

不同条件遥感图象灰度差自相关模型的研究

吕铁英 彭嘉雄

(华中理工大学图像识别与人工智能研究所, 武汉 430074)

摘要 由于成像条件和环境误差的影响, 不同传感器获得的遥感图像间存在很大的灰度差异, 这使两图间的配准和信息融合变得十分困难. 该文深入研究了不同条件下遥感图像灰度差分布的统计特性, 提出了灰度差的自相关模型. 为进一步的灰度差修正奠定了基础. 实验结果表明, 该自相关模型与从实际样本采样获取的自相关序列是基本一致的. 这在信息融合和图象匹配技术领域都具有重要的意义.

关键词 灰度差 自相关 宽平稳 各态历经 随机域

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)03-0202-04

Auto Correlation Model of Multi-Sensor Images

Lü Tie-ying, PENG Jia-xiong

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

Abstract There are great gray-level differences between multi-sensor images, which make it very difficult to register them. An auto-correlation model of gray-level difference is described in this paper, which is assumed an ergodic wide-sense stationary two-dimensional random field with zero mean value in a local region. This research will be a powerful support to gray-level difference rectifying of multi-sensor images. Experiment results show the validity of the proposed auto-correlation model.

Keywords Gray-level difference, Auto-Correlation, Wide-sense stationary, Ergodic, Random field

0 引言

在计算机视觉领域, 很多场合需要将不同条件和时间下获得的图象进行匹配和对准. 但由于所需配准的图象是在不同条件下获取的, 成像条件的差别和成像噪声的影响, 会使它们之间存在很大的灰度差异, 给它们的配准带来相当大的困难. 面对这一问题, 传统的做法往往是致力于寻求对灰度差异不敏感的图象特征(如轮廓特征、强边缘特征和分形特征等^[1-3]), 进行特征匹配. 这些方法在一定程度上解决了不同条件下获取的遥感图象的灰度失真给图象配准带来的问题, 但不能从根本上解决. 要使这一问题得到根本解决, 必须对不同条件下获取的遥感

图象进行灰度误差分析, 研究这些图象间灰度差分布的统计特性, 建立相应的统计模型, 并采用误差校正的方法.

1 二维自相关函数的近似可分性

在局部范围内, 假定不同条件下获取的两个遥感图象间的灰度差分布 $A(x, y)$ 是一个 X 行 Y 列的零均值、各态历经的宽平稳二维齐次高斯随机域, 且该随机域的自相关函数为 $r_A(i, j)$. 为简化该二维随机域的分析过程, 我们可通过逐行扫描的方法, 将其转化为一个近似的一维随机过程, 然后研究该一维随机过程的自相关特性, 再将一维随机过程的自相关函数恢复到二维. 这是信号分析中常用的方法. 能

够采用这种简化分析方法的前提是所研究的二维自相关函数必须是可分的或近似可分的。

对于一个零均值各态历经的宽平稳二维随机域 $A(x, y)$, 由随机场自相关函数定义可知^[4], 其自相关函数为:

$$EA(x_1, y_1)A(x_2, y_2) = R_A(x_2 - x_1, y_2 - y_1) = R_A(\tau_x, \tau_y) \quad (1)$$

设 $\{A(x, i), x \in [0, X], i \in Z\}$ 是上述随机域在一个有限宽度、无限长度带形域上的一次实现, 其中 Z 为整数集. 经逐行扫描后, 该实现变换成了一维随机过程 $\{B(t), t \in (-\infty, \infty)\}$. 变量 t 和 τ 由下面两式确定:

$$t = iX + \sigma, i \in Z, \sigma \in [0, X] \quad (2)$$

$$\tau = kX + r, k \in Z, r \in [0, X] \quad (3)$$

此一维随机过程与原二维随机域的关系为:

$$B(t) = A(\sigma, i + 1) \quad (4)$$

$$B(t + \tau) = \begin{cases} A(\sigma + r, i + k + 1), \sigma + r \leq X \\ A(\sigma + r - X, i + k + 2), \sigma + r > X \end{cases} \quad (5)$$

而 $\{B(t), t \in (-\infty, \infty)\}$ 的自相关函数为

$$R_B(t, \tau) = E_B B(t) B(t + \tau) = \begin{cases} R_A(r, k), \sigma + r \leq X \\ R_A(r - X, k + 1), \sigma + r > X \end{cases} \quad (6)$$

因 $R_B(t, \tau)$ 与 σ 和 r 两个参数有关, 故它是非平稳的相关函数. 为了获得 $R_B(t, \tau)$ 的平稳相关函数的近似, 把 σ 考虑为一个取值于区间 $[0, X]$ 上的随机变量, 且服从均匀分布. 由式(2)、(3)和(6)得

$$R_B(t, \tau) = R_B(iX + \sigma, iX + kX + \sigma + r) \quad (7)$$

$$\mathcal{Q}_B(\tau) = E_t R_B(t, \tau) = E_\sigma R_B(iX + \sigma, iX + kX + \sigma + r) \quad (8)$$

$$|\tau - kX| = |r|, k \in S_\infty, |r| \in [0, X] \quad (9)$$

因 σ 是均匀分布的随机变量, 故事件 $\sigma + |r| \leq X$ 的概率为

$$P\{|\sigma + |r|| \leq X\} = \begin{cases} q_T(\tau - kX) = \frac{X - |\tau - kX|}{X}, & |\tau - kX| \leq X \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (10)$$

式(10)也是 t 和 $t + \tau$ 分别落入相隔 k 行的两行内的概率, 故由式(6)、(8)和(10)得

$$\mathcal{Q}_B(\tau) = E_t R_B(t, \tau) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} R_A(\tau - kT, k) q_T(\tau - kT) \quad (11)$$

于是, $\mathcal{Q}_B(\tau)$ 就是 $R_B(t, \tau)$ 的平稳近似, 且 $\mathcal{Q}_B(\tau)$ 的功率谱密度为

$$\Phi_B(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{Q}_B(\tau) \cdot e^{-2\pi j f \tau} d\tau = \sum_{k=-\infty}^{\infty} G(f, k) \cdot e^{2\pi j f k} \quad (12)$$

式中

$$G(f, k) = \int_{-\infty}^{\infty} q_T(r) \cdot R_A(r, k) \cdot e^{-2\pi j f r} dr \quad (13)$$

其中假设

$$H(f, u) = \int_{-\infty}^{\infty} G(f, \theta) \cdot e^{-2\pi j u \theta} d\theta \quad (14)$$

于是可证明^[5], $\Phi_B(f)$ 与 $H(f, u)$ 的关系为:

$$\Phi_B(f) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} H\left(f, T\left|f - \frac{m}{T}\right|\right) \quad (15)$$

因 $R_A(\tau, 0)$ 的变化比 $q_X(\tau)$ 快得多, 它们分别反映着二维随机域功率谱密度的低频分量和高频分量, 故可近似认为

$$q_X(\tau) R_A(\tau, 0) = R_A(\tau, 0)$$

这样, $H(f, u)$ 就成为 $R_A(\tau, \theta)$ 的二重傅立叶变换:

$$H(f, u) \approx \iint_{-\infty}^{\infty} R_A(\tau, \theta) \cdot e^{-2\pi j (f\tau + u\theta)} d\tau d\theta \quad (16)$$

又 $X \gg 1$, 故 $H(0, Xf)$ 的变化比 $H(f, 0)$ 快得多, 则式(15)可近似为

$$\Phi_B(f) \approx H(f, 0) \cdot \sum_{m=-\infty}^{\infty} H\left(0, T\left|f - \frac{m}{T}\right|\right) \quad (17)$$

式(17)表明, 功率谱密度 $H(f, u)$ 近似地具有可分离的性质, 故对应的二维相关函数 $R_A(\tau, \theta)$ 也近似地具有可分离性:

$$R_A(\tau, \theta) = R_A(0, 0) R_A(\tau, 0) \cdot R_A(0, \theta) \quad (18)$$

式中, $R_A(\tau, \theta)$ 为归一化自相关函数, 且 $R_A(0, 0) = 1$.

二维自相关函数的近似可分性, 使二维灰度差自相关函数可通过已获取的一维自相关序列逐行层叠而成, 这就使原有的问题得到了一定的简化, 因此对本文研究具有重要的意义.

2 灰度差自相关函数的理论模型

假定两个不同条件下遥感图象间的灰度差分布 $A(x, y)$ 的自相关函数为 $r_A(i, j)$. 同时设 $\mathcal{Q}(\tau)$ 和 $\mathcal{Q}(\theta)$ 分别为沿 x, y 方向且不考虑行间相关性的扫描一维过程的归一化自相关函数, 则式(18)可写成:

$$R_A(\tau, \theta) = R_A(0, 0) \cdot \mathcal{Q}(\tau) \cdot \mathcal{Q}(\theta) \quad (19)$$

除此之外, $\mathcal{Q}(\tau)$ 也可以表示为另一种形式. 如果用 $f_\sigma(z)$ 表示 σ 的密度函数, 则由式(6)和式(8)可得:

$$\mathcal{Q}_B(\tau) = E_{\sigma} R_B(t, \tau) = \int_0^T R_B(t, \tau) f_{\sigma}(z) dz \quad (20)$$

当 $r = 0$ 时, $\tau = kT$, 于是有:

$$\mathcal{Q}_B(kT) = R_A(0, k) \quad (21)$$

又由相关函数的性质有

$$R_A(0, k) \geq R_A(r, k)$$

$$R_A(0, k) \geq R_A(0, k + 1)$$

于是由式(20)和式(21)可得:

$$\frac{\mathcal{Q}_B(kX + r)}{\mathcal{Q}_B(kX)} \leq 1, \forall k, r \quad (22)$$

由此可看出 $\mathcal{Q}_B(\tau)$ 一般地具有周期性.

我们首先考虑 $\mathcal{Q}(\theta)$ 的模型. 由于马尔可夫方程过程的相关函数是指数型的, 而这种方程已经成为各种连续随机过程最成功的模型, 同时相关函数 $R_A(\tau, \theta)$ 一般不是 θ 的周期函数, 因而我们用指数函数的代数和来近似 $\mathcal{Q}(\theta)$, 对于离散的情况是:

$$\mathcal{Q}_Y(k) = \sum_{l=1}^L C_{yl} e^{-\lambda_{yl} |k|} \quad (23)$$

式中 C_{yl}, λ_{yl} 是常数.

然后考虑 $\mathcal{Q}(r)$. 由于 $\mathcal{Q}(\tau)$ 具周期性, 周期 $T = X$, 故只要研究它一周期内的变化 $\mathcal{Q}(r) = R_A(r, 0)$ 即可. 但在一周期内, $\mathcal{Q}(r)$ 还可能是周期为 $T_0 < T$ 的 r 的周期函数, 故用指数函数的代数和与有限三角多项式的乘积来近似 $\mathcal{Q}(r)$, 即:

$$\mathcal{Q}_R(r) = \sum_{\mu=1}^m C_{x\mu} e^{-\lambda_{x\mu} |r|} \cdot \left| \sum_{q=0}^Q C_q \cos \frac{2\pi q |r|}{T_0} + \sum_{q=1}^Q P_q \sin \frac{2\pi q |r|}{T_0} \right| \quad (24)$$

式中 $C_{x\mu}, \lambda_{x\mu}, C_0, C_q$ 和 P_q 是常数, 且满足

$$\sum_{q=0}^Q C_q = 1 \quad (25)$$

将式(23)和式(24)代入式(19), 即得归一化二维自相关函数的理论模型为:

$$\mathcal{Q}(r, k) = \sum_{\mu=1}^m C_{x\mu} e^{-\lambda_{x\mu} |r|} \left| \sum_{q=0}^Q C_q \cos \frac{2\pi q |r|}{T_0} + \sum_{q=1}^Q P_q \sin \frac{2\pi q |r|}{T_0} \right| \cdot \sum_{l=1}^L C_{yl} P^{-\lambda_{yl} |k|} \quad (26)$$

式中, $\mathcal{Q}(r, k) = \frac{R_A(r, k)}{R_A(0, 0)}$.

然而考虑到实际的 $\mathcal{Q}(r, k)$ 还可能含有 τ 的某个缓慢下降函数的分量. 那么, 作为一次近似, 可以用一个线性衰减函数 $-(C_c + C_s \tau)$ 来考虑这种分量的影响. 因 $\mathcal{Q}(r, k)$ 是 r 的偶函数, 故 $\mathcal{Q}(r, k)$ 的一般形式为

$$\mathcal{Q}(r, k) = \sum C_{x\mu} e^{-\lambda_{x\mu} |r|} \left| \sum_{q=0}^Q C_q \cos \frac{2\pi q |r|}{T_0} + \sum_{q=1}^Q P_q \sin \frac{2\pi q |r|}{T_0} \right| \cdot \sum_{l=1}^L C_{yl} P^{-\lambda_{yl} |k|} - C_s(kT + |r|) - C_c \quad (27)$$

这里 C_s 和 C_c 是常数, 且满足:

$$C_c = \sum_{\mu=1}^M C_{x\mu} \sum_{l=1}^L C_{yl} - 1 \quad (28)$$

由式(23)到式(28)可看出, 二维各态历经的宽平稳随机域的自相关模型包括以下3个分量:

- (1) 整体上的指数衰减趋势. 这是由行间(垂直方向的相关性)决定的, 呈现为指数衰减的包络线.
- (2) 一个周期内部的衰减振荡. 这表示行内(水平方向)相关性, 它可以是周期的, 也可以是非周期的.
- (3) 缓慢向下漂移的分量, 即 $C_s |kT + |r|| + C_c$.

3 实验结果

为了验证本文的自相关模型, 我们以航片和卫星片为例作了大量实验. 下面是其中的一组实验结果.

图1(a)、(b)分别为同一景物的航空照片和卫星照片. 图中可看出它们之间存在很大的灰度差异. 它们的灰度差采样序列的自相关函数如图2实线所示(图中只示出了前3个周期). 由图2可看出, 自相关函数呈周期特性, 总体上又有指数衰减趋势(图2点

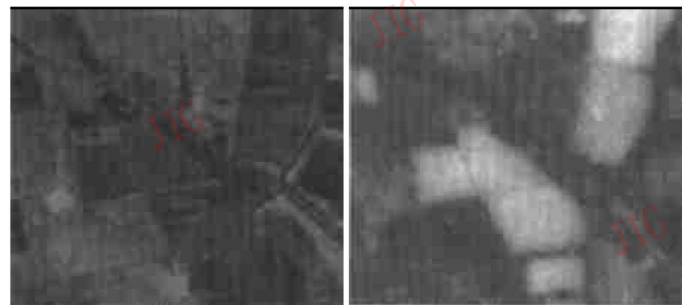


图1 同一景物的航片和卫星片

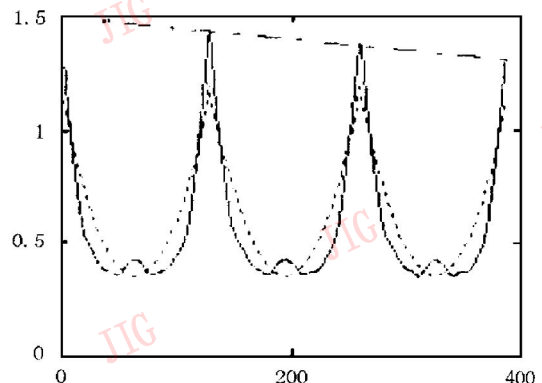


图2 理论自相关序列与实际自相关函数的比较

划线所示), 每个周期内部存在微小振荡, 与本文提出的自相关模型基本相符(图 2 虚线所示为本文理论自相关模型), 为了简化讨论, 我们取 $C_s = C_c = 0$; 同时假定 $L = M = 1, Q = 0$ 和 $C_{x\mu}C_{y\kappa} = C_0 = 1$.

4 结 论

灰度差是不同条件下获取的遥感图象间存在的主要差异之一, 对它的自相关模型的研究是图象匹配及信息融合的关键技术之一, 它为从根本上解决不同条件下遥感图象灰度差异对匹配和融合造成的影响奠定了理论基础. 实验结果证明了本文模型的正确性.

如何选择合适的线性系统及其参数的辨识方法, 使理论的自相关函数与实际的自相关序列尽可能一致, 并实现灰度差分布的最终校正是需要进一步研究的课题. 此外, 不同条件下遥感图象间其它差异(如分辨率差异等)的校正也是值得进一步研究的课题.

参 考 文 献

- 1 刘小平. 重复模式下景象匹配的图象分维模板匹配方法研究. 航天基金文集(IV), 华中理工大学图象识别与人工智能研究所, 1996.

- 2 Hui Li, Manjunath B S *et al.* A contour-based approach to multi-sensor image registration. *IEEE Trans Image Processing*, 1995, 4(3): 320~ 334.
- 3 桑农, 史伟强. 多特征景象匹配算法研究. 航天基金文集(IV), 华中理工大学图象识别与人工智能研究所, 1996.
- 4 申鼎焯. 随机过程. 武汉: 华中理工大学出版社, 1991.
- 5 Franks L. A model for the random video process. *Bell Syst Tech J*, 1966, 45.



吕铁英 华中理工大学图象识别与人工智能研究所博士研究生. 主要从事计算机视觉与智能控制、图象理解与分析、景象匹配等方面的研究工作.



彭嘉雄 1934 年生, 教授, 博士生导师, 曾任国务院学位委员会、国家自然科学基金学科评审委员, 现任中国图象图形学会常务理事等 14 项职务, 完成 863-409, 国家自然科学基金等基金, 部、委攻关课题等 38 项. 在国内外重要刊物上发表论文 170 余篇, 其中被国外摘录收藏 79 篇.