



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 108390871 B

(45)授权公告日 2020.05.22

(21)申请号 201810136664.9

(22)申请日 2018.02.09

(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 108390871 A

(43)申请公布日 2018.08.10

(73)专利权人 西安交通大学  
地址 710049 陕西省西安市碑林区咸宁西路28号

(72)发明人 侯兴松 张燕 王小瑞

(74)专利代理机构 西安通大专利代理有限责任公司 61200

代理人 高博

(51)Int.Cl.  
H04L 29/06(2006.01)

(56)对比文件

EP 2285114 A2,2011.02.16,  
JP H06214972 A,1994.08.05,  
CN 102273206 A,2011.12.07,  
CN 101389032 A,2009.03.18,  
US 9363531 B2,2016.06.07,  
李星秀,韦志辉.基于局部自回归模型的压缩感知视频图像递归重建算法.《电子学报》.2012,第40卷(第9期),1795-1800.

李然,干宗良,崔子冠,武明虎,朱秀昌.联合时空特征的视频分块压缩感知重构.《电子与信息学报》.2014,第36卷(第2期),285-292.

审查员 王丹

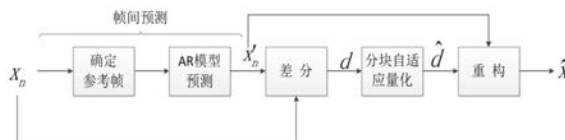
权利要求书2页 说明书7页 附图1页

(54)发明名称

一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,首先确定各原始帧数据相关性较强的参考帧,将参考帧进行AR模型帧间预测后得到预测帧,然后用原始帧数据和前一帧重构数据进行差分建立差分模型,将当前帧与其预测帧的差值做BAQ的压缩及解压得到恢复的差值数据,最后将恢复的差值数据与预测帧相加得到重构的数据。具有帧间预测相关性强、差分过程量化误差小、重构图像恢复度高等特点。



1. 一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,其特征在于,首先确定各原始帧数据的参考帧,将参考帧进行AR模型帧间预测后得到预测帧,然后用原始帧数据和前一帧重构数据进行差分建立差分模型,将当前帧与其预测帧的差值做BAQ的压缩及解压得到恢复的差值数据,最后将恢复的差值数据与预测帧相加得到重构的数据,包括以下步骤:

S1、取深空探测雷达的M帧道数据,对每组帧道数据进行N个点的采样,并将采样数据量化为16位存储的数据,将其作为原始帧数据;

S2、对于原始帧数据中的当前帧,将其与之前的多项帧数据做差值;

S3、对步骤S2中得到的各个差值数据求其1-范数和小数据占比,将1-范数和小数据占比的乘积作为评定参考帧的指标,评定参考帧具体为:分别对差值求1-范数 $\text{norm1}(A)$ 和小数据占比 $\text{Small\_data\_ratio}(A)$ ,1-范数 $\text{norm1}(A)$ 用于判断数据动态范围,小数据占比 $\text{Small\_data\_ratio}(A)$ 用于判断量化误差,最后将两个指标乘积作为最终预测指标,1-范数 $\text{norm1}(A)$ 数值越小,动态范围越小,对于数组 $A=[a_1, a_2, \dots, a_m]$ ,1-范数定义如下:

$$\text{norm1}(A) = |a_1| + |a_2| + \dots + |a_m|$$

其中, $a$ 表示数组 $A$ 中的元素, $m$ 表示数组 $A$ 中的元素个数,将差值数据进行归一化处理,取归一化后数据最大值与最小值的二分之一为阈值,将归一化后小于阈值的数据定义为小数据,小数据占比定义如下:

$$\text{small\_data\_ratio} = N1/N2$$

其中, $N1$ 为小数据的数量, $N2$ 为总数据量,小数据占比 $\text{Small\_data\_ratio}(A)$ 中数值小的数据越多,量化误差越小;

S4、根据步骤S3得到的乘积指标确定预测过程中所需要的参考帧;

S5、重复步骤S2到S4,依次得到各帧数据对应的参考帧;

S6、建立AR模型,将步骤S5各组参考帧数据经过AR模型预测后,分别选择其最优预测系数,经计算得到各帧数据的预测帧;

S7、对当前帧和由步骤S6得到的预测帧做差分,得到差值数据;

S8、将步骤S7得到的差值数据经分块自适应量化算法过程进行压缩、解压后,得到恢复差值;

S9、将步骤S1原始帧数据与步骤S8恢复差值相加得到重构帧数据,由重构帧数据和原始帧数据计算峰值信噪比PSNR和逼真度 $K$ 共同判断重构数据的重构度,完成数据重构。

2. 根据权利要求1所述的一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,其特征在于,步骤S2具体如下:

取消遍历的过程,对当前帧之前的 $n-1$ 帧数据做一差值遍历;分别确定各个帧数据的最优参考帧距当前帧位置距离的最大值 $d_1$ 和各个帧数据的次优参考帧距当前帧的位置距离的最大值 $d_2$ ,将当前帧与之前的 $d_1$ 项帧数据做差值计算得到最优参考帧;将当前帧与之前的 $d_2$ 项帧数据做差值计算得到次优参考帧。

3. 根据权利要求1所述的一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,其特征在于,步骤S6中,进行AR模型预测其预测阶数 $p \geq 2$ ,且进行AR预测选取的帧数据必须与当前帧具有相关性,参考帧包括最优参考帧及次优参考帧,具体为:定义最优参考帧和次优参考帧分别为当前帧相关性最强的一帧数据及相关性次强的一帧数据。

4. 根据权利要求1所述的一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,其特征在

于,步骤S6中,AR模型具体如下:

$$\hat{x}(n) = -a(2)x(n-1) - a(3)x(n-2) - \dots - a(p+1)x(n-p)$$

其中,  $\hat{x}$  为预测帧数据,  $x$  为原始帧数据,  $n$  为预测帧数据的位置数,  $a$  为预测系数,  $p$  为预测阶数。

5. 根据权利要求1所述的一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,其特征在于,步骤S8具体为:对差值数据进行分块,计算块内均值、方差,将每个数据块进行归一化处理符合均值为0,方差为1的高斯分布,以(0,1)高斯分布为基础进行量化,计算输出电平,将输出电平进行编码并传输,由数据块、数据块方差及输出电平恢复出重构差值数据。

6. 根据权利要求1所述的一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,其特征在于,步骤S9重构过程中,对于16位存储的数据,定义峰值信噪比PSNR如下:

$$\text{PSNR} = s/e$$

$$\text{其中, } s = 65535^2, e = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i, j) - g(i, j)]^2;$$

定义逼真度K如下:

$$K = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |f(i, j)| * |g(i, j)|}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g(i, j)^2}$$

其中,  $f(i, j)$  为压缩后数据,  $g(i, j)$  为未压缩的原始数据。

## 一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于图像压缩技术领域,具体涉及一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法。

### 背景技术

[0002] 随着“嫦娥一号”探月工程的成功发射,标志中国探索太空的过程正向深空探测发展。深空探测是指对月球和月球以远的天体和空间进行的探测,其主要目的是开发和利用空间资源,发展空间技术,进行科学研究,探索太阳系和宇宙的起源,扩展人类的生存空间,为人类社会的长期可持续发展服务。深空探测有着重要的军事和政治意义,使人类在新世纪的三大航天活动之一。

[0003] 进行深空探测研究的主要工具包括无线电科学、雷达和射电天文学,其中雷达由于其独特的特点无论在深空通信网中还是在目标特性探测中均起到特别重要的作用。它实时性强、测量信息丰富,可以主动地、全天候地对空间目标进行探测。

[0004] 深空探测中,为了研究星体地下次表层结构以及是否存在水冰,需要搭载探测雷达载荷。为了获得高的雷达分辨率,需要雷达带宽尽可能宽,这就使得雷达数据率大幅增加。但深空探测中,数据有效下行速率有限,因而需要对数据进行压缩后再下传。但目前绝大多数压缩方案并不适合深空探测雷达数据的压缩。因此,需要针对数据特点,设计有效的压缩算法。

[0005] 在一定范围内,星体次表层以下地质结构和分层信息沿地表是缓变的,这使得相邻的次表层区域反射的雷达回波相似,雷达相邻帧道(相邻区域的雷达回波)的数据具有相关性。利用这种相关性,对相邻帧数据做差值,差值数据的动态范围相对于原数据会大幅减小。

[0006] 在量化区间数量一定的条件下,数据的动态范围越小,量化区间长度越小,引起的量化误差也就越小。因此,可以通过差值减小动态范围,从而减小量化误差。

[0007] 在雷达回波较强的区域,差值数据动态范围被大幅减小,而与当前帧数据最相关的不一定是其前一帧数据,所以在进行差分运算前,需要对当前帧的前若干帧数据进行预测,找出最相关的某帧数据进行差分。

### 发明内容

[0008] 本发明所要解决的技术问题在于针对上述现有技术中的不足,提供一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,具有帧间预测相关性强、差分过程量化误差小、重构图像恢复度高等特点。

[0009] 本发明采用以下技术方案:

[0010] 一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,首先确定各原始帧数据相关性较强的参考帧,将参考帧进行AR模型帧间预测后得到预测帧,然后用原始帧数据和前一帧重构数据进行差分建立差分模型,将当前帧与其预测帧的差值做BAQ的压缩及解压得到恢

复的差值数据,最后将恢复的差值数据与预测帧相加得到重构的数据。

[0011] 具体的,包括以下步骤:

[0012] S1、取深空探测雷达的M帧道数据,对每组帧道数据进行N个点的采样,并将采样数据量化为16位存储的数据,将其作为原始帧数据;

[0013] S2、对于原始帧数据中的当前帧,将其与之前的多项帧数据做差值;

[0014] S3、对步骤S2中得到的各个差值数据求其1-范数和小数据占比,将1-范数和小数据占比的乘积作为评定参考帧的指标;

[0015] S4、根据步骤S3得到的乘积指标确定预测过程中所需要的参考帧;

[0016] S5、重复步骤S2到S4,依次得到各帧数据对应的参考帧;

[0017] S6、建立AR模型,将步骤S5各组参考帧数据经过AR模型预测后,分别选择其最优预测系数,经计算得到各帧数据的预测帧;

[0018] S7、对当前帧和由步骤S6得到的预测帧做差分,得到差值数据;

[0019] S8、将步骤S7得到的差值数据经分块自适应量化算法过程进行压缩、解压后,得到恢复差值;

[0020] S9、将步骤S1原始帧数据与步骤S8恢复差值相加得到重构帧数据,由重构帧数据和原始帧数据计算峰值信噪比PSNR和逼真度K共同判断重构数据的重构度,完成数据重构。

[0021] 进一步的,步骤S2具体如下:

[0022] 取消遍历的过程,对当前帧之前的n-1帧数据做一差值遍历;分别确定各个帧数据的最优参考帧距当前帧位置距离的最大值 $d_1$ 和各个帧数据的次优参考帧距当前帧的位置距离的最大值 $d_2$ ,将当前帧与之前的 $d_1$ 项帧数据做差值计算得到最优参考帧;将当前帧与之前的 $d_2$ 项帧数据做差值计算得到次优参考帧。

[0023] 进一步的,步骤S3中评定参考帧具体为,分别对差值求1-范数 $\text{norm1}(A)$ 和小数据占比 $\text{Small\_data\_ratio}(A)$ ,1-范数 $\text{norm1}(A)$ 用于判断数据动态范围,小数据占比 $\text{Small\_data\_ratio}(A)$ 用于判断量化误差,最后将两个指标乘积作为最终预测指标。

[0024] 进一步的,1-范数 $\text{norm1}(A)$ 数值越小,动态范围越小,对于数组 $A=[a_1, a_2, a_2, \dots, a_m]$ ,1-范数定义如下:

[0025]  $\text{norm1}(A) = |a_1| + |a_2| + \dots + |a_m|$

[0026] 其中,a表示数组A中的元素,m表示数组A中的元素个数。

[0027] 进一步的,将差值数据进行归一化处理,取归一化后数据最大值与最小值的二分之一为阈值,将归一化后小于阈值的数据定义为小数据,小数据占比定义如下:

[0028]  $\text{small\_data\_ratio} = N1/N2$

[0029] 其中,N1为小数据的数量,N2为总数据量,小数据占比 $\text{Small\_data\_ratio}(A)$ 中数值小的数据越多,量化误差越小。

[0030] 进一步的,步骤S6中,进行AR模型预测其预测阶数 $p \geq 2$ ,且进行AR预测选取的帧数据必须与当前帧具有相关性,参考帧包括最优参考帧及次优参考帧,具体为:定义最优参考帧和次优参考帧分别为当前帧相关性最强的一帧数据及相关性次强的一帧数据。

[0031] 进一步的,步骤S6中,AR模型具体如下:

[0032]  $\hat{x}(n) = -a(2)x(n-1) - a(3)x(n-2) - \dots - a(p+1)x(n-p)$

[0033] 其中, $\hat{x}$ 为预测帧数据,x为原始帧数据,n为预测帧数据的位置数,a为预测系数,p

为预测阶数。

[0034] 进一步的,步骤S8具体为:对差值数据进行分块,计算块内均值、方差,将每个数据块进行归一化处理符合均值为0,方差为1的高斯分布,以(0,1)高斯分布为基础进行量化,计算输出电平,将输出电平进行编码并传输,由数据块、数据块方差及输出电平恢复出重构差值数据。

[0035] 进一步的,步骤S9重构过程中,对于16位存储的数据,定义峰值信噪比PSNR如下:

[0036]  $PSNR = s/e$

[0037] 其中,  $s = 65535^2$ ,  $e = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i, j) - g(i, j)]^2$ ;

[0038] 定义逼真度K如下:

[0039] 
$$K = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |f(i, j)| * |g(i, j)|}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g(i, j)^2}$$

[0040] 其中,  $f(i, j)$  为压缩后数据,  $g(i, j)$  为未压缩的原始数据, K值越接近1,说明重构数据与原始数据相似度越高。

[0041] 与现有技术相比,本发明至少具有以下有益效果:

[0042] 本发明提供了一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,建立AR模型,将原始帧数据经过AR模型帧间预测后得到最优参考帧及次优参考帧,进而得到每帧数据相关性最强和相关性次强的两帧预测帧,将当前帧与其预测帧的差值做BAQ算法压缩及解压得到恢复的差值数据,然后将恢复的差值数据与预测帧相加得到重构的数据,与传统的分块自适应量化算法相比,本发明方法利用了雷达原始数据相邻帧道数据具有相关性和相关帧数据残差数据的动态范围相对于原数据会大幅减小的特点,具有帧间预测相关性强、差分过程量化误差小、重构图像恢复度高等优点。

[0043] 进一步的,采用帧间相关性确定帧数据参考帧、AR模型帧间预测、分块自适应量化算法(BAQ)、帧数据差分及重构技术,在保证一定计算量的前提下,实现了较高的峰值信噪比和数据重构度。具有帧间预测相关性强、差分过程量化误差小、重构数据恢复度高等特点。

[0044] 进一步的,将帧数据的最优相关帧及次优参考帧放入AR模型(自回归模型)中得到预测帧,由预测帧与原始帧数据的插值进行BAQ算法的压缩机解压,最后恢复重构数据,构建出的数据不仅具有较高的峰值信噪比,还具有较高的重构度。

[0045] 下面通过附图和实施例,对本发明的技术方案做进一步的详细描述。

## 附图说明

[0046] 图1为本发明的流程示意图;

[0047] 图2为本发明分块BAQ(自适应量化)算法的压缩解压流程图。

## 具体实施方式

[0048] 请参阅图1,本发明一种基于自回归模型帧预测的雷达数据压缩方法,将原始帧数

据经过AR模型帧间预测后得到每帧数据相关性最强的预测帧,将当前帧与其预测帧的差值做BAQ的压缩及解压得到恢复的差值数据,然后将恢复的差值数据与预测帧相加得到重构的数据,具体步骤如下:

[0049] S1、取深空探测雷达的M个帧道数据,对每组帧道数据进行N个点的采样,并将采样数据量化为16位存储的数据,将其作为本发明所使用的原始帧数据;

[0050] S2、对于当前帧,将其与之前的多项帧数据做差值,具体实施方法如下:

[0051] 首先对当前帧之前的帧数据做一差值遍历,因之后的步骤中考虑选取与当前帧相关性最强和相关性次强的两帧数据,由此达到恢复数据的最佳效果,所以实际上的步骤S2可以取消遍历的过程以此来减少这一过程的计算量,这就需要两组位置信息,具体如下:

[0052] 各个帧数据的最优参考帧距当前帧的位置距离的最大值 $d_1$ ;

[0053] 各个帧数据的次优参考帧距当前帧的位置距离的最大值 $d_2$ ;

[0054] 对于计算最优参考帧,将其与之前的 $d_1$ 项帧数据做差值,对于计算次优参考帧,将其与之前的 $d_2$ 项帧数据做差值;

[0055] S3、对步骤S2中得到的各个差值数据求其1范数和小数据占比,将这两项系数的乘积作为评定参考帧的指标;

[0056] 评定参考帧过程为:

[0057] 帧间预测的目的是找到最优参考帧及次优参考帧,即找出与当前帧相关性最强和相关性次强的两帧数据。预测指标的设计既要能反映差值数据的动态范围,又要使得对差值的量化误差最小。这里综合准确性和计算复杂度,分别对差值求1-范数和小数据占比,1-范数判断数据动态范围,小数据占比判断量化误差,最后将两个指标乘积作为最终预测指标,其中:

[0058] 1-范数: $\text{norm1}(A)$

[0059] 对于数组 $A=[a_1, a_2, a_2, \dots, a_m]$ ,1-范数被定义为:

[0060]  $\text{norm1}(A) = |a_1| + |a_2| + \dots + |a_m|$

[0061] 其中,a表示数组A中的元素,m表示数组A中的元素个数。

[0062] 1-范数数值越小,动态范围越小。

[0063] 小数据占比: $\text{Small\_data\_ratio}(A)$

[0064] 将差值数据进行归一化处理,取归一化后数据的最大值与最小值的二分之一为阈值,将归一化后小于阈值的数据定义为小数据,其数量为 $N_1$ ,总数据量为 $N_2$ ,

[0065] 则小数据占比定义为:

[0066]  $\text{small\_data\_ratio} = N_1/N_2$

[0067] 显然,数值小的数据越多,量化误差越小。

[0068] S4、由步骤S3得到指标来确定预测过程所需要的参考帧;

[0069] 参考帧采用的是最优参考帧及次优参考帧选取过程为:

[0070] 对当前帧求其相关性最强的一帧数据及相关性次强的一帧数据,分别称之为最优参考帧和次优参考帧,选取的理由为进行AR预测其预测阶数 $p \geq 2$ ,且进行AR预测选取的帧数据必须与当前帧具有相关性,对此经过测试后得到由最优参考帧和次优参考帧进行AR预测得到的重构数据的峰值信噪比和重构度较高;

[0071] S5、重复步骤S2到S4,依次得到各帧数据对应的参考帧数据;

[0072] AR模型是一种线性预测,即已知N个数据,可由模型推出第N点前面或后面的数据。

[0073] AR模型原理:

$$[0074] \quad \hat{x}(n) = -a(2)x(n-1) - a(3)x(n-2) - \dots - a(p+1)x(n-p)$$

[0075] 其中,  $\hat{x}$  为预测帧数据,  $x$  为原始帧数据,  $n$  为预测帧数据的位置数,  $a$  为预测系数,  $p$  为预测阶数;

[0076] S6、建立AR模型,各组参考帧数据经过AR模型预测后,分别选择其最优预测系数,经计算得到各帧数据的预测帧;

[0077] S7、差分过程:即得到当前帧与预测帧的差值数据;

[0078] 差分过程的目的是降低数据动态范围;

[0079] 最基础的差分方式就是用两帧原始数据进行差分,但这种模型的量化噪声会积累,影响重构结果。

[0080] 针对误差积累,改进基本的差分模型,用原始帧数据和前一帧重构数据进行差分,将这种差分方式作为本文所使用的差分模型。

[0081] S8、分块自适应量化算法,即将步骤S7得到差值数据经BAQ算法过程压缩、解压后,得到恢复差值,如图2所示;

[0082] S9、重构过程:即预测帧与恢复差值相加得到重构帧数据;由步骤S1的原始帧数据与步骤S8得到的恢复差值相加得到重构帧数据,重构帧数据和原始帧数据计算峰值信噪比和逼真度,由以上两个指标共同判断重构数据的重构度。

[0083] 峰值信噪比定义为:

$$[0084] \quad \text{PSNR} = s/e$$

[0085] 其中,对于16位存储的数据:

$$[0086] \quad s = 65535^2$$

$$[0087] \quad e = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i, j) - g(i, j)]^2$$

[0088] 逼真度定义为:

$$[0089] \quad K = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |f(i, j)| * |g(i, j)|}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g(i, j)^2}$$

[0090] 其中,  $f(i, j)$  为压缩后数据,  $g(i, j)$  为未压缩的原始数据,  $K$  值越接近1,说明重构数据与原始数据相似度越高。

[0091] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。通常在此处附图中的描述和所示的本发明实施例的组件可以通过各种不同的配置来布置和设计。因此,以下对在附图中提供的本发明的实施例的详细描述并非旨在限制要求保护的本发明的范围,而是仅仅表示本发明的选定实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。



[0092] 取深空探测雷达的帧道数据作为本发明所使用的原始数据,取其中一帧作为当前帧,将其与之前的多项帧数据做差值,做差值这一部分本身是一个遍历的过程,但由于本发明需要对当前帧求其相关性最强的一帧数据及相关性次强的一帧数据,分别称之为最优参考帧和次优参考帧,因此在一次遍历之后即可掌握最优帧和次优帧的位置,将其位置信息记录后,当需要再次计算相关性时位置信息可直接使用,从而减少计算量;

[0093] 其中,预测指标的设计既要能反映差值数据的动态范围,又要使得对差值的量化误差最小。这里综合准确性和计算复杂度,分别对差值求1-范数和小数据占比,1-范数判断数据动态范围,小数据占比判断量化误差,最后将两个指标乘积作为最终预测指标。

[0094] AR模型是一种线性预测,即已知N个数据,可由模型推出第N点前面或后面的数据;对于选取最优参考帧和次优参考帧的理由为进行AR模型预测其预测阶数 $p \geq 2$ ,且进行AR预测选取的帧数据必须与当前帧具有相关性,对此经过测试后得到由最优参考帧和次优参考帧进行AR模型预测得到的重构数据,其峰值信噪比和重构度都是最高的,因此由最优参考帧和次优参考帧来构建AR模型得到当前帧的预测帧。

[0095] 接下来就是差分过程,最基础的差分方式就是用两帧原始数据进行差分,但这种模型的量化噪声会积累,影响重构结果。针对误差积累,改进基本的差分模型,用原始帧数据和前一帧重构数据进行差分,将这种差分方式作为本发明所使用的差分模型,可以达到减少量化误差的效果。

[0096] 对差值数据进行分块,计算块内均值、方差,将每个数据块进行归一化处理,使它们符合均值为0,方差为1的高斯分布。以(0,1)高斯分布为基础进行量化,计算输出电平,将输出电平进行编码并传输,由数据块、数据块方差及输出电平恢复出重构差值数据。

[0097] 最后,将预测帧与恢复差值相加得到重构帧数据,由重构帧数据和原始帧数据计算峰值信噪比和逼真度,由以上两个指标共同判断重构数据的重构度。

[0098] 表1为本发明方法与BAQ算法的性能比较,其中n为BAQ的量化位数;

| 压缩方法   | 压缩比 (16: n)  | 峰值信噪比 PSNR/dB    | 逼真度 K            |
|--------|--------------|------------------|------------------|
| BAQ 算法 | 16: 2        | 4131.54726167078 | 0.9997           |
|        | 16: 3        | 13305.4017712872 | 0.9999           |
|        | 16: 4        | 46902.8799100700 | 1.0000           |
|        | 16: 5        | 176957.037227203 | 1.0000           |
|        | [0099] 16: 6 | 488109.952294451 | 1.0000           |
|        | 本发明算法        | 16: 2            | 12165.7182658469 |
| 16: 3  |              | 39916.9911820586 | 1.0000           |
| 16: 4  |              | 144114.865317219 | 1.0000           |
| 16: 5  |              | 532722.516762250 | 1.0000           |
| 16: 6  |              | 1604977.05543061 | 1.0000           |

[0100] 从上表可以得出以下结论:

[0101] (1) 相同压缩比条件下,本发明算法的峰值信噪比大约为BAQ算法的3倍左右,说明重构后的数据与原数据的相似度高;

[0102] (2) 在高压缩比的情况下,本发明的算法逼真度K明显高于BAQ算法,说明本发明方法压缩后的数据更适合成像。

[0103] (3) 随着压缩比的降低,峰值信噪比和逼真度均逐渐增强。

[0104] 以上内容仅为说明本发明的技术思想,不能以此限定本发明的保护范围,凡是按照本发明提出的技术思想,在技术方案基础上所做的任何改动,均落入本发明权利要求书的保护范围之内。

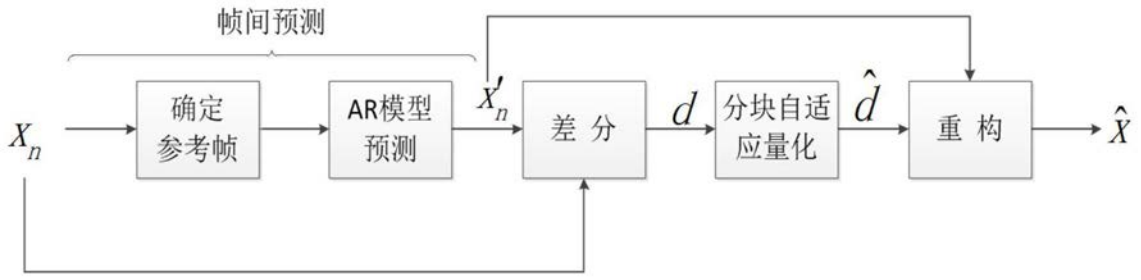


图1

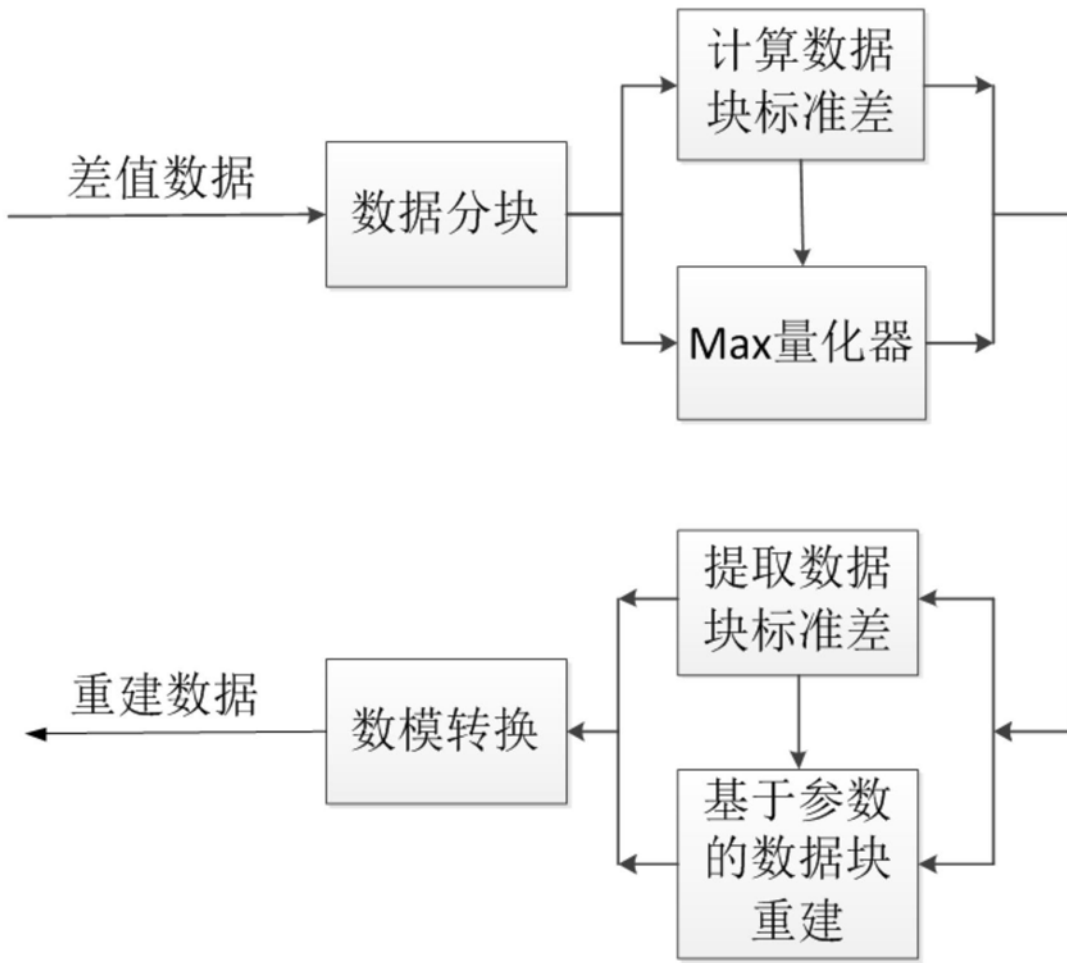


图2