

仿生模式识别的两个关键技术问题研究

杨国为^{1,2},王守觉²,刘扬阳²

(1. 青岛大学自动化工程学院, 山东青岛 266071; 2. 中国科学院半导体研究所神经网络研究室, 北京 100083)

摘 要: 同类事物特征在高维空间中形成的复杂几何形体的局部连续(连通)方向和通路的确定问题,以及找到满意的该复杂几何形体的覆盖体,判断高维空间一点是否在该覆盖体内的问题,是在传统的数学分析框架内的不适宜难题. 本文用高维空间点分布分析方法给出了解决以上两个仿生模式识别的关键技术问题的有效方法. 本技术方法能将同类相近样本归于一个连通几何形体内,能把不同类的相近样本归于不同几何形体内,从而实现具体事物的精准识别.

关键词: 仿生模式识别; 连续性; 连通性; 高维空间; 覆盖体; 神经网络

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 12-2490-03

Research on Two Key Technical Problems in Biomimetics Pattern Recognition

YANG Guo-wei^{1,2}, WANG Shou-jue², LIU Yang-yang²

(1. School of Automation Engineering, Qingdao University, Qingdao, Shandong 266071;

2. Laboratory of Artificial Neural Network, Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083)

Abstract: The problem of determining the local continuity (connection) direction and of the route of the complicated geometrical body formed by characteristics of the same type things in high dimension space, and the problem of finding a satisfactory cover for this complicated geometrical body and deciding whether or not a high dimension point is within the cover are problems difficult to solve within the framework of the traditional mathematical analysis. This paper provides an effective method for the solution to the key technical problems of the above two biomimetics pattern recognition by use of high dimension point distribution analysis method. This technical method is capable of grouping similar samples of the same type in one connected geometrical body, and similar samples of different types in different geometrical bodies, thus achieving the precise recognition of concrete things.

Key words: biomimetics pattern recognition; continuity; connection; high dimension space; covered body; neural networks

1 引言

Fisher 线性判别法、神经网络模式识别方法、支持向量机(SVM)方法等^[1]目前较先进的模式识别方法都只强调如下传统模式识别方法建立的环节(如图 1):



图1 传统模式识别方法建立框架

这些模式识别方法认为“模式识别的所有有用信息都包含在训练集中”,也就是说在同类样本点相互之间没有任何先验知识(关系)存在,从而一切只能从特征空间中不同类样本的划分出发了. 然而自然界的事物(样本)之间是有关系的,“同源”同类事物(样本)就具有连续性(连通性).

基于“同源”同类事物具有连续性(连通性)的认识,我们提出了完全不同于传统模式识别的仿生模式识别方法^[2],并且取得很好的应用效果^[3,4]. 仿生模式识别方法的构建过程如图 2 所示:

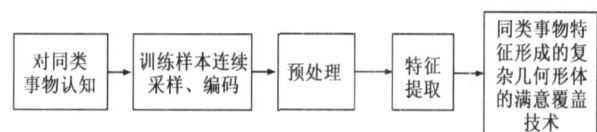


图2 仿生模式识别方法的构建过程

通过刚体模型识别和人脸识别对比实验发现,在训练样本较少时,仿生模式大大优于 SVM 等优秀模式识别方法. 在训练样本较多时,仿生模式识别的效果也略好于 SVM 等优秀模式识别方法的效果. 之所以仿生模

收稿日期:2007-09-03; 修回日期:2008-09-06

基金项目:国家自然科学基金(No. 60673101); 国家高技术研究发展计划(863 计划)(No. 2006AA01Z123, No. 2006AA04Z110); 山东省自然科学基金(No. Y2007G30); 山东省科技攻关项目(No. 2007GGWZ04016)

式识别取得如此模式识别效果是因为我们较好地解决了仿生模式识别实施的两个关键技术问题:(1)同类事物特征在高维空间中形成的复杂结合形体的局部连续(连通)方向和通路的确定问题;(2)构建复杂集合形体的满意覆盖体,判定高维空间一点是否在该覆盖体内的问题。

这里要说明的是,上述(1)、(2)问题是在传统的数学分析框架下的不适定难题^[1]。我们无论用什么方法也分析不出高维空间中仅知道形体中若干抽象点的复杂集合形体的局部连续(连通)方向和通路。

2 同类事物连续(连通)通路、方向的确定

在特征空间中,同类事物的有限样本集(有限训练集)可表示为

$V_a = \{ (x_1, \dots, x_n) \mid x_1, \dots, x_n \text{ 是实数}, |x_i| \leq M, M \text{ 是某正数} \}$
 V_a 实际上是一种人为(人造)的抽象表示。

定理 1 $V_a = \{ (x_1, \dots, x_n) \mid x_1, \dots, x_n \text{ 是实数}, |x_i| \leq M, i = 1, \dots, n \}$ 是可数集,因而可顺序编码。

证明 因为 $\{ |x_i| \mid |x_i| \leq M \}$ 是有限集、可数集^[5], 因此同类事物训练集 V_a 按以下策略顺序采样生成, 则同类事物的局部连续(连通)通路、方向也就明确了。

- (1) 对同类事物分 m 时段采样;
- (2) 每个时段的采样保证具有连续(连通)性, 也即前样本 Z_i 与紧邻时刻后样本 Z_{i+1} 相近, $|Z_i - Z_{i+1}| < \epsilon$, ϵ 是某一较小数;
- (3) 按采样时刻先后顺序编码 V_a ,

$V_a = \{ Z_j \mid Z_j, j = 1, \dots, l_1, l_1 + 1, \dots, l_2, \dots, l_{m-1} + 1, \dots, l_m, |Z_j - Z_{j+1}| < \epsilon, j = l_{i-1} + 1, \dots, l_i, i = 1, \dots, m, l_0 = 1 \}$, 由于 ϵ 较小, $|Z_j - Z_{j+1}| < \epsilon, j = l_{i-1} + 1, \dots, l_i, i = 1, \dots, m, Z_j \in V_a$ 及同类事物集 V 是连续(连通)的, 于是我们自然认为连接 Z_i, Z_{i+1} 的直线段在 V 中, 从而 V 中有 m 条折线通路, 局部连续(连通)方向由编码顺序决定。

自然对于固定 $j, l_{i-1} + 1 \leq j \leq l_i$, 由于 $\{ Z \mid |Z_j - Z| < \epsilon + \delta / 100 \} \cap \{ Z_k \mid k = l_{i-1} + 1, \dots, l_i \} \supset \{ Z_j, Z_{j+1} \}$

中任意点 Z 与 Z_j 的距离不大于 $\epsilon + (\delta / 100)$ (很小), 因此 $\{ Z \mid |Z_j - Z| < \epsilon + \delta / 100 \} \cap \{ Z_k \mid k = l_{i-1} + 1, \dots, l_i \}$ 中任一个两点的连接直线段可认为在 V 中。类推这些直线段上任意两点连线也在 V 中。这样 V 就有局部凸包络型连续(连通)通路。而有限个点的凸包络是若干个同维单形之并^[5]。

由于一个点集的凸包络是包含该点集的最小凸集, 且仅知 V 含有点集 $V_a = \{ Z_j \mid Z_j, j = 1, \dots, l_1, l_1 + 1, \dots, l_2, \dots, l_{m-1} + 1, \dots, l_m, |Z_j - Z_{j+1}| < \epsilon, j = l_{i-1} + 1, \dots, l_i, i = 1, \dots, m, l_0 = 1 \}$ 以及有

$$\{ Z \mid |Z_j - Z| < \epsilon + \delta / 100 \} \cap \{ Z_k \mid k = l_{i-1} + 1, \dots, l_i \}, j = 1, \dots, l_m$$

的局部凸包络型连续(连通)通路 V_j , 故我们自然把 $\bigcup_{j=1}^{l_m} V_j$ 视为 V 的满意覆盖体。该覆盖体是由凸包络 V_j 顺序合并而成(注:这显示了 V 的连接(连通)方向)。

当 $\{ Z \mid |Z_j - Z| < \epsilon + \delta / 100 \} \cap \{ Z_k \mid k = l_{i-1} + 1, \dots, l_i \}$ 只含两个点 Z_j, Z_{j+1} 时, 则 V_j 是一维单形(直线段); 当 $\{ Z \mid |Z_j - Z| < \epsilon + \delta / 100 \} \cap \{ Z_k \mid k = l_{i-1} + 1, \dots, l_i \}$ 仅含不在一条直线上三个点时, 则 V_j 是二维单形(三角形块); 当 $\{ Z \mid |Z_j - Z| < \epsilon + \delta / 100 \} \cap \{ Z_k \mid k = l_{i-1} + 1, \dots, l_i \}$ 仅含 $k + 1$ 个线性无关点时(即确定的 k 个向量线性无关时), V_j 是一个 k 维单形, 是由 $k + 1$ 个 $k - 1$ 为超平面围成的一个体。

3 判定高维空间中一点 Z 是否属于满意覆盖体 $\bigcup_{j=1}^{l_m} V_j$ 的技术

设 $Z_1, Z_2, \dots, Z_{k+1} (1 \leq k \leq n)$ 是 n 维欧氏空间 R^n 中无关点, 即 $Z_{k+1} - Z_1, Z_{k+1} - Z_2, \dots, Z_{k+1} - Z_k$ 是线性无关的 k 个向量, 则点集

$$\left\{ Z \mid Z = \sum_{i=1}^{k+1} \alpha_i Z_i, \alpha_i \geq 0, \sum_{i=1}^{k+1} \alpha_i = 1 \right\}$$

称为 $Z_1, Z_2, \dots, Z_{k+1} (1 \leq k \leq n)$ 为顶点的 k 维单形, 记为 $(Z_1, Z_2, \dots, Z_{k+1})$ 点集

$$\left\{ Z \mid Z = \sum_{i=1}^{k+1} \alpha_i Z_i, \alpha_i \geq 0, \sum_{i=1}^{k+1} \alpha_i = R \right\}$$

称为 $Z_{k+1} - Z_1, Z_{k+1} - Z_2, \dots, Z_{k+1} - Z_k$ 张成的 k 维无限空间, 也即 $Z_1, Z_2, \dots, Z_{k+1} (1 \leq k \leq n)$ 所确定的无限空间, 记为 $(Z_1, Z_2, \dots, Z_{k+1})$ 。

当 $\{ Z \mid |Z_j - Z| < \epsilon + \delta / 100 \} \cap \{ Z_p \mid p = l_{i-1} + 1, \dots, l_i \}$ 恰好有 $k + 1$ 个线性无关的点 Z_j, A_1, \dots, A_k , 即 $A_1 - Z_j, A_2 - Z_j, \dots, A_k - Z_j$ 线性无关, 则 V_j 为以 Z_j, A_1, \dots, A_k 为顶点的 k 维单形记为 $V_j = (Z_j, A_1, \dots, A_k)$, V_j 由 $B_0, B_1, \dots, B_k, i = 0, \dots, k, B_0 = Z_j, B_1 = A_1, \dots, A_k, k + 1$ 个 $k - 1$ 维超平面围成。

V_j 由 $A_1 - Z_j, A_2 - Z_j, \dots, A_k - Z_j$ 个向量(对应多权值神经网络的 k 个权值神经元)唯一确定, 以下算法步骤可确定 R^n 空间中任一点 Z 是否属于 V_j 。

- (1) 当 $\{ Z \mid |Z_j - Z| < \epsilon + \delta / 100 \} \cap \{ Z_p \mid p = l_{i-1} + 1, \dots, l_i \}$ 含有 Z_j, A_1, \dots, A_k ; 而 $A_1 - Z_j, A_2 - Z_j, \dots, A_k - Z_j$ 线性无关, 且当 $k = n$ 时:

- (a) 计算 Z 到 $B_0, B_1, \dots, B_{i-1}, B_{i+1}, B_k$ 的距离 $d_i^j, i = 0, \dots, k$;
- (b) 计算 $O = \frac{1}{k+1} (Z_j + A_1 + \dots + A_k)$ 到 $B_0, B_1, \dots, B_{i-1}, B_{i+1}, B_k$ 的距离 $d_i^j, i = 0, \dots, k$;

(c) 判定 Z 与 O 是否在 $B_0B_1, \dots, B_{i-1}B_i, B_{i+1}B_k$ 的同一侧. 若在同一侧, 则 $sign \mu_i = \pm 1$; 若不在同一侧, 则 $sign \mu_i = -1$; 若 Z 在 $B_0B_1, \dots, B_{i-1}B_i, B_{i+1}B_k$ 之上, 则 $sign \mu_i = 0$;

(d) 给出 Z 关于 V_j 的符号坐标 $(sign \mu_i^j, sign \mu_1^j, \dots, sign \mu_k^j)$;

(e) 当所有 $sign \mu_i^j = 0, i = 0, \dots, k$ 时, $Z \in V_j$, 否则 $Z \notin V_j$.

当 $2 \leq k < n$ 时:

(a) 计算 Z 到 B_0B_1, \dots, B_k 的距离 $|\mu_i^j|$, 若 $|\mu_i^j| > 0$ 则 $Z \in V_j$, 结束计算. 否则 Z 在 B_0B_1, \dots, B_k 空间内, 继续做以下计算:

(b) Z 到 $B_0B_1, \dots, B_{i-1}B_i, B_{i+1}B_k$ 的距离 $|\mu_i^j|, i = 0, \dots, k$;

(c) 计算 $O = \frac{1}{k+1} (Z_j + A_1 + \dots + A_k)$ 到 $B_0B_1, \dots, B_{i-1}B_i, B_{i+1}B_k$ 的距离 $d_i^j, i = 0, \dots, k$;

(d) 判定 Z 与 O 是否在 $B_0B_1, \dots, B_{i-1}B_i, B_{i+1}B_k$ 的同一侧. 若在同一侧, 则 $sign \mu_i^j = \pm 1$; 若不在同一侧, 则 $sign \mu_i^j = -1$; 若 Z 在 $B_0B_1, \dots, B_{i-1}B_i, B_{i+1}B_k$ 之上, 则 $sign \mu_i^j = 0$;

(e) 给出 Z 关于 V_j 的符号坐标 $(sign \mu_i^j, sign \mu_1^j, \dots, sign \mu_k^j)$;

(f) 当所有 $sign \mu_i^j = 0, i = 0, \dots, k$ 时, $Z \in V_j$, 否则 $Z \notin V_j$.

(2) 当 $\{ |Z_j - Z| < + / 100\} \{ |Z_p| p = l_{i-1} + 1, \dots, l_i \}$ 含有 Z_j, A_1, \dots, A_k ; 而 $A_1Z_j, A_2Z_j, \dots, A_kZ_j$ 线性相关时, 令 $\{ c_1^i Z_j, \dots, c_n^i Z_j \}, i = 1, \dots, n_0, n = k, h$ 为秩, $h < k$ 是 $A_1Z_j, A_2Z_j, \dots, A_kZ_j$ 的所有最大线性无关组, 那么 V_j 是 n_0 个 h 维单形 S_j 的并集, 即 $V_j = \bigcup_{i=1}^{n_0} S_i$.

这种情况可结合以上算法, 施行以下步骤来判定 R^n 空间中任一点 Z 是否属于 V_j .

(a) 按 (1) 的算法步骤判定 Z 是否属于 $S_i, i = 1, \dots, n_0$;

(b) 若 Z 属于某个 $S_i, i = 1, \dots, n_0$, 则 $Z \in V_j$, 否则 $Z \notin V_j$;

最终判定步骤是: 当存在 $j, Z \in V_j$ 时, 判定 $Z \in \bigcup_{j=1}^{l_n} V_j$, 否则 $Z \notin \bigcup_{j=1}^{l_n} V_j$.

以上论证了判定 Z 是否属于 $\bigcup_{j=1}^{l_n} V_j$ 是可计算的, 是适定的. 为了完善以上算法, 下面证明, 当 Z 在无限空间 $Z_{A_1 \dots A_k}$ 时, Z 关于单形 $V_j = (Z_{A_1 \dots A_k})$ 的符号坐标 $(sign \mu_i^j, sign \mu_1^j, \dots, sign \mu_k^j)$ 是可公式化计算的.

定理 2 当 $Z \in Z_{A_1 \dots A_k}$ 时, Z 关于单形 $(Z_{A_1 \dots A_k})$ 的符号坐标 $(sign \mu_i^j, sign \mu_1^j, \dots, sign \mu_k^j)$ 是可公式化计算的.

定理 2 的证明略.

由于篇幅限制, 这里不具体给出应用实验, 有关的实验效果参见文献[3,4].

参考文献:

[1] Vladimir N Vapnik. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. Springer Verlag, New York, Inc. 2000.

[2] 王守觉. 仿生模式识别(拓朴模式识别)——一种新的模式识别新模型的理论及应用[J]. 电子学报, 2002, 30(10): 1417 - 1420.
Wang Shoujue. Bionic (topological) pattern recognition - - a new model of pattern recognition theory and its applications [J]. Aeta Electronica Sinica, 2002, 30(10): 1417 - 1420. (in Chinese)

[3] 覃鸿, 王守觉. 多权值神经网络仿生模式识别方法在低训练样本数量非特定人语音识别中与 HMM 及 DTW 的比较研究[J]. 电子学报, 2005, 33(5): 957 - 960.
Qin Hong, Wang Shoujue. Comparison of biomimetic pattern recognition, HMM and DTW for speaker-independent speech recognition [J]. Aeta Electronica Sinica, 2005, 33(5): 957 - 960. (in Chinese)

[4] 黄琦, 魏建明, 刘海涛. 基于仿生模式识别的地面声目标识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2007, 21(2): 62 - 66.
Huang Qi, Wei Jianming, Liu Haitao. Acoustic target recognition based on biomimetic pattern recognition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2007, 21(2): 62 - 66. (in Chinese)

[5] 夏道行等. 实变函数与泛函分析[M]. 北京: 人民教育出版社, 1979.
Xia daoxing, etc. Real Variable Function and Functional Analysis [M]. Beijing: People's Education Press, 1979. (in Chinese)

作者简介:



杨国为 男, 1964 年生, 教授, 博士后, 研究方向为人工神经网络、模式识别、人工智能、人工生命。
E-mail: ygw_ustb@163.com

王守觉 男, 1925 年生, 研究员, 中国科学院院士, 研究方向为半导体超高速电路、人工神经网络、仿生模式识别.