

基于最小二乘支持向量机的衰落信道预测算法

相 征^{①②} 张太镒^① 孙建成^①

^①(西安交通大学电子与信息工程学院 西安 710049)

^②(西安电子科技大学通信工程学院 西安 710071)

摘 要 该文探讨了利用相空间重构和支持向量机进行衰落信道非线性预测算法。该算法基于多径衰落信道具有混沌行为,利用坐标延迟理论,重建衰落信道系数的相空间,再根据混沌吸引子的稳定性和分形性,在相空间中通过递归最小二乘支持向量机(RLS-SVM)进行预测。该算法对原始数据可以进行更平滑的处理,在噪声环境下预测的时间范围更长。对时间跨度为63.829ms的衰落系数进行了预测,仿真结果表明,在信噪比为15dB时,预测结果优于AR算法。

关键词 衰落信道,信道预测,支持向量机,混沌吸引子

中图分类号: TN914.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)04-0671-04

Prediction Algorithm for Fast Fading Channels Based on Recurrent Least Squares Support Vector Machines

Xiang Zheng^{①②} Zhang Tai-yi^① Sun Jian-cheng^①

^①(Dept. of Electronics and Information Eng., Xi'an Jiaotong Univ., Xi'an 710049, China)

^②(School of Telecommunication Engineering, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstract An new method for fast fading channel prediction using Recurrent Least Squares Support Vector Machines (RLS-SVM) combined with reconstructed embedding phase space is investigated. This algorithm is based on the chaotic behavior of the mobile multipath fading channel. The phase space of these mobile multipath fading channel coefficients are reconstructed by the theory of time delays. Based on the stability and the fractal of the chaotic attractor, the fast fading channel coefficients are predicted in their phase space based on the RLS-SVM. The proposed algorithm is a better candidate for long range prediction of the fading channel in the noise context. The experiment is carried out by utilizing fading channel data which spans 63.829 ms. The simulation results show that the better prediction performance is acquired than the AR method when the signal to noise ratio is 15dB.

Key words Fading channel, Channel prediction, Support Vector Machines(SVM), Chaotic attractor

1 引言

多径衰落是无线移动信道的主要特征,体现了自然界中复杂电磁作用的规律。它是电波传播路径上各种物体产生的直射波、反射波、散射波和绕射波的相互干涉和串扰,以及移动台运动和传播媒质时变而产生的多普勒频移等因素的综合效应,因此表现出强烈的不规则性和动态特性。文献[1]认为多径衰落是具有混沌行为的复杂非线性系统, Tannous^[2]等人发现多径衰落信道存在奇怪吸引子,即多径衰落信道具有混沌行为。而貌似随机的混沌现象具有可预测性。

移动衰落信道的准确预测对于自适应调制解调、功率控制以及自适应信道编码等技术的实现至关重要。目前,衰落信道预测的主要研究集中在线性预测算法上, Eyzoz 等人用AR模型来描述快速衰落信道的动态特性,提出了对于衰落信道较长时间的线性预测算法^[3]。文献[4]中,作者应用多变量自适应回归样条算法来预测衰落系数,可预测时间跨度范围为10ms的衰落系数。但是由于衰落信道具有非常复杂的

非线性特性,非线性算法的引入也越来越受到研究者的关注,其中神经网络作为人工智能和模式识别的有力工具,也被用于衰落信道的预测^[5]。但是神经网络算法存在固有的缺点,如过拟合、局部最小值问题以及神经网络拓扑结构确定问题。与之相比,支持向量机(SVM)结构简单,推广能力强,对于解决非线性以及高维模式识别问题表现出了很大的优越性,成为当前机器学习的重要方法^[6-8]。而最小二乘支持向量机(LS-SVM)将最小二乘引入SVM中,定义相应的拉格朗日函数,运用最优条件,可得到一组线性方程。通过解线性方程组可得到问题的解^[9]。由于在处理许多问题时需要迭代运算,递归最小二乘-支持向量机(RLS-SVM)方法具有较低的计算代价,因此得到很大的发展^[10]。

2 动力系统的相空间重构

为了研究多径衰落的非线性动力演化过程,首先必须重构状态空间。由于对非线性动力系统研究的基本目的是了解非线性系统发展的最终或渐近状态,可认为该系统是用以时间为自变量的微分方程来刻划的:

$$\frac{d}{dt}\mathbf{x}(t) = f(t, \mathbf{x}(t)), \quad t \in \mathbf{R}, \quad \mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m] \quad (1)$$

在离散时间序列 $t = n\Delta t$ 情况下由下式描述:

$$\mathbf{x}_{n+1} = f(\mathbf{x}_n), \quad n = 1, \dots, m \quad (2)$$

式中 x_1, x_2, \dots, x_m 为描述该系统的 m 个变量, 可张成一个 m 维的相空间 $\Gamma \subset \mathbf{R}^m$ 。对某一时刻 t , 状态变量值唯一地决定了该系统的状态, 此状态在相空间 Γ 中对应了一个点。随着时间变化, 系统状态的连续变化形成一条有向空间曲线, 称为相轨迹。实际中观察到的时间序列, 可认为是通过观察 $\{s_n = h(\mathbf{x}_n) | n = 1, 2, \dots, N_T\}$ 执行测量函数而得到, 这里 N_T 是数据点数量。而序列 $\{s_n\}$ 本身不能描述动态系统的高维相空间信息。Takens 的嵌入相空间理论通过标量数据序列可以完成高维相空间的重构^[11]。一个延迟坐标函数可以如下式所示:

$$\begin{aligned} \mathbf{s}_n = \Phi(\mathbf{x}_n) &= [h(\mathbf{x}_{n-(m-1)\tau_d}), \dots, h(\mathbf{x}_{n-\tau_d}), h(\mathbf{x}_n)] \\ &= [s_{n-(m-1)\tau_d}, \dots, s_{n-\tau_d}, s_n] \end{aligned} \quad (3)$$

式中 \mathbf{s}_n 是通过标量测试序列的时间延迟所构成的新的嵌入相空间的矢量序列, m 称为嵌入维而 τ_d 称为延迟时间。根据 Takens 的嵌入理论, 只要嵌入维数 m 满足 $m \geq 2D + 1$, D 为系统相空间所占有的空间维数, 则重建的相空间与系统的相空间微分同胚, 即拓扑等价。这时重构的嵌入相空间具有与实际的动力系统相同的几何性质和物理性质, 而不依赖重构的具体细节。对几乎全部 τ_d 和一些 m , 有映射 $f: \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}$ 使下式成立:

$$s_{(n+1)\tau_d} = f(s_{n-(m-1)\tau_d}, \dots, s_{n-\tau_d}, s_n) = f(\mathbf{s}_n) \quad (4)$$

因此预测问题转化为对嵌入相空间里的未知函数 f 的估计问题。

3 衰落信道模型

考虑系统低通复信号模型:

$$r(t) = h(t)s(t) + n(t) \quad (5)$$

式中 $r(t)$ 为接收信号, $h(t)$ 为衰落信道系数, $s(t)$ 为发送信号, $n(t)$ 为加性高斯白噪声。Jakes^[12]将移动信道用统计低通衰落过程来描述。在接收端, 同一传输信号的波形来自不同方向, 多径效应使得波形具有不同的幅值和相位。衰落信道系数定义为

$$h(t) = \sum_{n=1}^N A_n e^{j(2\pi f_n t + \phi_n)} \quad (6)$$

式中 n 为路径索引, A_n 为幅值, f_n 为多普勒频率, ϕ_n 为相位。

衰落信道在一定条件下的混沌特性是通过相空间重构进行预测的前提。本文仿真实验所采用的模型参数中, 最大多普勒频率为 160 Hz, 信道采样频率为 9.4 kHz, 符号速率为 24 kHz, 载波频率为 1880 MHz, 散射体数为 9, 训练采样数

为 1200。依据以上参数, 我们分别计算了功率谱、有效嵌入维 m 、时间延迟 τ_d 、关联维和最大 Lyapunov 指数, 得到嵌入维 $m = 6$, 延迟时间为 $\tau_d = 2$, 最大 Lyapunov 指数为 3.1572。证明了模型具有弱混沌性。具体算法见相关文献[13-15], 本文不再详叙。

4 递归最小二乘支持向量机(RLS-SVM)

最小二乘支持向量机(LS-SVM)的代价函数为最小均方和, 使得优化问题成为一个线性问题。用 RLS-SVM 对非线性系统进行预测, 在处理迭代运算问题时, 很大程度上降低了计算复杂度, 采用的基本思想是选择合适的非线性映射 $\varphi(\cdot)$, 把输入映射到高维空间, 并在此空间构造回归函数, 结合式(4), 通过训练数据即可估计函数 $f(\cdot)$, 因此, 预测问题由下式给出:

$$\hat{s}_k = f(\hat{s}_{k-m}, \dots, \hat{s}_{k-2}, \hat{s}_{k-1}) = \mathbf{w}^T \varphi([\hat{s}_{k-m}, \dots, \hat{s}_{k-2}, \hat{s}_{k-1}]) + b \quad (7)$$

式中 \hat{s}_k 为预测值, 重复上式操作, 用预测值代替真实值, 即可实现多步预测。

这里 $\varphi(\cdot): \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}^n$ 是在特征空间中的一个非线性映射, $\mathbf{w} \in \mathbf{R}^n$ 是输出权重向量, $b \in \mathbf{R}$ 是偏差项。设 $e_k = s_k - \hat{s}_k$, $\mathbf{s}_{k-1} = [s_{k-m}, \dots, s_{k-2}, s_{k-1}]$, $\mathbf{e}_{k-1} = [e_{k-m}, \dots, e_{k-2}, e_{k-1}]$, $s_{k-m}, \dots, s_{k-2}, s_{k-1}$ 为观测序列, 可由式(7)得到下式:

$$s_k - e_k = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{s}_{k-1} - \mathbf{e}_{k-1}) + b, \quad k = m+1, \dots, N+m \quad (8)$$

由支持向量机的基本理论^[6], 引入核函数后, 式(7)可以实现非线性回归和预测, 其目的是使所有预测点离所求的最优超平面距离最小, 而寻求最优超平面的问题可以转化为求解一个带约束条件的二次凸规划问题且优化目标为 $(1/2)\mathbf{w}^T \mathbf{w}$, 据此, 在文献[10]中, Suykens 指出等式(7)可以被转化成为下式的最优化问题且满足式(8)的约束。

$$\min_{\mathbf{w}, e} J(\mathbf{w}, e) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=m+1}^{N+m} e_k^2 \quad (9)$$

其中 γ 为一可调整量。为求解式(9)的最优化问题, 定义 Lagrange 函数:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{w}, b, e; \alpha) &= J(\mathbf{w}, e) + \sum_{k=m+1}^{N+m} \alpha_{k-m} \\ &\times [s_k - e_k - \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{s}_{k-1} - \mathbf{e}_{k-1}) - b] \end{aligned} \quad (10)$$

其中 α_i 是 Lagrange 乘子, 求函数 L 关于 \mathbf{w} , b , e , α 的最小值, 根据极值存在的必要条件, 得到函数 L 的极值应满足的方程组, 解方程组且消去 \mathbf{w} 和 e , 可得下式:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_v^T \\ \mathbf{1}_v & \Omega + \frac{1}{\gamma} \mathbf{I} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{s} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中 \mathbf{I} 为单位矩阵, $\mathbf{1}_v = [1, \dots, 1]$, $\alpha = [\alpha_{m+1}, \alpha_{m+2}, \dots, \alpha_{m+N}]^T$, $\mathbf{s} = [s_{m+1}, s_{m+2}, \dots, s_{m+N}]^T$, $\Omega_{k,l} = \varphi(\mathbf{x}_k)^T \varphi(\mathbf{x}_l)$, $k, l = m+1, m+2, \dots, m+N$, 按照 Mercer 条件, 存在映射函数 $\varphi(\cdot)$ 和核函数 $K(\cdot, \cdot)$, 则有

$$K(x_i, x_j) = (\varphi(x_i))^T \varphi(x_j) \quad (12)$$

即高维空间的内积运算可转化为低维空间的核函数, 则基于 RLS-SVM 的预测决策函数可以描述为

$$\hat{s}_k = \sum_{l=m+1}^{N+m} \alpha_{l-m} K(\mathbf{z}_l, [\hat{s}_{k-m}, \dots, \hat{s}_{k-2}, \hat{s}_{k-1}]) + b \quad (13)$$

其中 $\mathbf{z}_l = \mathbf{s}_{k-1} - \mathbf{e}_{k-1}$, α 和 b 可以通过训练数据集由式(9)一式(11)求得, 本文选择径向基函数为核函数, 即

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

5 预测算法构造

由于衰落信道的混沌特性, 可以根据其相空间混沌吸引子的总体稳定性, 吸引性和内部分形性, 应用 RLS-SVM 进行非线性预测。基于以上讨论, 衰落信道时间序列预测算法按以下步骤进行:

- (1) 由信道模型产生衰落信道系数序列并进行预处理得 s_i , $i=1, 2, \dots, N$, N 是数据点的数量。
- (2) 用 Cao^[13] 的方法确定最小的有效嵌入维, 同时简单地确定 $\tau_d = 1$ 。
- (3) 由坐标延迟理论, 重构嵌入相空间, 构造相轨迹矩阵。

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_n^T \\ \mathbf{s}_{n+1}^T \\ \vdots \\ \mathbf{s}_{n+N-m-2}^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{n-(m-1)\tau_d} & s_{n-(m-2)\tau_d} & \cdots & s_n \\ s_{n+1-(m-1)\tau_d} & s_{n+1-(m-2)\tau_d} & \cdots & s_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ s_{n+N-1-(m-1)\tau_d} & s_{n+N-1-(m-2)\tau_d} & \cdots & s_{n+N-1} \end{bmatrix} \quad (15)$$

将原始数据序列分成训练、验证和测试 3 个集合。设训练数据为 $(\xi_0, \mu_0), \dots, (\xi_{N-m-2}, \mu_{N-m-2})$ 。则可以将训练数据写为矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} \xi_0 \\ \xi_1 \\ \vdots \\ \xi_{N-m-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{n-(m-1)\tau_d} & s_{n-(m-2)\tau_d} & \cdots & s_{n-1} \\ s_{n+1-(m-1)\tau_d} & s_{n+1-(m-2)\tau_d} & \cdots & s_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ s_{n+N-1-(m-1)\tau_d} & s_{n+N-1-(m-2)\tau_d} & \cdots & s_{n+N-2} \end{bmatrix}, \quad (16)$$

$$\begin{bmatrix} \mu_0 \\ \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_{N-m-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_n \\ s_{n+1} \\ \vdots \\ s_{n+N-1} \end{bmatrix}$$

(4) 将式(16)代入式(9), 解方程可得 Lagrange 乘子 α_i 和 b 。

(5) 将 α_i , b 及预测值 s_{N+1} 的前 m 个值代入式(11)可得预测值为

$$\hat{s}_{(N+1)\tau_d} = \sum_{l=m+1}^{N+m} \alpha_{l-m} K(\mathbf{z}_l, [\hat{s}_{N-(m-1)\tau_d}, \dots, \hat{s}_{N-\tau_d}, \hat{s}_N]) + b \quad (17)$$

将 $\hat{s}_{(N+1)\tau_d}$ 代入上式右端, 即可以预测 $\hat{s}_{(N+2)\tau_d}$ 。重复上述递

归操作, 可实现多步预测。

在以上算法中, 还需要确定参数 γ 和式(13)中径向基核函数宽度 σ^2 , 可以由 γ , σ 组成参数集合, 对于每一组参数组合用训练数据进行训练, 并用验证数据进行性能评估, 选择最佳性能所对应的参数集合。

6 仿真结果

根据仿真参数, 当信道采样频率为 9.4kHz 时, 训练数据有 127.6ms (1200 个采样点) 的数据信息, 用来预测后续的 63.829ms 的时间序列 (600 个采样点)。

为了衡量基于 RLS-SVM 预测算法的有效性, 与经典的 AR 算法进行了性能比较, 采用归一化的均方误差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) 作为衡量标准。NMSE 定义如下:

$$\text{NMSE} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |e_{i,k}|^2 \right] / \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |h_{i,k}|^2 \right] \quad (18)$$

式中 M 为全部试验的次数, N 为每次试验所采用数据的数目。 $e_{i,k}$ 为第 i 次试验第 k 个数据的预测误差。

实验结果如图 1~图 4 所示。由图 1 可知, 初始采样点的预测值以很小的误差逼近于实际值, 50 点后的预测误差逐渐偏大。原因包括两方面: 一是由于衰落信号的长期不可预测性, 即随着时间的推移, 数据的相关性变差。二是由于预测算法的迭代过程导致了误差积累。对比图 2 和图 3, 可以看出, 噪声的引入使得预测性能下降, 预测曲线变得不光滑, 图 4 为基于 AR 模型和本文算法的预测性能比较, 曲线显示由于衰落信道的非线性特性, 使用本文算法进行预测会更加有效, 在信噪比为 15dB 时, 虽然图 3 的预测结果不能够被接受, 但是从图 4 可以看出, 此时本文算法的 NMSE=0.23, 基于 AR 模型的预测算法的 NMSE=0.42, 说明在有噪声的情况下, 通过相空间重构和 RLS-SVM 提高了预测性能和算法的稳健性。

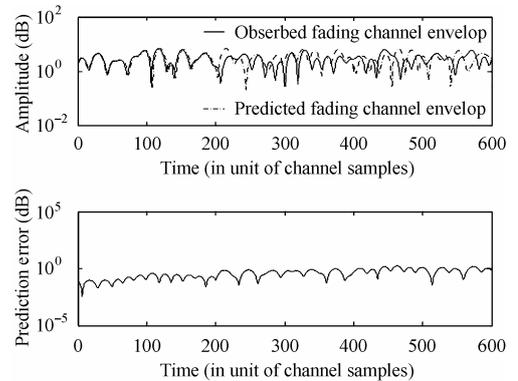


图1 信噪比为40dB情况下预测值(虚线)和实际值(实线)的比较及预测误差
Fig.1 The actual and predicted fading channel envelopes for SNR=40

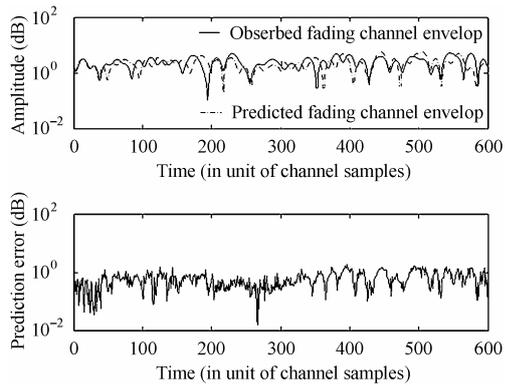


图2 信噪比为 20dB 情况下预测值(虚线)和实际值(实线)的比较及预测误差
Fig.2 The actual and predicted fading channel envelopes for SNR=20

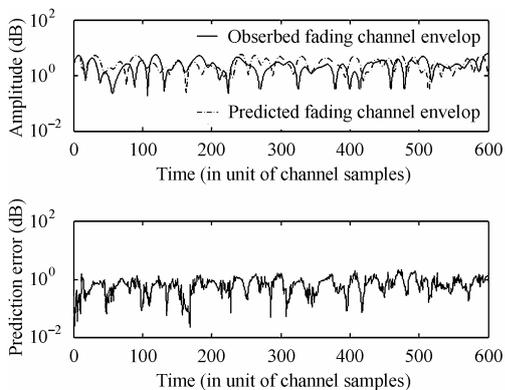


图3 信噪比为 15dB 情况下预测值(虚线)和实际值(实线)的比较及预测误差
Fig.3 The actual and predicted fading channel envelopes for SNR=15

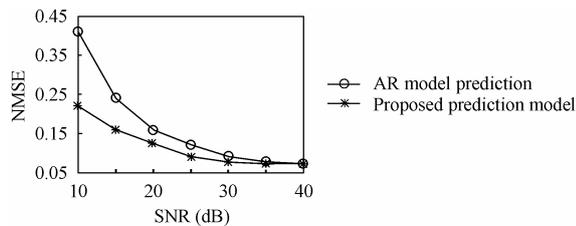


图4 衰落信道 AR 预测和本文方法预测的 NMSE
Fig.4 The prediction NMSE at different SNR

7 结束语

基于衰落信道的弱混沌性,通过重建相空间和RLS-SVM,本文提出了一种非线性多径衰落信道预测算法。通过仿真试验,证明了算法的有效性,混沌吸引子的稳定性和分形性是本文进行预测的理论基础。

参考文献

[1] 胡刚,朱世华,谢波.基于混沌、分形理论的多径衰落分析[J].

电子学报,2003,31(7):1039-1042.

- [2] Tannous C, Davies R, Angus A. Strange attractors in multipath propagation [J]. *IEEE Trans. on Comm*, 1991, 39(5): 629-631.
- [3] Eyceoz T, Duel-Hallen A, Hallen H. Prediction of fast fading parameters by resolving the interference pattern. Proceedings of the 31st ASILOMAR Conference on Signals, Systems, and Computers[C]. Pacific Grove, CA, 1997: 167-171.
- [4] Ekman T, Kubin G. Nonlinear prediction of mobile radio channels: Measurements and MARS model designs, In Proc. Int. Conf. Acoust. Speech Sig. Process[C]. Phoenix, AZ, March 1999: 2667-2670.
- [5] Gao X M, Tanskanen J M A, Ovaska S J. Comparison of linear and neural network-based power prediction schemes for mobile DS/CDMA systems. VTC96[C]. Atlanta: IEEE press, 1996: 61-65.
- [6] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer, 1995: 91-108.
- [7] Wang L P (Ed.). Support Vector Machines: Theory and Application[M]. New York, Berlin, Heidelberg: Springer, 2005: 51-123.
- [8] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. Translated by Zhang Xuegong. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 91-108.
- [9] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machines[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293-300.
- [10] Suykens J A K, Vandewalle J. Recurrent least squares support vector machines[J]. *IEEE Trans. on Circuits and System-I: Fundamental Theory and Applications*, 2000, 47(7): 1109-1114.
- [11] Takens F. Detecting strange attractors in fluid turbulence. In D. Rand and L.S. Young, editors, *Dynamical systems and Turbulence* [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1981: 366-381.
- [12] Jakes W C. *Microwave Mobile Communications*[M]. Piscataway, USA: IEEE Press, 1974, chapter 1: 13-77.
- [13] Cao L. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series[J]. *Physica D*, 1997, 110(7): 43-50.
- [14] Grassberger P, Procaccia I. Characterization of strange attractors[J]. *Physical Review Letters*, 1983, 50(5): 346-349.
- [15] Wolf A, Swift J B, Swinney H L. Determining Lyapunov exponents from a time series[J]. *Physica D*, 1985, 16(2): 285-317.

相 征: 男, 1968 年生, 博士生, 副教授, 研究领域为通信信号处理、宽带通信、非线性信号处理等。

张太镒: 男, 1944 年生, 教授, 博士生导师, 研究领域为宽带通信、信号处理、图像处理与系统。

孙建成: 男, 1973 年生, 博士, 研究领域为通信信号处理、软件无线电、信道估计。