

文章编号:1001 - 893X(2001)06 - 0038 - 06

CDMA 多用户信号分离技术*

邓国川¹, 郭东辉¹, 吴伯僖¹, Gerard Parr²

(1. 厦门大学技术物理研究所, 福建 厦门 361005;

2. Faculty of Informatics, University of Ulster, BT52 1SA, N. Ireland, UK)

【摘要】码分多址(CDMA)技术已被广泛应用到多用户通信系统中。本文主要介绍 CDMA 多用户通信系统所采用的各种信号检测技术,并着重阐述了多用户盲信号分离技术及其研究进展。

关键词:移动通信;码分多址;信号分离

中图分类号: TN914.53 **文献标识码:** A

一、引言

在现代通信技术中,为了提高通信系统的频带资源利用率,人们一直致力于研究能够让尽量多的用户同时使用同频段资源的通信技术。这种多用户系统的通信技术大致可分为频分多址(FDMA)、时分多址(TDMA)和码分多址(CDMA)3种^[1]。其中,CDMA与FDMA和TDMA相比在频谱利用率、信道保密性和抗干扰性方面都有较大的优点,因此CDMA已被确认为第三代蜂窝移动通信系统的首选方案^[2]。

尽管如此,CDMA属于多用户系统,因而存在2个固有的问题:一个是远近问题,可以通过功率控制来解决^[3];另一个是多址干扰问题。在CDMA系统中,主要采用M序列作为PN码,由于M序列的双值相关性,任何2个PN码之间只能是近似正交的,在接收端进行解扩时,除了得到原始数据信号之外,还会引入一个多址干扰(MAI)项。CDMA系统是一个干扰受限系统,干扰主要来自于系统内部。当一个新的用户进入系统时,可能会使所有其它用户的服务质量降低至不能接收的程度。因此如何利用多用户信号分离技术有效地减小多址干扰,从而在接收端从混合信号中分离出目标用户信号,进而提高系统容量,是CDMA系统需要解决的关键问题之一^[3],因而多用户信号分离技术在CDMA通信系统中起着极其重要的作用。

二、多用户信号分离模型

由于CDMA系统反向链路(用户-基站)是弱链路,CDMA系统的容量取决于反向链路的容量,我们只需考虑多个用户信号到达基站的多用户信号分离问题。

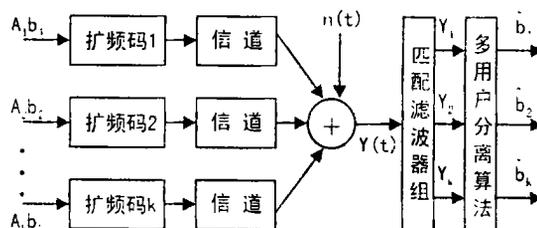


图1 CDMA系统多用户信号分离模型

多用户信号分离模型^[4]:假设一个CDMA系统有K个用户,如图1所示,用户k的扩频码为 $S_k(t)$,基站接收的基带信号是各个用户信号和噪声之和: $Y(t) = \sum_{k=1}^K A_k b_k S_k(t) + n(t)$, $k = [1, K]$ 。

多用户检测的第一步是把接收信号 $Y(t)$ 通过一匹配滤波器组,匹配滤波器组是由与每个用户扩频信号相匹配的匹配滤波器组成。第k个匹配滤波器的输出值为^[4]:

$$Y_k = \int_0^T y(t) S_k(t) dt = A_k b_k + \sum_{j \neq k} A_j b_j \int_0^T S_j(t) S_k(t) dt + n_k \quad (1)$$

第一项为所需信号,第二项为输出的多址干扰,

* 收稿日期:2001 - 06 - 05

作者简介:邓国川(1967 -),男,重庆垫江人,博士研究生,研究方向为网络通信。

第三项为输出的噪声。由于多址干扰的存在,将会导致传统的单用户接收机性能下降,而多用户接收机可以有效地减少多址干扰,并清晰地将目标信号从混合信号中分离出来。

三、多用户信号分离技术

本节阐述几种常见的多用户信号检测技术。

1. 最佳多用户检测器(最大似然序列估计算法 MLSE)^[5]

Verdu^[5]研究了高斯信道下 CDMA 多用户检测,假设先验概率是相等的,从接收信号 $r(t)$ 中找出发送的序列 b ,使 b 的联合后验概率 $\{P(b/r(t))\}$ 最大化,这就是最大似然序列估计 (MLSE) 算法,判决函数变成: $b^* = \arg\{\max P(b/r(t))\} = \arg\{\max (2y^T P b - b^T P R P b)\}$ 。最佳多用户检测器具有最佳的抗远近效应的能力,是任何一种多用户检测器所能达到的抗远近效应能力的上限,但其计算复杂度为 $O(2^n)$,随着用户数的增加成指数增加,不能实现。

2. 解相关算法^[6-7]

因为 MAI 是由于不同用户的扩频波形不正交(即存在线性相关)引起的,解相关算法的基本思想就是将所有用户的扩频波形之间的线性相关解除掉,使不同用户的扩频波形实现正交。

式(1)的矩阵形式为^[4]: $Y = RAb + n$,如果不同用户的扩频波形不正交,即归一化互相关矩阵 R 可逆,检测器的判决为: $b = \text{sgn}[R^{-1}Y] = \text{sgn}[Ab + R^{-1}n]$,可见信号矢量 b 被恢复了,解相关算法完全去掉了多址干扰项,但增加了额外的噪声 $R^{-1}n$ 。

如果不同用户的扩频波形不正交(即存在线性相关),互相关矩阵 R 将是不可逆的,检测器 $R^{-1}Y$ 不存在,需要使用 Moore - Penrose 广义逆矩阵 R^+ 代替逆矩阵 R^{-1} ,检测器由 $b = \text{sgn}(R^+ Y)$ 构成。

3. 非线性次最佳多用户检测算法

主要分为多级检测器 (Multi Stage MUD - MSMUD)^[8],判决反馈检测器 (DFMUD)^{[9][10]},连续干扰抵消器 (SICMUD)^[11]和基于神经网络的多用户检测 (NNBMUD)^[12-15],神经网络法是构造各种与多用户分离相似的神经网络来实现分离。

4. 最小均方误差 (MMSE) 检测算法

Madlow^[16]和 Miller^[17]把线性多用户检测问题看成一个线性估计问题,其思路就是使第 k 个用户发出信号与其估计值之间的误差的均方值达到最小。

MMSE 检测器为: $\hat{b}_k = \text{sgn}(([R + \sigma^2 I]^{-1} y)_k)$,它克服了解相关检测器噪声增强的缺点,但仍需要对相关矩阵求逆,并且需要用户能量的估计。

5. 盲多用户信号检测算法

在实际的通信系统中,多用户信号检测应该是实时处理的,可以利用自适应滤波算法对以上几种算法的滤波器系数向量 C_k 进行更新,得到各种自适应多用户检测器。

尽管自适应多用户检测器具备一些优点,但当信道响应突然变化或出现新的同信道用户时,需要重发训练序列,而训练序列的不断发送会造成频谱资源的巨大浪费。于是 M. Honig^[18]等首次提出的盲多用户检测接收器就是只使用观测数据、不需要训练序列的盲自适应多用户检测器。线性检测器的典范表示 $c_1 = s_1 + x_1$ 中, s_1 为用户 1 的扩频序列,在自适应中是不变的,因此检测器的更新设计就是滤波器系数 c_1 的更新,等价于 x_1 的更新,由最小输出能量 (MOE) 检测器的公式可推导出随机梯度自适应算法为: $x_1[i] = x_1[i-1] - \mu Z[i](y[i] Z_{MF}[i] s_1)$,该算法只使用了期望用户的特征波形 s_1 和定时信息,能够收敛为线性 MMSE 检测器,具有很好的抗远近问题的能力。

随机梯度算法的缺点是收敛慢,误差比较大。文献^[19]将 Kalman 滤波算法推广到盲多用户检测中,利用了线性多用户检测器的另一种数学表示: $c_1 = s_1 - C_{1,n} w_1$,决策向量 $c_1[n]$ 的更新算法为: $c_1[n] = s_1 - C_{1,n} w_{opt1}[n]$,该算法具有很好的收敛和跟踪性能。

基于信号子空间估计^[20],利用子空间跟踪算法,适时跟踪接收信号的协方差矩阵 $R = E\{rr^T\}$ 的特征值和特征向量,就可以用自适应算法来实现基于子空间的盲多用户检测器,该算法具有最佳的抗远近问题的能力。

Anton - Haro^[21]提出的盲多用户检测的统计算法以最大似然准则为基础,从信道的隐 Markov 模型出发,利用期望最大化 (EM) 的 Baum - Wech 算法求解信道响应的最大似然估计问题。

四、多用户信号盲分离技术

前面述及的多用户信号检测技术,有的要求预先知道信号源的功率、扩谱码及互相关,有的要求对信道进行精确的估计,有的要求知道用户的接收幅

度、定时等各种信息,而如图 2 所示的多用户信号盲分离技术^[22-29]的优点正是在不知道信号源和信道参数的情况下,只利用接收信号所携带的信息实现对信道 A 的辨识和源信号的分离。多用户信号检测技术在匹配滤波器之后进行,而多用户信号盲分离技术直接在接收端采用一个去混合矩阵 W 进行源信号的分离。

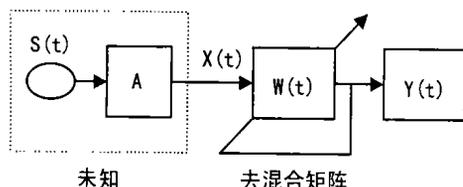


图 2 多用户信号盲分离基本原理图

设有 N 个相互独立的信号源 $S_1(t), S_2(t), \dots, S_N(t)$, 通过传感器阵列检测到 N 个信号 $X_1(t), X_2(t), \dots, X_N(t)$ 是 N 个源信号的线性组合,即

$$X(t) = AS(t) \quad (2)$$

式中 $S(t)$ 为源信号矢量;

$X(t)$ 为混合信号矢量;

A 为未知的非奇异线性混合矩阵 ($N \times N$ 维)。

盲信号分离的目的就是在源信号和混合矩阵均未知的情况下,寻找一个去混合矩阵 W,使得

$$Y(t) = WX(t) = WAS(t) \quad DPS(t) \quad (3)$$

式中 $Y(t)$ 是过去混合矩阵 W 之后的输出信号矢量;

D 是非奇异对角矩阵;

P 是交换矩阵,即每一行每一列有且只有一个非零元,即除了信号幅度可能变化以外,每一个源信号 $S_i(t)$ 都能从输出信号 $Y_i(t)$ 中无失真地分离出来。

寻找去混合矩阵网络 W 是盲信号分离的关键,有以下几种算法:

1. 自然梯度调节算法

自然梯度调节算法^[23]是基于微分几何学,交替叠代调节参数空间的参数,使代价函数最小,可以得到关于去混合矩阵的算法:

$$W(k+1) = W(k) + \mu(k)[I - (y(k)Y^T(k))W(k)]$$

该法克服了标准梯度法中的局部极小问题,但要知道参数空间或代价函数的信息。

2. 信息几何学的反差函数算法

盲信号分离算法可以从对反差函数的优化而推

导出来^[24],信号分离问题转化成了最优化反差函数的问题,可以用相对梯度调节算法来实现反差函数最小。

3. 独立元分析方法—ICA

ICA^[25]是一个多变量数据的线性变换,用来使输出的随机变量尽可能在统计上独立。该方法是从信息论出发,信息的熵最大时,与其它信息的相关性 (correlation) 最小,此时信息的统计独立性最大,信息就容易分离出来。该方法又叫熵最大法或相互信息最大 (Infomax)^[26]。

设在 N 维空间有 N 个数据的集为 X_1, X_2, \dots, X_N ,将这个集转换成另一个仿射系统

$$Y = WX + W$$

其联合概率分布函数为

$$f(Y) = \prod_{i=1}^N (f_i(y_i))$$

ICA 算法的目的就是寻找一个 W,使之产生尽可能统计独立的 y_i ,即使得独立代价函数 $I(Y)$ 最小,其中 $I(Y) = E[\log [f(Y) / \prod f_i(y_i)]]$ 是信息论中表示输出数据信息独立性的量度,但是使独立代价函数 $I(Y)$ 最小的计算非常困难,于是要将这个问题等同于计算相互信息最大。设 $Z = g(Y) = g(Wx + u)$, 根据信息论,相互信息可表示为: $I(Z, X) = H(Z) - H(Z|X)$, 其中 $H(Z)$ 就是输出信息熵, $H(Z|X)$ 是由于噪声引起的,相互信息最大就是要求输出信息熵最大并使由噪声引起的 $H(Z|X)$ 项最小。

4. 带噪声的盲信号分离方法

事实上,大多数测量到的信号都包含噪声,为了更准确性分离信号,必须考虑噪声的影响,式 (2) 应改写为

$$X(t) = AS(t) + N(t) \quad (4)$$

其中 $N(t)$ 为非相关噪声项。要估算含有噪声情况下的去混合矩阵 W 是很困难的,因此提出了一个较为可行的方案是先去噪声,后分离信号^[27]。通过测量环境噪声而得到参考噪声,在混合信号到达信号探测器之前,参考噪声被一个动态系统处理。因此,有 2 个学习算法同时运行,一个是有导师学习自适应算法消除噪声,而另一个无导师学习算法进行信号分离。

5. 神经网络多用户盲分离

用神经网络^[28]实现多用户信号的盲分离就是用神经网络代替了图 2 中的去混合矩阵 $W(t)$,

这个神经网络重建系统是未知动力学系统的逆系统。如果这个神经网络存在,并且是稳定的,就可以据此估计并分离出原始输入信号。

单层前向神经网络作多用户信号盲分离,其原理是,调整 $N \times M$ 阶神经网络矩阵 W 的突触权重 W_{ij} ,在线性系统 $Y_{(t)} = W_{(t)} X_{(t)}$ 中,从观察到的 $X_{(t)}$ 中估算并分离出源信号 $S_{(t)}$ 。

X. T. Ling^[29]针对实际的无线通信信道中混合矩阵不能看成常数,提出了基于神经网络自学习的盲分离算法。

6. 利用信号的性质和信道特性的盲分离技术

以上5种算法都没有利用通信信号本身的任何性质,因而分离的信号不仅存在次序模糊度,而且存在幅度和相位模糊度。通信信号的时间结构特征主要反映信号的性质,包括调制方式、脉冲成形函数和字符的星座图。无训练序列的盲信号分离技术若能利用通信信号的这些性质,就能对盲分离信号的模糊度起到进一步的约束作用,从而能更加有效地进行分离。

在无线通信中,基站通过各小区的天线阵接收信号。当天线阵的空间特征未知时,多用户信号盲分离技术就是利用信号的时间结构特征来进行信道辨识和多用户信号盲分离的,如利用信号的恒模特性、离散信号集特性、自干涉特性、高阶统计特性、有限信号集特性等。

基于恒模 CM (Constant modulus) 特性的算法:在许多无线通信的应用中,发射的波形都具有恒定的包络(恒模值)。B. Agee^[30-31]提出了最小二乘恒模算法和基于恒模性质的 MLS 算法。

基于有限字符特性 FA (Finite Alphabet) 的算法:有限字符特性是指用户的发射信息是由有限字符构成的集合,所有的数字调制方式都具有这一结构。S. Talwar^[32]提出了一个基于有限字符特性的最大似然(ML)方法来对多个同步信号到达天线阵的信号进行估计和盲分离,包括 LSP 和 LSE 两种分组算法,该方法特别适用于无线通信系统。

基于非高斯特性的算法:由于二阶谱 $R = E\{xx^H\}$ (相关函数,功率谱)对相位是盲的,对加性噪声是敏感的,这使得应用二阶统计量^[33]只能辨识最小或最大相位系统,而数字调制信号的分布为高斯分布。利用这一性质,可以使用高阶统计量(High-order statistical properties)估计非最小相位信道。Car-

dozo^[34]应用四阶矩进行盲信号分离,先进行正交化 $y_i y_i^H = I$,再在二次加权时使用四阶矩 $R_y = E\{|y|^2 y y^H\}$,通过信道解卷积来消除 MAI。

以上算法利用了通信信号的时间性质和信道的缓变特性,即利用了信号源矩阵 S 的 TEOPLITZ 特性或信道响应矩阵 A 的 HANKEL 特性,就可知信号源矩阵可以唯一确定,最多差一左分块对角因子。

7. 最小二乘解扩重多目标恒模阵列 (LS - DRMT - CMA^[35-36])

仅利用通信信号时间特性,尽管信号源矩阵 S 可以唯一确定,却可能存在信号次序的模糊度。对 CDMA 系统,以上算法并未利用到扩频信号的任何信息,在 CDMA 系统中,正是这些扩频信号在占据相同频带的不同用户的检测中起到关键作用。因为在 CDMA 系统中,基站对同小区用户的扩频码事先都是已知的。

利用 CDMA 中信号的扩频码信息的一种算法称为最小二乘解扩重多目标阵列 (LS - DRMTA)^[35],该算法需要训练序列,属于自适应算法。

LS - DRMTA 只利用了 CDMA 信号的扩频码的信息,而基于恒模的算法只利用了通信信号的恒模性质。对 CDMA 系统多用户信号盲分离,如果能够将扩频码的性质和通信信号的恒模性质加以综合利用,这种综合技术构成的算法称为最小二乘解扩重多目标恒模算法 (LS - DRMT - CMA)^[36],该算法用加权的重扩信号与加权的复值限幅信号(由信号的恒模性质决定)和代替了 LS - DRMTA 算法中的第 i 个用户的重扩信号,作为总的参考信号。该算法的误比特率远低于 LS - DRMTA 算法。

五、结 论

以上多用户分离技术都能在不同程度上消除 MAI,分离出不同用户,只是适用的环境和算法复杂度不同。如果能将 CDMA 信号的扩频码信息与通信信号的时间结构特征结合起来,则这种算法的误比特率会更低,值得深入研究。若能与空间波结合起来,对信号进行时域和空域联合处理,效果会更佳。这是因为空间滤波可以抑制与有用信号来向不同的干扰,而与有用信号来向相同的干扰可以用多用户分离技术进行时域滤波,进一步抑制干扰,分离出有用信号。

参 考 文 献

- [1] Theodore S. Rappaport, Wireless Communications Principles and Practice[M], Prentice Hall, 1996
- [2] Tero Ojanpera, Ramjee Prasad 著, 朱红等译. 宽带 CDMA: 第三代移动通信技术[M]. 人民邮电出版社, 2000
- [3] VIFA Y K. GARG IS - 95 CDMA and CDMA2000 [M]. Prentice Hall, 1999
- [4] Verdu S. Multiuser detection [M]. Cambridge University Press, 1998
- [5] S. Verdu, Minimum probability of error for asynchronous Gaussian multiple access Channels[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1986, IT- 32(1) :85 - 96
- [6] Paris B P. Finite precision decorrelating receivers for multiuser CDMA communication systems [J]. IEEE Trans. comm. 1996, 44:496 - 507
- [7] Lupas R, Verdu S. Linear multiuser detectors for synchronous CDMA channels[J]. IEEE Trans. on Infom. Jan. 1989, 35(1) :123 - 136
- [8] M. Varanasi et al Multistage Detection in Asynchronous CDMA communications[J]. IEEE Trans. on Commu. Vol. COM - 38, No. 4, Apr. 1990, pp509 - 519
- [9] Duel - Hallen A. Decorrelation decision - feedback multiuser detectors for synchronous CDMA channels[J]. IEEE tran. on Comm. 1993, 41(2) :285 - 290
- [10] Duel - hallen A. A family of multiuser decision - feedback detectors for DS - CDMA[J]. IEEE tran. on Comm, 1995, 43(2/3/4) :421 - 434
- [11] P. Patel et. al Analysis of a Simple Successive Interference Cancellation Scheme in a DS/ CDMA System [J]. IEEE JSAC Vol. 12, No. 5, June 1994, pp796 - 807
- [12] William S. Hortos, Cascaded neural networks for sequenced propagation estimation, multiuser detection, and adaptive radio resource control of third - generation wireless networks for multimedia services[C]. SPIE Vol. 3722, Apr. 1999
- [13] B. Aazhang. Neural Networks for Multiuser Detection in CDMA Communications [J]. IEEE Trans. on Com., Vol. 40, No. 7, Jul. 1992, pp1212 - 1222
- [14] U. Mitra Neural Networks Techniques for Adaptive Multiuser Demodulation[J]. IEEE JSAC, Vol. 12, No. 9, Dec. 1994, pp1460 - 1470
- [15] 姬翔, 钟义信. 一种神经网络多用户检测器[J]. 电子学报, 1999, 27(12)
- [16] U. Madlow and M. L. Honig. MMSE Interference Suppression for DSS - CDMA IEEE Tran. On Comm. NO. 12, 1994, P3178 ~ 3188
- [17] S. L. Miller, An Adaptive DS/ CDMA Receiver for multiuser Interference Rejection[J]. IEEE Trans. on Comm. NO. 2/ 3/ 4, 1995, P1746 - 1755
- [18] Honig M. Mochow U. Verdu S. Blind adaptive multiuser detection[J]. IEEE Trans. Comm 1995, 41(4) : 944 - 960
- [19] 张贤达, 保铮著. 通信信号处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2000
- [20] Wang X, Poor H V, Blind multiuser detection: A subspace approach[J]. IEEE Trans. Inform. Theory, 1998, 44:677 - 691
- [21] Anton - Haro C, Fonollosa J A R, Zonar Z. Probabilistic algorithms for blind adaptive multiuser detection[J]. IEEE Trans. Signal Processing, 1998, 46:2953 - 2966
- [22] Haurault, J., C. Jutten, and B. Ans, Detection de grandeurs primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuromimetique un apprentissage non supervise [C]. Proc. GRETSI, Nice, France, 1985
- [23] Amari, S., Natural gradient works efficiently in learning[C]. Neural Computation, Vol. 10, Feb. 1998, P251 - 276
- [24] Simon Haykin, Unsupervised adaptive filtering[M], Vol. I Blind source separation, John Wiley & Sons, Inc. 2000
- [25] Comon, P., Independent Component analysis, a new concept? [C]. Signal processing, Vol. 36, No. 3, P287 - 314
- [26] Bell, A. J., and T. J. Sejnowski, 1995, An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution[C]. Neural Computation, Vol. 7, PP1129 - 1159
- [27] Cichocki, A., W. Kasprzak, S. Amari, 1996, adaptive approach to blind source separation with cancellation of additive and convolution noise[C]. ICSP '96, 3rd Int. Conf. On Signal Processing, Proceedings, IEEE press / PHEI Beijing, vol. I. Sept. 1996, PP. 412 - 415
- [28] Amari S., Cichocki A., Adaptive blind signal processing - Neural network approaches[C]. Proc. IEEE, 1998, 86:2026 - 2048
- [29] X. T. Ling, W. Tian, B. Liu, R. W. Liu. Blind signal processing for MA mixture model[C]. IEEE ICASSP, 1995
- [30] B. Agee, blind separation and capture of communication signals using a multitarget constant modulus beamformer [C]. Proc. IEEE MILCOM, 1989:340 - 346
- [31] B. Agee, The least - squares cma: a new technique for rapid correction of constant modulus signals [C]. PROC. IEEE ICASSP - 86, 1986, TOKYO, 19, 21 - 19. 2. 4
- [32] S. Talwar, Blind separation of synchronous co - channel digital signals using an antenna array - part I: Algorithms[J]. IEEE Trans. On signal processing, 1996, 44(5) 1184 - 1197
- [33] A. Relouchrani et. al. a blind source separation technique using second order statistics[J]. IEEE Trans. on. S. P. Vol. 45, No. 2, Feb. 1997 P. P. 434 - 444

- [34] J. Cardoso, Source separation using higher order moments [C], Proc. IEEE ICASSP, May 1989, PP. 2109 - 2112
- [35] Rong Z, Rappaport T. S. Simulation of multitarget adaptive algorithms for wireless CDMA systems [C]. Proc. IEEE Vehicular Technology Conf. Apr. 1996
- [36] Liberti Jr. J. C, Rappaport T. S. Smart antennas for wireless communications [M]. Prentice Hall, 1999

CDMA Multi - user Signal Separation Technique

DANG Guo - chuan¹, GUO Dong - hui¹, WU Bo - xi¹, Gerard Parr²

(1. Institute of Technical Phys., Xiamen Univ., Xiamen 361005, China;

2. Faculty of Informatics, University of Ulster, BT52 1SA, N. Ireland, UK)

Abstract: CDMA has been widely applied in multi - user communication systems. This paper mainly introduces various signal detection techniques and especially blind signal separation techniques in multi - user communication systems and its development progress is given.

Key words: Mobile communication; CDMA; Signal separation

上海邮通携手 Airspan 进军无线接入市场

10月25日,普天集团旗下的上海邮电通信设备股份有限公司与世界最大的固定无线接入设备制造商——英国 Airspan 公司共同在北京宣布,双方结成战略合作伙伴关系,将在 3.5 GHz 宽带无线接入系统领域展开全方位合作。

上海邮通是普天集团控股的四家上市公司之一,继参与天津邮通的重组并进军 CDMA 手机和 SIM 卡的制造后,这次又与 Airspan 公司在无线接入领域联手,使上海邮通以无线通信为主业的产业发展方向更加明晰。据了解,英国 Airspan 公司是全球最大的无线本地环路设备制造商,其固定无线接入系统广泛应用于世界 40 多个国家,销售的用户终端达数 10 万线。

方正向连宇通信注资数亿

10月30日,北大方正集团将分期向连宇投资数亿元的一项投资协议在北京签署。连宇通信是“3G 标准之争”中的一名“闯入者”,方正资本的强力介入,使得整个竞争格局变得更加扑朔迷离,而手持 TD - SCDMA 标准的大唐电信将首先受到冲击。

目前,全球第三代移动通信系统标准中,被国际电联正式批准的有 3 个,一是美国高通公司的 cdma2000,二是以欧洲由爱立信、诺基亚等公司牵头的 W - CDMA,第三个则是中国大唐公司跟西门子等公司倡导的 TD - SCDMA。

据悉,11月8日,包括中兴、海尔、波导等在内的中国 18 家移动电话制造商将云集北京,和连宇通信共组产业联盟,届时将分成 5 个子工作组,进行相关技术的合作研发。

(金 典)