第20卷 第6期 自 动 化 学 报 Vol. 20, No. 6
1994 年 11 月 ACTA AUTOMATICA SINICA Nov., 1994

高阶统计量在系统理论中的应用

王 树 勋

(吉林工业大学电子工程系 长春 130025)

摘　　要

高阶统计量是研究非高斯过程、非最小相位系统和非线性系统的有力工具，近年来引起了国内外学者的普遍关注. 本文就高阶统计量在系统理论中的应用现状进行简要的综述.

关键词: 高阶统计量，非最小相位系统，参数估计.

1 引言

高阶统计量是描述随机过程高阶统计特性的一种数学工具，包括高阶累积量和高阶矩. 与自相关的傅立叶变换定义为功率谱类似，高阶累积量的多维傅立叶变换定义为高阶谱(或称多谱). 高阶累积量和自相关函数相比具有三方面显著优点: (a) 高阶累积量可用于提取高斯有色噪声中的非高斯信号; (b) 高阶累积量含有系统的相位信息，因而可用于非最小相位系统辨识; (c) 高阶统计量可用于检测和描述系统的非线性. 这些特性使得高阶统计量已经成为信号处理和系统理论中的一种新的强有力的工具. 这里仅就高阶统计量在线性系统辨识中的应用概况给予简要综述.

2 基本概念

2.1 随机变量的 k 阶累积量

设 $\boldsymbol{v}=\mathrm{col}(v_1,v_2,\cdots,v_k)$, $\boldsymbol{x}=\mathrm{col}(x_1,x_2,\cdots,x_k)$, 其中 $(x_1,x_2,\cdots,x_k)$ 代表随机变量集合. 而随机变量 $(x_1,x_2,\cdots,x_k)$ 的 k 阶累积量定义为累积量生成函数的泰勒级数展开式中 $(v_1,v_2,\cdots,v_k)$ 的系数. 即若累积量生成函数为

$$\Psi(\boldsymbol{v})=\ln E\{\exp(j\boldsymbol{v}'\boldsymbol{x})\}, \tag{1}$$

则 k 阶累积量为

$$C_{um}(x_1,x_2,\cdots,x_k)=(-j)^k[\partial/\partial v_1\partial v_2\cdots\partial v_k]\Psi(\boldsymbol{v})|_{\boldsymbol{v}=0}. \tag{2}$$

2.2 平稳随机过程的累积量

设 $x(t)$ 为零均值 k 阶平稳随机过程，其 k 阶累积量 $C_{k,x}(\tau_1,\tau_2,\cdots,\tau_{k-1})$ 定义为随机变量 $x(t),x(t+\tau_1),\cdots,x(t+\tau_{k-1})$ 的 k 阶累积量，即

本文于 1992 年 10 月 22 日收到.

$$C_{k,x}(\tau_1,\tau_2,\cdots,\tau_{k-1}) = C_{um}(x(t),x(t+\tau_1),\cdots,x(t+\tau_{k-1})). \tag{3}$$

由于过程是平稳的,所以 k 阶累积量仅仅是 $k-1$ 个时延 $\tau_1,\tau_2,\cdots,\tau_{k-1}$ 的函数.

2.3 高阶谱(或多谱)

若 k 阶累积量 $C_{k,x}(\tau_1,\tau_2,\cdots,\tau_{k-1})$ 绝对可和,则把 $C_{k,x}(\tau_1,\tau_2,\cdots,\tau_{k-1})$ 的 $k-1$ 维傅立叶变换定义为 k 阶谱,即

$$S_{k,x}(\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_{k-1}) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty}\cdots\sum_{\tau_{k-1}=-\infty}^{\infty} C_{k,x}(\tau_1,\tau_2,\cdots,\tau_{k-1})\exp\left[-j\sum_{i=1}^{k-1}\omega_i\tau_i\right]. \tag{4}$$

2.4 线性时不变系统

设线性时不变系统的单位冲激响应为 $h(n)$, 传递函数为 $H(\omega)=\sum_{n=0}^{\infty}h(n)e^{-j\omega n}$, 系统是稳定的. 如果输入过程 $x(n)$ 的 k 阶累积量 $C_{k,x}(\tau_1,\cdots,\tau_{k-1})$ 存在且满足绝对可和的条件,则输出过程

$$y(n)=\sum_{i=0}^{\infty}h(i)x(n-i) \tag{5}$$

的 k 阶累积量存在,且为

$$C_{k,y}(\tau_1,\cdots,\tau_{k-1}) = C_{k,h}(\tau_1,\cdots,\tau_{k-1}) + C_{k,x}(\tau_1,\cdots,\tau_{k-1}), \tag{6}$$

其中

$$C_{k,h}(\tau_1,\cdots,\tau_{k-1}) = \sum_{i=0}^{\infty}h(i)\cdot h(i+\tau_1)\cdots h(i+\tau_{k-1}). \tag{7}$$

$y(n)$ 的 k 阶谱为

$$S_{k,y}(\omega_1,\cdots,\omega_{k-1}) = H(\omega_1)\cdots H(\omega_{k-1})H(-\omega_1-\cdots-\omega_{k-1})S_{k,x}(\omega_1,\cdots,\omega_{k-1}). \tag{8}$$

特殊情况,若 $x(n)$ 为独立地服从同一分布的 (i.i.d.) 非高斯白噪声,即

$$C_{k,x}(\tau_1,\cdots,\tau_{k-1}) = \nu_{k,x}\delta(\tau_1,\cdots,\tau_{k-1}),$$

则

$$C_{k,y}(\tau_1,\cdots,\tau_{k-1}) = \gamma_{k,x}\sum_{i=0}^{\infty}h(i)\cdot h(i+\tau_1)\cdots h(i+\tau_{k-1}), \tag{9}$$

$$S_{k,y}(\omega_1,\cdots,\omega_{k-1}) = \gamma_{k,x}H(\omega_1)\cdot H(\omega_2)\cdots H(\omega_{k-1})\cdot H(-\omega_1-\cdots-\omega_{k-1}). \tag{10}$$

上述(9)和(10)式就是利用高阶统计量进行非最小相位系统辨识的理论基础.

3 高阶统计量用于 MA 系统辨识

1982 年, Lii 和 Rosenblatt[1] 证明,非高斯非最小相位系统的传递函数可以由输出观测值的高阶统计量来辨识，这一创造性的工作吸引了众多科研工作者加入利用高阶统计量辨识非最小相位系统的研究行列,特别是在 FIR 系统(即 MA 系统)辨识方面进行了大量研究. 主要方法包括: 封闭型解、线性代数解和优化解.

3.1 封闭型解

Giannakis 和 Mendel[2] 最先利用自相关 $r(m)$ 和三阶累积量的一维对角切片

$C_3(m)$ 递归估计 MA 模型参数，提出了 GM-RC 方法；Swami 和 Mendel[3] 给出了 GM-RC 算法递推过程的简洁表达式，即 SM-RC 方法. 这两种方法的估计结果是一致的. 文献[4]给出了 GM-RC 和 SM-RC 方法的最简单递推过程，依据这一思想，还提出了利用 $r(m)$ 和 $C_4(m)$ 的封闭型解. 此外，为了避免上述封闭型解在递推过程中可能出现的除零现象，Tugnait[5] 利用 $r(m)$ 和 $C_3(m, m+q)$ 递推估计 MA 参数，Giannakis[6] 利用 $C_3(m,q)$ 递推估计 MA 参数. 值得指出的是,尽管封闭型解在理论上给人以全新的概念,但由于传播误差的存在以及算法对阶次的强烈依赖性,使其没有实用价值.

3.2 线性代数解

Giannakis 和 Mendel[2] 通过寻找 $r(m)$ 和 $C_3(m)$ 的关系,建立了 GM 方程. GM 方程的未知数正好就是 MA 模型参数 $b(k)$ 及其函数 $b^2(k)$，求解该方程即可确定模型参数. Tugnait[5] 利用 $r(m)$ 和 $C_3(m,m+q)$ 的关系构造了 T 方程，该方程的未知数为 $b(k)$ 及 $b(q)\gamma_{3,v}/\sigma_v^2$，避免了 GM 方程将 $b(k)$ 和 $b^2(k)$ 当作独立未知数所引起的参数估计误差. 文献[4]还建立了自相关与高阶累积量之间、高阶累积量与高阶累积量之间的关系法方程,并提出仅利用高阶累积量信息估计 MA 参数的线性代数解. 其最大优点在于能够抑制高斯有色噪声的影响,而 GM 方程法和 T 方程法则不能. Fonollosa 和 Vidal[20] 提出了通过任意选定的累积量切片构造法方程,并确定模型参数的累积量切片组合法,该方法可由奇异值分解（SVD）技术来实现，因而数值鲁棒性强. 此外，Pan 和 Nikias[8] 提出了双倒谱法，该方法先求解冲激响应的最小相位成分和最大相位成分，再确定 MA 参数. Petropulu 和 Nikias[9] 则给出了有附加高斯噪声时倒谱参数估计的偏差与方差统计性能.

3.3 优化解

Lii 和 Rosenblatt[1] 提出了彻底搜索法,其具体步骤为: (a)利用自相关计算谱等价的最小相位 MA 模型参数; (b) 找出 MA 多项式的零点,根据零点的映射关系生成 2^q 个具有不同相位特性的 MA 模型,并计算各个模型的理论累积量值;(c)在最小均方意义下找出与实际观测值的累积量相匹配的模型,当做真实系统的模型.

Lii 和 Rosenblatt[1] 还建议采用优化方法直接使实际观测值的累积量与拟合模型的理论累积量之差的平方和达到最小，来确定模型参数. 但该方法不能保证参数估计值收敛于整体极值. Friedlander 和 Porat[11] 则利用 GM-RC, SM-RC 方法估计值当做优化初值,提出了另一种能保证全局收敛的渐近优化方法.

Wang 和 Mendel[12] 结合神经网络的思路,提出了结构网络优化法,它是先设计一个二级三层结构可控网络,把累积量值和自相关值当做网络的模式去训练,稳态时网络的权系数正好确定了 MA 模型参数.

3.4 MA 阶次判断

MA 阶次判断的一种基本方法[13]，是用统计方法检验 $C_{3,y}(q,0)\neq 0$，$C_{3,y}(q+m,0)=0(m>0)$ 来确定阶次 q. Zhang X 和 Zhang Y[14]通过合理构造三阶累积量矩阵，并对该矩阵做奇异值分解，确定矩阵的有效秩和 MA 阶次. 模拟结果表明，该方法具有很强的数值鲁棒性.

4　高阶统计量用于 AR 系统辨识

4.1　AR 高阶谱估计与最大高阶熵谱估计

在功率谱估计中，AR 谱估计与最大熵谱估计是等价的. Chi[15] 将熵谱的概念推广到高阶熵谱，得到了最大高阶熵谱估计，并证明了 AR 高阶谱估计与最大高阶熵谱估计的等价性. 这一成果的取得为基于高阶统计量的 AR 系统辨识及 AR 高阶谱估计提供了坚实的理论基础. 现有方法包括用于因果系统的高阶累积量方法以及用于非因果系统的彻底搜索法、优化法和变换法.

4.2　高阶累积量方法

Akaike[16] 将自相关 Yule-Walker 方程推广到高阶累积量情形，提出了基于高阶累积量的 Yule-Walker 方程

$$\sum_{j=0}^{p} a(j)C_{k,y}(\tau-j,k_0,0,\cdots,0)=0,\ \tau>0.$$

其中 p 为 AR 阶次，$a(j)(j=0,1,\cdots,p)$ 为 AR 参数. 上式中取 $\tau=1,2,\cdots,p+m$，$k_0=-p,\cdots,0(m\geqslant 0)$，则利用 SVD 不仅可以确定 AR 参数 $a(j)$，而且还可以确定 AR 阶次 p.

4.3　彻底搜索法

彻底搜索法[17]的基本思想是：(a)利用自相关拟合一个谱等价的因果 AR(p) 模型；(b) 将 $A(z)$ 分解成 n_r+n_c 项，其中 n_r 为实根数，n_c 为复根数；(c) 利用映射关系得到 2^l 个 $\hat{H}(z)$，其中 $l=n_r+n_c/2$；(d) 计算各个理想模型的累积量值与实际模型输出的累积量值；(e) 找出使上述两种累积量值在最小均方意义下最接近的那个理想模型，其参数即为估计的 AR 参数. 该方法可用于非因果 AR 系统的辨识.

另一种类似的彻底搜索法是由 Hzii[19] 提出的，其第一至第三步与上述方法相同，然后计算 2^l 个模型中每个模型产生的逆序列的理论三阶累积量值，并检验新序列的白化程度，最白序列对应的模型就是要选取的 AR 模型.

4.4　优化解

Tugnait[10] 通过定义一个目标函数，将非因果 AR 参数、非高斯输入的统计量及高斯附加噪声的统计量由目标函数最小化来选取. 这个目标函数将实际自相关与模型自相关的均方误差，以及实际累积量与模型累积量的均方误差相结合，通过优化程序使目标函数最小，来确定有关参数. 该方法的不足之处，在于参数估计结果可能收敛于局部极值.

4.5　变换法

变换法[18]的基本思想是把 AR 参数估计问题先转化为 MA 参数估计问题，再利用 $C(q,k)$ 方法[6]来估计 AR 参数.

5　高阶统计量用于 ARMA 系统辨识

用高阶累积量辨识 ARMA 系统主要有七种方法：彻底搜索法、优化法、残差序列

法、双切片法、q 切片法、双 $C(q,k)$ 法和最小相位全通分解法.

5.1 彻底搜索法

Tugnait[17] 将 Lii 和 Rosenblatt 的彻底搜索法[1]推广到 ARMA 模型参数估计.其基本步骤是:

1) 用自相关方法确定谱等价最小相位模型的 p 个极点和 $p-1$ 个零点;

2) 利用零点关于单位圆的映射关系生成 2^l 个可能的谱等价模型集 $M_1,M_2,\cdots,M_{2^l}$,其中 $l=n_r+n_c/2$, 且 n_r 为实数零点数, n_c 为复数零点数;

3) 计算观测数据实际四阶累积量值以及各个不同模型的理论四阶累积量值;

4) 在最小均方误差意义下找出使上述两个累积量值最为接近的那个模型当做待估计的 ARMA 模型. 该方法因为第一步用了自相关函数,因而是全通因子盲.

5.2 优化法

Tugnait[21] 还将优化法[1]推广到 ARMA 情形. 其基本思想是: 1) 计算观测值的自相关和四阶累积量; 2) 将 ARMA 参数、非高斯输入的统计量以及高斯附加噪声的统计量作为未知参量, 构造将实际自相关与模型自相关的均方误差以及实际四阶累积量与模型四阶累积量的均方误差相结合的目标函数; 3) 利用优化方法使目标函数最小化确定 ARMA 参数.

5.3 残差序列法

残差序列法[2]的基本步骤是:

1) 利用基于高阶累积量的高阶 Yule-Walker 方程估计 AR 参数;

2) 由 AR 多项式对观测值预滤波生成残差序列;

3) 由残差序列估计 MA 参数. 该方法由于产生双随机过程,因而比较复杂.

5.4 双切片法

双切片法[22]先估计 AR 参数,然后利用两个累积量切片计算 MA 参数. 该方法的特点是同时估计 MA 和 IR (冲激响应)参数,而不需要计算残差序列, 但这种方法存在着传播误差,因而误差较大.

5.5 q 切片法

第一种 q 切片法[22]为依次确定 AR 参数、IR 参数和 MA 参数. 第二种 q 切片法[22]则先同时估计 AR 参数和比例化 IR 系数, 再估计 MA 参数. 第二种方法可以结合 SVD 和 TLS (整体最小二乘)来实现,因而具有很强的数值鲁棒性.

5.6 双 $C(q,k)$ 方法

双 $C(q,k)$ 方法是 Giannakis 和 Mendel[18] 提出的,它可用于因果和非因果ARMA 系统辨识. 该方法的关键在于把 ARMA 参数估计问题转化为两个 MA 参数估计问题,而每个 MA 参数估计问题都可以用 $C(q,k)$ 方法来实现.

5.7 最小相位全通分解法

Giannakis 和 Mendel[23,24] 首先提出了最小相位全通分解法. 该方法先由自相关方法估计最小相位成分 $\hat{H}_{MP}(z)$, 然后将观测值 $x(k)$ 通过逆滤波器 $1/\hat{H}_{MP}(z)$ 得到 $\hat{u}(k)$,并由 $\hat{u}(k)$ 的累积量辨识全通因子成分 $\hat{H}_{AP}(z)$. 这样, 所辨识的系统即为 $\hat{H}(z)=\hat{H}_{MP}(z)\hat{H}_{AP}(z)$.

Chi 和 Kung[7]提出了另一种最小相位全通分解法,其前两步与 Giannakis 和 Mendel 的方法一致,然后将 $\hat{u}(k)$ 通过 2^{Q} 个不同的全通因子滤波器,并计算输出的 k 阶累积量,找出输出具有最大 k 阶累积量所对应的全通因子 $\hat{H}^{*}_{AP}(z)$, 所辨识的系统即为 $\hat{H}(z) = \hat{H}_{MP}(z)/\hat{H}^{*}_{AP}(z)$.

5.8 阶次判断

Giannakis 和 Mendel[13] 提出了两种由高阶累积量确定 ARMA 阶次的方法. 第一种方法,利用 Gram-Schmidt 正交方法对累积量矩阵的列向量作线性依赖搜索来实现. 第二种方法, 先用 SVD 方法对累积量矩阵求有效秩来确定 AR 阶次 p, 然后利用幅角原理和多谱相位采样值确定 ARMA 模型相对度 $(q-p)$, 进而确定 MA 阶次 q.

Zhang X 和 Zhang Y[14] 提出了另一种 ARMA 阶次判断方法. 其 AR 阶次判断与 Giannakis 和 Mendel 的第二种方法一致. 所不同的是, MA 阶次也通过矩阵的 SVD 来确定,因而该方法具有较好的数值鲁棒性.

6 结论与展望

以上简要综述了高阶统计量在非最小相位系统辨识中的应用概况. 作为信号处理的一种新的数学工具,高阶统计量已广泛应用于各实际信号处理领域,如声纳、雷达、谐波恢复与检测、图象处理、生物医学信号处理以及阵列信号处理等,并已取得了可喜的成果.从事这一领域研究的权威人士 Mendel 曾经指出,凡是利用自相关研究的问题,都可以利用高阶统计量来重新加以研究,试看能否得到更好的结果. 因此,高阶统计量的研究不仅把我们的眼界从高斯过程拓广到非高斯过程,从线性拓广到非线性,从最小相位系统拓广到非最小相位系统,而且使我们登上了一个新的高度,来重新考查曾经走过的路. 因此, 今后仍有许多问题尚待深入研究.

参 考 文 献

[1] Lii K S, Rosenblatt M. Deconvolution and estimation of transfer function phase and coefficients for non-Gaussian linear processes. *Ann. Statist.*, 1982, **10**:1195—1208.

[2] Giannakis G B, Mendel J M. Identification of non-minimum phase systems using higher-order statistics. IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, 1989, **37**:360—377.

[3] Swami A, Mendel J M. Closed-form recursive estimation of MA coefficient using autocorrelations and third-order cumulants, *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1989, **37**: 1794—1795.

[4] 梁应敞,王树勋. 高阶累积量在谱估计中的应用. 电子学报,1992,**20**(4): 93—96.

[5] Tugnait J K. Approaches to FIR system identification with noisy data using higher-order statistics. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1990, **38**:1307—1317.

[6] Giannakis G B. Cumulant: A powerful tool in signal processing. *Proc. IEEE*, 1987, **75**:1333—1334.

[7] Chi C, Kung J. A phase determination method for nonminimum phase ARMA systems by a single cumulant sample. *IEEE Trans. Signal Processing*, 1993, **41**:981—985. IP [8].

[8] Pan R, Nikias C L. The complex cepstrum of higher-order cumulants and nonminimum phase system identification. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1988, **36**:186—205.

[9] Petropulu A P, Nikias C L. The complex cepstrum and bicepsrtum: Analytic performance evaluation in the presence of Gaussian noise. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1990, **38**:1246—1256.

[10] Tugnait J K. Fitting noncausal AR signal plus noise models to noisy non-Gaussian linear processes. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 1987, **32**:547—552.

[11] Friedlander B, Porat B. Asymptotically optimal estimation of MA and ARMA parameters of non-Gaussian processes from high-order moments. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 1990, **35**:27—35.

[12] Wang L, Mendel J M. Cumulant-based parameter estimation using structured networks. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1991, **2**:73—83.

[13] Giannakis G B, Mendel J M. Cumulant-based order determination of non-Gaussian ARMA models. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1990, **38**:1411—1423.

[14] Zhang X, Zhang Y. Singular value decomposition-based MA order determination of non-Gaussian ARMA models. *IEEE Trans. Signal Processing*, 1993, **41**:2657—2664.

[15] Chi C. Linear prediction, maximum flatness, maximum entropy and AR polyspectral estimation. *IEEE Trans. Signal Processing*, 1993, **41**:2155—2164.

[16] Akaike H. Note on higher order spectra. *Ann. of the Instit. of Statist. Math.*, 1966, **18**:123—126.

[17] Tugnait J K. Identification of nonminimum phase linear stochastic systems. *Automatica*, 1986, **22**:454—464.

[18] Giannakis G B, Swami A. On estimating non-causal non-minimum phase ARMA models of non-Gaussian processes, *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1990, **38**:478—495.

[19] Huzii M. Estimation of coefficients of an AR process by using higher-order moment. *J. Time Series Anal.*, 1981, **2**:87—93.

[20] Fonollosa J A R, Vidal J. System identification using a linear combination of cumulant slices. *IEEE Trans. Signal Processing*, 1993, **41**:2405—2412.

[21] Tugnait J K. Identification of linear stochastic systems via second- and fourth-order cumulant matching. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 1987, **33**:393—407.

[22] Swami A, Mendel J M. ARMA parameter estimation using only output cumulants. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1990, **38**:1257—1265.

[23] Giannakis G B, Mendel J M. Stochastic realization of nonminimum phase system. in Proc. 1986 Amer. Control Conf., 1986, 1254—1259.

[24] Giannakis G B, Mendel J M. Approximate realization and model reduction of non-minimum phase stochastic systems. in Proc. 25th IEEE Conf. Decision Control, 1986, 1079—1084.

APPLICATION OF HIGH-ORDER STATISTICS IN SYSTEM THEORY

WANG SHUXUN

(*Dept. of Electronic Engineering, Jilin University of Technology, Changchun* 130025)

ABSTRACT

High-order statistics are a useful tool for studying non-Gaussian processes, nonminimum phase systems and nonlinear systems, and have been received intensive attention recently. This paper summarizes the main theoretical results about applications of high-order statistics in system theory.

Key words: High-order statistics, nonminimum phase system, parameter estimation.

王树勋　1946 年生于吉林省长春市，1970 年毕业于清华大学电机系，1983 年于吉林工业大学电子工程系获工学硕士学位，毕业后留校任教至今。现为吉林工业大学电子工程系教授。主要研究方向为高阶统计量在数字信号处理中应用及微计算机应用。出版著作三部，发表论文 20 余篇。

1993 年为本刊审稿者名单

丁晓青	丁蕴石	刁颐民	于年才	于景元	万百五	马颂德	文传源
王正中	王　珏	王树林	王　联	王朝珠	王恩平	王　龙	王维民
王广雄	王大钧	王　泉	王国泰	王献昌	王行愚	王耕国	王南华
王浣尘	王梅生	王世缨	王秉钦	王先来	王　锋	王正志	王中康
王众托	王文渊	王南昌	王秀峰	王照林	王　岩	王慕秋	王培德
王瀛生	毛宗源	毛绪瑾	毛剑琴	方棣堂	方崇智	方华京	方　彬
邓聚龙	邓自立	邓述慧	邓志东	井元伟	史忠植	史　维	史忠科
史定华	叶　杭	叶庆凯	叶银忠	叶正明	石纯一	卢桂章	卢　伊
卢伯英	卢　强	卢汉清	邝朴生	边肇祺	冯纯伯	冯德兴	冯元琨
田玉平	田　捷	田树雹	田成方	孙增圻	孙优贤	孙凤媛	许可康
许卓群	许志祥	许普权	安鸿志	安森健	齐继光	刘长有	刘万泉
刘永清	刘　克	刘晓平	刘宏才	刘承熙	刘迎健	刘　豹	刘育骐
刘　频	刘少民	刘振宏	刘又午	刘中仁	刘慎权	刘叙华	朱宗林
朱照宣	朱允民	朱民雄	朱思铭	朱雪龙	吉英存	阮荣耀	阮　炯
曲晓飞	苏春翌	吕家元	吕长起	伍乃骐	宋国宁	宋文忠	陈亚陵
陈振宇	陈宗基	陈彭年	陈翰馥	陈　珽	陈新海	陈文德	陈兆宽
陈辉堂	陈树中	陈浩勋	陈由迪	陈汝黔	陈树平	陈铁军	陈　陈
陈　辉	陈伯时	陈锦江	严拱天	沈　毅	邱祖廉	李祖枢	李介谷
李清泉	李友善	李勇华	李耀通	李训经	李光泉	李秀山	李小平
李彦平	李言俊	李人厚	李敉安	李叔梁	李衍达	李国杰	李希武
李宝绥	李炳成	李德华	李德源	李　鹏	杨为民	杨富文	杨静宇
杨成梧	杨嘉墀	杨光正	吴智铭	吴　麒	吴立德	吴国威	吴钦炜
吴宏鑫	吴哲辉	吴轶华	吴沧浦	吴　峨	吴云从	吴秋峰	吴　林
汪寿阳	汪云九	汪定伟	何发昌	何善堉	何新贵	何志明	余达太
余道衡	邹　云	张一刚	张锦文	张纪峰	张维弢	张承福	张绪定
张嗣瀛	张洪钺	张恭清	张　钹	张永光	张素贞	张贤达	张福恩
张宏勋	张　勤	张长生	张友良	张长水	张鸿宾	张　霖	张伯鹏

（下转第 758 页）