

超分辨距离-多普勒成像研究

朱兆达 叶蓁如 邬小青 殷 军 余志舜

(南京航空学院电子工程系, 南京, 210016)

摘要: 介绍几种超分辨成像方法, 包括线性预测数据外推的离散傅立叶变换(LPDEDFT)法、动态优化线性最小二乘(DOLLS)法和Hopfield神经网络非线性最小二乘(HNNLS)法, 并给出B-52飞机缩比金属模型微波暗室转台实测数据和Boeing-727飞机外场实测数据的成像结果. 比较了这些方法在分辨能力、计算复杂性等方面的优劣. 采用这些超分辨成像方法, 与普通的傅立叶方法相比, 在相同信号带宽和总转角的情况下可以获得更高的图像分辨率, 或用较小的信号带宽和总转角可以获得相同质量的图像.

关键词: 雷达成像, 超分辨率处理, 线性预测, 动态优化, 神经网络.

引言

距离-多普勒成像雷达有不同的形式和各种应用^[1]. 装在运动平台上的合成孔径雷达可用于对地面的空-地成像, 固定在地面上的逆合成孔径雷达可用于对飞机、空间目标和星体的地-空成像, 固定在地面上的转台雷达能对置于转台上的物体成像. 各种距离-多普勒成像雷达有一个共同的重要特性, 就是重构图像的分辨率.

距离-多普勒成像雷达利用距离-多普勒原理获得所需的分辨率. 图像的距离分辨率 ρ_r 由发射信号的有效带宽 B 决定, 有

$$\rho_r = \frac{C}{2B}, \quad (1)$$

式中 C 是光速. 而图像的横向分辨率 ρ_c 与目标相对于雷达视线(RLOS)在相干处理时间内转过的角度 $\Delta\theta$ 有关, ρ_c 与 $\Delta\theta$ 的关系为

$$\rho_c = \frac{\lambda}{2\Delta\theta}, \quad (2)$$

式中 λ 是雷达波长. 应当指出, 当总转角 $\Delta\theta$ 很小, 使目标上散射点没有走出一个距离分辨单元或一个多普勒分辨单元时, 式(1)和(2)才是正确的. 如果限于采用经典的信号处理方法, 式(1)和(2)的限制是无法超过的. 在这种情况下, 只有靠增大发射信号的有效

带宽 B 和目标相对于 RLOS 的总转角 $\Delta\theta$ 才能改善距离分辨率和横向分辨率. 但这种办法在许多距离-多普勒成像的实际应用中常常是不希望采用的. 改善图像分辨率的另一途径是利用先进的而不是普通的信号处理方法. 本文介绍我们在超分辨率-多普勒成像方面已进行的研究工作. 所用超分辨率成像方法包括线性预测数据外推离散傅立叶变换 (LPDEDFT)、动态优化线性最小二乘 (DOLLS) 和 Hopfield 神经网络非线性最小二乘 (HNNLS). 用这些方法对 B-52 飞机缩比金属模型微波暗室转台实测数据和 Boeing-727 飞机外场实测数据进行了处理. 处理结果表明, 基于这些超分辨率方法可使距离-多普勒成像的分辨率大大突破式 (1) 和 (2) 的限制.

1 距离-多普勒成像和多散射点定位

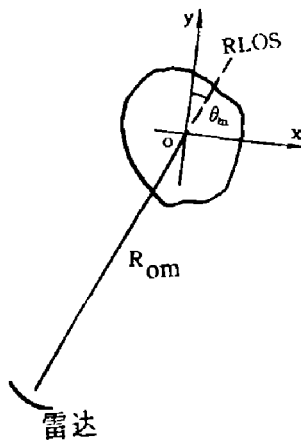


图 1 目标和雷达的几何关系

Fig. 1 The geometry of the radar and the object

在逆合成孔径雷达的情况, 雷达固定, 目标运动. 假设雷达对目标进行了 M 次不同视角的采样, 图 1 表示为雷达和目标二维成像的几何关系. 任何一个刚体目标的运动可分解为两部分: 目标上参考点 o 的轨道运动和目标围绕参考点 o 的旋转运动. 设 xoy 是一固定于目标上的直角坐标系, oy 和 ox 分别表示距离轴和横向距离轴. 第 m 次采样时目标相对于 RLOS 的视角和目标参考点 o 与雷达的距离分别以 θ_m 和 R_{om} 表示. 假设目标上共有 K 个散射点, 并用 σ_k 表示第 k 个散射点 (x_k, y_k) 的复反射率. 在每一个视角, 用 N 个频率 f_n ($n=0, \dots, N-1$) 照射. 通常, 雷达到目标的距离远大于目标的尺寸, 即 $R_{om} \gg x_k, y_k$. 在这种情况下, 第 m 次采样第 n 个照射频率的接收信号经轨道运动补偿以后表示为

$$s_{mn} = \sum_{k=1}^K \sigma_k \exp \left[-j \frac{4\pi f_n}{C} (x_k \sin \theta_m + y_k \cos \theta_m) \right] + w_{mn}, \quad m=0, \dots, M-1; n=0, \dots, N-1 \quad (3)$$

式中 w_{mn} 是第 m 次采样第 n 个照射频率的回波中叠加的噪声. 式 (3) 是距离-多普勒成像雷达的一般观测模型, 距离-多普勒雷达的基本任务是根据观测信号估计目标的每一个散射点 (x_k, y_k) 的反射率 σ_k . 从散射点定位的原理来看^[2], $\{\sigma_k(x_k, y_k)\}$ 的最大似然估计可由下列目标函数极小化求得:

$$J = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left| s_{mn} - \sum_{k=1}^K \sigma_k \exp \left[-j \frac{4\pi f_n}{C} (x_k \sin \theta_m + y_k \cos \theta_m) \right] \right|^2. \quad (4)$$

实际上, 目标上散射点数 K 和各散射点的坐标 (x_k, y_k) 以及它们的反射率 σ_k 都是未知的并且 $\{x_k, y_k\}$ 在模型中是非线性的, 而 $\{\sigma_k\}$ 则是线性的. 式 (4) 的极小化应对各种 K 进行的. 对每个 K 原则上需进行 $2K$ 维搜索. K 的正确估值可以通过多元假设检验或模型阶数选择来获得. 可见, 当要求目标图像的精确最小二乘估计时, 计算量是非常大的, 在下面各节将介绍一些简化的方法.

2 线性预测数据外推离散傅立叶变换 (LPDEDFT)

假设在成像期间目标的视角 θ_m 以恒定增量 $\delta\theta$ 而变化, 即 $\theta_m = m\delta\theta$, 并且总的视角变化 $\Delta\theta = M\delta\theta$ 很小, 以致目标上任一散射点都不会走出一个距离分辨单元或多普勒分辨单元. 对每一个视角的照射频率也假设以恒定步长变化, 即 $f_n = f_0 + n\delta f$. 照射频率的总带宽 $B = N\delta f$. 中心频率是 $f_c = f_0 + (N/2)\delta f$, 相应的波长为 $\lambda = C/f_c$. 此外, 我们还假设在一个不模糊矩形区域内有 MN 个散射点均匀分布, σ_{pq} 是散射点 $(p\delta x, q\delta y)$ 的复反射率, $p = 0, \dots, M-1$; $q = 0, \dots, N-1$. 在这种假设下, 只有 $\{\sigma_{pq}\}$ 是未知变量, 式 (3) 和 (4) 可简化成

$$s_{mn} = \sum_{p=0}^{M-1} \sum_{q=0}^{N-1} \sigma_{pq} \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{C} [f_c p\delta x m\delta\theta + (f_0 + n\delta f) q\delta y] \right\} + w_{mn},$$

$$m = 0, \dots, M-1; n = 0, \dots, N-1 \quad (5)$$

$$J_F = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left| s_{mn} - \sum_{p=0}^{M-1} \sum_{q=0}^{N-1} \sigma_{pq} \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{C} [f_0 p\delta x m\delta\theta + (f_0 + n\delta f) q\delta y] \right\} \right|^2. \quad (6)$$

不模糊区域的距离范围为 $NC/2B$, 横向距离范围为 $M\lambda/2\Delta\theta$. 像素的大小是 $\delta x\delta y$, $\delta x = \lambda/2\Delta\theta$, $\delta y = C/2B$. 使目标函数 J_F 极小的 $\sigma_{pq}(p\delta x, q\delta y)$ 的最小二乘估计可由 S_{mn} 的逆离散傅立叶变换 (IDFT) 求得. 对一个给定的视角, 可在频域进行一维的 IDFT 得到该视角的目标距离像. 用这种方法获得 M 个距离像之后, 对每一个距离单元在视角域再进行一维 IDFT 以得到该距离单元的目标横向像, 为重构目标的二维距离-多普勒图像共需做 MN 次 IDFT. 上述方法相当于众所周知的 FFT 距离-多普勒成像方法, 用 FFT 可高效地计算 IDFT. 在小转角成像的情况, 当利用 FFT 距离-多普勒处理时, 距离维和横向距离维的处理是分开进行的, 重构目标图像的分辨率由式 (1) 和 (2) 所决定.

在概念上和计算上都较简单的 LPDEDFT 超分辨距离-多普勒成像方法分两步进行, 先用线性预测方法把观测数据外推到观测窗之外, 然后对外推过的数据进行普通的离散傅立叶反变换^[3]. 从式 (5) 可看出, 若 $w_{mn} = 0$, 当给定一个视角时, 距离 $q\delta y$ 上的诸散射点的观测数据在频域有复正弦的形式, 即

$$\sum_{p=0}^{M-1} \sigma_{pq} \exp \left[-j \frac{4\pi}{C} (f_0 p\delta x m\delta\theta) \right] \exp \left[-j \frac{4\pi}{C} (q\delta y n\delta f) \right].$$

因此对整个目标在频域的观测数据由一组复正弦信号所组成, 可以用一个阶数等于或大于复正弦个数的线性预测滤波器准确地进行预测. 当然这种说法只有在观测数据中不含任何噪声时才成立. 即使如此, 当信噪比较大时, 仍可用线性预测在观测窗以外一定范围内进行相当可靠的外推. 假定已经在某一视角上得到了原始的真实数据 S_{mn} , $n = 0, \dots, N-1$, 采用一个 p 阶预测滤波器作 AR 线性预测外推, 这样, 我们有真实数据样本 S_{mn} , $0 \leq n \leq N-1$ 和外推得到的数据样本 S_{mn} , $n > N-1$ 和 $n < 0$. 在两个方向上外推长度相同, 可用 Burg 的最大熵算法估计预测器的系数. 用上述办法得到的 L 点 ($L > N$) 的数据矢量代替原始真实的 N 点数据矢量, 计算 IDFT 以重构目标的距离像, 可望其距离分辨

率会精细得多. 基于获得超分辨率像一样的理由, 可以采用 AR 线性预测数据外推和离散傅立叶反变换相结合的方法得到超分辨率像. 当信噪比不太高时, 用 ARMA 模型拟合观测数据较 AR 模型更为合理. 然而, 我们发现对短数据的情况, ARMA 线性预测数据外推与 AR 模型相比不能提供更好的性能, 这可能是由于预测系数的估计误差较大所致.

3 动态优化线性最小二乘 (DOLLS)

DOLLS 超分辨率-多普勒成像方法用动态优化算法解线性最小二乘成像问题, 用这种方法, 距离向和横向二维处理是同时进行的. 为了简化基本观测模型式 (3) 和优化问题式 (4), 假设散射点总数 K 和它们在目标上的坐标位置是预知的. 因此, 只有 $\{\sigma_k\}$ 是式 (4) 中目标函数 J 的未知变量, 这样 $\{\sigma_k(x_k, y_k)\}$ 的最小二乘估计可以通过求解线性最小二乘问题来求得. 在距离-多普勒成像应用中, 通常要求像素数 $K > MN$. 对于固定的 K 和 $\{x_k, y_k\}$ 式 (4) 极小化的数据一致解存在, 它就是最小范数解. 此解是病态的, 但稳定性可以靠放松数据一致性来达到, 因此, 我们使下列目标函数最小:

$$J_D = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left| s_{mn} - \sum_{k=1}^K \sigma_k \exp \left[-j \frac{4\pi f_n}{C} (x_k \sin \theta_m + y_k \cos \theta_m) \right] \right|^2 + \beta \sum_{k=1}^K |\sigma_k|^2, \quad (7)$$

式中 β 是正则化参数, 选择 β 可达到分辨率和稳定性的折衷. Yao^[4]提出了全局最优的动态隧道算法. 这种方法是从动态流和隧道现象的概念中得到启发的. 我们采用和推广了动态优化方法去寻求式 (7) 中 J_D 的极小值. 设动态系统的能量 E 等于目标函数 J_D , 且这一解析能量的下降梯度满足下述关系:

$$\begin{cases} \frac{d\sigma_{kR}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial \sigma_{kR}}, \\ \frac{d\sigma_{kI}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial \sigma_{kI}}. \end{cases} \quad k = 1, \dots, K \quad (8)$$

式中 σ_{kR} 和 σ_{kI} 分别表示 σ_k 的实部和虚部. 用式 (8) 代替梯度后可得

$$\frac{dE}{dt} = - \sum_{k=1}^K \left[\left(\frac{d\sigma_{kR}}{dt} \right)^2 + \left(\frac{d\sigma_{kI}}{dt} \right)^2 \right]. \quad (9)$$

可见, 复反射率和 σ_k 的任何变化都使能量 E 减小. 当且仅当 $\frac{d\sigma_k}{dt} = 0, k = 1, \dots, K$ 时, 才达到平衡 $\frac{dE}{dt} = 0$. 这意味着利用微分方程 (8) 的动态变化可以找出 J_D 的极小值. 计算中积分程序基于龙格-库塔方法, 当像素均匀分布在不模糊区域时, 可用 FFT 计算 $\frac{\partial E}{\partial \sigma_{kR}}$ 和 $\frac{\partial E}{\partial \sigma_{kI}}$, 以提高计算效率.

4 Hopfield 神经网络非线性最小二乘 (HNNLS)

HNNLS 超分辨率-多普勒成像方法采用 Hopfield 神经网络求解简化的非线性

最小二乘成像问题^[5]. 必须指出, 我们暂时还没有寻求基于式(4)目标函数 J 的精确非线性最小二乘解, 这是由于计算量在目前还太大. Hopfield 和 Tank^[6]证明一种由简单瞬时非线性器件(神经元)高度互联的网络, 能集体计算较复杂优化问题的最优解. 对 K 个神经元的网络, 在第 i 个和第 j 个神经元之间的连结权(突触)用 T_{ij} 表示, 其中 $1 \leq i, j \leq K$, 设 T_{ij} 矩阵为具有零对角线元素的对称阵

$$\begin{cases} T_{ij} = T_{ji}, \\ T_{ii} = 0. \end{cases} \quad (10)$$

网络的状态按下列微分方程变化

$$C_i \frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^K T_{ij} v_j + I_i, \quad i = 1, \dots, K \quad (11)$$

式中 C_i 是第 i 神经元的输入电容, I_i 是从网络外部到神经元的输入, u_i 是每一神经元的总输入. 状态矢量 \vec{v} 由神经元输出 $\{v_i\}$ 组成,

$$v_i = g(u_i). \quad (12)$$

式中 $g(u_i)$ 是第 i 神经元的 S 形传递函数

$$g(u_i) = \frac{1}{2} \left[1 + \tanh \left(\frac{u_i}{\lambda} \right) \right], \quad (13)$$

式中 $1/\lambda$ 是神经元的增益. 由于 $g(\cdot)$ 具有非线性饱和特性, 状态矢量 \vec{v} 不能无限增大, 网络的李雅普诺夫能量函数为

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K T_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^K I_i v_i. \quad (14)$$

在式(10)的假设下, 网络的状态 $v_i, i = 1, \dots, K$ 将收敛于能量函数的局部最小点, 通过模拟退火控制神经元的增益可使网络收敛于全局最小点.

假设最大可能的散射点数 K 和它们在目标上的坐标预知, 问题是判决哪些散射点实际上是存在的. 对式(4)的目标函数 J 修正如下:

$$J_N = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left| s_{mn} - \sum_{k=1}^K v_k \hat{\sigma}_k \exp \left[-j \frac{4\pi f_n}{C} (x_k \sin \theta_m + y_k \cos \theta_m) \right] \right|^2, \quad (15)$$

式中 v_k 是第 k 个神经元的状态, $\hat{\sigma}_k$ 是 σ_k 在上述假设下的最小二乘估计. 联系式(15)的目标函数 J_N 和式(14)的能量函数 E , 我们可用 $\hat{\sigma}_k, f_n, \theta_m, x_k, y_k$ 和 S_{mn} 表示 T_{ij} 和 I_i . 神经元输出 v_i 取值为 0 或 1. 可以发现, 当网络收敛到一个 \vec{v} 矢量之后, 某些神经元的输出接近 1, 则可推断出对应的散射点是实际上存在的, 这样筛选出的散射点的反射率可用相应于筛选后散射点数和坐标的新的最小二乘估计来修正.

5 试验结果

5.1 B-52 飞机缩比金属模型的转台成像

用 B-52 飞机缩比金属模型的微波暗室转台雷达实测数据验证了各种方法, 试验中采

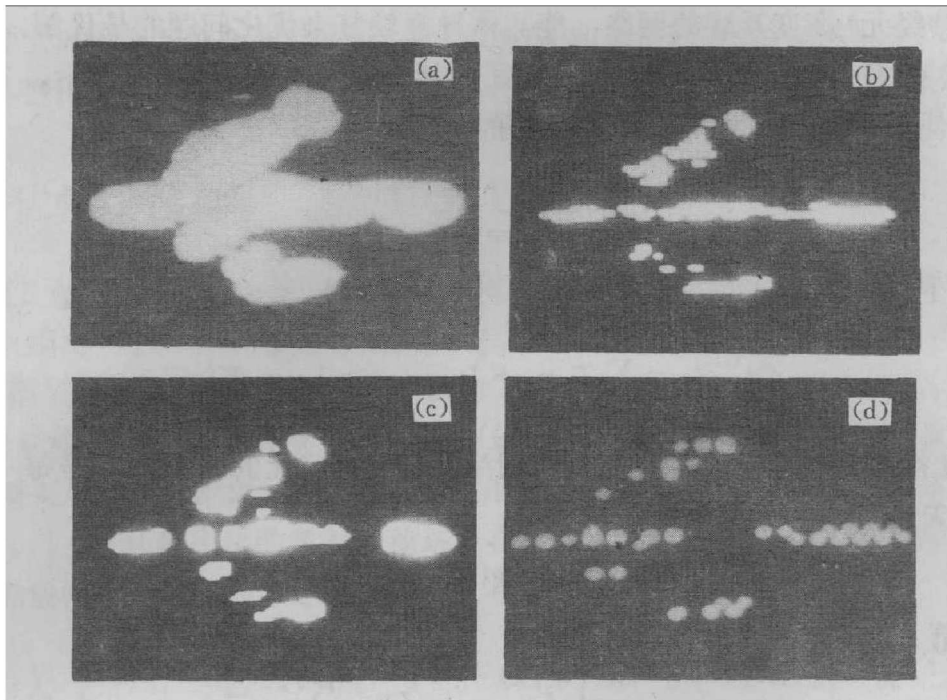


图2 B-52飞机缩比模型转台成像
 (a) FFT 距离-多普勒; (b) LPDEDFT; (c) DOLLS; (d) HNNLS
 Fig. 2 Rotating platform imaging of scale model B-52

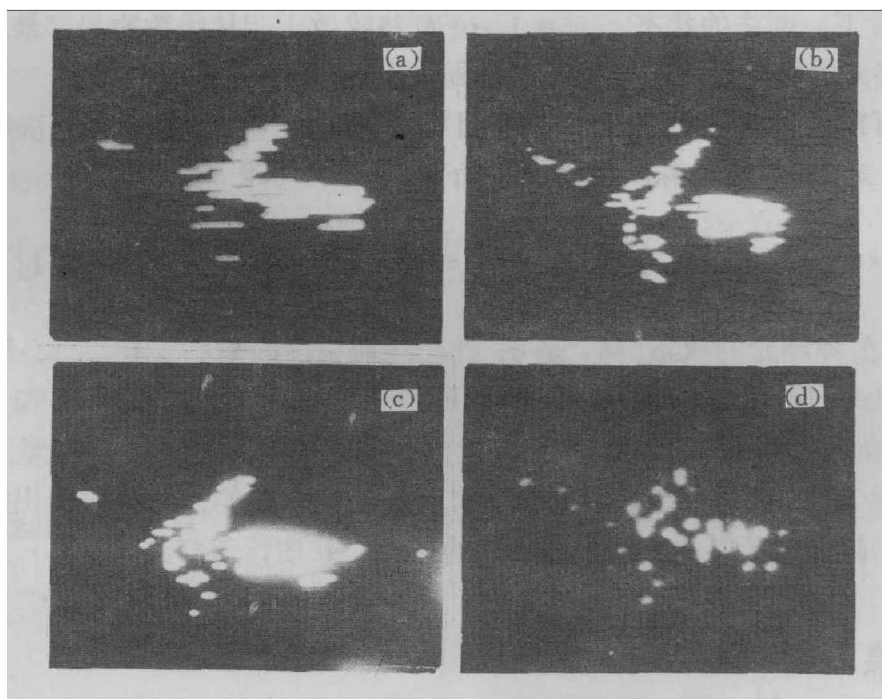


图3 Boeing-727飞机 ISAR 成像 ((a)、(b)、(c)、(d) 同图 2)
 Fig. 3 Inverse synthetic aperture radar imaging of Boeing-727

用频率步进波形技术, 频率步进数为 32, 发射信号的有效带宽为 2GHz, 雷达波长为 2cm, 模型飞机的总转角为 15° ; 取 32 个等间隔视角. 用普通 FFT 距离-多普勒、LPDEDFT、DOLLS 和 HNNLS 等方法在微机上对 B-52 模型飞机的成像结果示于图 2, 图中的像素点为 128×128 .

5.2 Boeing-727 飞机的逆合成孔径雷达成像

用 Boeing-727 飞机的外场实测数据验证了各种方法. 飞机在离雷达 2.7 公里处横飞, 雷达工作于 X 波段, 距离分辨率由发射窄脉冲保证, 脉宽 7ns, 脉冲重复频率为 400Hz, 接收机中的采样率为 200MHz, 在每一个脉冲重复周期中获取 120 个复样本, 总共记录了 512 个重复周期的接收信号. 在成像之前用距离对准的频域法^[7]和相位补偿的多普勒中心跟踪法^[8]完成了运动补偿. 每一脉冲重复周期中在距离向取 120 个数据, 对每一个距离门用普通的 FFT 距离-多普勒、LPDEDFT、DOLLS 和 HNNLS 等方法对 32 个邻接的脉冲重复周期的数据作了处理. 处理期间总的视角变化为 0.4° . 由于距离分辨率由窄脉冲宽度决定, 只有横向分辨率受上述各种成像方法的影响. Boeing-727 飞机的成像结果示于图 3, 图像中像素数仍为 128×128 .

试验结果表明上述各种超分辨成像方法对两种实测数据处理是有效的.

6 结论

上述研究表明, 采用 LPDEDFT、DOLLS 和 HNNLS 等超分辨成像方法可以借助复杂的信号处理大大提高距离-多普勒成像的分辨率. 在相同发射信号的有效带宽和成像总转角的条件下可以获得较高的图像分辨力. 或以较小的信号带宽和总转角可获得相同质量的图像. 在这三种超分辨距离-多普勒成像方法中, LPDEDFT 用较小的计算量可以得到相当好的分辨性能, DOLLS 需要稍大一些的计算量, 而 HNNLS 在目前来说计算量是最大的. 如果能充分利用成像区域中更多的先验信息, DOLLS 和 HNNLS 可望能提供更好的分辨性能. 在未来, 当神经网络可用硬件实现时, 精确最小二乘超分辨成像将成为可能.

致谢: 作者感谢哈尔滨工业大学刘永坦教授和宾夕法尼亚大学 Steinberg 教授分别提供了 B-52 飞机模型的转台实测数据和 Boeing-727 飞机外场实测数据.

参考文献

- 1 Ausherman DA et al. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1984,AES-20:363~398
- 2 Zhu ZD, Wu XQ. *Radar Imaging and Multiple Scatter-Point Localization, CICR Proceedings*, Beijing, China, 1991
- 3 Zhu ZD, Ye ZR, Wu XQ. *Radar Imaging Using Linear Prediction for Data Extrapolation, IEEE NAECON*, Dayton, USA, 1991
- 4 Yao Y. *IEEE Trans. Syst Man Cybern.*, 1989:SMC-19:1222~1230
- 5 Wu XQ, Zhu ZD. *Range-Doppler Imaging with Neural Networks, CICR Proceedings*, Beijing, China, 1991
- 6 Hopfield JJ, Tank D W. *Biological Cybernetics*, 1985,52:141~152

- 7 Chen C C, Andrews H C. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1980, AES-16, 2~14
- 8 Prickett M J, Chen C C. *Principles of Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR) Imaging*. EASCON, Arlington, USA, 1980

STUDIES OF SUPERRESOLUTION RANGE-DOPPLER IMAGING

Zhu Zhaoda, Ye Zhenru, Wu Xiaoqing, Yin Jun, She Zhishun

(*Department of Electronic Engineering, Nanjing Aeronautical Institute,
Nanjing, Jiangsu 210016, China*)

Abstract: This paper presents three superresolution imaging methods, including the linear prediction data extrapolation DFT (LPDEDFT), the dynamic optimization linear least squares (DOLLS), and the Hopfield neural network nonlinear least squares (HNNNLS). The live data of a metalized scale model B-52 aircraft mounted on a rotating platform in a microwave anechoic chamber and a flying Boeing-727 aircraft were processed. The imaging results indicate that, compared to the conventional Fourier method, either higher resolution for the same effective bandwidth of transmitted signals and total rotation angle in imaging or equal-quality images from smaller bandwidth and total rotation angle may be obtained by these superresolution approaches. Moreover, these methods are compared in respect of their resolution capability and computational complexity.

Key words: radar imaging, superresolution processing, linear prediction, dynamic optimization, neural network.