



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103281555 B

(45) 授权公告日 2015.06.10

(21) 申请号 201310145415.3

(22) 申请日 2013.04.24

(73) 专利权人 北京邮电大学  
地址 100876 北京市海淀区西土城路 10 号

(72) 发明人 李文璟 孟洛明 刘继春 王智立  
陈兴渝 芮兰兰 亓峰

(74) 专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

代理人 王莹

(51) Int. Cl.

H04N 17/00(2006.01)

H04N 21/647(2011.01)

审查员 王亚辉

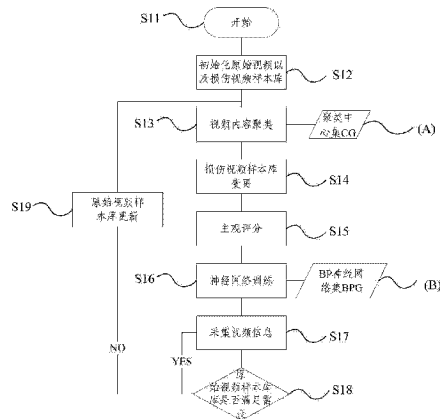
权利要求书2页 说明书8页 附图7页

(54) 发明名称

基于半参考评估的视频流业务 QoE 客观评估方法

(57) 摘要

本发明涉及多媒体质量评估技术领域,具体涉及一种基于半参考评估的视频流业务 QoE 客观评估方法。该方法包括:QoE 评估方法训练以及视频流业务 QoE 评估;QoE 评估方法训练包括步骤:建立原始视频样本库以及损伤视频样本库;向原始视频样本库写入视频,将损伤视频样本库置空;对原始视频样本库中视频进行内容聚类得到聚类中心集;对原始视频样本库中视频进行损伤处理并写入损伤视频样本库;对损伤视频样本库中视频进行主观评分;结合损伤处理时使用的参数以及主观评分进行神经网络训练,得到与内容聚类结果对应的神经网络集;视频流业务 QoE 评估包括:根据聚类中心集进行视频内容分类以及通过神经网络集进行视频流业务 QoE 评估。



1. 一种基于半参考评估的视频流业务 QoE 客观评估方法,其特征在于,包括:QoE 评估方法训练以及视频流业务 QoE 评估;

所述 QoE 评估方法训练包括步骤:

S11. 建立原始视频样本库以及损伤视频样本库;

S12. 向所述原始视频样本库写入视频,将损伤视频样本库置空;

S13. 对原始视频样本库中视频进行内容聚类得到聚类中心集;

S14. 对原始视频样本库中视频进行损伤处理并写入所述损伤视频样本库;

S15. 对所述损伤视频样本库中视频进行主观评分;

S16. 结合所述损伤处理时使用的参数以及主观评分进行神经网络训练,得到与内容聚类结果对应的神经网络集;

S17. 周期性采集视频信息,包括内容信息以及 QoE 评估结果;

S18. 根据采集到的视频信息判断原始视频样本库中视频以及内容聚类是否满足当前网络现状及要求:

是,则跳转至步骤 S17;

否,则跳转至步骤 S19;

S19. 根据采集到的视频信息更新所述原始视频样本库中视频并跳转至步骤 S13;

所述步骤 S18 具体包括:

判断周期性采集到的视频内容特征是否没有偏离现有视频内容类型的聚类中心且周期性采集到的视频 QoE 的评估准确度是否能够达到目标程度;

所述视频流业务 QoE 评估包括:根据所述聚类中心集进行视频内容分类以及通过神经网络集进行视频流业务 QoE 评估。

2. 根据权利要求 1 所述的视频流业务 QoE 客观评估方法,其特征在于,所述步骤 S13 包括:

S131. 计算原始视频样本库中视频的特征指标;包括空间感知信息、时间感知信息以及场景变换频率;

S132. 基于所述特征指标对原始视频样本库中视频进行聚类分析。

3. 根据权利要求 2 所述的视频流业务 QoE 客观评估方法,其特征在于,所述内容聚类采用三维 K-均值聚类分析方法;所述三维 K-均值聚类分析方法中选择欧式距离进行计算。

4. 根据权利要求 1 所述的视频流业务 QoE 客观评估方法,其特征在于,所述步骤 S14 中,使用比特率、帧率、I 帧丢帧率、P 帧丢帧率以及 B 帧丢帧率 5 个参数的不同组合对原始视频进行损伤处理,将得到的损伤视频写入损伤视频样本库。

5. 根据权利要求 1 所述的视频流业务 QoE 客观评估方法,其特征在于,基于单一刺激法,对所述损伤视频样本库中视频进行主观评分。

6. 根据权利要求 1 所述的视频流业务 QoE 客观评估方法,其特征在于,所述步骤 S16 中,根据 BP 神经网络进行神经网络训练;所述 BP 神经网络的输入层包括 5 个输入节点,分别对应 5 个客观评估指标:比特率、帧率、I 帧丢帧率、P 帧丢帧率以及 B 帧丢帧率;

所述 BP 神经网络为基于列文伯格-马夸尔特算法的 BP 神经网络。

7. 根据权利要求 1-6 任意一项所述的视频流业务 QoE 客观评估方法,其特征在于,所述视频流业务 QoE 评估包括步骤:

S21. 结合所述聚类中心集对待评估视频进行内容归类；

S22. 采集待评估视频的参数信息；包括：比特率、帧率、I 帧丢帧率、P 帧丢帧率以及 B 帧丢帧率；

S23. 根据所述神经网络集以及待评估视频的参数信息对待评估视频进行 QoE 评估。

8. 根据权利要求 7 所述的视频流业务 QoE 客观评估方法，其特征在于，所述步骤 S21 包括：

S211. 计算待评估视频的特征指标；包括空间感知信息、时间感知信息以及场景变换频率；

S212. 基于所述特征指标对待评估视频进行内容归类；对于未知内容的待评估视频，计算其与聚类中心集中各个聚类中心的距离，以距离最近的聚类中心的视频内容类型为其类型。

9. 根据权利要求 7 所述的视频流业务 QoE 客观评估方法，其特征在于，所述步骤 S23 包括：

基于待评估视频的归类结果，从所述神经网络集中选取对应的神经网络模型；

根据选取的神经网络模型，结合所述待评估视频的参数信息，对待评估视频进行 QoE 评估。

## 基于半参考评估的视频流业务 QoE 客观评估方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及多媒体质量评估技术领域,具体涉及一种基于半参考评估的视频流业务 QoE 客观评估方法。

### 背景技术

[0002] 随着网络质量不断提升,用户对实时多媒体质量的要求也逐渐提高。而体验质量(Quality of Experience, QoE)是从用户主观感知出发的评估指标,可以直接反映用户对服务的认可程度,因此, QoE 成为了改善网络质量提高用户满意度的主要依据。如何提高 QoE 评估的准确度已经成为目前亟待解决的问题。

[0003] 目前,对 QoE 的评估主要有两种方法:主观评估和客观评估。主观评估是用户对视频质量直接做出评价,其结果很准确,但实时性很差、花费较大且不易实现。而 QoE 客观评估致力于分析研究客观指标的变化对视频 QoE 的影响,并建立与主观评价一致的 QoE 评价模型,其易于对 QoE 进行实时测量和评估且可控性强,是目前 QoE 评估领域的研究热点。

[0004] 目前视频流业务的客观评估主要是量化视频输出序列与原始序列的差异,从而实现视频流业务 QoE 的客观评估。总体而言,视频流业务的客观评估可以分为以下三类:全参考方法、无参考方法以及半参考方法。全参考直接对受损视频与参考视频信号进行比较来获得主观感知质量,基于全参考评估方法的 QoE 评估精确度很高,但是在当前以实时视频传输为主的网络环境下,其带来的高计算复杂度与时间复杂度,已经无法满足 QoE 管理的要求。无参考方法仅仅对视频输出序列进行质量评估,可以达到很高的实时性,并且花费很小,但是其精确度却并不是很高。对于半参考评估方法,其选择输入和输出的部分参数进行比较来获得 QoE 评估分数,虽然其精确度低于全参考方法,却获得了一定程度的实时性,相比较无参考方法,它的精确性方面也占有一定的优势,因此,半参考评估方法得到了越来越广泛的关注。

### 发明内容

[0005] (一)要解决的技术问题

[0006] 本发明的目的在于提供一种基于半参考评估的视频流业务 QoE 客观评估方法,用以进一步提高 QoE 评估的实时性、有效性以及准确性。

[0007] (二)技术方案

[0008] 本发明技术方案如下:

[0009] 一种基于半参考评估的视频流业务 QoE 客观评估方法,包括:QoE 评估方法训练以及视频流业务 QoE 评估;

[0010] 所述 QoE 评估方法训练包括步骤:

[0011] S11. 建立原始视频样本库以及损伤视频样本库;

[0012] S12. 向所述原始视频样本库写入视频,将损伤视频样本库置空;

[0013] S13. 对原始视频样本库中视频进行内容聚类得到聚类中心集;

- [0014] S14. 对原始视频样本库中视频进行损伤处理并写入所述损伤视频样本库；
- [0015] S15. 对所述损伤视频样本库中视频进行主观评分；
- [0016] S16. 结合所述损伤处理时使用的参数以及主观评分进行神经网络训练,得到与内容聚类结果对应的神经网络集；
- [0017] 所述视频流业务 QoE 评估包括:根据所述聚类中心集进行视频内容分类以及通过神经网络集进行视频流业务 QoE 评估。
- [0018] 优选的,所述步骤 S13 包括:
- [0019] S131. 计算原始视频样本库中视频的特征指标;包括空间感知信息、时间感知信息以及场景变换频率;
- [0020] S132. 基于所述特征指标对原始视频样本库中视频进行聚类分析。
- [0021] 优选的,所述内容聚类采用三维 K-均值聚类分析方法;所述三维 K-均值聚类分析方法中选择欧式距离进行计算。
- [0022] 优选的,使用比特率、帧率、I 帧丢帧率、P 帧丢帧率以及 B 帧丢帧率 5 个参数的不同组合对视频进行损伤处理。
- [0023] 优选的,基于单一刺激法,对所述损伤视频样本库中视频进行主观评分。
- [0024] 优选的,所述步骤 S16 中,根据 BP 神经网络进行神经网络训练;所述 BP 神经网络的输入层包括 5 个输入节点,分别对应 5 个客观评估指标:比特率、帧率、I 帧丢帧率、P 帧丢帧率以及 B 帧丢帧率;
- [0025] 所述 BP 神经网络为基于列文伯格-马夸尔特算法的 BP 神经网络。
- [0026] 优选的,所述 QoE 评估方法训练在步骤 S16 之后还包括:
- [0027] S17. 周期性采集视频信息,包括视频特征信息以及 QoE 主观评估结果;
- [0028] S18. 根据采集到的视频信息判断原始视频样本库中视频以及内容聚类是否满足当前网络现状及要求:
- [0029] 是,则跳转至步骤 S17;
- [0030] 否,则跳转至步骤 S19;
- [0031] S19. 根据采集到的视频信息更新所述原始视频样本库中视频并跳转至步骤 S13。
- [0032] 优选的,所述根据训练结果进行 QoE 评估包括步骤:
- [0033] S21. 结合所述聚类中心集对待评估视频进行内容归类;
- [0034] S22. 采集待评估视频的参数信息;包括:比特率、帧率、I 帧丢帧率、P 帧丢帧率以及 B 帧丢帧率;
- [0035] S23. 根据所述神经网络集以及待评估视频的参数信息对待评估视频进行 QoE 评估。
- [0036] 优选的,所述步骤 S21 包括:
- [0037] S211. 计算待评估视频的特征指标;包括空间感知信息、时间感知信息以及场景变换频率;
- [0038] S212. 基于所述特征指标对待评估视频进行内容归类;对于未知内容的待评估视频,计算其与聚类中心集中各个聚类中心的距离,以距离最近的聚类中心的视频类型为其类型。
- [0039] 优选的,所述步骤 S23 包括:

[0040] 基于待评估视频的聚类结果,从所述神经网络集中选取对应的神经网络模型;  
[0041] 根据选取的神经网络模型,结合所述待评估视频的参数信息,对待评估视频进行 QoE 评估。

[0042] (三) 有益效果

[0043] 本发明所提供的基于半参考评估的视频流业务 QoE 客观评估方法,将视频 QoE 的评估方法分为视频内容聚类、BP 神经网络训练以及视频 QoE 评估三个部分;通过将视频内容聚类作为视频质量评估的关键影响因素,有助于提高 QoE 评估的有效性以及准确性;通过神经网络训练,提高了 QoE 评估的速度,这在实时视频 QoE 评估中有重要的作用;因此,本发明不但能够大幅度提高 QoE 评估的有效性以及准确性,而且提升了 QoE 评估的速度,保证了 QoE 评估的实时性。

### 附图说明

[0044] 图 1 是本发明实施例中 QoE 评估方法训练的流程示意图;  
[0045] 图 2 是本发明实施例中原始样本数据库中视频内容聚类的流程示意图;  
[0046] 图 3 是本发明实施例中视频流业务 QoE 评估的流程示意图;  
[0047] 图 4 是本发明实施例中对待评估视频内容聚类的流程示意图;  
[0048] 图 5 是本发明实施例中神经网络的评估流程示意图;  
[0049] 图 6 是本发明实施例中视频内容聚类划分直方图;  
[0050] 图 7 是本发明实施例中视频内容聚类划分结果示意图;  
[0051] 图 8- 图 12 是本发明实施例中五种视频内容类型视频评估结果示意图。

### 具体实施方式

[0052] 下面结合附图和实施例,对本发明的具体实施方式做进一步描述。以下实施例仅用于说明本发明,但不用来限制本发明的范围。

[0053] 本发明所提供的一种基于半参考评估的视频流业务 QoE 客观评估方法,主要包括 QoE 评估方法训练以及视频流业务 QoE 评估两大部分;下面结合附图对两大部分分别加以详细说明。

[0054] QoE 评估方法训练的流程如图 1 中所示,其主要包括以下步骤:

[0055] S11. 开始执行基于内容聚类的视频 QoE 评估的训练流程:

[0056] 首先建立原始视频样本库以及损伤视频样本库。

[0057] S12. 初始化原始视频样本库和损伤视频样本库:

[0058] 该步骤中,选择具有典型内容的 H. 264/AVC 编码的视频,加入原始视频样本库进行初始化,并将损伤视频样本库初始化为空。

[0059] S13. 对原始视频样本库中视频进行内容聚类,输出包含 K 种内容类型的聚类中心集 CG:

[0060] 本实施例中的视频内容聚类方法采用三维的 K- 均值聚类分析方法,其流程如图 2 中所示,主要包括步骤:

[0061] S131. 输入原始视频样本库;

[0062] 计算原始视频样本库中视频的特征指标;特征指标包括空间感知信息 SI、时间感

知信息 TI 以及场景变换频率 FSC ;具体计算方法如下所述 :

[0063] 根据 ITU-T 标准 P. 910 的定义,计算空间感知信息 SI 和时间感知信息指标 TI :

$$[0064] \quad SI = \max_{\text{time}} \{ \text{std}_{\text{space}} [\text{Sobel}(F_n)] \} \quad (1)$$

$$[0065] \quad TI = \max_{\text{time}} \{ \text{std}_{\text{space}} [M_n(i, j)] \} \quad (2)$$

[0066] 其中  $M_n(i, j) = F_n(i, j) - F_{n-1}(i, j)$ ,  $F_n(i, j)$  是第 n 帧的第 i 行、第 j 列的像素值。基于以上标准,进一步定义 :

$$[0067] \quad SI_{\text{mean}} = \text{mean}_{\text{time}} \{ \text{std}_{\text{space}} [\text{Sobel}(F_n)] \} \quad (3)$$

$$[0068] \quad TI_{\text{mean}} = \text{mean}_{\text{time}} \{ \text{std}_{\text{space}} [M_n(i, j)] \} \quad (4)$$

[0069] 定义  $(TI_{\text{mean}} + TI) / 2$  为阈值,  $\text{std}_{\text{space}} [M_n(i, j)]$  超过此阈值的帧间变化被定义为场景变换,统计一定时间内场景变换的次数 times,定义其占总视频帧数 n 的比例为视频场景变换的频率 FSC。

$$[0070] \quad FSC = \frac{\text{times}}{n} \quad (5)$$

[0071] S132. 基于特征指标空间感知信息 SI、时间感知信息 TI 以及场景变换频率 FSC,对原始视频样本库进行三维 K- 均值聚类分析,聚类分析中选择欧式距离作距离进行计算。

[0072] S133 :输出聚类分析结果,即原始视频样本库中视频的聚类类别以及视频内容类型的聚类中心集 CG。

[0073] S14. 对原始视频样本库中视频进行损伤处理,获得损伤视频,并写入损伤视频样本库 :

[0074] 分别从视频聚类集合的每种类型视频中分别选取一个典型视频进行损伤处理,使用比特率、帧率、I 帧丢帧率、P 帧丢帧率、B 帧丢帧率五个参数的不同组合对视频进行损伤处理,并用获得的损伤视频样本写入损伤视频样本库。

[0075] S15. 对损伤视频样本库中视频进行主观评分 :

[0076] 本实施例中的主观评分的方法基于 Single Stimulus (SS, 单一刺激)方法 (ITU-R 标准 BT. 500)。在 SS 方法中,每个参与者在同一时间只看一个视频序列,而不与参考视频进行比较,并且只评估当前放映的视频。

[0077] 参与者的评估行为没有其他人的干预,在每一个视频放映结束后,参与者将给出该视频的 MOS (Mean Opinion Score, 平均意见得分)。为了防止参与者由于时间差异而产生的不同,要求参与者给每个视频打分的时间间隔不得超过 20min,为了防止参与者疲劳状态下降低满意度,连续视频之间的打分间隔在 20s 左右,参与者可以根据自己情况调整时间。为了防止用户的思维惯性,每一组用户所观看的视频播放顺序不一致。

[0078] 为了得到更加稳定准确的对 MOS 的评估,选择一定数量的参与者进行视频质量评估,参与者来自各行各业,包括建筑师、教师、学生、公务员、私企员工、设计师等。经过参与者的主观打分之后,对多组来自不同类型用户的主观评分进行处理,计算其平均值,得到最后的 MOS 分数。

[0079] S16. 神经网络训练,输出包含 K 种视频内容类型的 BP 神经网络集 BPG :

[0080] 结合主观评分得到的 MOS 以及视频损伤处理时所用到的五组参数的数据,分别对每种视频类型进行神经网络训练,得到五个 BP 神经网络,组成用于 QoE 评估的神经网络集 BPG。

[0081] 本实施例中采用三层 BP 神经网络,其模型由输入层、隐含层、输出层组成。输入层包含五个输入节点,分别对应五个客观评估指标:视频比特率、帧率、I 帧丢帧率、P 帧丢帧率以及 B 帧丢帧率。输出层包含一个输出节点,即评估 MOS。对于网络隐含层节点数的选取,通过构造不同的隐节点数的神经网络进行训练,并根据每个神经网络的误差收敛速度及表征拟合程度的均方误差大小的比较,可选择 N 个隐节点的网络结构。

[0082] 为了达到较快的收敛速度及较高的精度,本实施例中选择基于列文伯格-马夸尔特(Levinberg-Marquardt, LM)学习算法的 BP 神经网络。

[0083] BP 神经网络算法的学习过程分为正向输入和反向传播两个过程,正向传播中输入信息从输入层经隐含层处理,并传向输出层。在信息的正向传播过程中,将输入信息,即第 p 个学习样本  $X_p = \{x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pM}\}$  输入 BP 神经网络后,从输入层经隐含层处理,并传向输出层,计算隐含层第 j 个节点的期望输出  $y_{pj}$  和输出层节点的实际输出  $z_{p1}$ :

$$[0084] \quad y_{pj} = f_1 \left( \sum_{i=1}^M w_{ij} x_{pi} - \theta_j \right) \quad (6)$$

$$[0085] \quad z_{p1} = f_2 \left( \sum_{j=1}^N v_{j1} y_{pj} - \theta_1 \right) \quad (7)$$

[0086] 其中 M 表示输入层节点的数目,取值为 5,代表五个影响因素。N 表示隐含层节点的数目,取值为 N,隐含层神经元采用 tan-sigmoid 传递函数:  $f_1 = \tanh(x)$ , 输出层神经元采用 purelin 型线性传递函数:  $f_2 = ax + b$ ,  $w_{ij}$  为输入节点与隐含层节点间的网络权值,  $\theta_j$  为相应的阈值向量,  $v_{j1}$  为隐含层节点与输出节点间的网络权值,  $\theta_1$  为相应的阈值向量。

[0087] 若输出节点的期望值为  $t_{p1}$ , 则输出节点的误差指标函数为:

$$[0088] \quad e(w) = \frac{1}{2} \sum_p (t_{p1} - z_{p1})^2 \quad (8)$$

[0089] 如果在输出层不能得到期望输出,则转入反向传播将误差信号  $e(w)$  沿原来的联接通路返回。Levinberg-Marquardt 优化算法的权值调整方法为:

$$[0090] \quad \Delta w = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \quad (9)$$

[0091] 其中 J 为误差对权值微分的 Jacobian (雅克比) 矩阵, e 为误差向量,  $\mu$  为 LM 学习算法的学习率;本实施例中取  $\mu = 0.05$ 。

[0092] 设  $w^k$  表示第 k 次迭代的权值和阈值所组成的向量,新的权值和阈值所组成的向量为  $w^{k+1} = w^k + \Delta w$ 。则对于第 i 种视频内容类型,进行如下描述的神经网络训练:

[0093] a. 给出训练误差允许值  $\varepsilon$ , 常数  $\mu$  和  $\beta$  ( $0 < \beta < 1$ ), 同时初始化权值和阈值向量, 令  $k=0$ ,  $\mu = \mu_0$ ;

[0094] b. 计算网络输出及误差指标函数  $e(w^k)$ ;

[0095] c. 计算 Jacobian 矩阵 J;

[0096] d. 计算  $\Delta w$ ;

[0097] e. 若  $e < \varepsilon$ , 转到步骤 g;

[0098] f. 以  $w^{k+1} = w^k + \Delta w$  为权值和阈值向量计算误差指标函数  $e(w^{k+1})$ , 若  $e(w^{k+1}) < e(w^k)$ , 则令  $k=k+1$ ,  $\mu = \mu \beta$ , 转到步骤 b, 否则  $\mu = \mu / \beta$ , 转到步骤 d;



- [0099] g. 输出对应第  $i$  种视频内容类型的神经网络 BP Neural Network $_i$ , 并结束训练。
- [0100] 对每一种视频内容分别进行神经网络训练, 共得到  $K$  个 BP 神经网络, 组成 BP 神经网络集 BPG, 并输出。
- [0101] 本实施例中的 QoE 评估方法训练在步骤 S16 之后还包括:
- [0102] S17. 周期性采集视频的相关信息, 包括视频内容信息以及视频 QoE 评估结果信息。
- [0103] S18. 判断现有的原始视频样本库和视频内容聚类是否满足当前网络的现状及要求:
- [0104] 对周期时间内采集到的部分视频的内容信息进行分析, 判断视频内容特征是否偏离现有视频内容类型的聚类中心;
- [0105] 对某些视频(这些视频的用户主观 QoE 可以通过一定手段获得)的 QoE 评估信息进行分析, 将用户主观 QoE 以及评估 QoE 进行比较, 得到其相关程度, 判断当前视频 QoE 的评估准确度。
- [0106] 以上两点若不能达到目标程度, 则可判断为现有的原始视频样本库和视频内容聚类不满足当前网络的现状及要求。
- [0107] 若不满足, 则跳转至步骤 S19; 若满足, 则跳转至步骤 S17。
- [0108] S19. 原始视频样本库变更:
- [0109] 根据步骤 S17 中采集到的相关视频信息, 向原始视频样本库中加入新视频或者删除一些原有视频, 并跳转至步骤 S13, 以重新训练神经网络, 使其适应当前网络的评估要求。
- [0110] 根据训练结果进行 QoE 评估的流程如图 3 中所示, 主要包括以下步骤:
- [0111] S21. 传入待评估的视频  $V$ ; 并结合聚类中心集 CG 对待评估视频进行内容归类; 具体内容归类方法如图 4 中所示, 主要包括步骤:
- [0112] S211. 输入要进行内容归类的待评估视频  $V$ ; 计算待评估视频  $V$  的特征指标; 特征指标包括空间感知信息 SI、时间感知信息 TI 以及场景变换频率 FSC;
- [0113] S212. 基于特征指标空间感知信息 SI、时间感知信息 TI 以及场景变换频率 FSC 对待评估视频进行聚类分析。
- [0114] 视频内容聚类分析是基于三维的  $K$ -均值聚类分析方法, 其中选择欧式距离进行距离计算。对于未知内容的待评估视频, 计算它与聚类中心集 CG 中各类视频聚类中心之间的欧式距离, 以欧式距离最近的视频类型作为其类型。
- [0115] S213. 输出待评估视频  $V$  的内容类型  $T$ 。
- [0116] S22. 实际数据测量:
- [0117] 测量待评估视频  $V$  的相关参数, 包括比特率、帧率, 并通过分析其数据流, 得到 I 帧丢帧率、P 帧丢帧率和 B 帧丢帧率。
- [0118] S23. 通过训练的神经网络对视频 QoE 进行评估; 具体如图 5 中所示: 图中, 内容类型  $i$  是指第  $i$  种视频类型, BP 神经网络  $_i$  为 BPG 中第  $i$  种视频内容类型所对应的训练 BP 神经网络(如步骤 S16 中所描述)。
- [0119] 基于待评估视频的聚类结果, 从 BP 神经网络集 BPG 中选取对应的神经网络模型 BPS;
- [0120] 根据选取的神经网络模型 BPS, 向神经网络模型 BPS 中传入待评估视频的参数信

息,对待评估视频进行 QoE 评估,得到其评估 MOS。

[0121] S24. 输出待评估视频 V 的 QoE 评估结果 MOS 值。

[0122] 本发明将视频 QoE 的评估方法分为视频内容分类、BP 神经网络训练以及视频 QoE 评估三个部分。视频内容分类可以作为视频质量评估的关键影响因素,这将有助于提高 QoE 评估的准确性。BP 神经网络训练采用 LM 优化方法,提高了训练的速度,这在实时视频 QoE 评估中有重要的作用。对在视频体验质量评估中,结合比特流层以及应用层的关键参数,提出基于半参考客观评估方法的多因素的 QoE 评测方法,优化了 QoE 评估,提高了其有效性和准确性。

[0123] 本实施例中还对上述基于半参考评估的视频流业务 QoE 客观评估方法进行了实验验证:

[0124] 视频内容聚类

[0125] 在视频内容聚类方面,本发明选择了 16 个基于 H. 264/AVC 编码的视频序列进行聚类,视频来自于 the Video Trace Library,视频分辨率统一采用 CIF 分辨率(352×288),视频时间为 10 秒或 12 秒。所有视频都是 IPTV 中常见的典型视频,并且具有较大范围的空间和时间感知信息值。

[0126] 本实施例中将 K 定义为 5 以定义五个不同的类别。图 6 中的聚类说明将视频划分为五类是比较合适的。视频类型划分结果如图 7 中所示。所有的结果是在 MATLAB 环境下计算得到的。

[0127] 损伤视频样本库

[0128] 在制作损伤视频样本库方面,本实施例中分别从五个视频类型中各选择一个基于 H. 264/AVC 编码的视频制作损伤模型,对于测试视频,本实施例中使用不同的视频帧率、比特率组合进行预处理,共得到 12 个不同组合,处理得到 60 个视频,具体如表 1 中所示。

[0129] 表 1 比特率、帧率的视频处理组合

FR \ SBR	256	384	512	1024
12	√	√		√
15	√			√
20		√	√	
25	√	√	√	
30			√	√

[0131] 本实施例中使用 Sirannon 视频流处理软件,对视频文件进行损伤处理。通过从基于 H. 264/AVC 编码的视频中以一定丢帧率随机丢弃 I、P、B 帧来创建损伤视频,共得到 2400 个损伤模型。这样就建立了 BP 神经网络的损伤视频样本库。

[0132] 神经网络训练

[0133] 对五种不同内容类型的视频分别进行神经网络的训练。由于空间感知信息以及时

间感知信息的差异性,神经网络模型对于五种视频内容类型也有不同的相关性。在表 2 中,分别以相关系数以及均方差的形式,表现五个神经网络模型的训练性能。

[0134] 表 2BP 神经网络训练性能

[0135]

Content type	Corr coef	MSE	Steps
Type1	97.172%	0.017088	159
Type2	97.718%	0.0095821	453
Type3	96.232%	0.020023	653
Type4	97.878%	0.013084	130
Type5	97.225%	0.013008	784

[0136] QoE 评估的验证

[0137] 本实施例中进一步对视频 QoE 进行评估。分别从五种类型的视频文件中选择训练视频外的另外一个视频进行验证实验,选择五种类型的五个不同视频 waterfall, hall, football, tempete, cartoon 对训练后的 BP 神经网络进行评估。对比特率、帧率、I、P、B 帧丢帧率五种参数选择新的数据进行组合,制作了  $4 \times 40 \times 12$  个损伤视频,并选择 20 个各行业人士再次进行主观测试,并进行数据处理,得到 MOS 值。另一方面,利用客观参数值以及训练好的 BP 神经网络模型进行 QoE 评估,获得评估的主观 MOS。图 8、图 9、图 10、图 11、图 12 中所示分别为五种视频内容类型视频的评估 MOS 与主观测试中获得的视频质量数据进行比较的性能。

[0138] 更进一步,本实施例中获得评估的 MOS 与主观测试获得的 MOS 之间的 Pearson 相关系数,如表 3 所示。

[0139] 表 3 皮尔斯系数

[0140]

Content Type	Type1	Type2	Type3	Type4	Type5
Pearson Corr	0.9468	0.9695	0.9663	0.9675	0.9623

[0141] 从表中可以看出,本发明中的视频 QoE 评估方法获得了很好的相关性。

[0142] 以上实施方式仅用于说明本发明,而并非对本发明的限制,有关技术领域的普通技术人员,在不脱离本发明的精神和范围的情况下,还可以做出各种变化和变型,因此所有等同的技术方案也属于本发明的保护范畴。

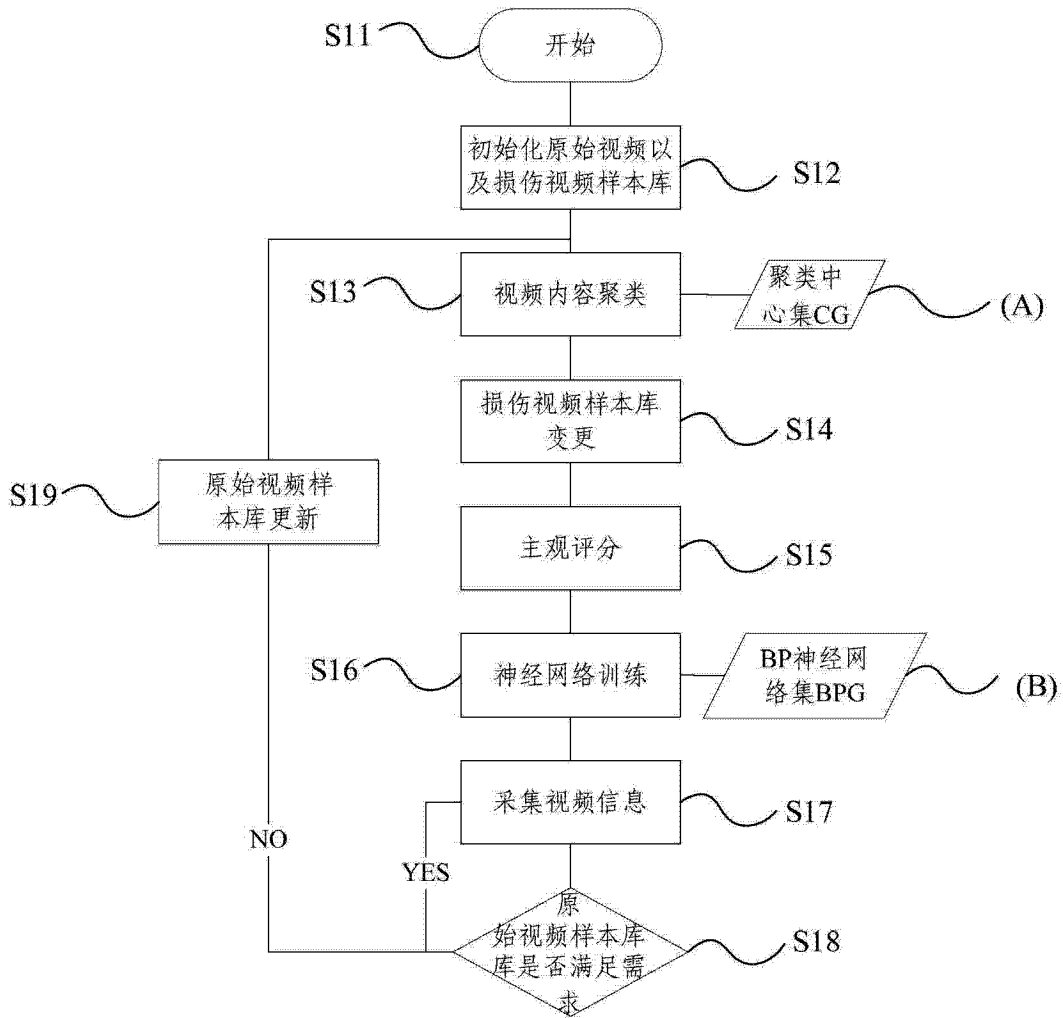


图 1

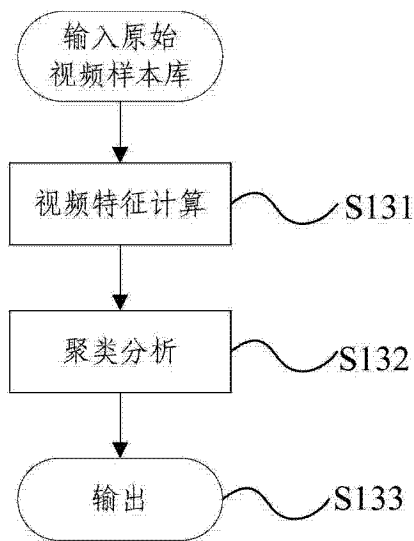


图 2

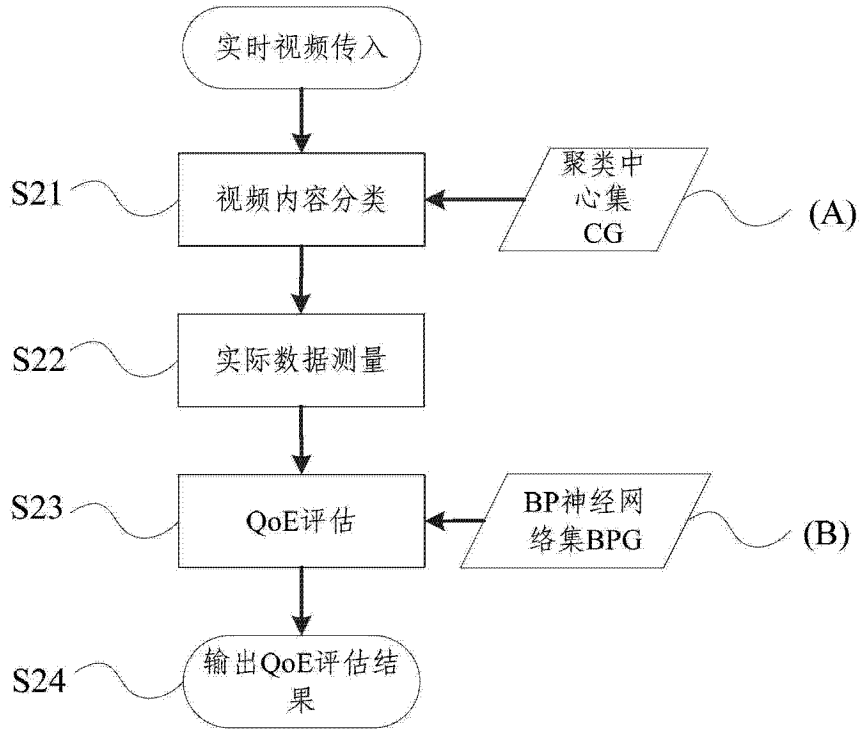


图 3

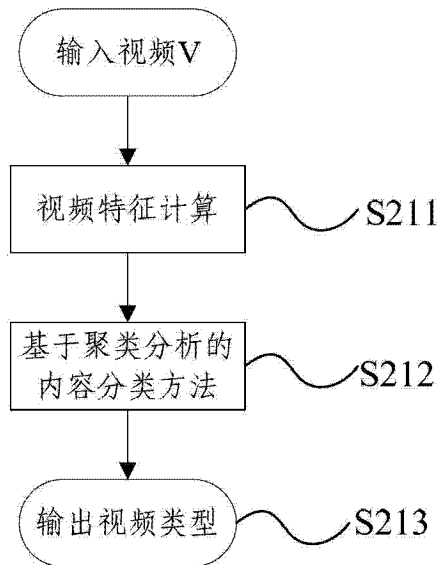


图 4

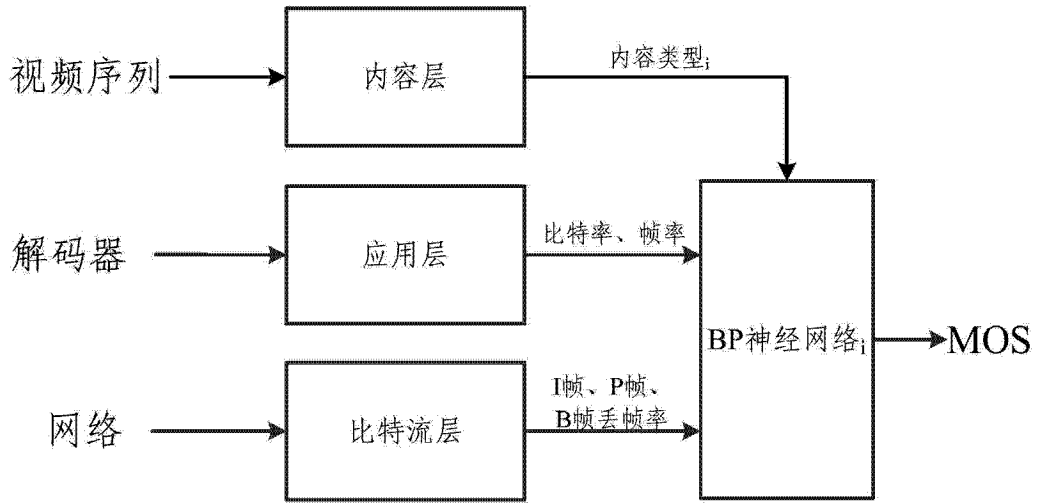


图 5

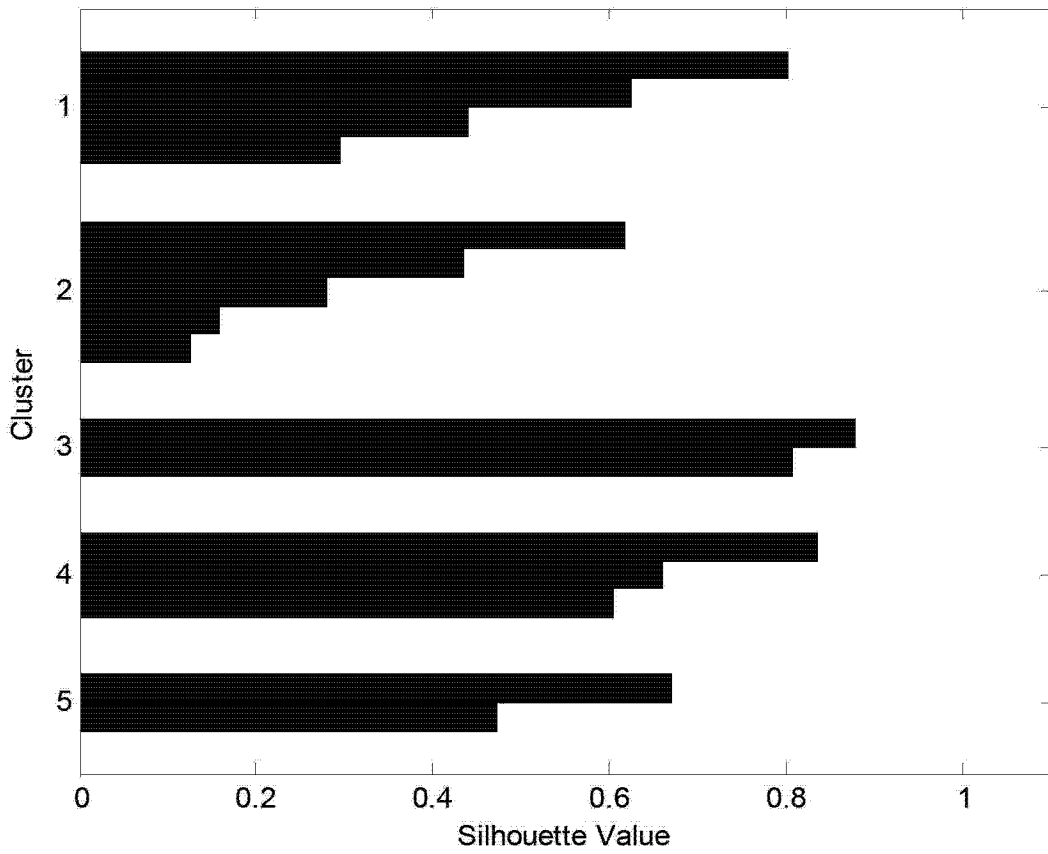


图 6

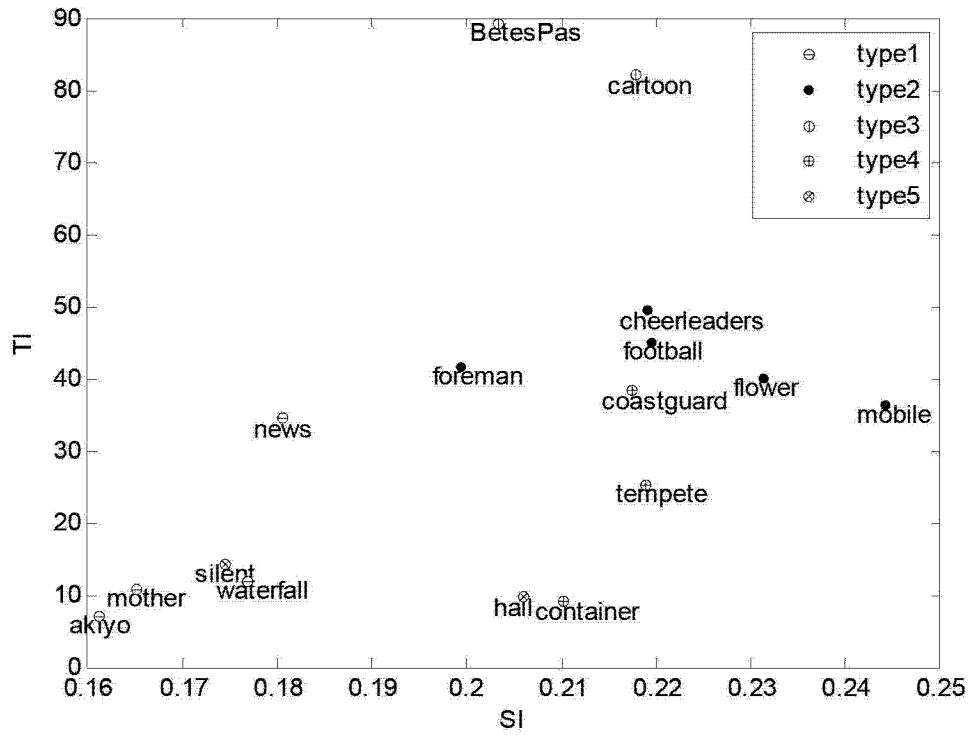


图 7

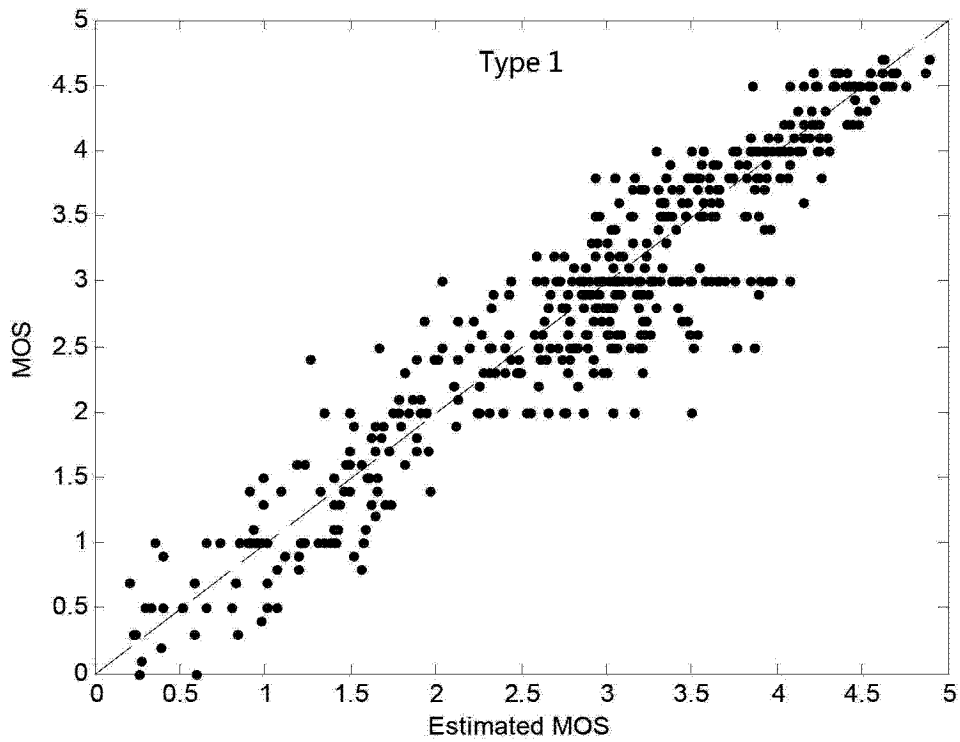


图 8

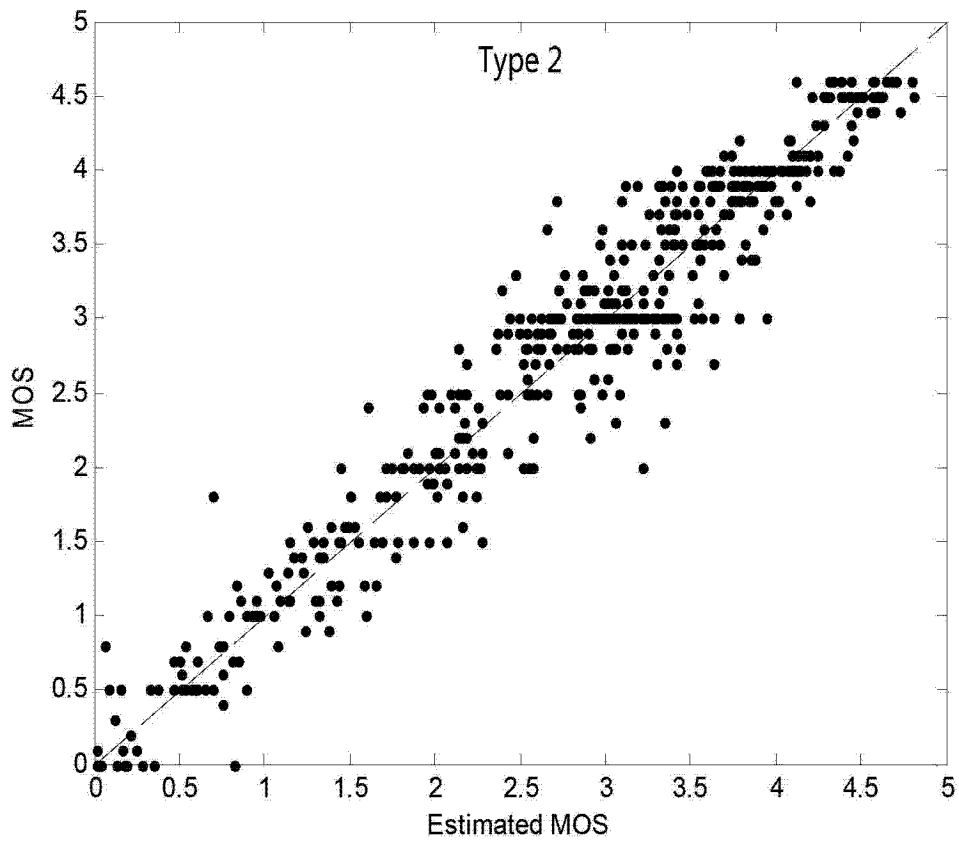


图 9



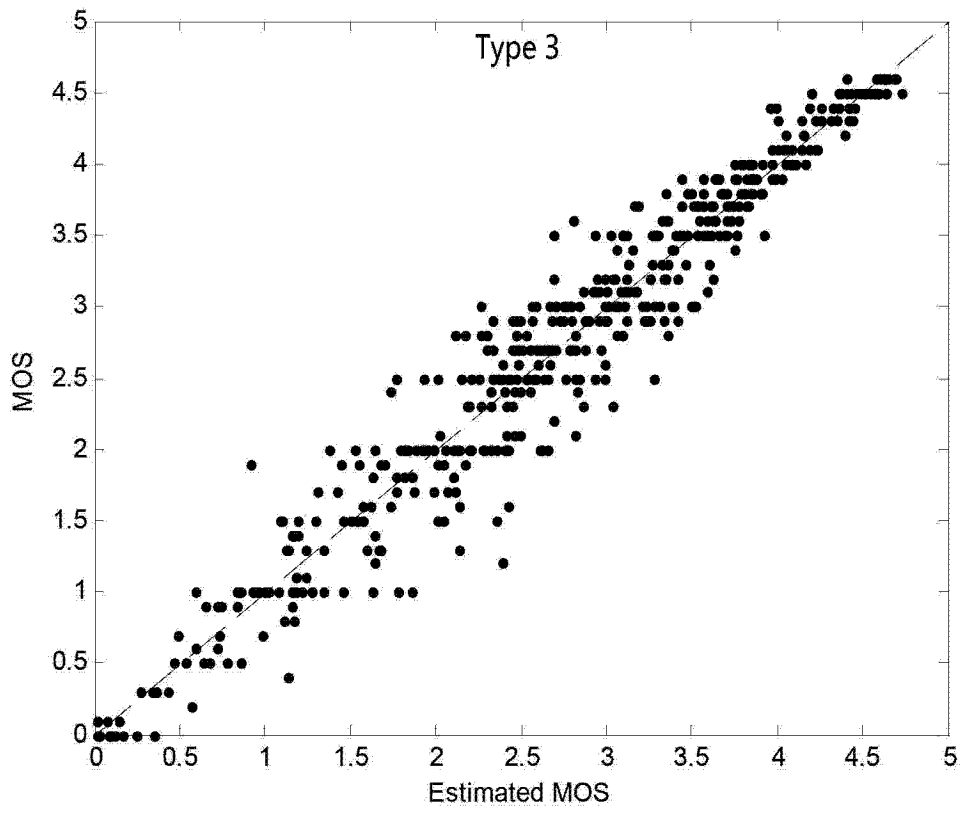


图 10

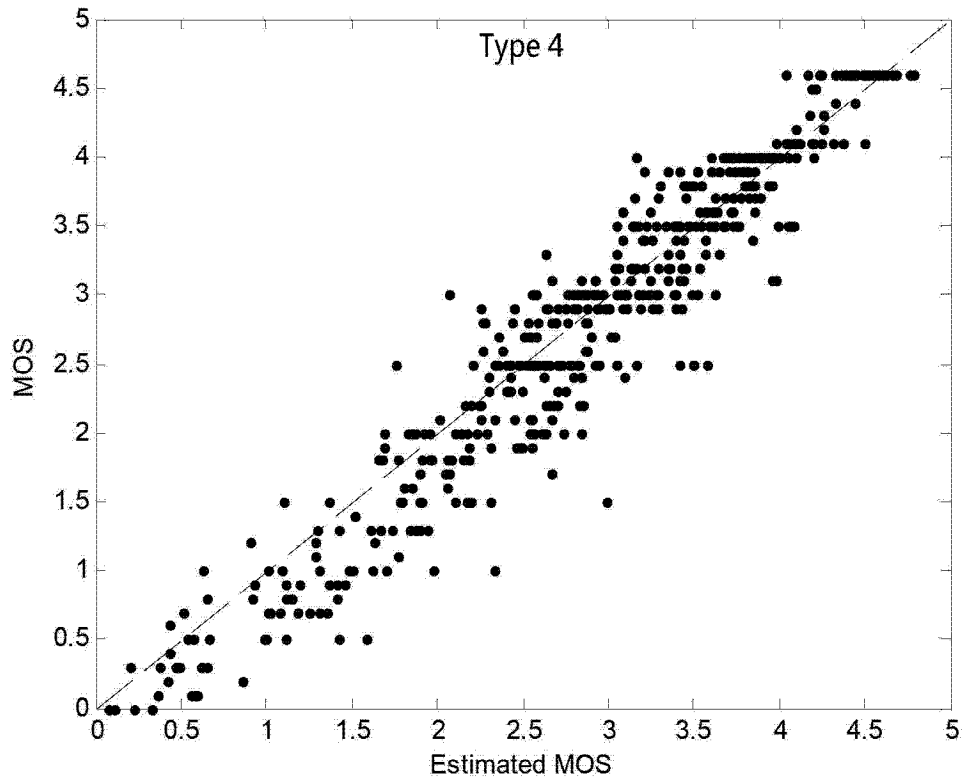


图 11

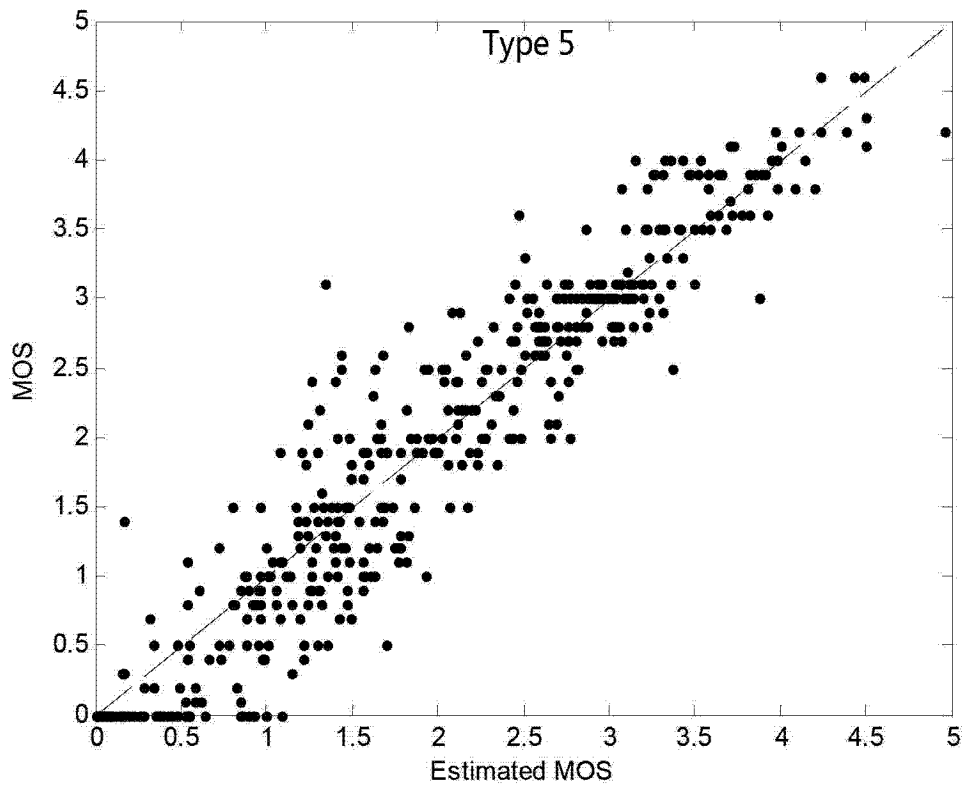


图 12