

基于互补信息特征的 SAR 与可见光图像融合研究^{*})

李晖晖 郭 雷 刘 航

(西北工业大学自动化学院 西安 710072)

摘 要 由于成像方式及波谱接收段的不同,合成孔径雷达 SAR(synthetic aperture radar)与可见光图像所反映的信息有很大差异,图像之间相关性弱,且互补性明显。因此在图像融合时,应该根据其互补性信息特征各取所长。在研究了一些现有融合方法的基础上,提出了一种基于互补信息特征的 SAR 与可见光图像融合方法。首先通过基于像素邻域的能量统计特性融合 SAR 与可见光图像,将 SAR 图像中的重要目标信息加入到可见光图像中,然后再利用小波变换进行二次融合,充分加入原始图像的边缘细节信息。实验结果表明,该融合方法有效。

关键词 图像融合,合成孔径雷达,可见光图像,小波变换

Research on Image Fusion of SAR and Optical Image Based on Complementary Information Characteristics

LI Hui-Hui GUO Lei LIU Hang

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

Abstract The information contained in the synthetic aperture radar (SAR) image and optical image are very different because of the different imaging modes and the receiving spectrum. There exist low correlation and apparent complementarity between them. Consequently, when image fusion is performed, it is advisable to take advantage of their complementary information. Based on the current research of image fusion algorithms, an algorithm of SAR and optical image fusion based on complementary information characteristics is proposed. Firstly, fusion is performed using energy of the pixel neighboring region to add the important information of SAR image to optical image, then second fusion is done through wavelet transform to add the details such as edges from the source images to the fusion results. Experiment shows that the proposed method is effective and gives better quality.

Keywords Image fusion, Synthetic aperture radar, Optical image, Wavelet transform

1 引言

图像融合可以将不同来源的图像合成,提供互补信息,增加信息量,减少原始图像数据量,提高对环境的适应性,获得更可靠、更准确的信息,供观察和进一步处理。

合成孔径雷达 SAR(synthetic aperture radar)与可见光遥感不同,是一种主动式遥感系统,具有全天候、全天时、穿透性强和分辨率高等优点。由于获取地物波谱特征信息的波段范围及成像方式的不同,SAR 与可见光图像在反映地物电磁波谱特征方面有很大差异。SAR 图像对目标的几何特性,无论是微观的(粗糙度和表面效应)还是宏观的(朝向和多次反射),都非常敏感,反映在图像上常常是非常暗或亮的点或区域,而可见光图像对目标的物理和化学属性(如反射率、反照率、颜色)则更为敏感,因此图像主要反映了不同地物的轮廓与光谱信息。在 SAR 所敏感的属性中,材料的“自然属性”(如金属目标)或者其状态(如土壤的温度和植被的干燥度)是非常重要的参数,而在可见光图像中这些参数常常是不可感知的。因此,将 SAR 与可见光图像融合,可以充分利用其互补信息,获得地物的多层次特性,进一步揭示地物的本质特征。

Gazelli^[1]提出利用非降维(Undecimated)小波变换融合 SAR 与可见光图像,该方法仅适合将 SAR 图像中高亮度区

域(如城市)加入可见光图像的场合。Y. Chibani^[2]利用 α trous 小波变换从高分辨率全色图像中提取细节信息加入到雷达图像中,该方法丢失了全色图像的低频概貌信息。Luciano^[3]提出基于灰度调制的融合方法,将可见光图像经 IHS 变换提取的 I 分量用 SAR 与 SAR 低频信息的比率进行调制,以加入 SAR 图像的纹理细节信息。该方法在比率调制时有可能使计算值超出显示的动态范围,引起失真。金剑秋等^[4]提出多光谱图像的真实感融合,利用基于人类视觉系统(Human Vision System,简称 HVS)的理论构造了加权平均融合方法。该方法充分考虑了雷达图像与可见光图像波谱特性的互补性,通过统计像素邻域的能量、方差、熵等统计特性来计算各自的加权系数,其实验结果表明融合效果要优于基于小波变换的方法。但是,图像加权系数的构造是通过各个统计特性进行加权相加决定的,统计特性权值的确定存在随机性。黄金^[5]等提出邻域特征自适应加权融合的方法,虽然避免了权值的不确定性,但是由于统计特性各自取值范围的不同,可能导致某个统计特性完全掩盖了其他特性的特征,金剑秋^[4]方法同样存在类似问题。基于此,本文提出了一种基于 SAR 和可见光图像互补信息特征的融合方法,首先利用基于像素邻域的能量统计特性对 SAR 与可见光图像进行自适应加权融合,目的是将 SAR 图像中的重要目标加入到可见光图像中。然后将得到的融合结果作为又一图像源与原始图像

^{*}) 本文获得国家自然科学基金项目(60175001)资助。李晖晖 博士生,主要从事智能信息处理与模式识别、图像融合等方面研究;郭 雷 教授,博导,主要研究方向:数据融合、智能信息处理和表示等。

通过小波变换进行二次融合,以充分地加入原始图像各自的边缘细节信息,同时也避免了原始图像低频信息的丢失。融合过程中消除了权值取值的不确定性以及特征之间可能产生的掩盖。实验结果表明,该方法使融合效果得到了较大的改善,更好地保留了原始图像的互补信息特征。

本文第2节描述了具体的算法,第3节对算法进行了实验,给出了仿真结果并比较分析。最后对全文进行了总结。

2 基于互补信息特征的图像融合方法

由前述分析可知,SAR与可见光图像各有特点:可见光图像反映了地物的大致轮廓以及地物的光谱信息,SAR图像对金属和硬物散射等目标敏感,但其整体成像强度相对较弱。因此,基于互补信息特征的融合,应当保留可见光图像的地物轮廓和光谱信息,而保留SAR图像中特别亮和特别暗的部分(通常是人们所要探测的目标),同时应尽可能保留所有原始图像的边缘信息。基于此,融合过程分为两步:第一步将SAR图像中重要目标加入到可见光图像中进行增强融合,利用像素邻域的能量可以判断SAR图像中特别亮(暗)的部分,因此采用基于像素邻域能量的方法融合图像。第二步利用小波变换将第一步得到的融合结果与原始图像进行二次融合,尽可能地加入SAR和可见光图像的边缘细节信息。下面进行具体描述。

$$D_F(x, y) = \begin{cases} D_R(x, y), & \text{if } E_R(x, y) \geq E_V(x, y) \\ D_V(x, y), & \text{if } E_R(x, y) < E_V(x, y) \end{cases} \quad \text{if } M_{RV} \leq \lambda$$

$$D_F(x, y) = \begin{cases} w_{\max} \times D_R(x, y) + w_{\min} \times D_V(x, y), & \text{if } E_R(x, y) \geq E_V(x, y) \\ w_{\min} \times D_R(x, y) + w_{\max} \times D_V(x, y), & \text{if } E_R(x, y) < E_V(x, y) \end{cases} \quad \text{if } M_{RV} > \lambda$$

2.2 基于小波变换进行二次融合

图像的小波变换可以将图像分解到不同尺度下,得到低频(描述图像的轮廓)和水平、垂直、对角三个方向的高频(描述图像的细节,如边缘等)信息,其分解过程与人类分层次理解的特点非常类似,因此采用小波变换提取原始图像的边缘细节信息。

Mallat算法是实现离散小波变换的经典算法,但是有固有的抽取和插值操作,会对融合结果带来振铃(ringing)和混叠效应(aliasing),而且由于每层分解数据量都会减少(抽取的结果导致降维),不可能逐层跟踪图像中重要特征。à trous算法与Mallat算法相比,没有分解时抽取和重构时插值的操作,相当于在变换时将离散栅格上的小波变换全部计算出来,因此每一层分解均得到与原图像尺寸大小相同的一幅低频图像和三幅高频图像(小波面),避免了数据量的降维,有利于获取图像的细节特征。其实现是通过有限滤波器的内插近似,即在滤波器各系数间插入适当零值再作卷积而得^[7]。针对一维信号的变换,计算程序如下。

分解: $j=0$

while $j < J$

$d_k^{(j+1)} = x_k^{(j)} * h_k^H$

$x_k^{(j+1)} = x_k^{(j)} * h_k^L$

$j=j+1$

end of while

j 为分解层数, h_k^H 、 h_k^L 为分解的高通与低通滤波器, $h_k^{(j)}$ 为 h_k 的相邻两项之间插入 2^j-1 个零值。 x_k 代表低频信息, d_k 代表高频信息。

重构: $j=J$

2.1 基于像素邻域能量的融合

基于像素邻域的能量^[6]定义为

$$E_k(x, y) = \sum_{n \in W} P[n][n][D_k(x+n, y+n)]^2 \quad (1)$$

式中, x, y 为对应中心像素的位置, W 为以点 (x, y) 为中心的 $n \times n$ 大小的邻域窗口, 一般 n 取奇数。本实验取 3×3 窗口, $P[3][3] = \{\{0, 1, 0\}, \{1, 2, 1\}, \{0, 1, 0\}\}$ 为特征提取算子。 $D_k(x+n, y+n)$ 为该位置处的像素值。下标 k 代表 R, V, F , 分别表示 SAR 图像、可见光图像和融合图像。然后计算两图像在该区域的匹配度 $M_{RV}(n, n)$

$$M_{RV}(n, n) = \frac{2}{E_R + E_V} \sum_{n \in W} P[n][n] D_R(x+n, y+n) D_V(x+n, y+n) \quad (2)$$

再根据匹配度大小对图像进行选择或加权平均融合。如果匹配度小于阈值 λ , 说明两幅图像在该位置处空间特性差异较大, 因此选择能量较大区域的中心像素为融合图像的像素。如果大于阈值 λ , 则进行加权处理, 权值按下式计算

$$w_{\min} = 0.5 - 0.5 \left(\frac{1 - M_{RV}}{1 - \lambda} \right)$$

$$w_{\max} = 1 - w_{\min} \quad (3)$$

阈值选在 0.5~1.0 之间, 本实验选取 0.75。

融合过程可以描述为:

while $j > 0$
 $x_k^{(j-1)} = x_k^{(j)} * g_{0k}^{(j)} + d_k^{(j)} * g_{1k}^{(j)}$
 $j=j-1$
 end of while
 $g_k^{(j)}$ 为重构时的滤波器, 含义同上。

将一维信号的变换推广到二维, 就可以得到图像的 à trous 小波变换。

将上面得到的基于像素邻域能量的融合结果作为又一图像源, 与原始 SAR 和可见光图像一起进行融合, 融合规则为低频系数采用基于像素邻域能量融合结果的低频系数, 高频小波面系数采用极大值选取确定。即: 假设 LL_{kj} 表示第 j 层上的低频系数, HL_{kj} 、 LH_{kj} 、 HH_{kj} 表示三个方向的小波面系数, 下标 k 分别为 R, V, E, F , 表示 SAR、可见光、基于能量的融合结果和最终融合结果。则

$$LL_{Fj} = LL_{Ej}$$

$$HL_{Fj} = \max(|HL_{Rj}|, |HL_{Vj}|, |HL_{Ej}|)$$

$$LH_{Fj} = \max(|LH_{Rj}|, |LH_{Vj}|, |LH_{Ej}|)$$

$$HH_{Fj} = \max(|HH_{Rj}|, |HH_{Vj}|, |HH_{Ej}|) \quad (5)$$

将 LL_{kj} 和 HL_{kj} 、 LH_{kj} 、 HH_{kj} 进行小波反变换后得到最终融合结果。

综上所述, 整个融合算法的流程如图 1。

3 仿真结果

实验数据采用经过校正、配准处理后的 Radarsat SAR 和 Landsat TM 红、绿、蓝三波段真彩合成图像。为简化描述, 将 TM 图像首先进行 IHS 变换, 提取出 I 分量图像, 然后对 SAR 图像做直方图匹配, 得到 SAR_m 。将 SAR_m 和 I 分量图像作为本实验的 SAR 与可见光原始图像源, 如图 2 所示。

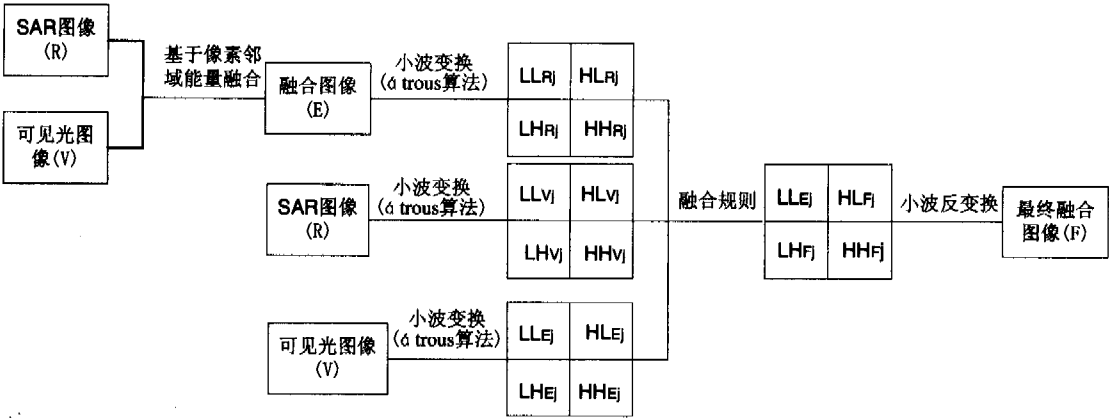


图 1 本文融合算法流程

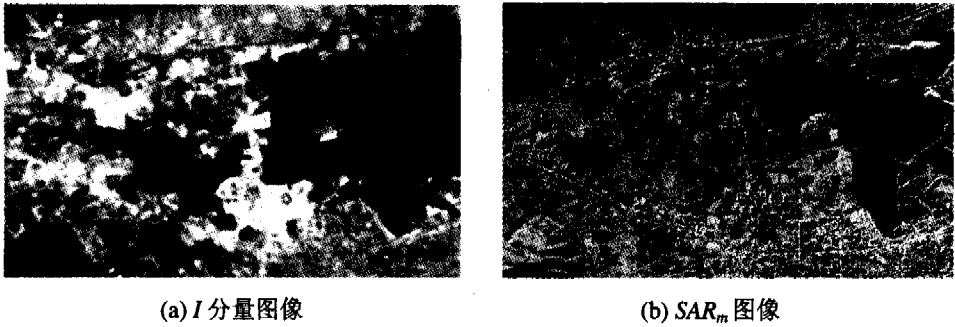


图 2 原始图像源

图 3 给出了不同融合方法得到的 I_{new} 。所有算法和实验都在 vc6.0 上实现。图(a)为 SAR_m ，即直接用 SAR_m 替换 I 分量；图(b)采用基于小波变换(à trous 算法)^[2]的方法得到；

图(c)利用邻域统计特性自适应加权的方法^[5]得到，统计特性选取能量和方差。图(d)采用本文算法得到。

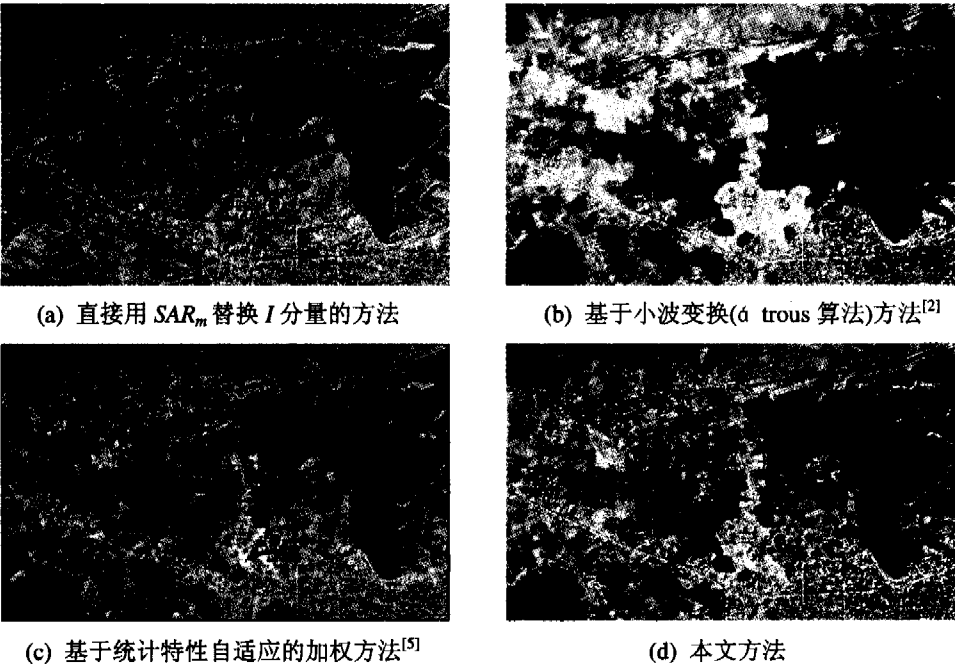


图 3 融合结果

从目视效果来看，直接用 SAR_m 替换 I 分量，完全丢失了 I 分量中的信息，包括不同地物的轮廓和光谱信息，而这些信息在融合结果中是非常重要的。因此，虽然保留了 SAR 图像的纹理细节信息，提高了分辨率，但是极大地扭曲了原始多光谱图的光谱信息。基于小波变换的方法较好地保留了可见光

图像中的地物轮廓与光谱信息，同时也加入了 SAR 图像中的部分重要信息，但是 SAR 图像中的一些目标细节没有很好体现出来，例如图中中间的道路网、大块水域中的变化以及不同地物的边缘都没有清晰地反映出来。基于能量和方差统计特性加权的方法对 SAR 图像的纹理边缘信息保留较好，优于基于

小波变换的方法,但地物轮廓与光谱信息的保持较差,虽然比直接用 SAR_m 替换的方法好,却不及基于小波变换的方法。本文算法得到的结果既很好地加入了 SAR 图像的纹理边缘信息,同时较好地保持了地物的轮廓和光谱信息。

对融合结果的评价,除了目视效果这种简单有效的定性分析法外,还可以采用相关的评价指标做定量的分析。从基于互补信息特征的角度考虑,好的融合结果应该充分保留原始图像各自的目标波谱特性以及边缘细节信息。前者可以通过熵和相关系数进行评价,后者可以通过清晰度进行评价。

图像熵值的大小反映了融合图像中所包含的平均信息量的大小,熵越大,所含信息越丰富。其定义为:

$$H(x) = - \sum_{i=0}^{255} P_i \log_2 P_i \quad (6)$$

P_i 为图像 X 上像元亮度值为 I 的概率。

相关系数反映了两幅图像的相关程度,值越大相关性越高。定义为:

$$C(f, g) = \frac{\sum_{i,j} [(f_{i,j} - e_f) \times (g_{i,j} - e_g)]}{\sqrt{\sum_{i,j} [(f_{i,j} - e_f)^2] \sum_{i,j} [(g_{i,j} - e_g)^2]}} \quad (7)$$

其中, $f_{i,j}$ 和 $g_{i,j}$ 分别为融合前、后图像的灰度值; e_f 和 e_g 分别为两幅图像的均值。如果融合结果与两幅原始图像的相关性都比较高,说明融合结果同时较好地保留了原始图像各自的重要信息,包括目标波谱特性以及边缘细节信息。

平均梯度反映了图像中微小细节反差与纹理变化特征,是描述图像清晰度的一个物理量;平均梯度越大,图像越清晰,边缘信息保留越多。定义为:

$$\bar{g} = \frac{1}{n} \sum \sqrt{(\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2)} / 2 \quad (8)$$

其中, ΔI_x 与 ΔI_y 分别为 x 与 y 方向上的差分; n 为图像大小。

表 1 给出了不同融合方法下评价指标的计算结果。可以看出,本文方法得到的图像熵值最大,且与 I 分量和 SAR_m 均保持了较大的相关性,说明对两幅原始图像的重要信息均保持得较好,满足了信息互补的融合要求。对于平均梯度指标虽然直接用 SAR_m 替换 I 分量的方法清晰度最高,但是由于没有利用 I 分量图像中的信息,与 I 分量的相关性最低,因此光谱丢失信息也最为严重。而在后面三种方法中,本文方法

得到的图像最为清晰。综合所有评价指标值得出本文方法的融合效果最好,这也和主观目视结果是一致的。

表 1 实验结果比较

	熵	相关系数		平均梯度
		与 I 分量	与 SAR _m	
用 SAR _m 替换方法(图 a)	7.7895	0.3590	1	37.7181
基于小波变换方法 ^[2] (图 b)	7.5332	0.9445	0.5303	24.0133
统计特性加权方法 ^[5] (图 c)	7.7421	0.5837	0.8586	29.6107
本文方法(图 d)	7.7999	0.7502	0.7750	30.9285

结束语 SAR 与可见光图像由于成像方式及接收波段不同,对地物的特征描述存在很大差异,因此将 SAR 与可见光图像融合,可以更好地利用其互补信息,增强对图像的解译能力。本文提出了一种基于 SAR 与可见光图像互补信息特征的融合方法,利用像素邻域的能量统计特性提取出 SAR 图像中的重要目标加入到可见光图像中,然后将得到的结果作为又一图像源再与原始 SAR 与可见光图像通过小波变换进行二次融合,以充分地加入原始图像各自的边缘细节信息。实验结果表明了该方法的有效性。

参考文献

- Garzelli A. Wavelet-based Fusion of Optical and SAR Image Data Over Urban Area. Photogrammetric Computer Vision, ISPRS Commission III, Symposium 2002, Graz, Austria
- Chibani Y, Houacine A, Barbier Ch, et al. Fusion of Multispectral and Radar Images In the Redundant Wavelet Domain, Part of the EUROPTO Conference on Image and Signal Processing for Remote Sensing. Barcelona, Spain, SPIE Vol. 3500, 1998
- Alparone L, Facheris L, Baronti S, et al. Fusion of Multispectral and SAR Images by Intensity Modulation. In: The 7th International Conference on Information Fusion. 637~643
- 金剑秋,王章野,江照意,等.多光谱图像的真实感融合.中国图象图形学报,2002,7(9)
- 黄金,潘泉,皮燕妮,等.基于区域特征加权的 IHS 图像融合方法.计算机工程与应用,2005(6)
- Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion. In: Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision, 1993. 173~182
- 杨福生.小波变换的工程分析与应用.北京:科学出版社,1999
- Hilaga M, Shinagawa Y, Kohmura T, Kunii T. Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes. ACM SIGGRAPH'2001, 2001. 203~212
- Kazhdan M, Funkhouser T, Rusinkiewicz S. Rotation invariant spherical harmonic representation of 3D shape descriptors. ACM SIGGRAPH'2003, 2003. 156~164
- 严蔚敏,吴伟民.数据结构.北京:清华大学出版社 1997. 291~305
- Weiler K. Edge-based data structure for solid modeling in curved-surface environments. IEEE Computer Graphics and Application, 1985, 5(1): 21~40
- Lu C, Zhang C, Wen F, et al. Principle component analysis-based symmetry detection. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(5): 25~28
- Manoiakis G, Ingle V, Kogon S 著,周正,等译.统计与自适应信号处理(Statistical and Adaptive Signal Processing).北京:电子工业出版社,2003
- Jolliffe I T. Principal component analysis. New York, Springer, 2002
- 张宝琳.计算两凸多边形交集面积的计算机算法.计算机工程与应用,2001(9): 128~129
- Osada R, Funkhouser T, Chazelle B, Dobkin D. Shape Distributions. ACM Transactions on Graphics, 2002, 21(4): 807~832
- Vandeborre J, Couillet V, Daoudi M. A practical approach for 3D model indexing by combining local and global invariants. IEEE 3D Data Processing Visualization and Transmission, 2002. 644~647
- Ankerst M, Kastenmuller G, Seidl H. 3D Shape Histograms for Similarity Search and Classification in Spatial Database. In: Proc. 6th International Symposium on Spatial, 1999. 207~226
- Pu J, Liu Y, Gu Y, et al. 3D Model Retrieval Based on 2D Slice Similarity Measurements. In: Proceedings of the Second International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, Thessaloniki, Greece, 2004. 95~101
- Chen D, Tian X, Shen Y, et al. On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 223~232
- Shinagawa Y, Kunii T. Constructing a Reeb Graph Automatically from Cross Section. IEEE Computer Graphics & Applications, 1991, 11(6): 44~51
- Xiao Y, Werghi N, Siebert P. A Topological Approach for Segmenting Human Body Shape. In: 12th Intl. Conf. on Image Analysis and Processing, Mantova, Italy, 2003. 82~93

(上接第 201 页)