改进的完全二维主成分分析及其在步态识别中的应用研究 *

贲晛烨[1], 安 实[1], 王科俊[2], 王 健[1]
(1.哈尔滨工业大学 交通科学与工程学院, 哈尔滨 150090; 2.哈尔滨工程大学 自动化学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 对完全二维主成分分析算法进行改进,提出三种不同的加权策略,详细地分析它们的本质,并将其应用到步态识别中。在中国科学院自动化所提供的 CASIA(B)步态数据库下验证加权方案的有效性,实验结果表明加权幂指数的选取对识别结果的影响比较大,通过实验可以选取最佳的权值,能够做到提高识别性能。最后针对各个行走状态下的步态,分析了背包步态识别率低的原因。

关键词: 步态识别; 步态能量图; 完全二维主成分分析; 加权完全二维主成分分析
中图分类号: TP391.41 **文献标志码**: A **文章编号**: 1001-3695(2011)06-2088-04
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2011.06.024

Study on improved complete two dimensional principal component analysis and its application to gait recognition

BEN Xian-ye[1], AN Shi[1], WANG Ke-jun[2], WANG Jian[1]
(1. *School of Transportation Science & Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin* 150090, *China*; 2. *College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin* 150001, *China*)

Abstract: This paper improved complete two dimensional principal component analysis, and proposed three different weighted strategies. It analyzed the essence of weighted scheme in detail. To evaluate the validity of the proposed method and apply it to gait recognition, it conducted experiments on CASIA(B) gait database. Experimental results show that the selection of weighted power exponent has great influence on the recognition result, and can improve the recognition performance by picking the best weight value in experiments. In the end, discussed the reason why the recognition rate of gait with a bag was low in the various walking states.

Key words: gait recognition; gait energy image(GEI); complete two dimensional principal component analysis(C2DPCA); weighted complete two dimensional principal component analysis(WC2DPCA)

0 引言

"9·11"的悲剧事件引起了全世界对增强国防、恐怖袭击安全以及恐怖袭击之后的自动防护能力的格外重视。生物特征识别技术已被成功地应用在身份确认、门禁系统中,还有可能被应用在机场以及其他的安全敏感场所的恐怖分子的确认上。美国国防高级研究项目署在 2000 年资助的 HID(human identification at a distance)研究项目[1],就是开发并提高当前远距离下大规模身份识别系统的性能,以具有高可靠性、鲁棒性的身份识别能力。步态识别是远距离下唯一可用的生物特征识别技术,它具有低分辨率、受环境影响小、易采集等优点,而且是在个体没有觉察的情况下采集到身份信息的,个体行走姿势也不易模仿和伪装,这些都使得步态识别越来越受到研究人员的关注[2]。

视频流数据用于步态识别最为广泛。近年来,考虑到运动人体的行走速度不同、匹配方式的不同,可分为关键帧法[3]、时间归一法[4]、时间序列法[5];针对轮廓的表达形式的特征不一样,比较典型的方法有外轮廓法[6]、矩法[7]、模型法[8]、投影法[9]、成分法[10]、类能量图法[11,12]以及融合法[13]。在类能量图法中,步态能量图像(GEI)[11]性能最好,也最受研究人员重视。本文将步态表征成矩阵的形式,由于基于向量的子空间方法生成协方差矩阵的维数较大,它的特征分解问题容易造成维数灾难,向量化后的特征也会破坏原始特征的结构信息。本文采用基于矩阵的子空间降维方法,其中比较典型的降维处理方法有二维主成分分析(two dimensional principal component analysis, 2DPCA)[14]、矩阵的一般低秩估计(generalized low rank approximations of matrices, GLRAM)[15]、完全二维主成分分析(C2DPCA)[16]、二维线性判别分析(two dimensional linear discriminant analysis, 2DLDA)[17]、二维局部保留投影(two dimensional locality preserving projections, 2DLPP)[18]。由于主成分族(2DPCA、GLRAM、C2DPCA)降维算法计算简单、无求逆过程、无须寻找最近邻,本文对 C2DPCA 进行改进并应用于步态识别中,提出三种加权方案,在中国科学院自动化所提供的 CASIA(B)步态数据库上进行实验验证,分析三种加权方案的

收稿日期: 2010-11-11; **修回日期**: 2010-12-25 **基金项目**: 国家"863"计划资助项目(2008AA01Z148)

作者简介: 贲晛烨(1983-),女,黑龙江哈尔滨人,博士后,主要研究方向为模式识别、智能交通系统(benxianyeye@163.com);安实(1968-),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博导,主要研究方向为智能交通系统;王科俊(1962-),男,吉林人,教授,博导,主要研究方向为模式识别与智能系统;王健(1974-),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博导,主要研究方向为智能交通系统.

本质,实验结果表明加权 C2DPCA 识别性能优于非加权的。

1　步态能量图像数据的获取

步态能量图是将一周期步态图像加权平均合成为一幅图像,定义如下:

$$E_{\mathrm{GEI}}(x,y)=\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}I(x,y,t) \tag{1}$$

其中:x、y 表示图像平面位置坐标;N 表示一个周期内步态图像的总数;$t(1\leqslant t\leqslant N)$ 表示时间。

GEI 的本质是要寻找步态原型 E_{GEI},使得 E_{GEI} 和 $I(x,y,1),I(x,y,2),\cdots,I(x,y,N)$ 间的平均距离最小,即

$$E_{\mathrm{GEI}}=\arg\min_{X}\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\|I(x,y,t)-X\| \tag{2}$$

因此,GEI 是一个周期的步态张量样本最合理的简短表达,但是失去了动态的连贯性信息,它只能靠灰度值变化的区域体现步态的动态性。

图 1 是 CASIA(B)库[19]中不同行走状态下的各个视角下的 GEI。第一行为背包(bg)情况下的 GEI;第二行为外套变化(cl)情况下的 GEI;第三行为正常步态(nm)情况下的 GEI。每行从左至右分别对应人体的运动方向与摄像机光轴方向呈 0°、18°、36°、54°、72°、90°、108°、126°、144°、162°和 180°。

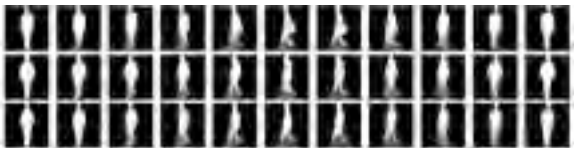


图1　不同行走状态下的各个视角的GEI

2　完全二维主成分分析

令 $X_m\in R^{I_1\times I_2}$ 表示样本集中的第 m 个 GEI 样本;Y_m 是经完全二维主成分分析得到的最终加权形式的特征;U_L 和 U_R 分别是从列方向和行方向的两个散布矩阵计算得到的投影矩阵。

记 $\lambda_{l1},\cdots,\lambda_{ld_1}(\lambda_{l1}\geqslant\lambda_{l2}\geqslant\cdots\geqslant\lambda_{ld_1})$,$U_L=[u_{l1},\cdots,u_{ld_1}]$ 为散布矩阵 Φ_1 的前 d_1 个较大的非零特征值以及对应的特征向量;$\lambda_{r1},\cdots,\lambda_{rd_2}(\lambda_{r1}\geqslant\lambda_{r2}\geqslant\cdots\geqslant\lambda_{rd_2})$,$U_r=[u_{r1},\cdots,u_{rd_2}]$ 为散布矩阵 Φ_2 的前 d_2 个较大的非零特征值以及对应的特征向量。

$$\Phi_1=\sum_{m=1}^{M}(X_m-\overline{X})(X_m-\overline{X})^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

$$\Phi_2=\sum_{m=1}^{M}(X_m-\overline{X})^{\mathrm{T}}(X_m-\overline{X}) \tag{4}$$

其中:M 为样本总数,$\overline{X}$ 表示均值样本。d_1 和 d_2 的选取规则如下:

$$\frac{\sum_{i=1}^{d_1}\lambda_{li}}{\sum_{i=1}^{I_1}\lambda_{li}}\geqslant\beta,\quad\frac{\sum_{i=1}^{d_2}\lambda_{ri}}{\sum_{i=1}^{I_2}\lambda_{ri}}\geqslant\alpha \tag{5}$$

这说明样本集在列方向前 d_1 个轴上占整个能量的 β 以上,在行方向前 d_2 个轴上占整个能量的 α 以上。

以 CASIA(B)库的正常行走情况下、目标运动方向与摄像机光轴的方向垂直为例,研究 C2DPCA 的降维与识别率的情况,如图 2 所示。当行的维数降到 6 维,列的维数降到 60 维时,出现最佳的识别率为 91.94%。当列的维数为 64 时即为 2DPCA 的情况(相当于仅仅一个方向进行降维)。由实验结果可以看出,C2DPCA 方法在选择较好的行、列降至的维数时识别结果略优于 2DPCA,而且由 C2DPCA 最终降得的特征维数也小了,但是由于图像进行两次投影导致计算量也同时增加了。

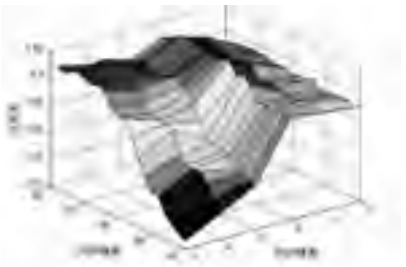


图2　2DPCA和C2DPCA的识别率的比较

3　改进的完全二维主成分分析

为了提高 C2DPCA 的识别性能,本文提出加权的完全二维主成分分析算法(WC2DPCA)。这种加权的思想是受到了 Wolf 等人提出的加权方法的启发[20]。他们的方法是利用数据集的总体离散度矩阵每个元素的平方成矩阵的主特征矢量的开方构成的对角阵对数据集进行加权,然后在加权后的新数据集上应用主成分分析。本文提出的方法也是采用加权对角阵形式对数据进行加权的,但加权时的幂指数不是 1/2,而是设置一个在 0~1 间的参数 r。这里提出三种加权方案。

3.1　加权策略

a)加权对角阵 Λ 来自于列方向散布矩阵 Φ_1 的特征值。

$$Y_m=\Lambda^r U_L^{\mathrm{T}}X_m U_R=Y'U_R \tag{6}$$

其中:

$$\begin{aligned}Y'&=\Lambda^r U_L^{\mathrm{T}}X_m=\\&[(\lambda_{l1}^r u_{l1}^{\mathrm{T}}X_m)^{\mathrm{T}},\cdots,(\lambda_{ld_1}^r u_{ld_1}^{\mathrm{T}}X_m)^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}=\\&[((\lambda_{l1}^r u_{l1}^{\mathrm{T}})X_m)^{\mathrm{T}},\cdots,((\lambda_{ld_1}^r u_{ld_1}^{\mathrm{T}})X_m)^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}\end{aligned} \tag{7}$$

此时,$\Lambda=\mathrm{diag}(\lambda_{l1},\lambda_{l2},\cdots,\lambda_{ld_1})$,$\mathrm{diag}(\cdot)$ 表示以其中元素为对角线元素的对角阵。

b)Λ 来自于行方向散布矩阵 Φ_2 的特征值;

$$Y_m=U_L^{\mathrm{T}}X_m U_R\Lambda^r=U_L^{\mathrm{T}}Y'' \tag{8}$$

其中:

$$\begin{aligned}Y''&=X_m U_R\Lambda^r=\\&[\lambda_{r1}^r X_m u_{r1},\cdots,\lambda_{rd_2}^r X_m u_{rd_2}]=\\&[X_m(\lambda_{r1}^r u_{r1}),\cdots,X_m(\lambda_{rd_2}^r u_{rd_2})]\end{aligned} \tag{9}$$

此时,$\Lambda=\mathrm{diag}(\lambda_{r1},\lambda_{r2},\cdots,\lambda_{rd_2})$。

前面两种方案是考虑到不同的特征值对应的特征向量对信息量的贡献是不同的,大的特征值所对应的特征向量对信息量贡献较大。因此,对于较大的特征值对应的特征向量应施加更大的权值。这两种方案施加的权值仅来自于一个方向的散布矩阵,方案 c)就是综合考虑这两个方向的。

c)Λ 来自于 Φ_1 和 Φ_2 的对应特征值,最终的加权形式如下

$$Y_m=\Lambda_L^{\frac{1}{2}r}U_L^{\mathrm{T}}X_m U_R\Lambda_R^{\frac{1}{2}r} \tag{10}$$

其中:$\Lambda_L=\mathrm{diag}(\lambda_{l1},\lambda_{l2},\cdots,\lambda_{ld_1})$,$\Lambda_R=\mathrm{diag}(\lambda_{r1},\lambda_{r2},\cdots,\lambda_{rd_2})$。这里对行、列两个方向是等同考虑的,即两个方向施加的权幂指数是相等的。

一般地,加权幂指数 $r(0\leqslant r\leqslant 1)$ 是用来控制所加权值的大小。若 r 取大于 1,则过分地夸大了较大特征值对应的特征向量与较小的特征值对应的特征向量的差异程度。由于 Λ、Λ_L 和 Λ_R 中对角线上的元素是按照从大到小排列的,与对应的特征向量相左(右)乘,恰好使得各自对应的特征向量施加

不同的权值。

3.2　实验结果与分析

为了判断加权的三种方案的有效性,在 CASIA(B)库下进行实验。数据集 1 为正常的 90°视角步态,总计 124 人,每人六个样本,选择前三个样本作为训练集,后三个样本作为测试集。数据集 2 为背包的 90°视角步态,总计 124 人,每人两个样本,选择第一个样本用来训练,第二个样本用来测试。选择 GEI 对步态特征进行表达,选择 WC2DPCA 对 GEI 进行降维处理,分类器选择最近邻(NN)分类器。

3.2.1　特征值分布情况

测试各个样本集的特征值分布情况。图 3 所示为正常步态情况,其中,(a)对应行方向的散布矩阵的特征值,(b)对应列方向的散布矩阵的特征值。图 4 为相应的背包步态情况,(a)和(b)分别对应行方向和列方向。

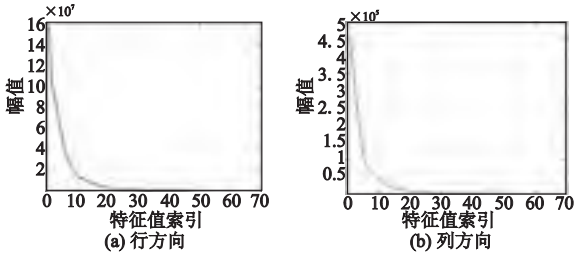


图3　正常步态的特征值分布

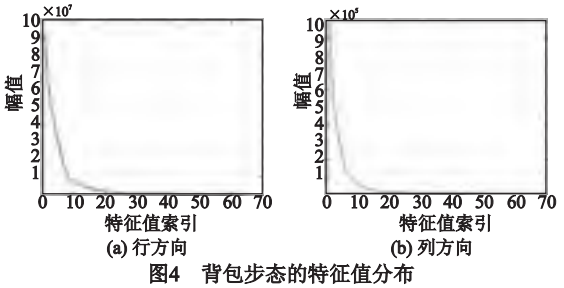


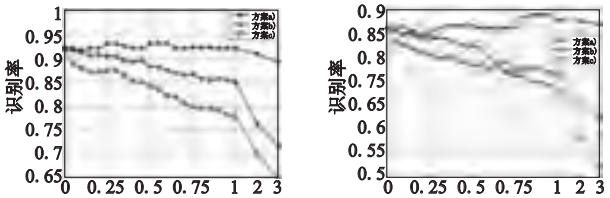
图4　背包步态的特征值分布

可以看出,正常步态下 GEI 和背包步态下 GEI 的行、列方向的特征值均收敛得很快,最终趋近于 0。

3.2.2　三种方案的对比研究

若采用 WC2DPCA 对其降维处理势必能得到很简短的特征,这里选择 $\alpha=\beta=99.9\%$,分别改变 $r=\{0,0.1,0.15,0.2,\cdots,0.95,1,2,3\}$ 的值,测试两个数据集下这三个方案的识别率大小。当 $r=0$ 时,WC2DPCA 退化成 C2DPCA。如图 5(a)为数据集 1 下三种方案的识别性能。可以看出,在这个数据集下,方案 a)始终优于方案 b)c),方案 c)的性能最差;方案 b)c)都是随 r 值的增大识别率降低,这说明特征向量没有被合理夸大,r 取很小时才能达到 WC2DPCA 算法的最佳识别率,而此时特征向量夸大并没有起到作用,最佳的识别率仅与 C2DPCA 的相同;方案 a)的最佳识别率为 93.01%,对应于 $r=\{0.25,0.3,0.5,0.55,0.6\}$,比 C2DPCA 算法的识别率(91.94%)高 1.07 个百分点,相当于在整个测试数据集下多正确地识别了一个个体的身份。

图 5(b)所示为数据集 2 下的识别性能。可以看出,方案 a)的整体识别性能要优于方案 b)c)的。C2DPCA 的最佳识别率为 85.48%,对应于 $r=0$ 下的 WC2DPCA。方案 a)的最佳识别率为 88.71%,且 $r=\{0.8,0.85,0.9,0.95\}$;方案 b)的最佳识别率为 86.02%,且 $r=0.1$。在这两个数据集上,方案 a)获得最佳识别率时的 r 要比方案 b)大一些,这是因为方案 a)所加权值来自于列方向散布矩阵的特征值,它们的数值比行方向散布矩阵的特征值的数值小 100 倍。



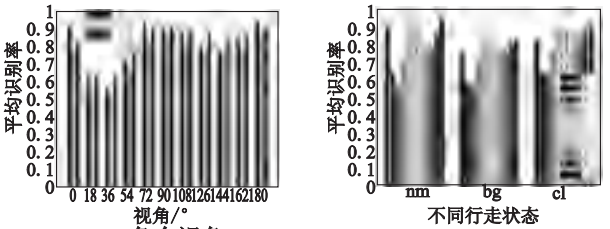
(a)数据集1　(b)数据集2

图5　WC2DPCA算法随幂指数r变化的识别率

综上,方案 a)b)均有可能使 WC2DPCA 提高识别率,由于各个数据集的分布形式不同,需要行散布矩阵的特征值还是需要列散布矩阵的特征值作为加权矩阵的信息也不尽相同,方案 a)b)本质上并没有区别,只不过是数据集的行、列数据分布可能存在差异,导致两个方案的性能出现差异。所以,这里认为 WC2DPCA 存在这两种可行方案。方案 c)由于对行和列散布矩阵的特征值等同考虑,两部分施加的权幂指数相等,该方案不可行。

3.2.3　在其他行走状态下的比较

图 6 给出了整个 CASIA(B)库的各个视角{0°,18°,…,180°}下的不同行走状态下主成分分析(PCA)、2DPCA、C2DPCA 和两种方案下的 WC2DPCA 等算法的平均识别率。可以看出,18°、36°和 54°等视角下,识别率相对来说较低,因为目标的形状变化比较大,训练集与测试集的相似度低。只要保证测试与训练的视角相同、行走状态也相同,那么正常步态、背包和外套变化的步态库识别性能基本相当;背包步态库下的识别率偏低一些,这是因为人在行走过程中,包受到重力作用呈钟摆运动,包还要随着身体的前移而产生位移,而该位移又与人的行走加速度有关,位移运动不规律。



(a)各个视角　(b)不同行走状态

图6　平均识别率

4　结束语

本文对改进的完全二维主成分分析算法进行了较为深入的研究,提出三种改进定义的表达式,并分析它们本质的区别。加权幂指数的选取对识别结果的影响比较大,它必须通过实验才能选取最佳的权值,加权幂指数一般取 $0\leqslant r\leqslant 1$,用来控制所加权值的大小。若 r 取大于 1,则过分地夸大了较大特征值对应的特征向量与较小的特征值对应的特征向量的差异程度。此外,将 PCA、2DPCA、C2DPCA 和 WC2DPCA 等算法应用在 CASIA(B)库下的各种行走状态下的步态识别上,测试平均识别率,得出背包步态下的识别率偏低的结论。

致谢　中国科学院自动化所为本文提供了免费的 CASIA(B)步态数据库,在此表示衷心的感谢。

参考文献:

[1] PHILLIPS P J. Human identification technical challenges[C]//Proc of International Conference on Image Processing. 2002:49-52.

[2] BENABDELKADER C, CUTLER R, DAVIS L. Person identification using automatic height and stride estimation[C]//Proc of the 16th International Conference on Pattern Recognition. 2002:377-380.

[3] YU Shi-qi, WANG Liang, HUANG Kai-qi, *et al*. Gait analysis for human identification in frequency domain[C]//Proc of the 3rd International Conference on Image and Graphics. Washington DC: IEEE Computer Society,2004: 282-285.

[4] BOULGOURIS N V, PLATANIOTIS K N, HATZI N D. Gait recognition using linear time normalization[J]. Pattern Recognition,2006, 39(5):969-979.

[5] LIU Zong-yi, MALAVE L, SARKAR S. Studies on Silhouette quality and gait recognition[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2004: 704-711.

[6] 王亮,胡卫明,谭铁牛. 基于步态的身份识别[J]. 计算机学报, 2003,26(3):353-360.

[7] LU Ji-wen, ZHANG Er-hu. Gait recognition for human identification based on ICA and fuzzy SVM through multiple views fusion[J]. Pattern Recognition Letters,2007,28(16): 2401-2411.

[8] LIEN C G, TIEN C C, SHIH J M. Human gait recognition for arbitrary view angles[C]//Proc of the 2nd International Conference on Innovative Computing, Information and Control. 2007: 303-307.

[9] 王科俊,贲晛烨,刘丽丽. 采用 Radon 变换和二维主成分分析的步态识别[J]. 智能系统学报,2010,5(3):266-271.

[10] LIU Zong-yi, SARKAR S. Effect of Silhouette quality on hard problems in gait recognition[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics,2005,35(2):170-183.

[11] HAN Ju, BHANU B. Individual recognition using gait energy image [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006,28(2):316-322.

[12] YANG Xiao-chao, ZHOU Yue, ZHANG Tian-hao, *et al*. Gait recognition based on dynamic region analysis[J]. Signal Processing, 2008,88(9): 2350-2356.

[13] 王科俊,贲晛烨,刘丽丽,等. 基于能量的信息融合步态识别[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2009,37(5):14-17.

[14] YANG Jian, ZHANG D, ALEJANDRO F, *et al*. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2004,26(1):131-137.

[15] YE Jie-ping. Generalized low rank approximations of matrices[J]. Machine Learning,2005,61(11):167-191.

[16] XU An-bang, JIN Xin, JIANG Yu-gang, *et al*. Complete two-dimensional PCA for face recognition[C]//Proc of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2006:481-484.

[17] LI Ming, YUAN Bao-zong. 2D-LDA: a statistical linear discriminant analysis for image matrix[J]. Pattern Recognition Letters,2005, 26(5):527-532.

[18] HU De-wen, FENG Gui-yu, ZHOU Zong-tan. Two-dimensional locality preserving projections (2DLPP) with its application to palmprint recognition[J]. Pattern Recognition,2007,40(1):339-342.

[19] YU Shi-qi, TAN Dao-liang, TAN Tie-niu. A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition[C]//Proc of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2006:441-444.

[20] WOLF L, BILESCHI S. Combining variable selection with dimensionality reduction[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2005:801-806.

(上接第 2059 页)平调度相结合,提出了 PRRS 和 PPFS 算法,两种算法充分利用了分布式天线系统的多用户分集复用,每个时隙选择多个用户进行通信。仿真结果表明,本文算法与传统的 PMS 相比,PRRS 以一定的容量损失换来系统公平性的改善,而 PFFS 算法在系统容量和用户公平性间取得了良好的折中;同时采用匹配搜索算法大大省去了传统穷尽搜索算法的巨大计算量,提高了系统效率。

参考文献:

[1] 胡宏林,张彦,骆济军. 分布式天线系统——未来无线通信的开放式架构[M]. 艾渤,等译. 北京:电子工业出版社,2009.

[2] VISWANATH P, TSE D N C, LAROIA R. Opportunistic beamforming using dumb antennas[J]. IEEE Trans on Information Theory,2002,48(6):1277-1294.

[3] PARK T, SHIN O, LEE K. Proportional fair scheduling for wireless communication with multiple transmit and receive antennas[C]//Proc of the 58th IEEE Vehicular Technology Conference. 2005: 1573-1577.

[4] PIAZZA D, MILSTEIN L. Multiuser diversity-mobility tradeoff: modeling and performance analysis of a proportional fair scheduling [C]//Proc of IEEE Global Telecommunication Conference. 2002: 906-910.

[5] CHUNG J, HWANG C S, KIM K, *et al*. A random beamforming technique in MIMO systems exploiting multiuser diversity[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications,2003,21(5): 848-855.

[6] 曾二林,朱世华,廖学文. 分布式多天线下行链路的空分复用性能[J]. 西安交通大学学报,2005,41(2):185-189.

[7] JIANG Zhan-jun, WANG Dong-ming, WANG Yan, *et al*. Parallel multiplexing scheduling in DAS with partial channel state information [C]//Proc of the 11th IEEE International Conference on Communication Systems. 2008: 831-835.

[8] BANG H J, EKMAN T. Opportunistic round robin with extended window for time correlated channels[C]//Proc of the 65th Vehicular Technology Conference. 2007: 2860-2863.

[9] SHIN O S, LEE K B. Antenna-assisted round robin scheduling for MIMO cellular system[J]. IEEE Communications Letters,2003,7 (3): 109-111.

[10] 许宁,周蓓,王莹,等. 下行 SDM/OFDMA 系统中基于效用函数的多用户调度算法[J]. 电子与信息学报, 2008,30(6):1428-1431.

[11] FU H, KIM D I. Analysis of throughput and fairness with downlink scheduling in WCDMA networks[J]. IEEE Trans on Wireless Communications,2007,5(8):2164-2174.