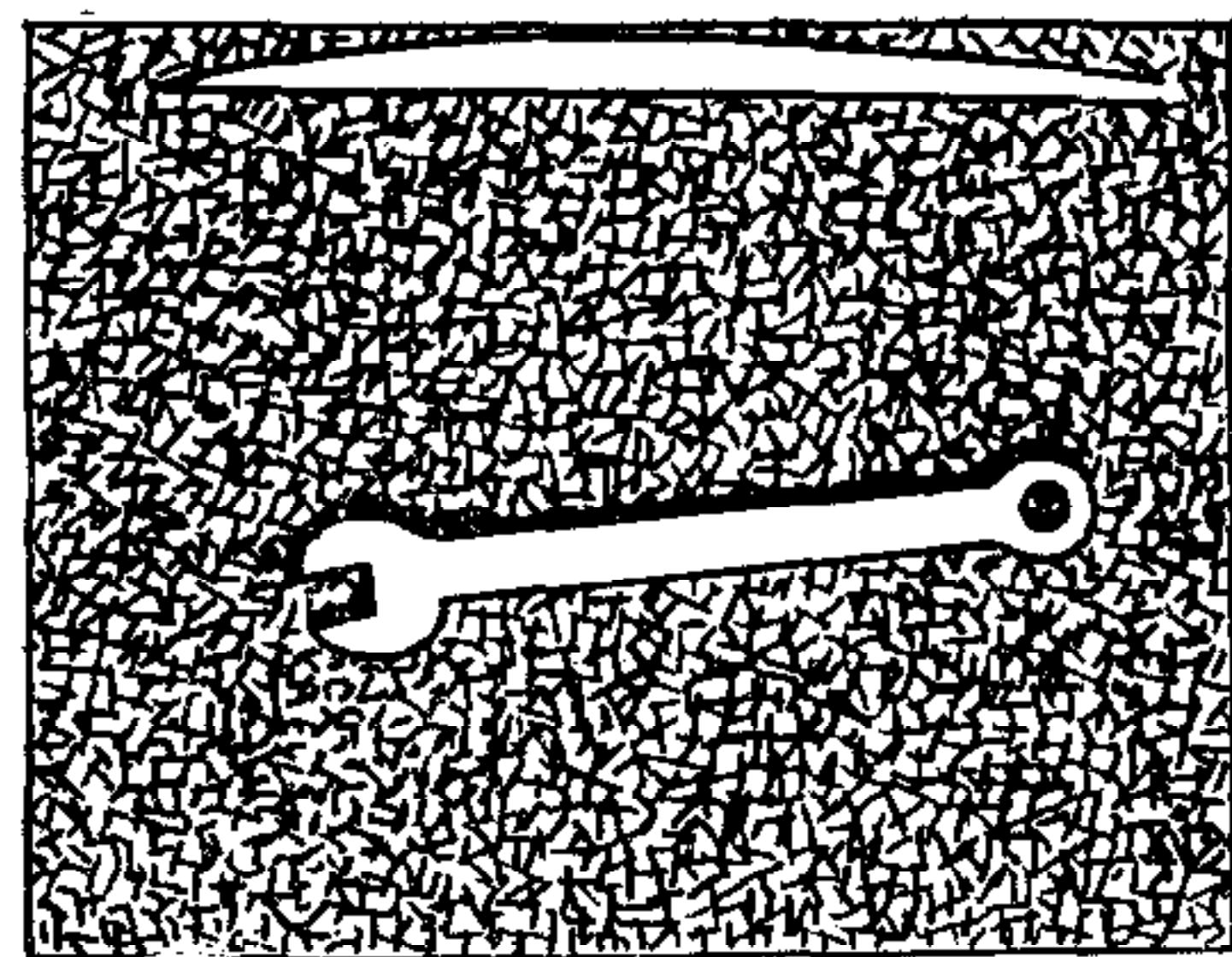


图 2 单个物体

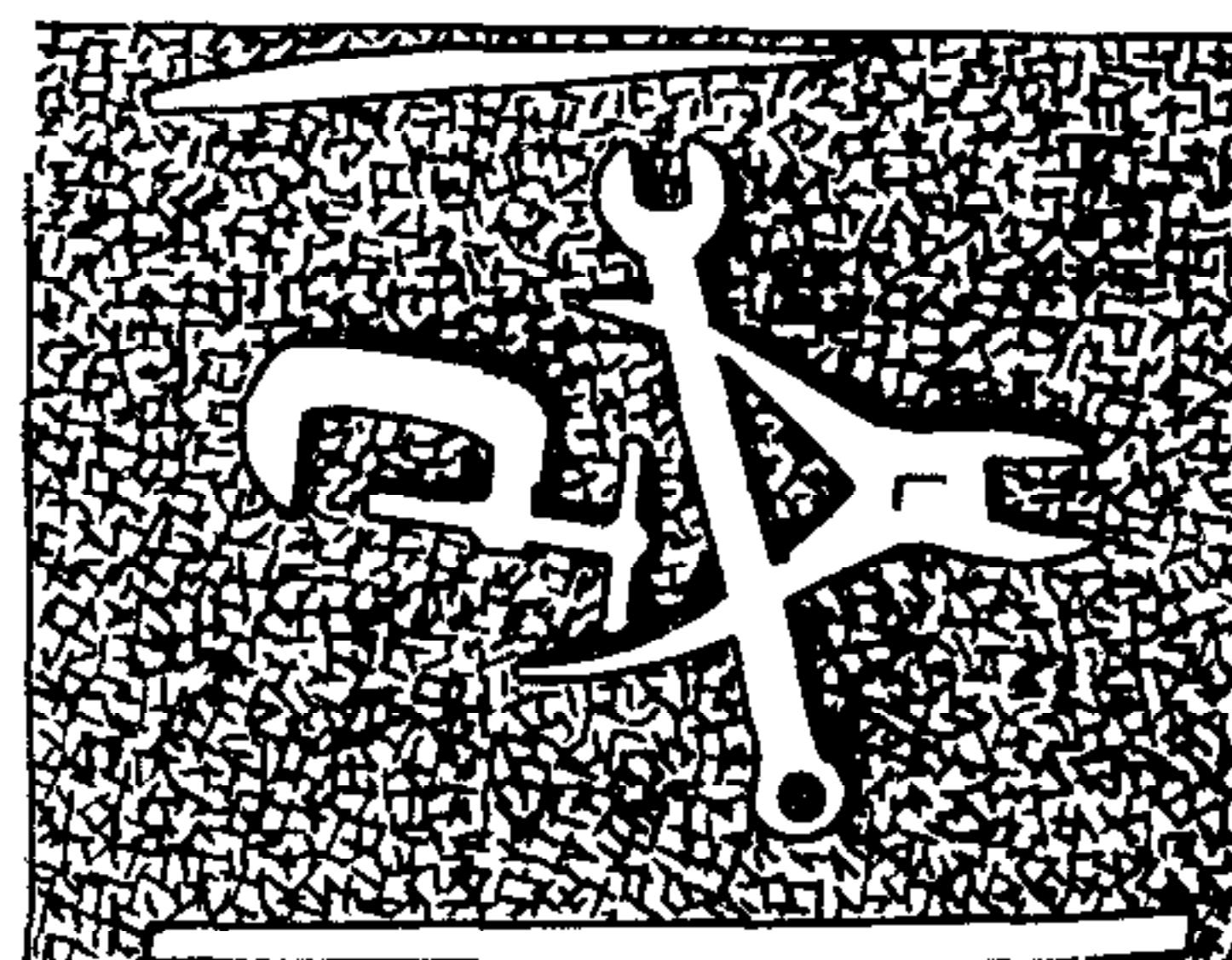


图 3 多个物体

实验结果与分析. 用本文提出的属性关系图匹配的 Hopfield 网络求解该图象分析做为例子. 其中 w_1, w_2, w_3 分别取为 $0.2, 0.2, 0.6$; $\theta = 50$. 所得实验结果:

- 1) 采用模拟退火方法. $T(n) = T_0/(1+n)$, 网络最终匹配结果如表 1 所示.

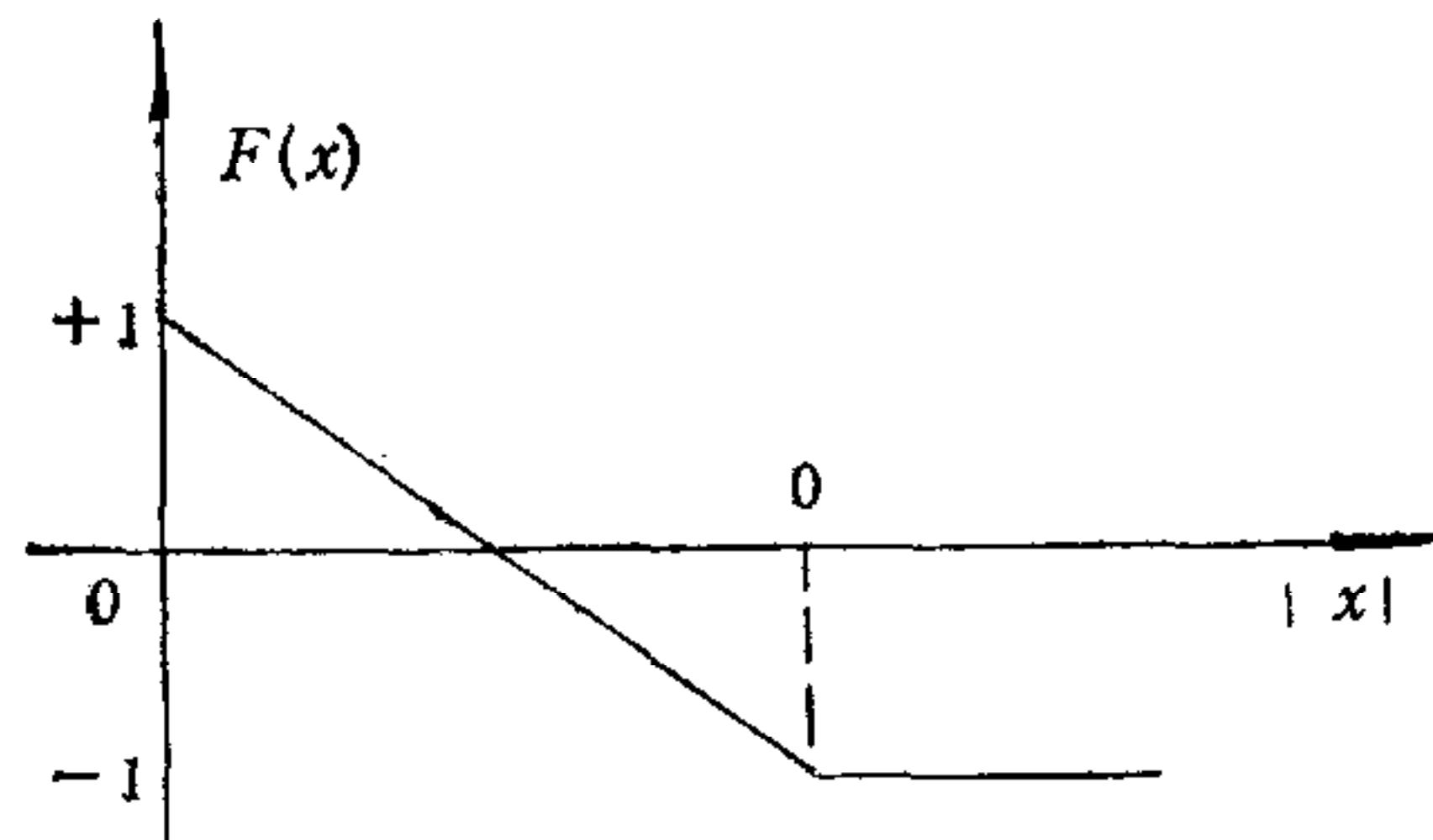


图 1 模糊函数 F

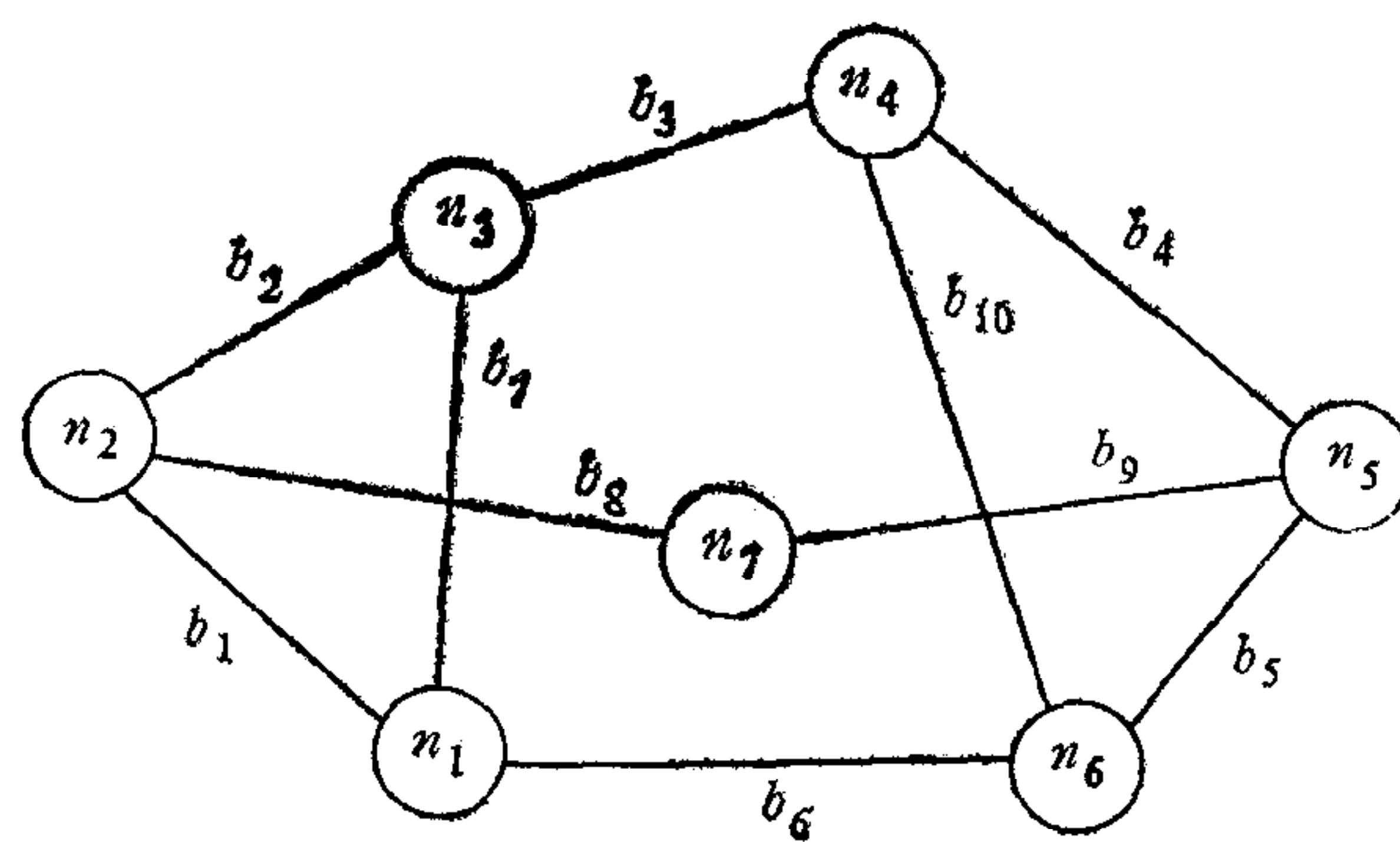


图4 单个物体的 ARG

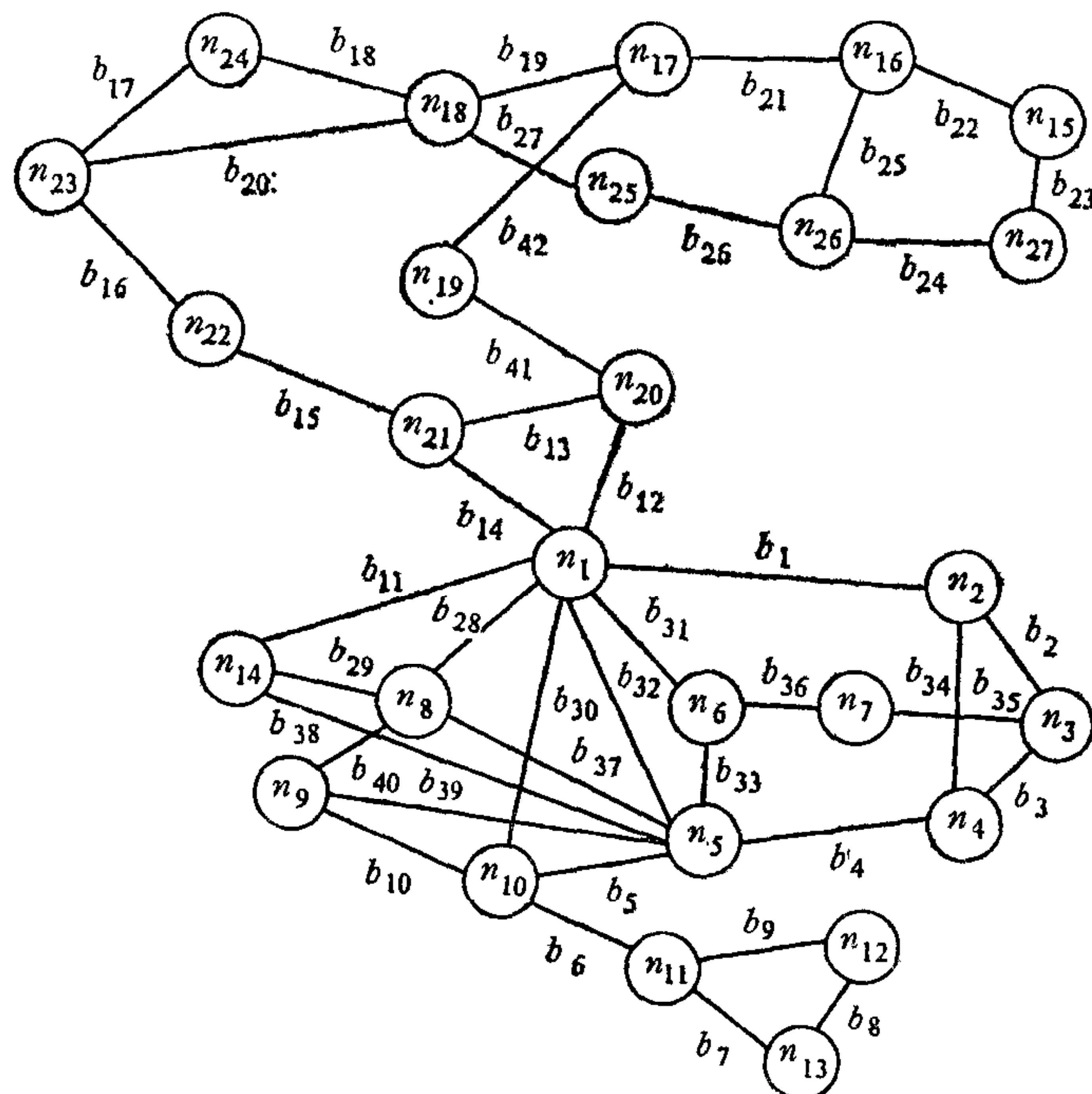


图5 多个物体的 ARG

表1 匹配结果

图号	网络初始状态	T_0	图的节点标号	能量 E
4	任给一组随机数	1	1 2 3 4 5 6 7	-14.32
5			1 6 5 4 3 2 7	
4	同上	10	1 2 3 4 5 6 7	-15.112
5			5 6 1 2 3 4 7	
4	任给另一组随机数	10	1 2 3 4 5 6 7	-15.112
5			5 6 1 2 3 4 7	

2) 当 $T_0 = 10$, $T(n) = T_0 / \log(1 + n)$ 时, 最终匹配结果同表 1 中第二行所示。

在表 1 的“图的节点标号”一项中指明图 4 和图 5 各顶点最终匹配结果。由此可见, 在图 3 中准确地找到了图 2 中的物体, 故用模拟退火的方法能够得到正确的匹配结果。

3.2 有向属性关系图的匹配实验

图 6、图 7 和图 8 是三幅有向属性关系图。图 7 是图 6 的一个子图, 图 8 是图 7 的一个受噪声干扰的结果。

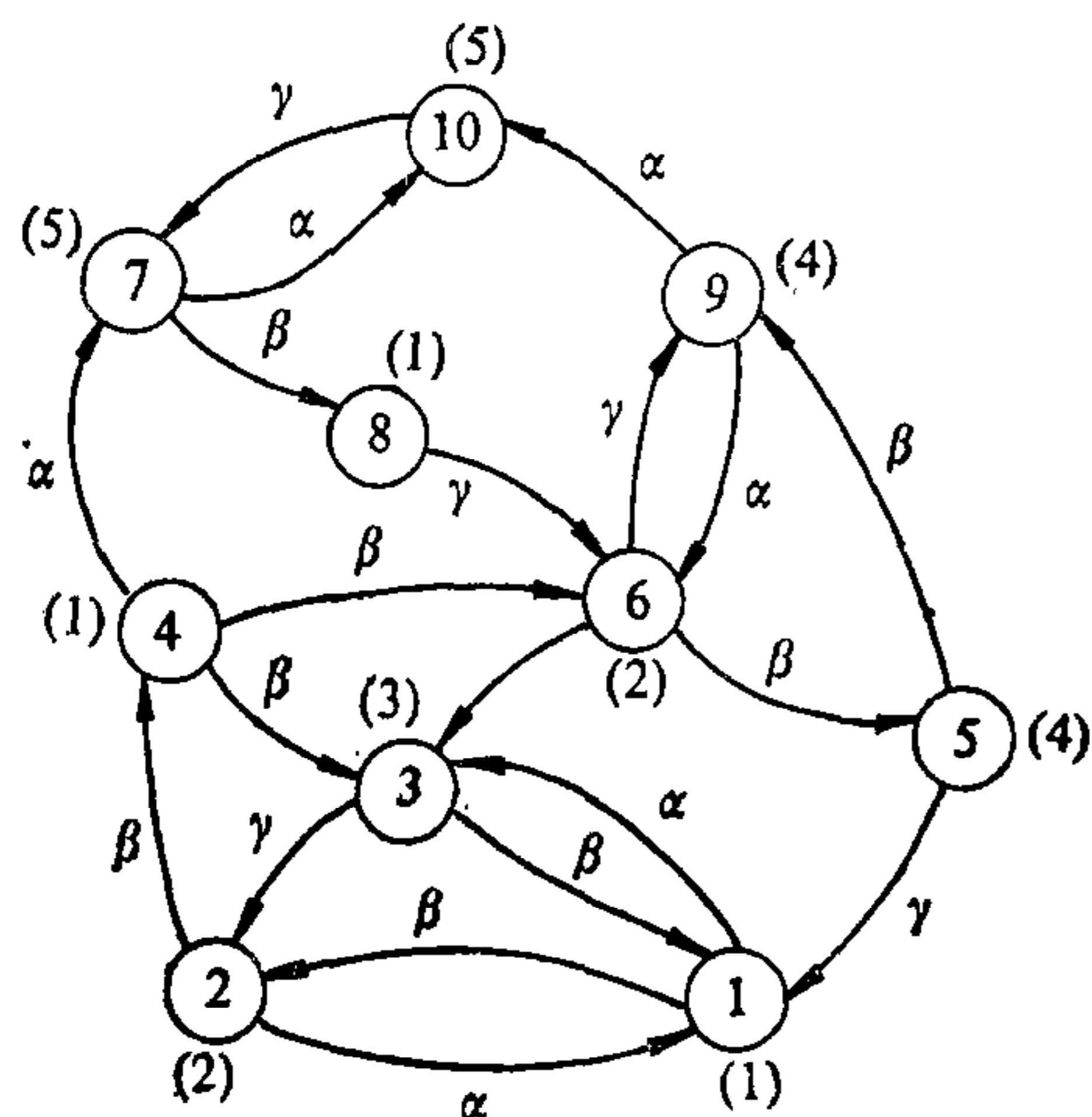


图 6 有向属性关系图

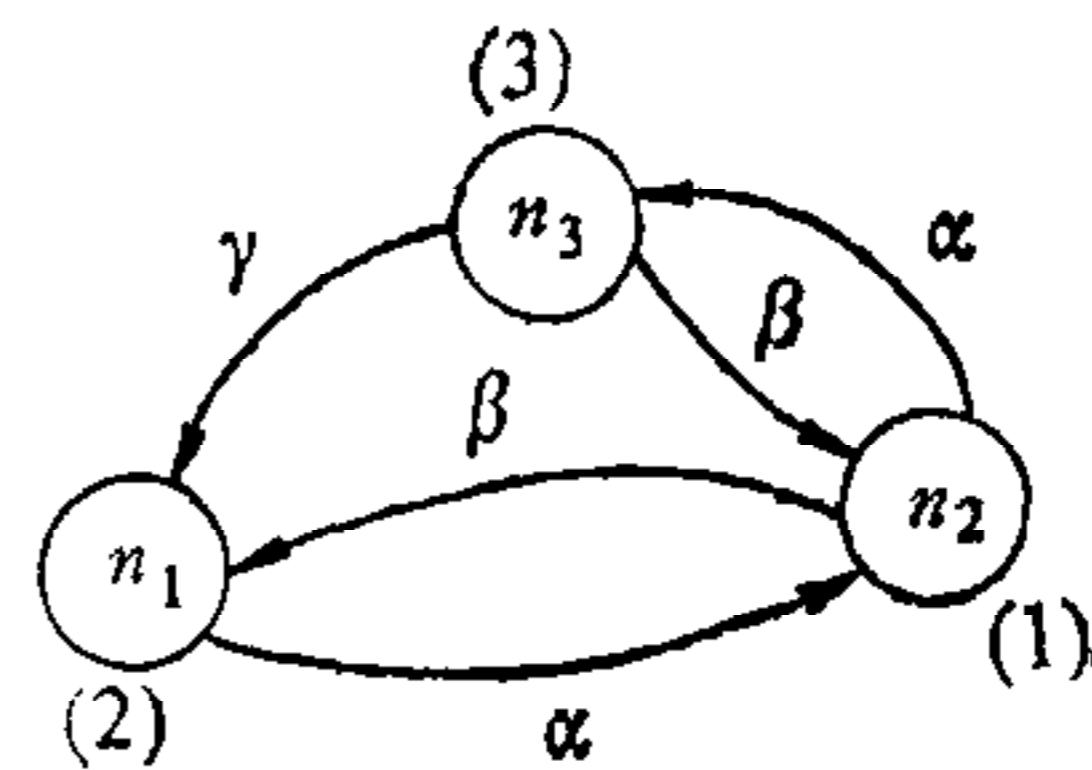


图 7 有向关系子图

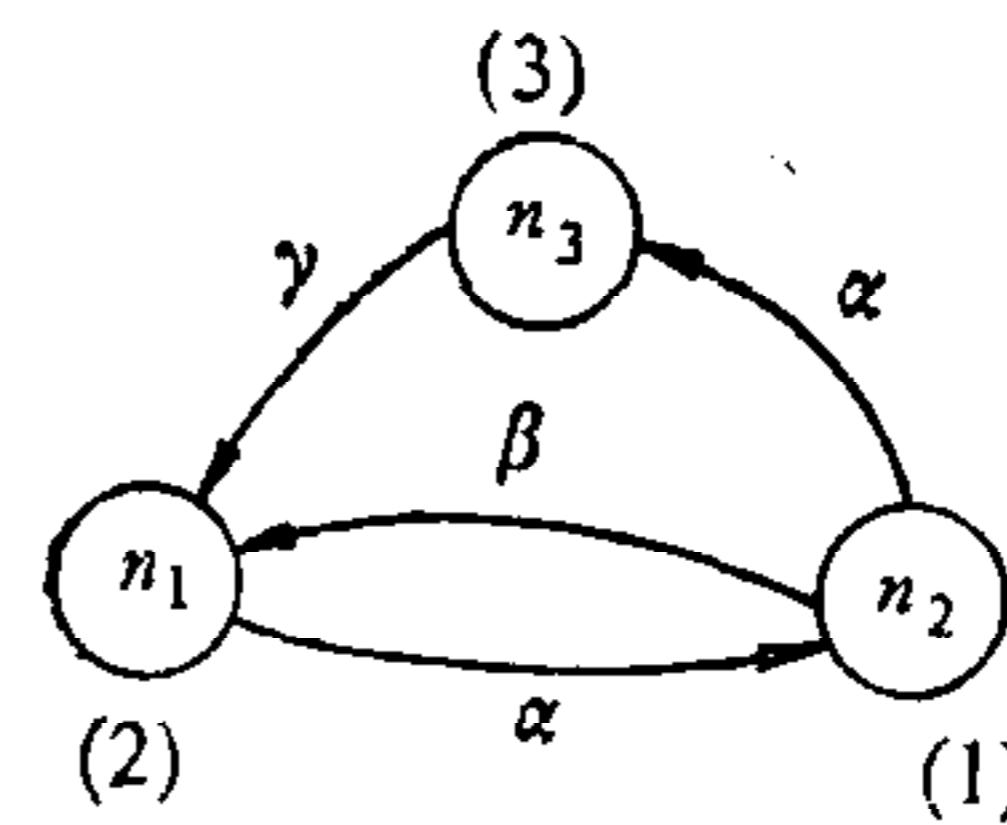


图 8 有噪声的有向关系子图

在 ARG 图中, 节点属性有 5 个, 分别代表 5 种节点类型; 关系弧属性有 3 个, 分别为 α, β, γ , 代表三种不同的弧属性。

图 6 可由 G_s 表示:

$$G_s = (N_s, B_s),$$

其中

$$N_s = \{(i, a_i) / a_i = (a_{i0}, a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, a_{i4}), 1 \leq i \leq 10\};$$

$$B_s = \{(i, j, e_{ij}) / e_{ij} = (e_{ij0}, e_{ij1}, e_{ij2}), 1 \leq i, j \leq 10\};$$

$a_{i0}, a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, a_{i4}$ 分别代表五种不同的节点类型, 取 0, 1 两值; $e_{ij0}, e_{ij1}, e_{ij2}$ 分别代表属性 α, β, γ , 取 0, 1 两值。同样, 图 7 或图 8 可由 G_s 表示:

$$G_s = (N_s, B_s),$$

其中

$$N_s = \{(i, a_i) / a_i = (a_{i0}, a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, a_{i4}), 1 \leq i \leq 3\};$$

$$B_s = \{(i, j, e_{ij}) / e_{ij} = (e_{ij0}, e_{ij1}, e_{ij2}), 1 \leq i, j \leq 3\}.$$

实验中 $\theta = 2$, $(w_1, w_2, w_3) = (0.2, 0.2, 0.6)$ 。本文采用模拟退火方法, 具体参数 $T_0 = 1$, $T(n) = T_0 / (1 + n)$ 。可得实验结果: 当网络平衡时, 其匹配状态如表 2 所示。

表 2 表示图 6 与图 7、图 8 的匹配结果, 第一行与第二行分别表示对应匹配的顶点号码。该表表明用神经网络实现在属性关系图的匹配, 能得到理想的结果, 并能满意地处

表 2 有向属性关系图匹配结果

图 6	1	2	3
图 7	2	1	3

图 6	1	2	3
图 8	2	1	3

理带噪声干扰的 ARG 的匹配。

上述举例是在 Vax/750 图象处理系统上运行的，在多用户情况下 1—2 分钟内便能得到结果。

参 考 文 献

- [1] Wei Li Nasser, M Nasrabadi. Object recognition Based on Graph Matching Implemented by a Hopfield-style Neural Network. Int. conf. on Neural Networks, Washington D. C. 1989.
- [2] M A. Haralick, L G Shapiro. the consistent Labeling Problem: Part II. *IEEE TRANS. Pattern ANAL. Mach. Intell.*, 1980, PAMI-2: 193—203.
- [3] M A Eshera, K S Fu. A Graph Distance Measure for Image Analysis. *IEEE Trans. System Man and Cybernetics*. 1984, SMC-14(3): 393—408.
- [4] M A Eshera, K S FU. An Image understanding System Using Attributed Symbolic Representation and Inexact Graph-Matching. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1986, PARI-8(5): 604—617.
- [5] Linda G Shapiro, John D Moriarty, Robert M Haralick and P G Mulgaonkar. Matching Three-Dimension Object Using A Relational Paradigm. *Pattern Recognition*, 1984, 17(4): 385—405.

ATTRIBUTED RELATIONAL GRAPH MATCHING NEURAL NETWORK AND ITS APPLICATION

WANG CHENGDAO CHEN YAO

(East China normal University, Shanghai 200062)

ABSTRACT

A new method of Error-calibrated and Attributed Relational Matchina Neural Network (EARGMNN) has been developed in this paper. Attributed Relational Graphs (ARG), there are direction arcs and multi-arcs. So ARG is asymmetric, but the Hopfield Net is symmetry. After redefining the distances of node feature and node-relational arc feature, we solved these asymmetry problem. At the same time, the idea of error-calibration has been introduced into neural network. Then the net can be used as random semantic net matching. The analogue annealing method has been introduced in EARGMNN model also, the test results are quite satisfactory.

Key words: neural network; attributed relational graphs; analogue annealing.

王成道 1962 年华东师范大学数学系计算数学专业毕业。现任电子科学技术系信息处理专业教授。自七十年代末以来，一直从事人工智能、模式识别、计算机视觉等方面的研究。目前主要的研究兴趣是在神经网络方面。在国内外杂志及学术会议上发表过近廿五篇学术论文。

