

基于神经网络的边缘强度互相关匹配可信度分析

桑农¹⁾ 张天序²⁾ 曹治国¹⁾

¹⁾(华中理工大学图象识别与人工智能研究所, 武汉 430074)

²⁾(图象信息处理与智能控制国家教育部重点实验室, 武汉 430074)

摘要 匹配可信度是分析图象匹配质量的主要指标. 针对归一化边缘强度互相关匹配算法, 研究了基于神经网络的匹配可信度判别方法, 即以参考图与若干实时图的匹配实验结果作为训练用样本数据, 然后利用BP网络进行训练, 再将训练后的网络用于匹配可信度的判别. 通过实际卫片与航片图象对的匹配实验, 证实了该方法的有效性.

关键词 图象匹配 归一化边缘强度互相关 匹配可信度 BP网

中图法分类号: TP391.4 TP753 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)07-0580-05

Matching Confidence Analysis Based on Neural Network for Edge Magnitude Cross Correlation

SANG Nong¹⁾, ZHANG Tian-xu²⁾, CAO Zhi-guo¹⁾

¹⁾(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

²⁾(Key Laboratory of Education Ministry for Image Processing and Intelligent Control, Wuhan 430074)

Abstract Matching confidence is an important measure to analyse the quality of image matching. For normalized edge magnitude cross correlation matching algorithm, the measure of matching confidence based on neural network is studied. The training samples used to train a BP network are the matching results with the reference image and several sensed images. The trained network can be adopted to measure matching confidence. Experimental results with real satellite images and aerial images prove the effectiveness of the method.

Keywords Image matching, Normalized edge magnitude cross correlation, Matching confidence, BP network

0 引言

图象匹配技术在飞行器导航、遥感影像配准、资源分析、气象预报以及景物分析的变化检测等方面有着广泛的应用, 已成为近代信息处理领域一项极为基本和重要的技术, 如在双眼立体视觉及遥感图象匹配中, 可采用图象匹配技术寻找左图中某一点在右图中的对应点, 以确定两图间的视差, 从而确定该点的深度, 并实现立体重建; 而在飞行器自动导航中, 则采用景象匹配技术来获得飞行器的偏航信息, 然后将该偏航信息输出给飞行器控制系统, 以引导

飞行器回到正确的航向上. 其中精确确定深度, 并实现立体重建的关键在于获得正确的匹配结果, 否则将严重影响测得深度信息的准确性及立体重建的效果; 同样景象匹配制导方案实现有效制导的基础也在于匹配的正确性, 因为错误的匹配结果将给出错误的导航修正, 并很可能促使飞行器更加偏离正确的航线, 故在这种情况下, 不进行导航修正才是更为可取的一种策略. 因此如何在无人干预的情况下, 让系统自动确定匹配结果正确与否, 这就需要对匹配可信度进行分析, 给出其分析的方法与准则.

在获取图象的过程中, 会由于成像传感器载体的运动方式及姿态(如飞行器的飞行姿态、高度、航

迹、航速、航向)等参数发生随机变化而产生随机误差,而且成像传感器和电子系统本身固有的噪声或误差,甚至探测对象和条件的随机变化也会产生随机误差,并且所有这些误差源并不都是可控制的,这样,就可能使得匹配性能产生系统原来预测不到的恶化,进而破坏图象匹配系统正常工作的条件.所以必须利用匹配过程中所产生的信息以及某些先验信息,来对匹配质量进行检测.

本文针对归一化边缘强度互相关匹配算法,研究了一种基于神经网络的匹配可信度判别方法,文中将匹配时的大图称为参考图,小图称为实时图,并将与某一参考图相对应的所有实时图称为该参考图的实时图总体集.

1 匹配原理

目前,各种匹配准则和算法,其核心均是以获得一个准则或多个准则复合的最优值,作为正确匹配的根据.在匹配运算结束后,通常作如下判断:

若正确匹配位置为 (x, y) ,则它满足下式

$$M(x, y|w) = \underset{(x, y) \in \Omega}{OPT}(M(x, y|w)) \quad (1)$$

式中, $M(\cdot)$ 为某匹配准则, OPT 为寻优算子, w 为实时图, Ω 为搜索区, (x, y) 为搜索区中所有可能匹配位置.然而这个判断是否可信?普通的匹配算法没有对此进行必要的检验.

匹配是在参考图的位置集合中进行搜索,而匹配度量本身就是大量象素点对的相似性(特征的或灰度的)测度的统计量.由于影响匹配度量值的误差源性质是随机的,因此匹配度量值是一个随机量.现在则是对某一次实际的匹配实验结果,即对获得的匹配度量值随机量进行一次抽样,以判断其是正确匹配,抑或是错误匹配,显然,这是一个典型的模式分类问题,因此可采用具有极强的样本描述能力及非线性映射能力的神经网络分类器,如BP网,来求解该问题.

2 归一化边缘强度互相关匹配算法

目前,匹配准则有多种,但主要可分为两类:其一是相似性度量准则,在此种准则下,相似性度量值最大点处即为匹配定位位置;其二是距离度量准则,在此种准则下,距离度量值最小点处,即为匹配定位位置.本文中研究的则是归一化边缘强度互相关相似性度量准则,其定义如下^[1~3]:设参考图的边缘强

度图象为 E_r ,其大小为 $M_r \times N_r$;实时图的边缘强度图为 E_s ,其大小为 $M_s \times N_s$,且 $M_s < M_r, N_s < N_r$,则参考图的边缘强度图中一个以 (u, v) 为左上角、大小为 $M_s \times N_s$ 的子图 $E_r(u, v)$ 与实时图的边缘强度图 E_s 间的归一化互相关度量 $\rho(u, v)$ 为

$$\rho(u, v) = \frac{\sum_{i=1}^{M_s} \sum_{j=1}^{N_s} E_r(i+u, j+v) \times E_s(i, j)}{\left| \sum_{i=1}^{M_s} \sum_{j=1}^{N_s} E_r^2(i+u, j+v) \right|^{\frac{1}{2}} \left| \sum_{i=1}^{M_s} \sum_{j=1}^{N_s} E_s^2(i, j) \right|^{\frac{1}{2}}} \quad (2)$$

这里,图象的边缘强度图可由Sobel算子求得.

3 基于神经网络的匹配可信度分析

最近几年,神经网络技术有了巨大的发展,其成果已广泛地应用到模式识别领域中.由于人工神经网络具有模拟生物神经网络的特点,而且各处理单元还具有非线性和强大的并行能力,因此极大地吸引着人们的兴趣.同时基于神经网络的分类器,其方法研究也不断有文献报导.1986年,Rumelhart提出了用于多层网络的BP(back propagation)算法.该算法的核心就是把学习结果反馈到中间层,再改变它的权系矩阵,从而达到预期的学习目的.由于其适用性很强,故它是迄今为止应用最广泛的神经网络学习算法之一.本文中就是采用BP网络来实现学习和识别过程的.

3.1 BP网络简介

BP网络是一个三层前馈网络,即输入层 L_A 、隐含层 L_B 和输出层 L_C 单元之间前向连接.它能存储任意连续值模式对 (A_k, C_k) ($k=1, 2, \dots, m$).其中,第 k 个模式对中,其模拟值模式 $A_k = (a_1^k, \dots, a_n^k)$, $C_k = (c_1^k, \dots, c_q^k)$.一般网络学习过程是网络通过多层误差修正梯度下降法离线学习,并按离散时间方式运行.其中 L_A 层的 n 个单元对应于 A_k 的 n 个分量,而 L_C 层的 q 个单元对应于 C_k 的 q 个分量.而误差逆传播学习则是通过一个使代价函数最小化的过程来完成输入到输出的映射(或函数估值).本文则是使用了代价函数取误差平方和的形式,并采用累积误差逆传播学习算法进行学习.其算法描述参见参考文献[4].

需要指出的是,在根据观测数据判决匹配可信度时,不论采取什么样的程序,总会涉及两种类型的错误:一种错误是,当匹配是正确的时候,反而被拒

绝;另一种错误是,当匹配错误时,反而被接受.

3.2 基于BP网络的匹配可信度分析

若要利用BP网络判断匹配可信度,则首先需要确定影响匹配可信度的因素(特征)以及各因素的定量计算方法,进而由这些因素构成特征向量,作为BP网络的输入,再通过网络的前向作用,在输出端获得匹配可信度判别结果.事实上,每次匹配完成以后,就在参考图中确定了与实时图(记为 s)相匹配的子图(记为 r).显然,单独的 s 或 r 都不足以确定匹配的可信度,而它们之间的相互关系才是影响匹配可信度的因素,于是就需要从 s 和 r 这一对图象对中,提取若干影响匹配可信度的特征,来构成判断匹配可信度的特征向量.下面首先分析一下在正确匹配位置处,噪声对归一化边缘强度互相关度量的影响,并进而确定影响归一化边缘强度互相关算法匹配可信度的因素.

若设 r 为参考图中与实时图正确匹配的子图,并设其为不含噪声的信号,而 s 为

$$s = r + n \quad (3)$$

其中, n 为噪声图象,则 r 与 s 的边缘强度图 E_r 和 E_s 可分别表示为

$$\begin{aligned} E_r &= |dr| \\ E_s &= |ds| = |dr + dn| \end{aligned}$$

由式(2)可知, r 与 s 间的归一化边缘强度互相关度量 ρ 为

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^{M_s} \sum_{j=1}^{N_s} |dr(i,j)| \times |dr(i,j) + dn(i,j)|}{\left| \sum_{i=1}^{M_s} \sum_{j=1}^{N_s} |dr(i,j)|^2 \right|^{\frac{1}{2}} \left| \sum_{i=1}^{M_s} \sum_{j=1}^{N_s} |dr(i,j) + dn(i,j)|^2 \right|^{\frac{1}{2}}} \quad (4)$$

式(4)则揭示了噪声对归一化边缘强度互相关度量的内在影响.由式(4),可以得出如下两个重要结论:

(1) 信噪比 SNR 越高, ρ 越大

这里定义信噪比 SNR 为:

$$SNR = \frac{\sigma_r}{\sigma_n} \quad (5)$$

从式(5)可见,随 SNR 的提高,则与实时图正确匹配的参考子图的标准差 σ_r 较之于噪声的标准差 σ_n 愈大,即 r 比 n 具有更宽的灰度变化范围,于是一般 dr 比 dn 更大,即 dr 相对于 dn 具有更重的份量,而且由式(4)可知, ρ 将趋于更大.事实上,本结论是与人们的直觉相一致的.因为 SNR 越高,意味着在实时图中,噪声成份越少,信号成份越多,显

然,其与参考图的相似程度也越高.

(2) 噪声 n 的相关程度 cl 越长, ρ 越大

这里 cl 的计算式如下:

$$cl = \frac{cl_h + cl_v}{2} \quad (6)$$

其中, cl_h, cl_v 为横向和纵向的相关长度,且有

$$\rho_h = e^{-|h|/cl_h} \quad (7)$$

$$\rho_v = e^{-|v|/cl_v} \quad (8)$$

其中, ρ_h 和 ρ_v 分别表示横向和纵向方向的自相关系数, h, v 分别表示在横向和纵向方向的位移增量.由此可见,“相关长度”实际上等于自相关系数为 $1/e = 0.368$ 时的位移增量的大小.而且,若 cl 越大,则实时图各象素点上的噪声分量与其邻近象素点上的噪声分量越相似;由式(4)知,若 dn 越小,则 ρ 越大.

需要指出的是, SNR 和 cl 二者与 ρ 之间并不存在确定的解析关系,即由它们并不能唯一确定 ρ 的值,但可以确定 ρ 取值的一个分布范围 $\Omega(SNR, cl)$,且 $\Omega(SNR, cl) \subseteq [0, 1]$.若 SNR 和 cl 越大,则 $\Omega(SNR, cl)$ 的中心也趋于越大.显然,在 SNR 和 cl 一定的条件下,若 ρ 越大,则匹配可信度越高,即 ρ 也是影响匹配可信度的一个因素.

综上所述,本文使用了 s 和 r 间的匹配度量值 ρ 、信噪比 SNR 、噪声相关长度 cl 等3个特征来确定归一化边缘强度的互相关算法的匹配可信度.

在确定了影响匹配可信度的因素后,则需利用大量的样本对BP网进行训练,因而首先需要采用下述方法来获得一个训练样本集,即选取一参考图,并从其实时图与其总体集中选取若干实时图进行匹配,同时记录各次匹配的结果(1为正确匹配,2为错误匹配)及相应的匹配度量值 ρ ,并根据匹配所得位置处的卫片子图与实时图来确定本次匹配的信噪比 SNR 与噪声相关长度 cl ,这样 ρ, SNR 及 cl 三者就构成了一个三维的特征向量,即称为一个训练样本,多次模拟匹配的结果则组成了训练样本集,而模拟匹配的次数则确定了训练样本集的容量.然后将该训练样本集送入BP网络,依上节所述算法进行训练,训练结束后,便得到了网络的连接权矩阵.由于每一训练样本均为一个三维特征向量,故网络的输入层含3个结点,而输出层含2个结点,它们分别代表样本属于正确匹配和错误匹配的概率,然后选取其中的较大者作为网络对样本的分类结果.至于隐含层的结点数,本文选择为输入层结点数与输出层结点数之和,即隐含层含5个结点.

前已述及, 匹配是在参考图的位置集合中进行搜索而得到的最优解, 即匹配的正确与否是和所使用的参考图有关的, 因此可利用某一参考图及其若干实时图进行模拟匹配实验所获得的训练样本集来训练 BP 网, 其训练结果用于进行同一参考图与其实时图总体集的匹配可信度判别是最有效的. 由于实时图总体集中的实时图数远大于模拟匹配次数 (即训练样本的容量), 因此, 此时相当于利用只针对少数实时图的匹配结果, 来刻画针对实时图总体集的匹配可信度特性. 对于应用于测绘的遥感图象匹配, 由于参考图与相应的实时图集是已知的, 故上述方法非常适用. 但在某些情况下, 如采用景象匹配技术实现飞行器自动导航时, 通常参考图为卫片, 而实时图为飞行器在飞行过程中实时获得的地面航空景象. 由于在飞行器发射前, 我们仅拥有参考图, 一般没有相应的实时图, 所以无法获得关于该参考图的训练样本. 如果我们拥有部分实时图 (如与参考图中若干位置相对应的实时图), 则训练样本仍然可以得到, 否则就需要利用其它已知的参考图与实时图集

$$\begin{aligned}
 v &= \begin{vmatrix} -8.799356 & 3.446030 & 1.078740 & 2.180692P & 3.232774 \\ 38.576765 & -13.375070 & -4.116633 & -8.079171 & -13.247994 \\ -16.344900 & 6.243137 & 1.229315 & 4.213670 & 6.485350 \end{vmatrix} \\
 w &= \begin{vmatrix} 30.688234 & -30.577761 \\ -10.680840 & 10.481115 \\ -2.507393 & 3.630474 \\ -7.122684 & 5.779098 \\ -10.023493 & 11.057744 \end{vmatrix} \\
 \theta &= \begin{vmatrix} -5.043140 & 0.948762 & 0.819615 & 0.092552 & 0.797199 \end{vmatrix}^T \\
 \gamma &= \begin{vmatrix} -0.285413 & -0.061646 \end{vmatrix}^T
 \end{aligned}$$

针对归一化边缘强度互相关匹配算法, 采用本文提出的匹配可信度分析技术, 通过对 4 对实际卫片和航片对进行了 4 组实验 (其中第 1 组实验所用卫片与航片对与 BP 网络训练用卫片与航片对相同) 以进行匹配可信度评价. 实验中, 以卫片为参考图, 并在航片上随机产生进入点, 然后截取大小为 36×36 的子图作为实时图, 再与卫片进行匹配, 实验所得两类错误次数及总体错误概率如表 1 所示.

表 1 各组实验中两类错误统计

| 组号 | 第 1 类错误数 | 第 2 类错误数 | 总次数 | 总体错误概率 (%) |
|----|----------|----------|-----|------------|
| 1 | 28 | 6 | 441 | 7.7 |
| 2 | 7 | 104 | 441 | 25.2 |
| 3 | 6 | 65 | 441 | 16.1 |
| 4 | 1 | 238 | 441 | 54.2 |

匹配得到的训练本来训练 BP 网 (这可能不能反映实际所使用的参考图的特性, 因而也就可能导致可信度判别错误增多), 或通过对参考图进行加噪模拟匹配实验, 来获得训练样本, 但真实噪声的性质如何, 其统计模型是什么, 如何逼真地模拟产生真实噪声, 都是值得研究且极为困难的课题.

在本文中, 对 BP 网的训练及匹配可信度判别, 既使用同一卫片与航片图象对进行实验, 也使用不同的卫片与航片图象对进行实验, 结果表明后者的性能有明显的下降. 而对于通过加噪技术获得训练样本的实验, 本文则未涉及.

4 实验方法及结果

实验中从一幅实际航片中选取 100 个大小为 36×36 的子图作为实时图, 与同一地区的实际卫片进行匹配实验, 得到由 100 个训练样本构成的训练样本集, 采用文献 [4] 的方法, 对 BP 网络进行训练后, 得到如如下权值矩阵 v, w 及阈值矩阵 θ, γ .

5 分析与讨论

本文针对归一化边缘强度互相关匹配可信度的判别问题, 研究了一种基于 BP 网的判别技术, 即采用参考图与若干实时图的匹配实验结果构成训练样本集, 通过对 BP 网络进行训练, 再将训练后得到的网络用于匹配可信度的判别. 本文对训练样本集的来源和匹配可信度判别, 既使用了同一卫片与航片图象对进行实验, 也使用了不同的卫片与航片图象对进行实验. 从实验结果可以看出, 当使用同一卫片与航片图象对时, 可信度判别错误概率较小, 而当使用不同的卫片与航片图象对时, 可信度判别错误概率较大, 这与我们在第 3 节中的分析一致, 为了克服

这一问题,我们将进一步研究通过分析实际应用中,如何利用参考图与实时图间的误差(噪声)来建立噪声模型,以模拟产生噪声,以便使用加噪技术来获得训练样本,从而提高方法的实用性与应用范围。

为了将算法推向实用,还必须考虑其实际应用的实时性问题,目前并行处理器阵列是实时实现神经网络模型与算法的一种有效途径,而基于 RISC 结构的 Transputer 芯片又是构成并行处理器阵列中处理单元的常用芯片^[6],因此研究者们已经将 Transputer 阵列应用于多种模拟神经网络的系统,如日本的 RHINE 系统就可以专门用于模拟本文所使用的 BP 网络,而美国休斯顿 NASA 约翰逊空间中心的 NNETS 系统和中国科技大学的通用并行神经网络模拟系统(KD-GP²N²S² 系统)也均具有模拟目前常用的各种神经网络(包括模拟 BP 网络)模型的能力,它们为实时实现本文所提算法提供了基础。

参 考 文 献

- 1 W K Pratt. Digital image processing. John Wiley&Sons, Inc, New York, 1978.
- 2 孙仲康,沈振康. 数字图象处理及其应用. 北京:国防工业出版社,1985.
- 3 荆仁杰等. 计算机图象处理. 杭州:浙江大学出版社,1990.
- 4 靳蕃,范俊波,谭永东. 神经网络与神经计算机原理应用. 重庆:西南交通大学出版社,1991.

- 5 焦李成. 神经网络系统理论. 西安:西安电子科技大学出版社,1990.
- 6 焦李成. 神经网络的应用与实现. 西安:西安电子科技大学出版社,1993.



桑 农 1968 年生,1990 年获华中理工大学计算机软件专业学士学位,1993 年获华中理工大学模式识别与智能控制专业硕士学位,现任该校教授.从事图象分析、景象匹配、计算机视觉和模式识别等方面的研究工作.在国内外学术刊物和国际学术会议上发表论文 30 余篇。



张天序 1947 年生,现任华中理工大学图象识别与人工智能研究所所长、教授、博士生导师.长期从事精确制导、计算机视觉、智能图象数据压缩、生物医学成像及处理等方面的科研、教学工作,在国内外学术刊物和国际学术会议上发表论文 90 余篇。



曹治国 1964 年生,1990 年获电子科技大学通讯与电子系统工程硕士学位,目前在华中理工大学图象识别与人工智能研究所从事科研工作,副教授.主要研究方向为目标和环境特性的仿真、图象处理和人工智能.在国内外学术刊物和国际学术会议上发表论文 10 余篇。