

一种应用峰值特征匹配的 SAR 图象 自动目标识别方法

张 翠 郦苏丹 邹 涛 王正志

(国防科技大学机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

摘 要 针对合成孔径雷达(SAR)图象自动目标识别问题,在对 SAR 图象的特征提取问题进行分析的基础上,提出了一种特征点匹配算法.该算法根据 Birkhoff-von Neumann 定理,首先将广义置换矩阵约束松弛为广义双随机矩阵约束;然后利用拉格朗日乘子和障碍函数法,把约束加到目标函数中,从而将点集匹配问题转化为非线性最优化问题;最后利用确定性退火和软分配技术求解该问题,将得到的匹配代价用特征点数目的比值进行修正后,用于目标的识别.实验结果表明,该算法非常有效.

关键词 SAR 图象 自动目标识别 确定性退火 软分配

中图法分类号: TP751.1 TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2002)07-0729-06

An Automatic Target Recognition Method in SAR Imagery Using Peak Feature Matching

ZHANG Cui, LI Su-dan, ZOU Tao, WANG Zheng-zhi

(Department of Automatic Control, NUDT, ChangSha 410073)

Abstract Automatic target recognition(ART) using Synthetic Aperture Radar(SAR) imagery is investigated in this paper. The feature extraction problem of SAR imagery is first analyzed, then a matching scheme that incorporates relative distance and magnitude between features is investigated. Following the Birkhoff-von Neumann theorem, we relax the match matrix constraints from permutation matrix constraints to doubly stochastic matrix constraints. Via Lagrange multipliers and a barrier function, the constraints are incorporated into the objective function, and the matching problem is posed as a nonlinear optimization problem. Using a combination of deterministic annealing and softassign, the objective function describing the matching problem is minimized. Recognition is performed by comparing the costs of the matches between the test image and referent patterns. To account for the difference in the number of features, the computed costs are first scaled by the ratio of the number of features between the two images. The test costs image belongs to the class of the pattern with the smallest scaled matching cost. Experimental results show the power of this approach in SAR target recognition.

Keywords SAR imagery, Automatic target recognition, Deterministic annealing, Softassign

0 引 言

由于 SAR 具有全天候、全天时的特点和较高的距离和方位分辨率,其在实际应用中具有很强的生命力,因此基于 SAR 图象的 ATR 系统的研究已是当

前的一大热点.典型的 SAR 图象 ATR 系统可分为检测、辨别、识别 3 个模块^[1].其中检测模块用于从大范围的图象区域中找出可能存在目标的区域,一般采用恒虚警方法;辨别模块用于对检测阶段输出的感兴趣区域进行进一步的处理,以剔除含自然景物和不感兴趣的人工目标区域,从而得到以目标为中心的固定

大小的图象块,称为图片;图片输入到识别模块,以进一步识别出它的种类、状态等信息。本文根据识别阶段的需要来研究 SAR 图象特征提取和匹配问题。

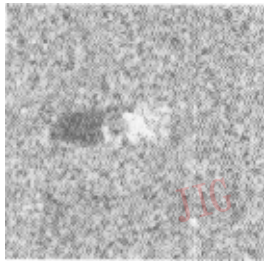
1 特征提取

由于 SAR 图象具有很强的斑点噪声,且人造目标典型的边、直线特征,在 SAR 图象上并没有很好的对应物,因此,典型的边界匹配等方法,并不适合于 SAR 图象。从图 1~图 3 的 SAR 3-D 幅值图可以看出,SAR 图象具有丰富的峰值信息,由于这些峰值的相对位置、大小与目标的物理形状有关^[2],因此

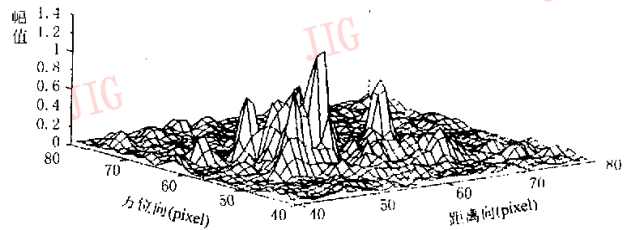
可以用来区分不同的目标。从 SAR 图象上可提取顶点、行顶点、列顶点 3 类峰值特征。其中,顶点是二维局部极大值,行顶点和列顶点是一维局部极大值。为减少噪声的影响,首先需估计背景区域的均值 μ 和方差 σ ,然后定义点 (i, j) 处的峰值为

$$P_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } a_{ij} > \mu + 3\sigma \text{ and } \min(a_{ij} - a_{\setminus(i,j)}) > \sigma \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

其中, P_{ij} 为 1 表示点 (i, j) 处出现峰值; a_{ij} 表示 SAR 图象在点 (i, j) 处的幅值; $N(i, j)$ 表示点 (i, j) 的邻域。若用 P_{ij} 表示顶点,则 $N(i, j)$ 为与点 (i, j) 最近的 8 个邻居;若用 P_{ij} 表示行(或列)顶点,则 $N(i, j)$ 表示点 (i, j) 在第 i 行(或第 j 列)上最近的两个邻居。

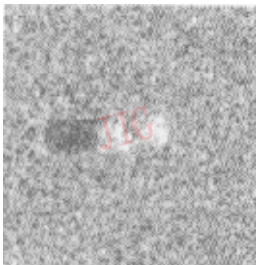


(a) SAR 图象

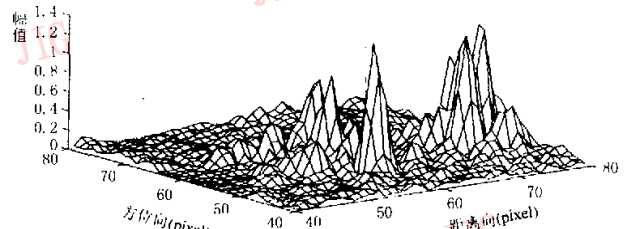


(b) SAR 图象 3-D 幅值图

图 1 Bmp SAR 图象及其 3-D 幅值图(方位角为 7.4926°)

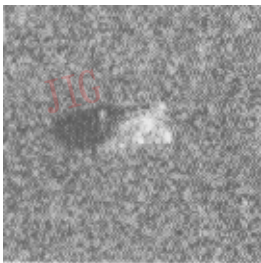


(a) SAR 图象

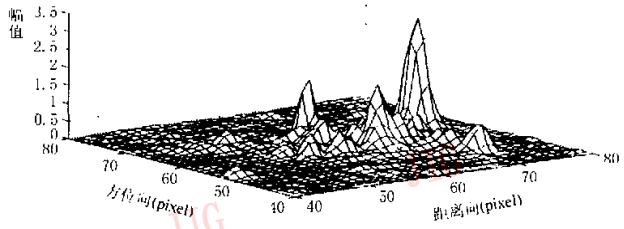


(b) SAR 图象 3-D 幅值图

图 2 Btr SAR 图象及其 3-D 幅值图(方位角为 7.0068°)



(a) SAR 图象



(b) SAR 图象 3-D 幅值图

图 3 T72 SAR 图象及其 3-D 幅值图(方位角为 6.7907°)

观察不同目标、不同方位角的幅值图,发现不同顶点的相对大小有较大的差异,如图 2 有好几个幅值相差不大的主导峰值;而图 3 则只有一个较大的主导峰值,其他的峰值相对较小,因此匹配时,需考虑各峰值的大小.为减少由于成像条件不同而造成的峰值大小的差异,必须用每幅图象的最大峰值点的幅值来对每个峰值点的幅值进行归一化,从而得到如下幅值的相对大小属性

$$f(X_j) = a(X_j) / \max_{i=1,2,\dots,N} a(X_i) \quad (2)$$

其中, X_j 为某类峰值点集, N 为该幅图象该类峰值点的数目; $a(X_j)$ 表示第 j 个该类峰值点集的幅值.

2 特征匹配算法

提取出图象的特征后,目标识别的过程就转化为一个特征匹配的过程,即测试图象的特征与哪个模板图象的特征最相似,它就属于哪一类.人们提出了很多匹配方法,如相关运算^[1]、几何哈什变换^[2,3]、松弛标记^[4]等算法.其中松弛标记算法最初是作为分类的工具发展起来的,由于其只考虑单向约束,即一个集合中的一个点只能对应于另一个集合中的一个点,而反之,则没有这样的限制,因此,不能满足很多点集匹配问题所要求的双向约束.本文利用障碍函数和拉格朗日松弛法^[5],将含双向约束的点集匹配问题转化为一个连续的非线性最优化问题,并结合来自统计物理学和神经网络中的一项新技术——软分配^[3,6],来求得最优化问题的近似最优解,从而得到表征点集匹配程度的匹配代价,以实现目标的识别.

匹配问题示例如下:

设两个待匹配的二维点集为 $\{X_j, j=1, 2, \dots, J\}$, $\{Y_k, k=1, 2, \dots, K\}$. 点集之间的匹配关系可以用匹配矩阵 $M = \{m_{jk}, j=1, \dots, J; k=1, \dots, K\}$ 表示:

$$m_{jk} = \begin{cases} 1 & \text{若点集 } X_j \text{ 对应于点集 } Y_k \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

由于 SAR 的分辨率与雷达高度无关,因此当雷达参数确定后,图象的分辨率就是确定的,而且,通过实验发现,因目标方位角的变化会引起图象特征的显著变化,故必须对不同方位角的图象分别建立模板.另外,由于特征点匹配是在方位角相似的图象之间进行的,因此匹配时,无须考虑两个点集之间的尺度和旋转变换,只需考虑平移变换即可.

目标函数为:

$$\min E(M, t) = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K m_{jk} \{ \|X_j - t - Y_k\|^2 + \lambda [f(X_j) - f(Y_k)]^2 \} - \alpha \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K m_{jk} \quad (4)$$

约束为:

$$\forall j \sum_{k=1}^K m_{jk} \leq 1, \forall k \sum_{j=1}^J m_{jk} \leq 1 \quad (5)$$

$$\forall j, k, m_{jk} \in \{0, 1\} \quad (6)$$

目标函数的第 1 项是两点集经平移 t 后,所建立的对应关系点之间的欧氏距离及幅值相对大小属性的差;参数 λ 控制相对大小属性所占的分量,它的值由实验确定;参数 α 控制匹配的程度.若 α 为零,则当 m_{jk} 都为零时,目标函数最小.而随着 α 的增大,则会有更多的点被对应起来.本文并不讨论 α 的估计问题,它的值是由实验确定的.

匹配问题是一个带不等式约束的最优化问题.为将不等式约束加入到目标函数中,首先需引入松弛变量,以使不等式约束式(5)转变为等式约束

$$\forall j \sum_{k=1}^{K+1} \tilde{m}_{jk} = 1, \forall k \sum_{j=1}^{J+1} \tilde{m}_{jk} = 1 \quad (7)$$

置换矩阵是每一项是 0 或 1,而每一行和每一列的和为 1 的方形矩阵.若方形矩阵每一行和每一列的和为 1,且每一项都是正值,则称为双随机矩阵.松弛后的匹配矩阵记为

$$\tilde{M} = \{\tilde{m}_{jk}, j=1, \dots, J+1; k=1, \dots, K+1\}$$

因它不是方形矩阵,且松弛行和松弛列的和也不一定是 1,故称之为广义置换矩阵.根据 Birkhoff-von Neumann 定理^[3],由于双随机矩阵集是置换矩阵集的凸包,如果将之扩大到广义置换矩阵的情形,则广义双随机矩阵集就是广义置换矩阵集的凸包,因此,可以将约束式(6)放宽为

$$\forall j, k, \tilde{m}_{jk} \in [0, 1] \quad (8)$$

因已有约束式(7),故只需

$$\forall j, k, \tilde{m}_{jk} \geq 0 \quad (9)$$

于是,匹配矩阵为广义置换矩阵的约束就变为广义双随机矩阵约束.匹配问题也转化为目标函数为式(4),约束为式(7)、式(9)的最优化问题.为将它进一步转化为无约束问题,可采用拉格朗日乘子 μ_j, ν_k ,将约束式(7)加到目标函数中,并采用线性规划中常用的内点法,在目标函数中加入障碍函数: $\frac{1}{\beta} \sum_{j=1}^{J+1} \sum_{k=1}^{K+1} \tilde{m}_{jk} \log \tilde{m}_{jk}$, 以确保 \tilde{m}_{jk} 的正数性,从而满足式(9)约束.这样,就将一个有约束的混合组合最优化

问题转变成如下的无约束非线性最优化问题

$$\begin{aligned} \min \hat{E}(\tilde{M}, t) = & \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \tilde{m}_{jk} \{ \|X_j - t - Y_k\|^2 + \\ & \lambda [f(X_j) - f(Y_k)]^2 \} - \alpha \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \tilde{m}_{jk} + \\ & \sum_{j=1}^J \mu_j \left(\sum_{k=1}^{K-1} \tilde{m}_{jk} - 1 \right) + \sum_{k=1}^K \nu_k \left(\sum_{j=1}^{J-1} \tilde{m}_{jk} - 1 \right) + \\ & \frac{1}{\beta} \sum_{j=1}^{J+1} \sum_{k=1}^{K+1} \tilde{m}_{jk} \log \tilde{m}_{jk} \end{aligned} \quad (10)$$

由于障碍函数使搜索空间凸化,因此上述最优化问题的解可以通过对 β 的确定性退火过程得到,即选择序列 $\{\beta_k\}$,使得 $\beta_k \geq 0, \beta_{k+1} \geq \beta_k$,并对每个 β_k 进行目标函数最小化.这样,当 $\beta_k \rightarrow \infty$ 时,目标函数的解就趋近于离散问题的解.

对每一个 β_k ,将式(10)对 \tilde{m}_{jk} 求偏导,并使之为零,得

$$\tilde{m}_{jk} = \exp \left\{ \beta \left(\alpha - \|X_j - t - Y_k\|^2 - [f(X_j) - f(Y_k)]^2 - \mu_j - \nu_k \right) \right\} \quad (11)$$

上式中的拉格朗日乘子 μ_j 和 ν_k 可以采用梯度下降法求解,但非常费时.参数 μ_j 和 ν_k 是为了满足匹配矩阵的广义双随机矩阵约束而加入的.而根据Sinkhorn定理^[3],双随机矩阵可以通过对任何一个每一项都为正数的矩阵进行交替的行规范化和列规范化而得到.这里将之扩大到广义双随机矩阵的情形,利用式(13)和式(14)(见算法描述)来对 \tilde{M} 进行交替行规范化和列规范化(松弛行和松弛列除外),即可得到广义双随机矩阵,这样的过程与采用梯度下降法对 μ_j 和 ν_k 进行寻优的过程是等价的.因为由Sinkhorn过程得到的是一个广义双随机矩阵,而非广义置换矩阵,故称这种算法为软分配.

为求得点集之间的平移 t ,首先将式(10)对 t 求偏导,并使之为零,得

$$t = \frac{\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \tilde{m}_{jk} (X_j - Y_k)}{\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \tilde{m}_{jk}} \quad (12)$$

然后对每一个 β_k ,用Sinkhorn算法对 \tilde{m}_{jk} 进行最优化后,即更新一次 t .

具体的匹配算法如下:

初始化: $t = 0, \beta = \beta_0, \tilde{m}_{jk} = 1 + \varepsilon_0$

Do A until $\beta > \beta_{\max}$

Do B until t 收敛或迭代次数大于 I_0

$\forall j \in \{1, \dots, J\}, \forall k \in \{1, \dots, K\}$

$$\tilde{m}_{jk} = \exp \left\{ \beta \left(\alpha - \|X_j - t - Y_k\|^2 - [f(X_j) - f(Y_k)]^2 \right) \right\}$$

Do C until \tilde{M} 收敛或迭代次数大于 I_1

行规范化(松弛行除外):

$$\tilde{m}_{jk} = \tilde{m}_{jk} / \sum_{k=1}^{K+1} \tilde{m}_{jk}, \quad j \in \{1, \dots, J\}, k \in \{1, \dots, K\} \quad (13)$$

列规范化(松弛列除外):

$$\tilde{m}_{jk} = \tilde{m}_{jk} / \sum_{j=1}^{J+1} \tilde{m}_{jk}, \quad j \in \{1, \dots, J\}, k \in \{1, \dots, K\} \quad (14)$$

End C

$$\text{更新 } t: t = \frac{\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \tilde{m}_{jk} (X_j - Y_k)}{\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \tilde{m}_{jk}}$$

End B

更新 $\beta: \beta = \beta \gamma$

End A

其中, β_0 为参数 β 的初始值,一般取为:

$\beta_0 = 0.01/S, S = \frac{1}{J \cdot K} \sum_{j,k} \|X_j - Y_k\|^2$,即点集之间的平均距离^[1]; γ 为 β 的更新速率; β_{\max} 为 β 的最大值; ε_0 为一个很小的正数; I_0, I_1 分别为 t, \tilde{m}_{jk} 的最大迭代次数.

\tilde{M} 和 t 的收敛条件分别为:

$$\|\tilde{M}_{\text{previous}} - \tilde{M}_{\text{update}}\|_1 < \varepsilon_1 \quad (15)$$

$$\|t_{\text{previous}} - t_{\text{update}}\|_1 < \varepsilon_2 \quad (16)$$

算法的输出为匹配矩阵 \tilde{M} 和平移变换 t .由于所得到的匹配矩阵是一个接近于广义置换矩阵的广义双随机矩阵.因此需首先将它转换为广义置换矩阵,然后与 t 一起代入式(4),其得到的目标函数 $E(\tilde{M}, t)$ 即为点集的匹配代价.

比较测试图象与不同模板图象的匹配代价,其中,代价最小的模板类别即为测试图象的类别,但由于目标函数并未考虑没有匹配上的特征点的影响,因此,对于一个给定的测试图象,若模板图象的特征点数目越多,则得到的匹配代价就越小,这必然会影响到识别的精度.为补偿这一影响,需给匹配代价加一个尺度因子 r

$$r = \frac{J}{K} \quad (17)$$

式中, J, K 分别为测试图象和模板图象的特征点数目.修正后的匹配代价为

$$C(\tilde{M}, t) = \begin{cases} \sqrt{r} E(\tilde{M}, t) & \text{if } E(\tilde{M}, t) \leq 0 \\ \left(\frac{1}{\sqrt{r}} \right) E(\tilde{M}, t) & \text{if } E(\tilde{M}, t) > 0 \end{cases} \quad (18)$$

这样,当模板图象的特征点数目大于测试图象特征点数目时,式(18)就会使匹配代价增大,从而可

以补偿因模板图象特征点数目多,致使得到较小的匹配代价而对识别精度的影响;反之,则使匹配代价减小,从而可以补偿因模板图象特征点数目少,致使得到较大的匹配代价而对识别精度的影响。

3 实验结果

实验所用的数据为 MSTAR (Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition) 数据库中 3 类目标 T72、Bmp、Btr 的数据,其分辨率为 $0.3m \times 0.3m$ 。测试前,对该 3 类目标在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 方位角范围内各 100 多幅图象求峰值特征,其每幅 3 种特征点数目的均值和方差见表 1。

表 1 目标特征点数目的均值和方差

	顶点		行顶点		列顶点	
	均值	方差	均值	方差	均值	方差
Bmp	29.4	5.3	62.3	14.0	66.1	12.1
Btr	31.3	4.9	63.7	12.1	67.7	12.0
T72	37.3	5.9	86.5	11.7	93.5	13.5

另外,对每幅测试图象,还需进行方位角估计,但应避免因方位角估计误差对识别结果的影响,本文不讨论方位角估计问题,而是用图象的真实方位角。测试时,首先通过从 3 类目标中各取出两幅与测试图象方位角最相近的图象来得到 6 个模板,并求得测试图象的特征集;然后通过分别与 6 个模板的特征集进行匹配来得到与每个模板的匹配代价;最后进行识别,其匹配代价最小的模板类型就是测试图象所含目标的类型。若直接用求得的匹配代价进行目标识别,则得到如表 2 所示的混淆矩阵;若利用修正后的匹配代价进行目标识别,则得到如表 3 所示的混淆矩阵。算法用到的参数取值分别为: $\beta_0 = 0.00091$, $\beta_{max} = 40$, $\gamma = 5$, $\lambda = 3.8$, $\epsilon_0 = 0.01$, $\epsilon_1 = 0.05$, $\epsilon_2 = 0.1$, $I_0 = 4$, $I_1 = 15$ 。为进行比较,对同样的特征集,本文利用常用的相关匹配算法进行识别,其得到的混淆矩阵见表 4。其中,PCI 为正确识别率,即正确识别的目标数目与目标总数目的比值。

表 2 用本文匹配算法得到的混淆矩阵(修正前)

	顶点 (PCI=95.7%)			行顶点 (PCI=93.4%)			列顶点 (PCI=93.1%)		
	Bmp	Btr	T72	Bmp	Btr	T72	Bmp	Btr	T72
Bmp	114	4	3	109	2	10	104	1	16
Btr	1	106	2	5	98	6	2	103	4
T72	2	3	113	0	0	118	0	1	117

比较表 2 和表 3 可知,用特征点数目比值对匹配代价进行修正后的识别精度比修正前有明显提

表 3 用本文匹配算法得到的混淆矩阵(修正后)

	顶点 (PCI=97.1%)			行顶点 (PCI=96.8%)			列顶点 (PCI=97.7%)		
	Bmp	Btr	T72	Bmp	Btr	T72	Bmp	Btr	T72
Bmp	117	0	2	115	4	2	117	1	3
Btr	3	105	1	2	105	2	2	106	1
T72	4	0	114	2	0	116	1	0	117

表 4 用相关匹配算法得到的混淆矩阵

	顶点 (PCI=86.8%)			行顶点 (PCI=85.6%)			列顶点 (PCI=85.1%)		
	Bmp	Btr	T72	Bmp	Btr	T72	Bmp	Btr	T72
Bmp	99	9	13	95	2	24	90	1	30
Btr	5	92	12	5	86	18	3	91	15
T72	4	4	110	1	0	117	1	2	115

表 5 用几何哈什变换得到的混淆矩阵

	顶点 (PCI=97.4%)			行顶点 (PCI=97.7%)			列顶点 (PCI=97.4%)		
	Bmp	Btr	T72	Bmp	Btr	T72	Bmp	Btr	T72
Bmp	117	7	3	118	1	2	117	1	3
Btr	1	108	0	1	106	2	1	106	2
T72	2	2	114	1	1	116	1	1	116

高;比较表 3 和表 4 可知,本文提出的匹配算法明显优于相关匹配算法;比较表 3 和表 5 可知,几何哈什变换与本文算法所得的结果相差不大,但几何哈什变换是一种无穷搜索的过程,所需的时间较长,而本文算法的收敛速度较快,其 Sinkhorn 过程一般在 10 次迭代之内收敛。实验结果表明,利用 3 种峰值特征进行识别的效果虽相差不大,但由表 1 可知,每幅图象顶点的平均数目只有行顶点或列顶点平均数目的一半以下,因此用顶点进行匹配所需的时间最少。

4 结论

本文提出了一种基于 SAR 图象峰值特征匹配的目标识别算法,该算法首先将点集的匹配问题转化为一个非线性最优化问题,并考虑了特征点属性的影响。然后利用确定性退火和软分配技术来求优化问题的近似最优解。用该算法对 300 多幅目标 SAR 图象进行实验的结果表明,利用 SAR 图象的峰值特征进行目标识别具有较好的效果,同时证明本文提出的匹配算法优于相关匹配法和几何哈什变换算法,该算法能广泛应用于各种点集的匹配问题,具有很大的应用前景。

参考文献

1 Meth R, Chellappa R. Automatic classification of targets in

- synthetic aperture radar imagery using topographic features[J]. SPIE, 1996, 2757: 186~193.
- 2 Bhanu B, Grinnell J. Performance characterization of a model-based SAR target recognition system using invariants[J]. SPIE, 1997, 3070: 305~321.
 - 3 Gold S, Rangarajan A. New algorithms for 2D and 3D point matching: pose estimation and correspondence [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(8): 1019~1031.
 - 4 Hummel R, Zucker S. On the foundations of relaxation labelling processes [J]. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1983, PAMI-5(3): 267~286.
 - 5 邢文训, 谢金星. 现代优化计算方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999, 8.
 - 6 Gold S, Rangarajan A. A graduated assignment algorithm for graph matching [J]. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(4): 377~388.



张 彦 1973年生, 1997年获国防科技大学自动控制系学士学位, 现为国防科技大学自动控制系博士研究生. 目前主要从事遥感 SAR 图象目标识别的工作.



酃苏丹 1973年生, 分别于1995年和1998年先后获国防科技大学自动控制系学士与硕士学位, 现为国防科技大学自动控制系博士研究生. 目前主要从事 SAR 图象处理、目标识别等工作.

邹 涛 1974年生, 分别于1997年和2000年先后获国防科技大学电子工程学士学位与硕士学位, 现为国防科技大学自动控制系博士研究生. 目前主要从事电子对抗、图象处理等工作.

王正志 1945年生, 1984年在美国 Rice 大学获博士学位, 现为国防科学技术大学自动控制系教授、博士生导师, 《自动化学报》和《宇航学报》编委. 研究领域包括遥感信息处理、控制、自适应控制、模式识别及机器学习.

富士施乐 Phaser 5400 高速网络激光打印机简介

Phaser 5400 是富士施乐网络激光打印机系列产品之一, 它不仅具有灵活快速的网络功能、强大的网络适应能力和完善的网络支持功能, 可以成功地连接在任何网络上, 而且它配置了一系列完备的打印机管理方案, 可以使用 Mai LinX 电子邮件报警功能来自动发送相关信息, 以通知管理人员及时准确地进行修理与维护; 它具有 CentreWare 互联网服务功能, 可以帮助系统管理员随时随地通过 Microsoft IE 监测管理打印机运行情况; 它还可使用 PrintMap 软件, 辅助系统管理员监视网上所有基于 SNMP 的不同品牌打印机.

Phaser 5400 还是一台具有高速打印能力和能完成海量作业的打印机, 它可以达到每分钟 40 页的打印速度, 还配置了可打印 20000 张 A4 标准纸的大容量硒鼓和 500 页的进纸盘, 它还进行了坚固的结构设计, 使设备能常年可靠运行, 能保证月打印负荷量高达 20 万页. 它还配置了 Adobe Postscript3 解释器, 32MB 标准内存, 进一步缩短了响应时间, 大大加快了传输速度. 另外, 其打印质量也是一流, 具有高保真的 1200×1200dpi 打印输出质量.

综上所述, 它已不仅仅是一台具有打印功能的独立外设产品, 已开始向互联网中的智能化、自动化的文件终端发展.