

一种新的非参数变换定义及立体匹配方法

卢思军 唐振民 郭龙源 卢阿丽

(南京理工大学计算机科学与技术系 南京 210094)

摘要 提出了一种基于邻域差值的非参数变换立体匹配方法。该非参数变换方法是在图像中选定一个点,然后再找到与这个点水平方向相隔一定距离的一点,以这两个点为中心各选取一个窗口,比较两个窗口中对应像素的灰度大小差异,以这个差异值取代原图像的像素灰度值,这样产生的一个新的图像就是本文方法变换后的图像。将左右图像经过这种变换后,求变换后左右图像上点的匹配来产生立体视差。实验表明,在同等条件下,尤其存在噪声时,该方法与非参数 rank 变换和 census 变换比较,能得到更为准确的视差。

关键词 立体匹配,非参数变换,邻域差值,rank 变换,census 变换

New Definition of Non-parametric Transform for Stereo Matching

LU Si-jun TANG Zheng-min GUO Long-yuan LU A-li

(Department of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract A new Non-parametric transform for stereo matching was proposed. In the image, one point and the other one in a fixed interval on the same scan line were chose. Two windows which center are the two point were chose respectively, the two windows were transform windows and interval windows, the original image was substituted with the different of transform windows and interval windows, both of the original left and right image were transformed into new images. Stereo matching algorithm was used in transformed images. The experiment result indicates that the proposed algorithm is the more precise matching invariance to certain types of image noise than rank transform and census transform.

Keywords Stereo matching, Non-parametric transform, Neighborhood difference, Rank transform, Census transform

立体视觉中的图像匹配问题是找到一对图像中相对应的部分,得到视差信息,进而恢复深度信息。立体匹配是一个极难解决的问题,原因是在二维空间搜索所有的对应点,计算量是惊人的,而且由于图像噪声、变形等因素的影响,匹配精度难以保证。基于区域的匹配算法是以区域的相似性作为匹配基元,其优点是可以直接获得致密的深度图,但是由于该方法以对应像素的邻域相似性为评判标准,匹配速度慢,而且受邻域平均误差的影响大,匹配精度不高^[1]。为了更有效和快速地对图像进行处理和分析,图像变换是图像处理中经常使用的一种有效处理手段,它们的基本原理是:根据需要将图像从灰度空间以某种形式转换到另外的空间,利用在这些空间的特有性质方便地对图像进行处理和加工。在立体匹配中,基于图像变换的匹配方法也得到了广泛的应用,如傅里叶变换(FT)^[2]、小波变换(DWT)^[3]、沃尔什变换(WT)^[4]、离散余弦变换(DCT)^[5]等。其中 rank 变换和 census 变换因为其计算速度快、精度高的特点,被广泛应用于立体匹配中,非参数的 rank 变换和 census 变换的思想就是把邻域的像素灰度值与匹配点灰度值的大小作为匹配模板,对图像进行非参数变换后再求匹配,因此它在图像噪声、变形等情况下也能得到正确的视差图^[1],而且非参数变换的处理速度很快^[6],能满足目前很多硬件的需要,在工程中得到了广泛的应用。但是 rank 变

换和 census 变换是比较邻域像素和匹配点的像素灰度值差^[7],当匹配点的像素灰度值受噪声影响大而畸变时,对匹配的正确性影响非常大。我们提出了一种基于邻域差值的非参数变换立体匹配方法,首先对左右图像进行邻域差值的非参数变换,然后在变换的图像中进行匹配计算。变换过程为在图像中选定一个点,然后再找到与这个点水平方向相隔一定距离的一点,以这两个点为中心各选取一个窗口,比较两个窗口中对应像素的灰度大小差异,以这个差异值取代原图像的像素灰度值。对左右两幅图像都进行了这种变换以后,我们用 SAD 方法对变换后的左右图像进行了立体匹配。本文算法是一种非参数的立体匹配方法,处理速度快,且受图像噪声、变形等影响很小,同时和非参数的 rank 变换和 census 变换比较,rank 变换和 census 变换是变换窗口的中心点与它所有邻域点比较大小来进行变换,对窗口中心点的灰度依赖过重,而本文方法是以一幅图像中间隔一定距离两个窗口对应像素比较大小而进行的非参数变换,对窗口中心点灰度值的依赖分散在窗口所有点上,所以本文算法能在像素灰度值受噪声影响的情况下得到更为准确的视差。

1 图像对描述

左和右图像组成一个匹配对,分别定义为 $s_l(x, y)$ 和 s_r

来稿日期:2008-03-19 本课题得到国家部委基础研究项目(编号:J1500C002)基金资助。

卢思军 博士研究生,主要研究方向为机器人视觉、智能系统;唐振民 教授,博士生导师,主要研究领域为机器人视觉、智能系统。

(x, y) , 为了减少视差搜索范围, 首先对立体图像对进行校正, 使其满足外极线约束, 即两幅图像中的匹配点在同一条扫描线上^[8], 从而使匹配的搜索范围从二维减小到一维, 这样两幅像中的对应点有相同的 y 坐标。一个简单的匹配点相互关系模型是^[9]:

$$s_r(x, y) = A s_l(ax + d, y) + B + N(x, y) \quad (1)$$

A 和 B 代表光照和透视畸变因子, N 代表噪声, a 和 d 是几何变形, 特别要指出的是 d 就是我们要求的视差。本文中考虑 $A=1, a=1, B=N=0$ 的情况。即

$$s_r(x, y) = s_l(x + d, y) \quad (2)$$

2 传统非参数变换

非参数变换建立在点在窗口中灰度顺序的基础之上, 变换后的整数矩阵不再代表图像灰度本身, 而是图像中每个像素在变换窗口中灰度值的顺序, 或是图像中每个像素与中心像素灰度值大小的一种比较。图像的噪声和光照变形并不能影响像素灰度值在变换窗口中的顺序, 因此非参数变换能稳定地不受外界因素的影响。R. Zabih 和 J. woodfill 把非参数概念并引用到立体匹配当中, 传统的非参数变换主要是 rank 变换和 census 变换。

2.1 rank 变换^[2]

rank 变换过程是以像素为中心取一个矩形窗口, 也叫 rank 窗口, 统计 rank 窗口中灰度值比中心像素灰度值小的像素的数目, 灰度图像因此被转换成一个整数矩阵。矩阵元素的大小数目小于等于 rank 窗口元素数, 但大于等于 0。

定义 1 设 $s(x, y)$ 表示离散图像当前像素 (x, y) 的灰度值, $N(x, y)$ 表示以 (x, y) 为中心的矩形窗口像素集合, R 表示矩形窗口 $N(x, y)$ 的元素个数, 则对像素 (x, y) 的 rank 变换为^[10]:

$$r(x, y) = R - \sum_{(i, j) \in N} \text{sgn}[s(x+i, y+j) - s(x, y)]$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x < 0 \\ 0, & x \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

2.2 census 变换^[1]

census 变换过程是以像素为中心取一个矩形窗口, 也叫 census 窗口, 变换的目的是将窗口中心像素以外的像素变换为一个 0/1 比特串。如果窗口中一个像素的灰度值比中心像素灰度值小, 比特串相应位置设置为 1, 字符串其它位置设置为 0, 通过 census 变换, 一个灰度图像被转换成一个比特字符串。用以 Hamming 距离为基础的相似矩阵来计算两个 census 变换后的比特串之间的距离, Hamming 距离最小的两上点就认为是相互匹配的。

2.3 rank 和 census 变换应用于立体匹配

没有做非参数变换的灰度左右图, 都是利用图像中像素的灰度值进行立体匹配, 因为左右图像的亮度不可能完全一致, 图像中也会有噪声, 匹配像素点的灰度值一般来说都会不同, 邻近像素的灰度值也不一样, 但是图像亮度变化了, 像素的灰度值与它周围邻近像素的灰度值大小关系不随图亮度的变化而改变, 在周围邻近像素描灰度值因为噪声产生大的变化时 rank 和 census 都只变化 1, 立体匹配的稳定性有所增加。但是当变换时窗口的中心像素灰度因为噪声影响变化大时却会给变换带来空难性的后果, 因为变换过程中邻近像素都要和中心像素的灰度值进行对比, 左右图像经过 rank 或是

census 变换后将产生完全不同的结果。为了避免这两种变换对中心像素点过分依赖的情况, 本文提出了一种基于邻域差值的非参数变换方法。

3 邻域差值非参数变换立体匹配

3.1 邻域差值非参数变换过程

由于立体图像对已经过校准, 极线和图像的扫描线重合, 只存在水平方向的视差, 相匹配点具有同样的 y 坐标^[8]。因此, 变换的思路是以该像素点为中心取一个矩形区域称为中心窗口, 再以该点在图像中间隔一定水平距离取一个矩形区域称为间隔窗口, 统计中心窗口中对应点比间隔窗口中对应点大的个数, 并以这个整数代替原来中心像素点的灰度值。通过每个像素的基于邻域差值的非参数变换后, 整个图像被转换成一个整数矩阵, 这个整数矩阵就是本文提出的基于邻域差值的非参数变换图像。

定义 2 设 $s(x, y)$ 表示离散图像当前像素 (x, y) 的灰度值, $N(x, y)$ 表示以 (x, y) 为中心的矩形窗口像素集合, t 表示中心点与间隔点的水平距离, 则对像素 (x, y) 的邻域差值的非参数变换为:

$$r(x, y) = \sum_{(i, j) \in N} \text{sgn}(s(x+i, y+j) - s(x+t+i, y+j))$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x < 0 \\ 0, & x \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

图 1 中, 3×6 图像窗口中第 2 行, 第 2 列窗口灰度为 161, 由公式 3, $N(x, y)$ 和 $N(x+t, y)$ 转换为 $\text{sgn}(x, y)$, 求 $\text{sgn}(x, y)$ 所有元素的和即为 $s(x, y)$ 以 $N(x, y)$ 为窗口, 以 t 为间隔距离的邻域差值非参数变换。也可以直接从 $N(x, y)$ 和 $N(x+t, y)$ 中看出, $N(x, y)$ 中有 5 个对应的像素灰度值小于 $N(x+t, y)$ 对应位置像素灰度值, 因此 $r(x, y)$ 等于 3。

154	134	175		151	156	171	
$N(x, y) = 183$	161	152	$N(x+t, y) = 179$	161	160		
	179	164	153		176	162	158
				0	1	0	
				$\text{sgn}(x, y) = 0$	0	1	$\xrightarrow{\text{邻域差值变换}} r(x, y) = 3$
					0	0	1

图 1 邻域差值的非参数变换过程求解过程

经过邻域差值非参数变换后, 像素的灰度值从原来的 0 到 255 就转换为一个较小范围的整数 (0 到 $R-1$), R 是 $N(x, y)$ 内的像素总数。这个整数值实质上就是中心窗口与间隔窗口比较的差异。这样再计算左右图像的匹配点时就利用变换后的图像, 而不用原来左右图的灰度值。由于转换是中心窗口与间隔窗口灰度的比较, 使得匹配基元对干扰不敏感。相对于采用简单的灰度值作为匹配基元来说, 提高了算法的抗噪性。

在图 2 中的中心窗口某个像素 Ia 受到干扰, 虽然 Ia 受干扰后的范围可能是 0 到 255, 但是 $r(x, y)$ 的变化只有 1, 特别对于高幅值的干扰 ($Ia > 171$) 可以完全的抑制, 所以说基于邻域差值的非参数变换在一定程度上消除了噪声的干扰。

154	134	Ia		151	156	171	
$N(x, y) = 183$	161	152	$N(x+t, y) = 179$	161	160		
	179	164	153		176	162	158
				0	1	a	
				$\text{sgn}(x, y) = 0$	0	1	$\xrightarrow{\text{邻域差值变换}} r(x, y) = \begin{cases} 3 & Ia > 171 \\ 4 & Ia \leq 171 \end{cases}$
					0	0	1

图 2 邻域差值非参数变换抗干扰过程

在图 3 中的窗口中心像素 Ja 受到干扰, 虽然 Ja 受干扰

后的范围可能是0到255,但是在邻域差值变换时 $r(x,y)$ 的变化只有1,特别对于高幅值的干扰 ($Ja > 171$) 可以完全的抑制。但是对 rank 变换方法来说,变换矩阵的所有值都受得了影响,尤其当 Ja 的灰度值大于窗口内其它像素灰度值时 $r(x,y)$ 变为8,当 Ja 灰度值小于等于窗口内其它像素灰度值时 $r(x,y)$ 变为0。中心像素受干扰时本文方法是稳定的,而 rank 变换方法产生了很大的错误。

$$\begin{matrix}
 154 & 134 & 175 & & 151 & 156 & 171 \\
 N(x,y)=183 & Ja & 152 & N(x+t,y)=179 & 161 & 160 \\
 179 & 164 & 153 & & 176 & 162 & 158 \\
 & 0 & 1 & 0 & & & \\
 sgn(x,y)=0 & a & 1 & \xrightarrow{\text{邻域差值变换}} r(x,y) = \begin{cases} 3 & J > 161 \\ 4 & J \leq 161 \end{cases} \\
 & 0 & 0 & 1 & & & \\
 154 & 136 & 0 & & & & \\
 N(x,y)=183 & Ja & 152 & \xrightarrow{\text{rank变换}} r(x,y) = \begin{cases} 0 & Ja > 183 \\ 8 & Ja \leq 134 \end{cases} \\
 179 & 164 & 153 & & & &
 \end{matrix}$$

图3 中心像素受干扰时邻域差值变换与 rank 变换比较

3.2 基于邻域差值变换的 SAD 匹配算法费用函数

如果左右图像中两个点是正确匹配的,也就是这两个点是空间中同一个点在两个摄相机上的不同投影。基于区域匹配的基本思想认为这个点和它的领域具有相等的视差。所以在匹配中,通常以领域相似性作为测度。简单的 SAD(Sum of Absolute Differences)算法的费用函数^[1]为:

$$SAD(x,y,k) = \sum_{(\xi,\eta) \in W} |f_r(x+\xi,y+\eta) - f_l(x+\eta+k,y+\eta)| \quad (5)$$

f_l, f_r 分别表示左右灰度图像, W 为匹配窗口, k 为搜索范围。当 $SAD(x,y,k)$ 最小时,左右两个像素就为最佳匹配对。以邻域差值变换后矩阵元素作为匹配基元,则本文算法的费用函数为:

$$SAD(r_r(x,y), r_l(x+k,y)) = \sum_{(\xi,\eta) \in W} |r_r(x+\xi,y+\eta) - r_l(x+\eta+k,y+\eta)| \quad (6)$$

r_l, r_r 分别为左右图像邻域差值变换后的图像,当 $SAD(r_l, r_r)$ 最小时,左右两个像素就为最佳匹配对。这时视差 d 为:

$$d = \operatorname{argmin} SAD(r_r(x,y), r_l(x+k,y)) \quad (7)$$

3.3 基于邻域差值变换的立体匹配过程

区域匹配算法多是以像素灰度值作为匹配的基元,本文方法采用基于领域差值变换特征作为基元代替像素的灰度值进行匹配。算法可分两步,首先对左右图像分别进行基于邻域差值的非参数变换。然后采用 SAD 区域匹配方法对左右图像进行匹配,如图4所示。

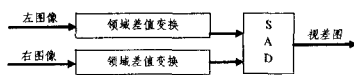


图4 本文算法流程示意图

4 实验结果与算法评价

4.1 不加噪声本文算法与 SAD 算法、rank 算法比较

与区域匹配算法不同的是,本文算法不是灰度值的大小作为匹配标准,而是取相隔一定距离的窗口与中心窗口对应像素比较先进行非参数变换,本文算法所选取的匹配测度反映了图像点之间的结构特征,因此它是稳定的,尤其是在低纹理区域的匹配明显比区域相关算法好。图5是对 corridor 和 venus 标准对图采用 SAD 算法,rank 算法和本文算法作立体

匹配的结果,匹配窗口大小 (11×11) , 视差范围是 $d(0, 20)$, 本文算法间隔距离 t 取 8。可以看出本文算法取得和 rank 算法同样的视差效果。但和 SAD 方法比较,本文算法对 corridor 中心最远处的匹配是正确的,而 SAD 对其的匹配明显错误。从图5中可以看出本文的匹配算法右边界上有比较大的区域不能计算视差,这是因为本文算法要用距基准点右方向隔一定距离点的像素领域来计算领域差值,这样当选取点要超出图像边界时本算法没办法进行领域差值的计算。

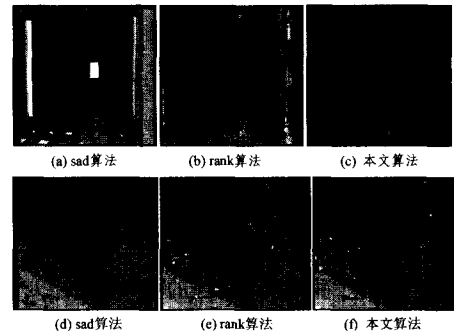


图5 不加噪声匹配结果图

4.2 加噪声本文算法与 SAD 算法、rank 算法比较

本文算法与 rank 算法和 census 算法都是一种非参数立体匹配方法。非参数转换方法以窗口内点灰度的大小关系为基础,而并不是利用点的灰度值本身,左右图像之间噪声、变形等偏差并不能对窗口内点的灰度大小关系产生大的影响,这样匹配的结果抗噪声、变形等效果明显^[1]。Rank, census 和本文方法比区域匹配方法在抗噪声方面都要优得多。

在 corridor 和 venus 标准对图中,本实验中采用加入椒盐噪声,图6和表1是本文算法与 SAD, rank 算法立体匹配

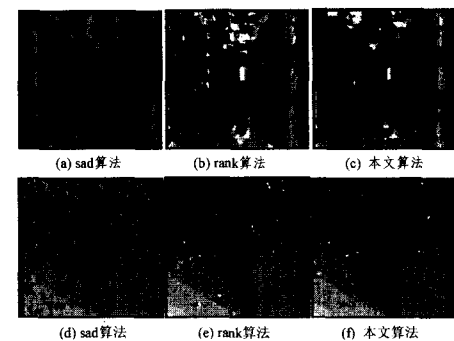


图6 加椒盐噪声匹配结果图

结果。窗口大小都取 11×11 , 视差范围 $d(0, 20)$, 间隔距离 t 应尽量取小一点,左右图像的领域窗口保持一定的相似性,但也不能太小,要让同一图像中的两个相邻窗口能区分开,经过实验,取窗口大小的一半到窗口大小之间的值时效果比较好,因为我们选择的窗口大小是 11×11 , 也就是 t 取 5 到 10 之间的值。与 rank 方法比较可以看出本文算法消除了 corridor 上部一些白色区域, venus 视差图右上部分的大片白色区域也没有了。

表1 加噪声后算法误匹配对比

图片	Corridor	venus	sawtooth	平均	
误匹配率	SAD	39.2	18.1	21.9	23.2
	RANK	17.3	9.5	20.8	15.9
%	本文算法	16.3	9.1	20.1	15.1

结束语 区域相关的匹配方法可以得到完整的视差图,但是在左右图像之间噪声、变形等情况下,匹配效果差^[1]。本文提出了一种基于邻域差值变换的非参数立体匹配方法,这种方法是一种非参数的立体匹配方法,运算速度快,抗噪声、变形等能力强。同时和 rank 和 census 这两种非参数立体匹配方法比较,因为本文变换是同一扫描线上两个间隔一定距离窗口所有对应的像素灰度值作比较产生变换矩阵,而不像 rank 和 census 是窗口内的点和窗口中心点灰度值作比较产生变换矩阵^[7],避免了变换对中心像素点灰度值过分依赖的关系,这样在噪声情况下,本文算法匹配精度比传统的非参数变换 rank 和 census 方法提高了许多,具有很高的实用价值。

参 考 文 献

[1] Banks J, Bennamoun M, Corke P. Non-parametric techniques for fast and robust stereo matching. IEEE Speech and Image Technologies for Computing and Telecommunications, 1997

[2] Ahlvers U, Zoelzer U, Rechmeier S. FFT-based disparity estimation for stereo image coding[C]// Proceedings 2003 International Conference of Image Processing, Barcelona, Spain, 2003(1): 761-764

[3] Moreau G, Fuchs P, Doncescu A, et al. Dense stereo matching-method using a quarter of wavelet transform[C]// Proceedings 2002 International Conference of Image Processing, New York,

USA Sept. 2002(1): 261-264

[4] Adjouadi M, Candocia F. A stereo matching paradigm based on the Walsh transformation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 1994, 16(12): 1212-1218

[5] Pagliari C L, Dennis T J. Stereo disparity computation in the DCT domain using genetic algorithms [C]// Proceedings 1997 International Conference of Image Processing, Washington DC, USA, 1997(3): 256-259

[6] Dunn U, Corke P. Real-time stereopsis using FPGAs // Proc. Workshop Field-Programmable Logic Applicat. London, U. K, Sept. 1997: 400-409

[7] Scharstein D, Szeliski R. A Taxonomy and Evaluation of DenseTwo-Frame Stereo Correspondence Algorithms [J]. IJCV (S0920-5691), 2002, 47(1-3): 7-42

[8] Banks J, Bennamoun M. A constraint to improve the reliability of stereo matching using the rank transform // IEEE International Conference. Vol. 06, 1999

[9] Philippe L, John M. Robustness to noise of stereo matching [C] // Proceedings 12th International Conference of Image Analysis and Processing, Mantova, Italy, 2003: 606-611

[10] Banks J, Bennamoun M. Reliability Analysis of the Rank Transform for Stereo Matching. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Prat B: Cybernetics, 2001, 31(6)

(上接第 178 页)

二列)。而且随着最小支持度的减少, Q-CFIsL 的性能优势越来越明显。

结束语 本文提出了挖掘频繁闭项集并同时建格的快速算法 Q-CFIsL。它引入了 preC 的概念,加快了挖掘频繁闭项集的速度,提高了建格的效率。实验表明, Q-CFIsL 在性能上优于 CHARM-L,而且最小支持度越小, Q-CFIsL 的优势就越明显。

参 考 文 献

[1] Agrawal R, srikant R. Fast Algorithms for Mining Association Rules in Large Databases // Proc. of 1994 International Conf. on Very Large Databases. 1994: 487-499

[2] Lin D-I, Kedem Z M. Pincer-search: A New Algorithm for Discovering the Maximum Frequent set. Lecture Notes in Computer Science, 1998, 1377: 103-119

[3] Pasquier N, Bastide Y, Taouil R, et al. Discovering frequent closed itemsets for association rules. Lecture Notes in Computer Science, 1998, 1540: 398-416

[4] Zaki M J, Hsiao C-J. CHARM: An Efficient Algorithm for Closed Association Rules Mining. Technical Report 99-10. Computer Science Department of Rensselaer Polytechnic Institute, 1999

[5] Pei J, Han J, Mao R. CLOsET: An efficient algorithm for mining frequent closed itemsets // Proc. SIGMOD Int'l Workshop Data Mining and Knowledge Discovery. 2000: 21-30

[6] Zaki M J. Generating Non-redundant Association Rules // Proc. of the 6th ACM SIGKDD Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining. 2000: 34-43

[7] Zaki M J. scalable Algorithms for Association Mining. IEEE

Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2000, 12(3): 372-390

[8] Burdick D, Calimlim M, Gehrke J. MAFIA: a Maximal Frequent Itemset Algorithm for Transactional Databases // Proc. of the 17th Int'l Conf. on Data Engineering. 2001: 443-452

[9] Wang J, Han J, Pei J. CLOsET+: Searching for the Best strategies for Mining Frequent Closed Itemsets // Conf. on KDD. 2003: 236-245

[10] Zaki M J, Gouda K. Fast Vertical Mining Using Diffsets // Proc. of the 9th ACM SIGKDD Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining. 2003: 326-335

[11] Zaki M J, Hsiao C-J. Efficient Algorithms for Mining Closed Itemsets and Their Lattice structure. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(4): 462-478

[12] Angiulli F, Ianni G, Palopoli L. On the Complexity of Mining Association Rules. Technical Report ISI-CNR n10. Venezia, Italy, 2001

[13] Uno T, Kiyomi M, Arimura H. LCM ver. 3: Collaboration of Array, Bitmap and Prefix Tree for Frequent Itemset Mining // Proc. of the 1st Int'l Workshop on Open Source Data Mining: frequent pattern mining implementations. 2005: 77-86

[14] Lucchese C, Orlando s, Perego R. Fast and Memory Efficient Mining of Frequent Closed Itemsets. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2006, 18(1): 21-35

[15] Grahne G, Zhu J. Efficiently using prefix-trees in mining frequent itemsets // Proc. of the IEEE ICDM Workshop on Frequent Itemset Mining Implementations. 2003

[16] Yahia S B, Hamrouni T, Nguifo E M. Frequent closed itemset based algorithms: A thorough structural and analytical survey. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2006, 8(1): 93-104