

模糊非相关判别转换及其应用

武小红^{1),2)} 武斌³⁾ 周建江²⁾

¹⁾(江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013) ²⁾(南京航空航天大学信息科学与技术学院, 南京 210016)

³⁾(大连理工大学软件学院, 大连 116620)

摘要 线性判别分析是一种特征提取和维数缩减的方法,广泛应用于人脸识别,语音识别和手写字母识别等领域。但是许多线性判别分析都是“硬”线性判别分析,每个数据点都严格地属于这一类或那一类。在非相关判别转换(UDT)基础上,提出了模糊非相关判别转换(FUDT)。FUDT是利用模糊集理论的有监督学习方法,其判别向量满足广义瑞利商方程,同时也满足样本到模糊非相关优化判别向量上的投影是非相关的。通过FUDT和UDT对公共数据库MSTAR的实验结果可看出,FUDT在处理SAR图像的特征提取方面优于UDT。

关键词 线性判别分析 非相关判别转换 模糊非相关判别转换

中图法分类号: TP181 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)09-1832-05

Fuzzy Uncorrelated Discriminant Transformation and Its Application

WU Xiao-hong^{1),2)}, WU Bin³⁾, ZHOU Jian-jiang²⁾

¹⁾(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013)

²⁾(College of Information Science & Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

³⁾(School of Software, Dalian University of Technology, Dalian 116620)

Abstract Linear discriminant analysis is a way of feature extraction and dimension reduction. It is widely applied in face recognition, speech recognition, and handwriting recognition etc. However, many linear discriminant analyses are "hard" ones and every data point belongs to one class or another class strictly. In this paper, a fuzzy uncorrelated discriminant transformation (FUDT) is proposed based on uncorrelated discriminant transformation (UDT). FUDT is a supervised learning method with fuzzy set and its discriminant vectors satisfy the equation of generalized rayleigh quotient. Furthermore, the projection of samples to fuzzy uncorrelated optimal discriminant vectors is uncorrelated by FUDT. The experimental results show that FUDT is better than UDT in extracting the feature of SAR images which come from MSTAR.

Keywords linear discriminant analysis, uncorrelated discriminant transformation, fuzzy uncorrelated discriminant transformation

1 引言

线性判别分析是模式识别领域中常用的特征提取和维数缩减的一种方法。到目前为止,专家学者们提出许多线性判别分析算法,例如:主元分析(PCA)^[1], Fisher线性判别分析^[2], Foley-Sammon判

别转换^[3]和非相关判别转换等^[4]。但是所有这些线性判别分析都是“硬”线性判别分析,每个数据点都严格地属于这一类或那一类。但是这种严格的分类关系并不总是符合现实情况,数据点可以在一定程度上属于一类或其他类,模糊分类建立在 Zadeh的模糊集^[5]基础上利用隶属度来反映一个数据点隶属于某类的程度。模糊分类包括模糊聚类和有限

基金项目:总装“十一五”国防预研基金项目(513030401);四川省教育厅科研项目(07ZC023)

收稿日期:2008-02-03;改回日期:2008-07-15

第一作者简介:武小红(1971~),男,讲师。南京航空航天大学信息科学与技术学院博士研究生。主要研究领域为模式识别,模糊聚类和支撑向量机等。E-mail: wxhong@nuaa.edu.cn

督的模糊分类。常见的模糊聚类有模糊 C-均值聚类^[6],可能 C-均值聚类^[7],可能模糊 C-均值聚类^[8]和噪声聚类^[9]等;有监督的模糊分类主要有模糊主元分析^[10],模糊判别分析^[11],模糊 K-近邻法^[12]和模糊支持向量机^[13]等。模糊分类算法通常比传统分类算法性能更优良。

Foley 和 Sammon 提出著名的 Foley-Sammon 判别转换以处理两类分类问题^[3], Duchene 等人将 Foley-Sammon 判别转换扩展使它能处理多类问题^[14],该算法可得到一组正交的最佳判别矢量,但是将数据映射到这组正交的最佳判别矢量后得到的判别特征是相关的,为了得到不相关的判别特征 Jin 等人提出了非相关判别转换(UDT)^[4], Xu 等人通过对 Foley-Sammon 判别转换和非相关判别转换的理论分析指出,非相关判别转换得到最佳判别矢量比 Foley-Sammon 判别转换得到的最佳判别矢量在处理分类时更有效^[15]。本文将非相关判别转换扩展为它的模糊模型并提出模糊非相关判别转换。

合成孔径雷达(SAR)成像与光学、红外等成像相比具有不受天气、光照等条件限制,可对目标进行全天候、全天时的侦察,还能够透过地表获取信息。目前 SAR 在农业、林业、环境、矿产、海洋、测绘和军事等领域得到了广泛应用。SAR 依赖雷达回波成像,利用灰度强弱来区分目标。SAR 图像具有信息量大、存在噪声和失真等特点。SAR 图像的噪声主要是斑点噪声,是一种乘性噪声,去除斑点噪声可采用空域滤波算法、小波包域值法^[16]、几何斑点滤波器^[17]、局部滤波方法等等。SAR 图像不仅有光学图像的几何特征还有电磁特征,但是 SAR 图像不像光学图像那样清晰可见,边缘容易检测,因而给图像的处理和识别带来难度^[18]。SAR 图像的目标识别主要分 3 步:首先,从整个 SAR 图像中提取出目标区域;其次,对目标区域进行特征提取;最后,对目标进行分类。对 SAR 图像进行目标的特征提取是 SAR 图像目标识别的关键一步。本文采用美国国防高级研究计划署和空军研究室公开的移动与静止目标获取与识别(moving and stationary target acquisition and recognition, MSTAR)公共数据库进行雷达目标识别实验。MSTAR 已经完成 SAR 图像的目标识别的第 1 步,本文主要运用了模糊非相关判别转换对 MSTAR 进行特征提取和分类工作。

2 非相关判别转换(UDT)

若 $X = \{x_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$ 是 q 维的样本, $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$ 是已知的 c 类模式, $x_i \in \omega_j, j \in \{1, 2, \dots, c\}$ 。类间散射矩阵 S_b , 类内散射矩阵 S_w 和总体散射矩阵 S_t 定义如下^[4]:

$$S_b = \sum_{i=1}^c P(\omega_i)(m_i - m_0)(m_i - m_0)^T \quad (1)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^c P(\omega_i)E\{(x - m_i)(x - m_i)^T/\omega_i\} = \sum_{i=1}^c P(\omega_i)C_i \quad (2)$$

$$C_i = E\{(x - m_i)(x - m_i)^T/\omega_i\} \quad (3)$$

$$S_t = S_b + S_w = E\{(x - m_0)(x - m_0)^T\} \quad (4)$$

$$m_0 = E\{x\} = \sum_{i=1}^c P(\omega_i)m_i \quad (5)$$

这里 m_0 是整体样本的均值; $m_i, i \in \{1, 2, \dots, c\}$ 是第 i 类样本的均值; C_i 是第 i 类样本的协方差矩阵; $P(\omega_i)$ 是 ω_i 的先验概率;一般情况下, $P(\omega_i) = 1/c$ 。

Fisher 判别准则函数定义为^[2]

$$J(\varphi) = \frac{\varphi^T S_b \varphi}{\varphi^T S_w \varphi} \quad (6)$$

这里 φ 是 q 维空间 R^q 的任一向量, 向量 φ_1 是对应 $J(\varphi)$ 最大值时的特征向量, 它是 Fisher 的最优判别方向, 即 Fisher 判别向量。在向量 φ_1 扩展的 1 维子空间里, 样本到向量 φ_1 的投影得到最小化 Fisher 判别准则如式(6)。Fisher 判别向量 φ_1 是下列特征方程最大特征值所对应的特征向量:

$$S_b \varphi_1 = \lambda S_w \varphi_1 \quad (7)$$

非相关判别转换描述如下^[4]:

(1) 计算 Fisher 判别向量 φ_1 , 让 φ_1 作为非相关优化判别向量的第 1 个向量。

(2) 若非相关判别转换的 r 个非相关优化判别向量为 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r (r \geq 1)$, 可最大化式(6)以计算第 $r+1$ 个非相关优化判别向量且计算附带下列约束条件:

$$\varphi_{r+1}^T S_t \varphi_i = 0 (i = 1, 2, \dots, r) \quad (8)$$

$$\varphi_{r+1}^T S_w \varphi_{r+1} = 1 \quad (9)$$

则 φ_{r+1} 是下列特征方程最大特征值所对应的特征向量^[4]:

$$PS_b \varphi = \lambda S_w \varphi \quad (10)$$

这里

$$P = I - S_t D^T (D S_t S_w^{-1} S_t D^T)^{-1} D S_t S_w^{-1} \quad (11)$$

$$D = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r]^T$$

I 是单位矩阵。

(3) 根据以上计算可得到非相关优化判别向量 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r$, 则下列线性空间 R^r 到线性空间 R^p 线性转换称为非相关判别转换:

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_p]^T = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r]^T X \quad (12)$$

样本 X 到非相关优化判别向量的投影为 Y , 非相关判别转换认为任意两个 y_i 和 $y_j (i \neq j)$ 是非相关的, 即^[4]:

$$E[(y_i - E(y_i))(y_j - E(y_j))] = \varphi_j^T S \varphi_i = 0 \quad (13)$$

3 模糊非相关判别转换 (FUDT)

首先, 采用模糊 K-近邻法的初始化程序将样本模糊化处理得到样本的隶属度^[12]:

$$u_j(x) = \begin{cases} 0.51 + (n_j/K) \times 0.49 & \text{如果 } j = i \\ (n_j/K) \times 0.49 & \text{如果 } j \neq i \end{cases} \quad (14)$$

这里 n_j 是属于第 j 类的近邻样本数。类中心采用模糊 C-均值的计算公式^[6]:

$$v = \frac{\sum_{k=1}^L u_k^m x_k}{\sum_{k=1}^L u_k^m} \quad (15)$$

式中, u_{ik} 是数据 x_k 隶属于 i 的隶属度值, v 是类中心矢量, 权重指数 $m \in (1, \infty)$, L 是样本数。

模糊类间散射矩阵 S_b 和模糊总体散射矩阵 S_n 定义如下^[19]:

$$S_b = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^l u_{ik}^m (v_i - \bar{x})(v_i - \bar{x})^T \quad (16)$$

$$S_n = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^l u_{ik}^m (x_k - \bar{x})(x_k - \bar{x})^T \quad (17)$$

模糊判别分析通过求解以下广义瑞利商方程得到向量 ω :

$$\max J(\omega) = \frac{\omega^T S_b \omega}{\omega^T S_n \omega} \quad (18)$$

求解式(18)可以转化为求解下列特征方程:

$$S_n^{-1} S_b \psi = \lambda \psi \quad (19)$$

将模糊判别分析的最大特征值 λ_1 对应的特征向量 ψ_1 作为模糊非相关优化判别向量的第 1 个向量, 若 r 个模糊非相关优化判别向量为 $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_r$, 可最大化式(18), 以计算第 $r+1$ 个非相关优化判别向量且计算附带下列约束条件:

$$\psi_{r+1}^T S_n \psi_i = 0 (i = 1, 2, \dots, r) \quad (20)$$

$$\psi_{r+1}^T S_n \psi_{r+1} = 1 \quad (21)$$

利用拉格朗日算子建立拉格朗日方程如下:

$$L(\psi_{r+1}) = \psi_{r+1}^T S_b \psi_{r+1} - \sum_{i=1}^r \alpha_i \psi_{r+1}^T S_n \psi_i - \beta (\psi_{r+1}^T S_n \psi_{r+1} - 1) \quad (22)$$

这里 β 和 $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, r)$ 为拉格朗日算子, 上式对 ψ_{r+1} 求偏导等于零:

$$2S_b \psi_{r+1} - \sum_{i=1}^r \alpha_i S_n \psi_i - 2\beta S_n \psi_{r+1} = 0 \quad (23)$$

式(23)两边左乘 ψ_{r+1}^T 可得:

$$\beta = \frac{\psi_{r+1}^T S_b \psi_{r+1}}{\psi_{r+1}^T S_n \psi_{r+1}} \quad (24)$$

所以 β 表示方程(18)被最大化。

式(23)两边左乘 $\psi_j^T (j = 1, 2, \dots, r)$:

$$2\psi_j^T S_b \psi_{r+1} - \sum_{i=1}^r \alpha_i \psi_j^T S_n \psi_i = 0 \quad (25)$$

由上式可得到 r 个表达式:

$$2\psi_1^T S_b \psi_{r+1} - \sum_{i=1}^r \alpha_i \psi_1^T S_n \psi_i = 0 \quad (26)$$

$$2\psi_2^T S_b \psi_{r+1} - \sum_{i=1}^r \alpha_i \psi_2^T S_n \psi_i = 0 \quad (27)$$

$$\dots$$

$$2\psi_r^T S_b \psi_{r+1} - \sum_{i=1}^r \alpha_i \psi_r^T S_n \psi_i = 0 \quad (28)$$

综合以上 r 个表达式为

$$2GS_b \psi_{r+1} = GS_n G^T \alpha \quad (29)$$

这里

$$G = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_r]^T, \alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r]^T$$

由方程(29)可得到:

$$\alpha = 2(GS_n G^T)^{-1} GS_b \psi_{r+1} \quad (30)$$

将方程(30)代入方程(23)可得:

$$2S_b \psi_{r+1} - S_n G^T \alpha - 2\beta S_n \psi_{r+1} = 0$$

则

$$2S_b \psi_{r+1} - S_n G^T (2(GS_n G^T)^{-1} GS_b \psi_{r+1}) - 2\beta S_n \psi_{r+1} = 0 \quad (31)$$

上式可整理为

$$[I - S_n G^T (GS_n G^T)^{-1} G] S_b \psi_{r+1} = \beta S_n \psi_{r+1} \quad (32)$$

若令 $Q = I - S_n G^T (GS_n G^T)^{-1} G$, 则式(32)可写为

$$QS_b \psi_{r+1} = \beta S_n \psi_{r+1} \quad (33)$$

则模糊非相关判别转换可描述如下:

(1) 根据式(14)和式(15)模糊化样本。

(2) 求取模糊判别分析的最大特征值 λ_1 对应的特征向量 ψ_1 , 并把 ψ_1 作为模糊非相关优化判别

向量的第1个向量。

(3)若 r 个模糊非相关优化判别向量为 $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_r$, 可根据式(33)计算第 $r+1$ 个模糊非相关优化判别向量 ψ_{r+1} 。

(4)根据以上计算可得到模糊非相关优化判别向量 $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_p$, 则下列线性空间 \mathbf{R}^p 到线性空间 \mathbf{R}^p 线性转换称为模糊非相关判别转换:

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_p]^T = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_p]^T X \quad (34)$$

4 实验

实验采用 MSTAR 公共数据库中的 4 类目标

(2S1:火炮发射车; BRDM2:武装运输车; SLICY:双圆柱金属体; ZSU23:防空炮车)的机载 SAR 图像数据,如图 1 所示,左边是 4 类目标的光学图像;右边是对应的机载 SAR 图像。每类取 100 个样本,分别用雷达视角 15° 和 45° 的样本做实验。将 SAR 图像按列拉伸成行向量,由于维数高(例如将 128×128 图像拉伸为 1×16384)本文先用 PCA 进行降维然后再用 FUDT 和 UDT 进行特征提取,最后用 K-近邻分类器(K取3),采用“leave one out”策略进行分类,样本模糊化处理时式(15)中的 $m=2$ 。表 1~表 2 列出了雷达视角 15° 和 45° 时,用 PCA 将 SAR 图像按列拉伸成的行向量降维到 10,30 和 60,分别用 FUDT 和 UDT 进

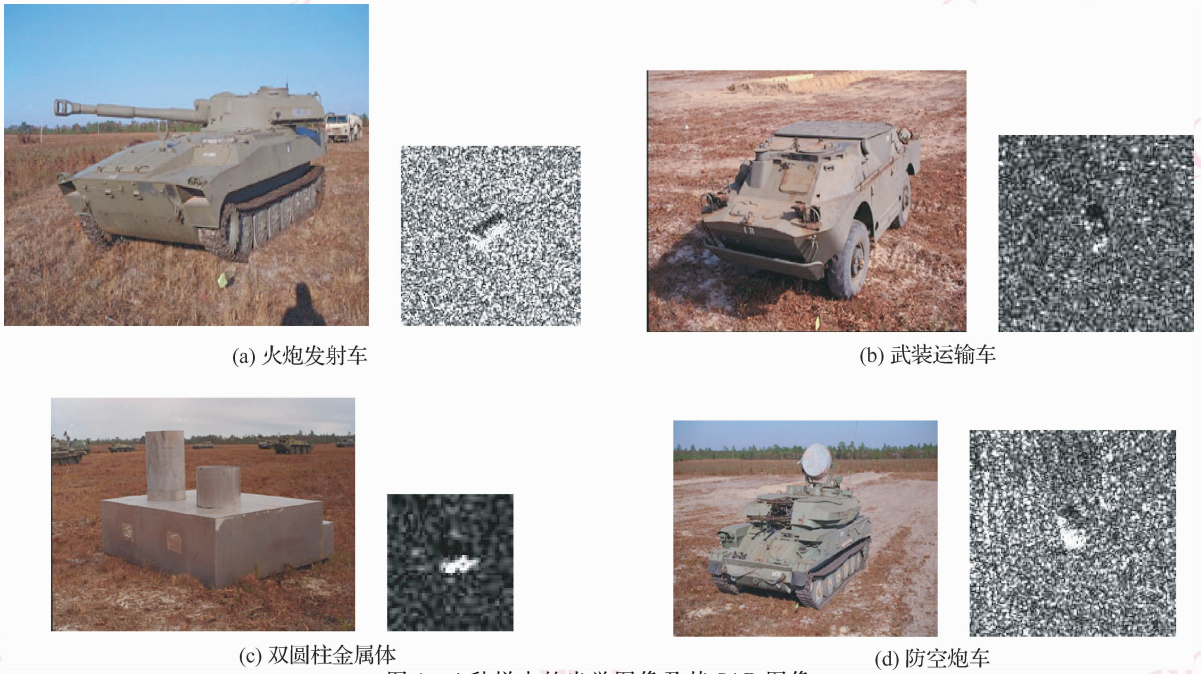


图 1 4 种样本的光学图像及其 SAR 图像

Fig. 1 Four kinds of optical images and their SAR images

表 1 雷达视角 15° , PCA 降维后的分类准确率

Tab.1 Classification rates with radar visual angle 15 degrees and dimension reduction by PCA

单位:%

| 降至维数 | 判别向量个数 | UDT | FUDT |
|------|--------|-------|-------|
| 10 | 10 | 70 | 91.25 |
| | 8 | 70 | 90.25 |
| | 6 | 69.75 | 88.75 |
| | 4 | 69.75 | 85.25 |
| 30 | 30 | 76.25 | 83.25 |
| | 20 | 76.25 | 82.5 |
| | 10 | 74 | 82.25 |
| | 5 | 69.5 | 82.5 |
| 60 | 60 | 70.25 | 83.25 |
| | 40 | 70.75 | 83 |
| | 20 | 70.75 | 84.25 |
| | 10 | 67.25 | 81.5 |
| | 5 | 66.5 | 82 |

表 2 雷达视角 45° , PCA 降维后的分类准确率

Tab.4 Classification rates with radar visual angle 45 degrees and dimension reduction by PCA

单位:%

| 降至维数 | 判别向量个数 | UDT | FUDT |
|------|--------|-------|-------|
| 10 | 10 | 71 | 84.25 |
| | 8 | 72 | 83.5 |
| | 6 | 72 | 85 |
| | 4 | 66.75 | 79 |
| 30 | 30 | 71.5 | 78.75 |
| | 20 | 70.75 | 80 |
| | 10 | 70.5 | 80.75 |
| | 5 | 70 | 76.25 |
| 60 | 60 | 72.5 | 78.25 |
| | 40 | 70.5 | 78 |
| | 20 | 72.5 | 79.5 |
| | 10 | 74.75 | 80.75 |
| | 5 | 72.25 | 84.25 |

行特征提取后分类所得到的分类准确率,从 6 个表中可看出,FUDT 比 UDT 特征提取得到分类准确率更高。

5 结 论

在 UDT 基础上提出了 FUDT,FUDT 利用模糊集理论进行有监督分类学习,UDT 是建立在类间散射矩阵 S_b ,类内散射矩阵 S_w 和总体散射矩阵 S_t 基础上,满足最小化 Fisher 判别准则函数原则,同时满足样本到非相关优化判别向量上的投影是非相关的;而 FUDT 建立在模糊类间散射矩阵 S_{fb} ,模糊总体散射矩阵 S_{ft} 和模糊类内散射矩阵 S_{fw} 基础上,其判别向量满足广义瑞利商方程,同时也满足样本到模糊非相关优化判别向量上的投影是非相关的。通过 FUDT 和 UDT 对公共数据库 MSTAR 的实验结果可看出,FUDT 在处理 SAR 图像的特征提取方面优于 UDT,从而得到比 UDT 更好的分类准确率。

参考文献 (References)

- Jolliffe I T. Principal Component Analysis[M]. New York NY,USA: Springer-Verlag, 1986.
- Fisher R A. The use of multiple measurements in taxonomic problems [J]. Annu. Eugenics, 1936, 7(2): 179-188.
- Foley D H, Sammon J W. An optimal set of discriminant vectors[J]. IEEE Transactions on Compute, 1975, C-24(3): 281-289.
- Jin Z, Yang J Y, Hu Z S, et al. Face recognition based on the uncorrelated discriminant transformation [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(7): 1405-1416.
- Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Inform. Control, 1965, 8: 338-353.
- Bezdek J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms[M]. New York, NY,USA: Plenum, 1981.
- Krishnapuram R, Keller J. A possibilistic approach to clustering[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1993, 1(2): 98-110.
- Pal N R, Pal K, Bezdek J C. A possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2005, 13(4): 517-530.
- Dave R N, Sen Sumit. Noise clustering algorithm revisited[A]. In: Proceedings of Biennial Wrokshop of the North American Fuzzy Information Processing Society [C], Syracuse, NY, USA 1997: 199-204.
- Wu Xiao-hong, Zhou Jian-jiang. Fuzzy principal component analysis and its kernel-based model [J]. Journal of Electronics. 2007, 24(6): 772-775.
- Chen Z P, Jiang J H, Li Y, et al. Fuzzy linear discriminant analysis for chemical data sets[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1999, 45(1-2): 295-302.
- Keller J M, Gray M R, Givens Jr. J A. A fuzzy k-nearest neighbor algorithm[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1985, 15(4): 580-585.
- Lin C F, Wang S D. Fuzzy support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 464-471.
- Duchene J, Leclercq S. An optimal transformation for discriminant and principal component analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence. 1988, 10(6): 978-983.
- Xu Y, Yang J Y, Jin Z. Theory analysis on FSLDA and ULDA[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(12): 3031-3033.
- Liu Yong-chang, Zhang Ping, Yan Wei-dong, et al. Restrain speckle noise of SAR image basedon wavelet package threshold method[J]. Infrared and Laser Engineering, 2001, 30(3): 160-162. [刘永昌, 张平, 严卫东等. 小波包域值法去除合成孔径雷达图像斑点噪声 [J]. 红外与激光工程, 2001, 30(3): 160-162.]
- Crimmins T R. Geometric filter for reducing speckle[J]. Appl. Opt, 1985, 24(2): 1438-1443.
- Yang Guang, Chen Ke-xiong, Zhou Mai-yu, et al. Study evolution of detection and recognition on target in SAR image [J]. Progress in Geophysics, 2007, 22(2): 617-621. [杨光, 陈克雄, 周脉鱼等. SAR 图像中目标的检测和识别研究进展 [J]. 地球物理学进展, 2007, 22(2): 617-621.]
- Wu Xiao-hong, Zhou Jian-jiang. Fuzzy discriminant analysis with kernel methods [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(11): 2236-2239.