



中国工程建设标准化协会标准

建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理标准

Standard for AI monitoring and management of building life-cycle carbon
emissions

(征求意见稿)

×××出版社

中国工程建设标准化协会标准

建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理标准

Standard for AI monitoring and management of building life-cycle carbon
emissions

T/CECS×××：2024×

主编单位：

批准单位：中国工程建设标准化协会

施行日期：2024×年×月×日

×××出版社

2024×北京

前 言

《建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理标准》（以下简称标准）是根据中国工程建设标准化协会《关于印发〈2022 年第一批协会标准制订、修订计划〉的通知》（建标协字[2022]13 号）的要求进行编制。标准编制组经广泛调查研究，认真总结经验，参考国际和国内有关标准，并在广泛征求意见的基础上，制定本标准。

本标准共分 6 章，主要内容包括：总则，术语和符号，基本规定，体系架构与组成模块，云平台与数智引擎，AI 机器学习算法应用。

本标准的某些内容可能直接或间接涉及专利，本标准的发布机构不承担识别这些专利的责任。

本标准由中国工程建设标准化协会负责管理，由____负责标准内容的解释。执行过程中如有意见或建议，请反馈给____，邮编：100120，邮箱：____），以供修订时参考。

主 编 单 位：

参 编 单 位：

主要起草人：

主要审查人：

目 次

1 总 则	1
2 术语和符号	1
2.1 术语	1
2.2 符号	2
3 基本规定	3
4 体系架构与组成模块	5
4.1 一般规定	5
4.2 系统设计	5
4.3 大系统构建	6
5 AI 云平台、边缘智算装置及数智引擎	8
5.1 一般规定	8
5.2 AI 云平台	8
5.3 边缘智算装置	8
6 专业大数据	10
6.1 一般规定	10
6.2 数据采集	10
6.3 数据处理	10
6.4 数据入表入库	10
6.5 数据资产化管理	11
7 机器学习算法应用	12
7.1 一般规定	12
7.2 大数据数理统计分析	12
7.3 图像视频数据 AI 处理	12
7.4 语音数据 AI 识别	14
7.5 多模态机器学习	14
7.6 深度学习	15
7.7 AI 大模型	16

用词说明	18
附：条文说明	19

Contents

1	General provision.....	1
2	Terms and symbols	1
2.1	Terms	1
2.2	Symbols	2
3	Basic regulations	3
4	Architecture and composition module	5
4.1	General requirements	5
4.2	system design	5
4.3	Construction of large system	6
5	AI cloud platform, edge intelligent computing device and digital intelligence engine	8
5.1	General requirements	8
5.2	AI cloud platform	8
5.3	Edge intelligent computing device	8
6	Professional big data	10
6.1	General requirements	10
6.2	Data acquisition	10
6.3	Data processing	10
6.4	Data into the table storage	10
6.5	Data assets managerment	11
7	Application of machine learning algorithm	12
7.1	General requirements	12
7.2	Statistical analysis of big data	12
7.3	Image and video data AI processing	12
7.4	Speech data AI recognition	14
7.5	Multimodal Machine Learning	14
7.6	Deep learning	15

7.7 AI big model	16
Explanation of wording	18
Addition: Explanation of Provisions	19

1 总 则

- 1.0.1 为规范基于大数据AI的建筑碳排放计算技术应用，提升建筑节能水平，制定本标准。
- 1.0.2 本标准适用于相关管理部门、第三方机构开展的涵盖建筑全生命周期的碳排放监测、计量、管理。
- 1.0.3 新建、改建和扩建建筑在规划、设计、施工及运维中的碳排放大数据和人工智能技术与方法，宜遵守本标准。
- 1.0.4 建筑全生命周期碳排放大数据AI监测管理除应符合本标准规定外，尚应符合国家现行有关标准和现行中国工程建设标准化协会有关标准的规定

2 术语和符号

2.1 术语

2.1.1 生命周期评价 life cycle assessment

是一种对产品、工艺或活动的全过程，包括原材料开采、产品生产、运输、使用、废弃物处置，所消耗的资源以及污染物排放造成的潜在环境影响等进行量化评价的系统分析方法。

2.1.2 建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理系统 building life-cycle carbon emissions big data AI monitoring management system

基于生命周期评价理念，将建筑碳排放与大数据、人工智能技术充分融合后产生的一种面向建筑碳排放量化计算、智能监测及智慧管理的智能化数字系统。该系统以数据为线索建立建筑全生命周期碳足迹监测模型，以机器学习系统为核心建立建筑全生命周期碳分析与碳管控模型。

2.1.3 建筑碳排放数智引擎 smart engine for building carbon emissions

是指建筑碳排放监测管理系统的数据技术模块集合加人工智能技术模块集合，为建筑碳排放监测管理应用系统提供数据工具、智能工具、知识素材、计算方法等，是一个公共技术库。

2.1.4 多模态机器学习 multi-modal machine learning

通过机器学习理解并处理多种模态信息，具体处理方法包括：多模态表示学习（multimodal representation），模态转化（translation），对齐（alignment），多模态融合（multimodal fusion），协同学习（co-learning）。

2.1.5 多模态融合 multi-modal fusion

是指综合来自两个或多个模态的信息以进行智能计算的过程，它在多源信息融合（multi-source information fusion）、多传感器融合（multi-sensor fusion）的基础上进行。

2.2 符号

2.2.1 数理统计算法

$x_1, x_2, \dots, x_k$ ——非随机变量;

y ——随机因变量;

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ ——回归系数;

ζ ——随机误差项。

2.2.2 图像识别

$M(k)$ ——第 k 帧的运动量;

$L_x(i, j, k)$ ——第 k 帧像素点 (i, j) 处光流 X 的分量;

$L_y(i, j, k)$ ——第 k 帧像素点 (i, j) 处光流 y 的分量。

- 2.2.3 AI 大模型

r_θ ——对 x 和响应 y 的标量分数输出;

θ ——模型权重;

σ ——logistic sigmoid 函数, 作用是把层输出转换为 0-1 之间的分数;

$m(r)$ ——偏好评级的离散函数;

y_c ——人类标注者选择的偏好响应;

y_r ——人类标注者选择的被拒响应。

3 基本规定

3.1 建筑全生命周期关联单位及个人应坚持下列基本原则：

- 1 做到建筑全生命周期碳数据全面精准采集；
- 2 做到建筑全生命周期碳数据安全互联互通；
- 3 强化数智技术在建筑节能领域的集成应用；
- 4 构建安全可信、透彻互联的精准化建筑碳排放数据采集、处理、传输、建模、监测、管理、治理体系；
- 5 以数据为线索建立建筑全生命周期碳足迹监测模型；
- 6 以机器学习系统为核心建立建筑全生命周期碳分析与碳管控模型；
- 7 以建筑碳大数据资源的汇聚、共享、利用为目标，加强数据的深度挖掘、关联分析、可视化展示及价值萃取；
- 8 坚持以人为本、服务民生的发展理念，使建筑碳大数据产生更多衍生服务；
- 9 坚持技术自主、安全可靠的创新观念，兼顾信息技术发展与信息技术安全；
- 10 强化技术驱动，同时从法律法规、组织管理、制度建设、产业发展、运行管理、新技术应用、风险测评等多个维度构建大范围联动的建筑全生命周期碳排放数据智能体系；
- 11 增强系统性数据思维 and 智能思维，积极培育数智驱动的绿色建筑创新发展模式，切实发挥碳大数据对城市治理、城市发展、政府治理、经济转型、公共服务的支撑作用，突出绿色建筑大数据和绿色建筑人工智能的战略地位。

3.2 基于生命周期评价概念和理论界定建筑全生命周期边界，构建建筑全生命周期系统模型。宜符合下列规定：

- 1 基于产品视角的建筑全生命周期包括 5 个基本环节：建筑原材料开采、建筑产品生产、建筑产品运输、建筑产品应用、建筑产品废弃处置；
- 2 基于工程视角的建筑全生命周期包括 6 个基本环节：建筑策划、建筑规划、建筑设计、建筑施工、建筑运维、建筑报废；
- 3 基于场景视角的建筑全生命周期包括 $M \times N$ (M 、 N 为自然数) 个组成元素，这些元素共同组成 $M \times N$ 建筑碳排放场景矩阵；
- 4 建筑碳排放智能计算应选择上述三种视角中的一种技术路线进行展开计算。

3.3 建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理应对建筑全生命周期范围内消耗的资源以及污染物排放造成的潜在环境影响等进行量化的测量、计算、分析、诊断、控制、管理。

4 体系架构与组成模块

4.1 一般规定

4.1.1 建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理体系是建筑产业业务领域与数智科技一体化的融合体，应梳理清晰建筑产业业务领域体系和数据智能理论技术体系，再进行有机融合。

4.1.2 总体框架设计宜深刻认识大数据、人工智能等新一代信息技术发展规律和重大作用，准确把握新时代绿色建筑工作面临的新使命、新担当、新任务，创新开发现代绿色建筑前沿技术，积极构建绿色建筑大数据智能现代商业模式，全面提升建筑能源应用场景智能化应用水平。

4.1.3 应按照战略规划、需求分析、创新设计、技术落地、应用验证、评估反馈六位一体闭环方法进行总体框架设计。

4.1.4 应构建一体化建筑碳排放数据智能域，并在域内开展建筑碳排放的精准采集、计算、核查、分析等工作。

4.2 系统设计

4.2.1 建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理系统设计总体框架应符合下列规定：

1 总体框架自底向上分为三层：建筑全生命周期碳排放监测传感器层；建筑全生命周期碳排放监测网络层；建筑全生命周期碳排放监测管理平台层。

2 层级框架（图 4.2.1）。

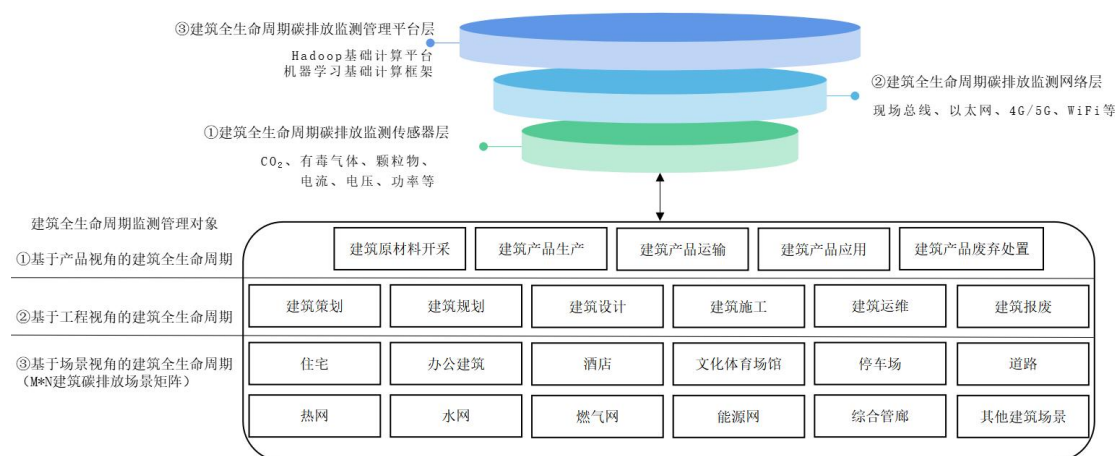


图 4.2.1 建筑全生命周期碳排放监测管理系统层级框架示意图

4.2.2 建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理系统技术框架设计与开发方法应符合下列规定：

- 1 建筑碳排放数智计算技术总体框架宜采用“四横两纵一目标”（“4+2+1”）模块化系统集成模式。
- 2 建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理系统的体系架构设计方法(图 4.2.2)：

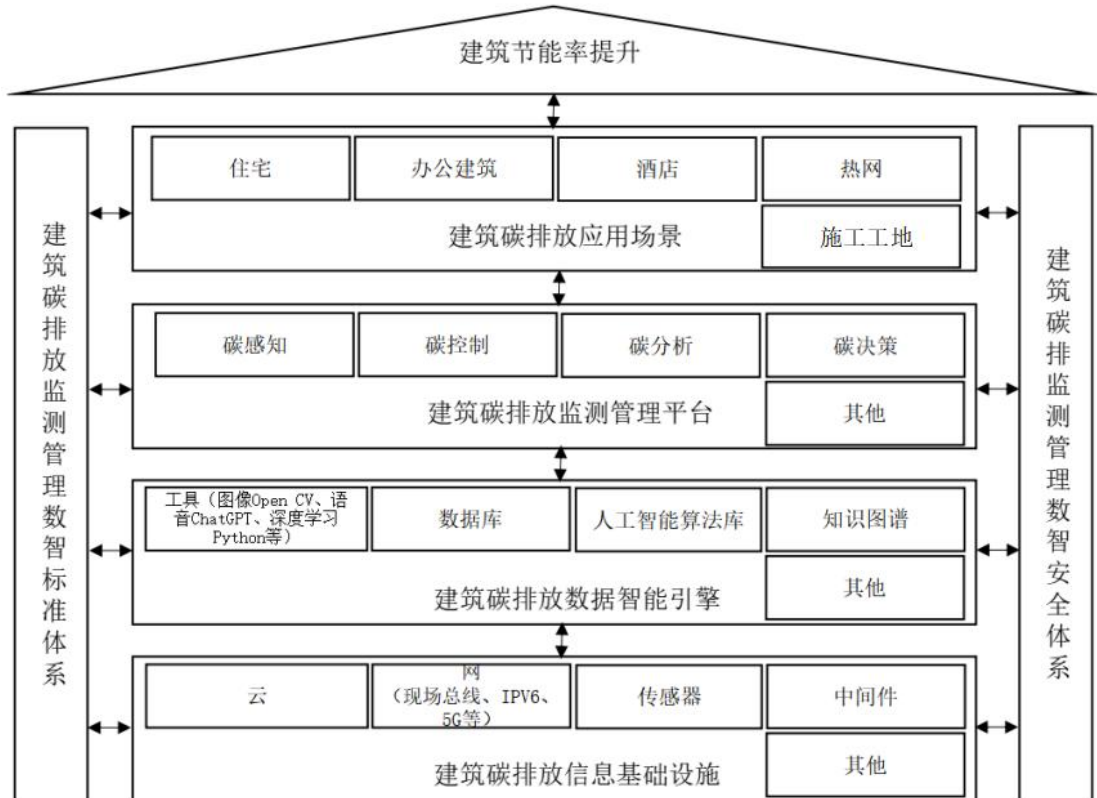


图 2.2.2 建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理系统体系架构示意图

4.3 大系统构建

4.3.1 大范围建筑全生命周期碳排放大数据AI监测管理系统的技术架构应采用“云-边-端”三级系统集成技术架构。应符合下列技术规定：

- 1 “云”部署系统全局数据中心、数智引擎、管理程序等，实现对分布式建筑碳排放系统的统一管理与全局控制功能；
- 2 “边缘”部署分布式建筑碳排放系统的机房、数据中心、电气装备系统等，实现就地实时感知控制功能；
- 3 “端”部署建筑碳数据采集装置与执行机构，实现建筑物联网末端感知功能；

4 在数据可靠性要求高的场合，宜采用双活、异地灾备（一主一备）数据中心建设方式；

5 在数据实时性要求高的场合，宜将部分云端功能分散下沉到分布式边缘端节点，并加强边缘端大数据和人工智能计算处理及应用能力。

4.3.2 城市建筑全生命周期碳排放大数据AI监测管理系统的构建应符合下列技术规定：

1 以重要城市为主要节点，以其他城市和乡镇为次要节点，设计多级互联互通的多活碳大数据智能中心体系，通过数据连接汇聚形成“集中-分布”格局的全国建筑碳大数据智能统一资源体系，为建筑碳大数据交易与服务提供数字基建基座；

2 构建云、边、端三级互联共享的建筑碳大数据平台节点体系，通过建筑碳排放平台系统集成建立区域互联共享的全国一体化建筑碳排放大数据基础设施体系及全国分级分布式建筑碳排放大数据资源共享交换体系。

5 AI 云平台、边缘智算装置及数智引擎

5.1 一般规定

5.1.1 系统应摒弃传统的孤岛式数据采集模式，从顶层总体规划阶段就采用数据互联互通思维。

5.1.2 系统应具备信息安全前提下的设施、设备、人的数据全面互联共享能力。

5.1.3 系统应充分考虑人在系统中的作用和影响，确保从人采集到的数据的可信性、合法性、实时性。

5.1.4 系统应实现平滑无缝的人机高效协作。

5.1.5 系统应科学核算系统研发、投入及使用方面的成本与性价比。

5.2 AI 云平台

5.2.1 系统应采用中心 AI 云和边缘 AI 云组成的两级云平台架构。部署在中心 AI 云上的 AI 大模型负责对边缘网关上传的能源环境大数据进行分析、训练、学习；AI 大模型训练后生成的 AI 决策结果、AI 管理指令、AI 控制结果、AI 推理结论等被下发到边缘网关、边缘传感检测装置、边缘智脑服务器。

5.2.2 应在建筑碳排放监测管理系统管理平台部署云端数智能引擎。

5.3 边缘智算装置

5.3.1 应在建筑碳排放监测管理系统边缘计算中心部署边缘智算装置。

5.3.2 建筑碳排放监测管理系统边缘智算装置的软件核心组件应是边缘端数智引擎。

5.3.3 建筑碳排放监测管理系统边缘智算装置的硬件核心组件应包括中央处理器芯片、图形图像芯片、语言语音智能芯片、数据采集电路、开关器件、集成电路等。

5.3.4 建筑碳排放监测管理系统云平台及其中包含的数智引擎设计方法应按图5.3.5所示：



图 5.3.5 建筑碳排放云平台及其数智引擎示意图

6 专业大数据

6.1 一般规定

6.1.1 应构建建筑全生命周期能源环境专业型大数据体系。

6.1.2 建筑全生命周期能源环境专业型大数据体系应区别于社会化的一般大数据体系，应自成一体、形成闭环。

6.1.3 建筑全生命周期能源环境专业型大数据体系应由专业机构和专业人员运营管理，并对大数据安全负责。

6.2 数据采集

6.2.1 建筑全生命周期能源环境专业型大数据应通过安全的传感器及检测仪器仪表采集。

6.2.2 建筑全生命周期能源环境专业型大数据的数据源应真实、可信、精准。

6.2.3 建筑全生命周期能源环境专业型大数据应由专业人员、专业团队在国家权威机构授权下采集、汇聚、存储。

6.3 数据处理

6.3.1 采集后的建筑全生命周期能源环境专业型大数据应由专业技术人员实施数据处理。

6.3.2 建筑全生命周期能源环境专业型大数据的数据处理操作应包括清洗、过滤、标注、预处理等。

6.3.3 经过数据处理加工后的建筑全生命周期能源环境专业型大数据应视为高质量数据集，后续的人工智能处理流程均建立在此数据集之上。

6.4 数据入表入库

6.4.1 建筑全生命周期能源环境专业型大数据应储存在专业数据库的数据表中。

6.4.2 建筑全生命周期能源环境专业型大数据的数据表应根据数据采集情况和系统情况统筹规划设计，做到数据管理责权利清晰、数据基础设施不重复建设、数据不重复采集存储。

6.4.3 建筑全生命周期能源环境专业型大数据的数据库应由具备相关资质的机构和专业人员运营维护。

6.5 数据资产化管理

6.5.1 建筑全生命周期能源环境专业型大数据应在国家管理部门的授权下开放、流通、使用，实现资产化管理。

6.5.2 建筑全生命周期能源环境专业型大数据应参照有关国家标准或行业标准进行计量、计价，实现数据价值的统一核算。

6.5.3 建筑全生命周期能源环境专业型大数据应首先分门别类地实现细分领域资产化管理，再统一汇聚成行业大数据的资产化管理。细分领域大数据指的是应用场景中涉及到的专业大数据。

6.5.4 建筑全生命周期能源环境专业型大数据的资产化管理策略应包括数据的确权、授权、价值核算、流通交易、收益分配机制。

6.5.5 应建立服务于建筑全生命周期能源环境专业型大数据的授权运营管理、数据合规评估、数据价值评估、数据交易、数据审计等新型数据机构。

7 机器学习算法应用

7.1 一般规定

7.1.1 应基于机器学习通用算法模型，融合建筑能源场景，构建建筑能源专业型AI机器学习系统。

7.1.2 应对结构化数据、半结构化数据、非结构化数据分别进行机器学习算法系统选型和设计。

7.1.3 应对结构化数据、文字、语音、视频（图像）等不同模态的大数据分类进行建筑能源机器学习系统设计，必要时可进行跨模态信息融合和跨模态机器学习。

7.1.4 应根据建筑能源数据分析或控制管理的实际需求，确定采用的机器学习算法类型，合理选择无监督学习、有监督学习、半监督学习类型的算法。

7.2 大数据数理统计分析

7.2.1 结构化建筑能源大数据的数理统计分析一般宜采用回归分析算法。应符合下列技术规定：

1 如果建筑能源大数据系统中要研究的是一个因变量依赖多个自变量的变化关系，则宜建立多元线性回归模型来进行数据分析；

2 多元线性回归模型通常用来描述变量 y 和 x 之间的随机线性关系，数学计算公式详见条文(7.2.1-1)、(7.2.1-2)、(7.2.1-3)。

3 模型参数的检验方法：在正态假定下，如果 X 是列满秩的，则普通线性回归模型的参数最小二乘估计计算公式详见条文(7.2.1-4)、(7.2.1-5)、(7.2.1-6)、(7.2.1-7)。

4 建模步骤：第一步，根据建筑碳排放数据建立建筑碳排放回归模型；第二步，对建筑碳排放模型进行显著性检验；第三步，对建筑碳排放模型进行回归诊断。

7.3 图像视频数据 AI 处理

7.3.1 视频质量诊断和图像质量诊断宜采用的算法及解决的问题包括下列内容：

1 亮度过亮异常检测；

- 2 亮度过暗异常检测;
- 3 对比度异常检测;
- 4 偏色异常检测;
- 5 清晰度异常检测;
- 6 噪声异常检测;
- 7 抖动异常检测;
- 8 遮挡异常检测;
- 9 场景剧变常检测。

7.3.2 图像质量评估宜采用的数据集应符合表 7.3.2 规定:

表 7.3.2 图像质量评估数据集

数据库	参考图 像数里	失真图 像数里	失真类 型种类	图像尺寸	主观分数	年份
LIVE	29	779	5	多 为 768×512	DMOS (0-100)	2004
CSIQ	30	866	6	512×512	DMOS(0-1)	2009
TID2008	25	1700	17	512×384	MOS (0-9)	2008
TID2013	25	3000	24	512×384	MOS (0-9)	2013
IRCCyN/ITC	10	54	4	512×512	MOS (1-5)	2005

7.3.3 图像特征提取宜采用的算法包括下列内容:

- 1 LBP 算法(Local Binary Patterns,局部二值模式);
- 2 HOG 特征提取算法 (Histogram of Oriented Gradient) ;
- 3 SIFT 算子 (Scale-invariant feature transform, 尺度不变特征变换) ;
- 4 常用纹理特征提取算法包括 GLCM, GLDS, LBP, GMRF, FD, Gabor 等, 可用于提取建筑碳排放图像的纹理特征;
- 5 图像主题颜色提取可采用: 颜色量化法 (Color Quantization)、聚类(Clustering)、颜色建模。
- 6 常用边缘检测算法包括: canny 算子, sobel 算子, Roberts 算子, Prewitt 算子, 拉普拉斯边缘检测算子。

7.3.4 视频关键帧提取宜采用的方法包括下列内容:

- 1 基于镜头的方法;
- 2 基于运动分析的方法;

- 3 基于视频聚类的方法。

7.4 语音数据 AI 识别

7.4.1 建筑能源语音识别算法类型应包括下列内容：

- 1 基于动态时间规整（Dynamic Time Warping）的算法，主要用于连续语音识别中，该方法的运算量较大，技术上较简单，识别正确率高；
- 2 基于参数模型的隐马尔可夫模型（HMM）的方法，主要用于大词汇量的语音识别系统，需要较多的模型训练数据，较长的训练和识别时间，需要较大的内存空间；
- 3 基于非参数模型的矢量量化（VQ）的方法，所需的模型训练数据、训练和识别时间、工作存储空间都很小。

7.4.2 语音识别特征提取应符合下列技术规定：

- 1 建筑能源语音识别对特征参数的要求；
- 2 建筑能源语音识别常用特征提取方法；

7.5 多模态机器学习

7.5.1 数据、语音、视频（图像）等数据类型包含的建筑能源数据的分析宜采用多模态机器学习方法，通过机器学习理解并处理多种模态信息。

7.5.2 具体处理方法应包括下列内容：

- 1 多模态表示学习；
- 2 模态转化；
- 3 对齐；
- 4 多模态融合；
- 5 协同学习。

7.5.3 多模态融合在预测过程中，单个模态通常不能包含产生精确预测结果所需的全部有效信息，多模态融合过程结合了来自两个或多个模态的信息，应实现信息补充，拓宽输入数据所包含信息的覆盖范围，提升预测结果的精度，提高预测模型的鲁棒性。

7.5.4 多模态混合融合方法应按图 7.5.4 所示流程进行。

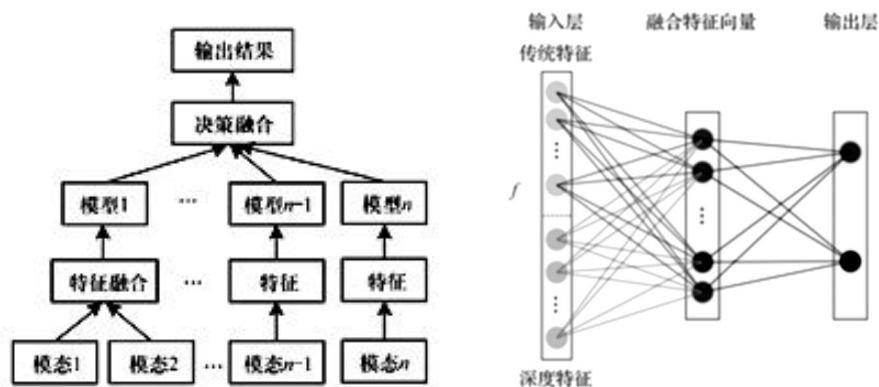


图7.5.4 多模态混合融合方法流程示意图

7.5.5 随机化多模态混合融合将特征向量、对应的权重及偏置分别进行随机化融合，同时应遵循对应位置不变的融合规则（图7.5.5）。

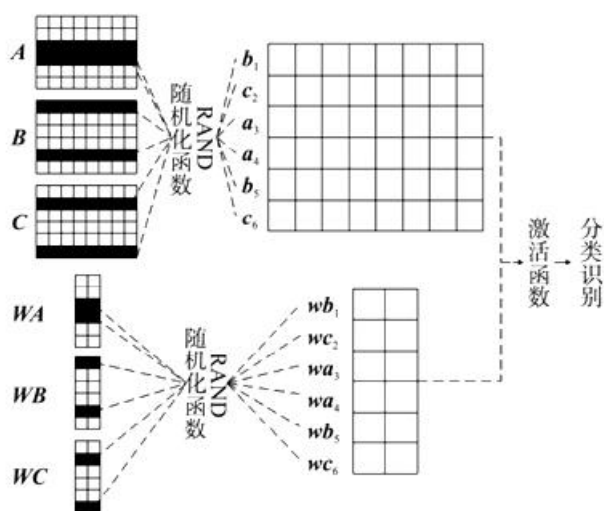


图7.5.5 随机化多模态混合融合方法示意图

7.6 深度学习

7.6.1 在处理高度非线性复杂系统的建筑能源大数据时宜采用深度学习算法。

7.6.2 在处理建筑能源图像识别、分类和检测任务时，宜采用深度学习技术中的卷积神经网络（CNN）算法，及各种先进的 CNN 架构——AlexNet、Clarifai、SPP、VGG、GoogleNet、FCN、U-Net 等。

7.6.3 CNN 在复杂应用场景中使用时，宜采用梯度下降、参数优化策略、权重共享、神经网络架构优化、元学习等新理论。

7.6.4 在处理建筑碳排放过程中的故障诊断问题时，宜采用受限玻尔兹曼机（RBM）。

RBM 可以组成以下深层模型：深度置信网络、深度玻尔兹曼机和深能模型。适用于绿色建筑特征提取、建筑能耗大数据编码、建筑能源大数据监督学习的分类或回归学习。

7.6.5 基于深度学习的建筑碳排放大数据智能处理算法宜按图 7.6.5 所示流程进行。

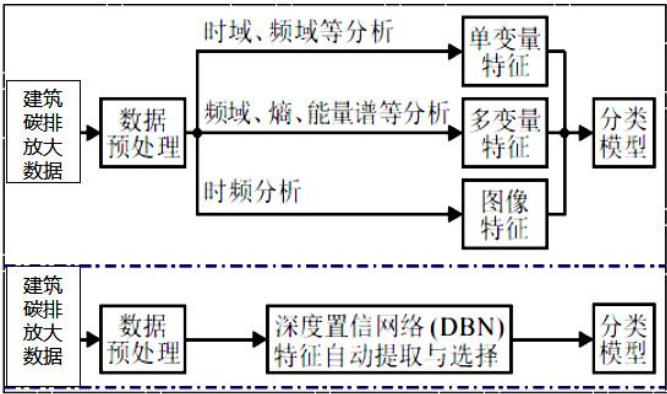


图 7.6.5 基于深度学习的建筑碳排放大数据智能处理算法流程示意图

7.6.6 基于深度学习卷积神经网络 AlexNet 算法的建筑碳排放图像分类及污染源识别算法宜按图 7.6.6 所示流程进行。

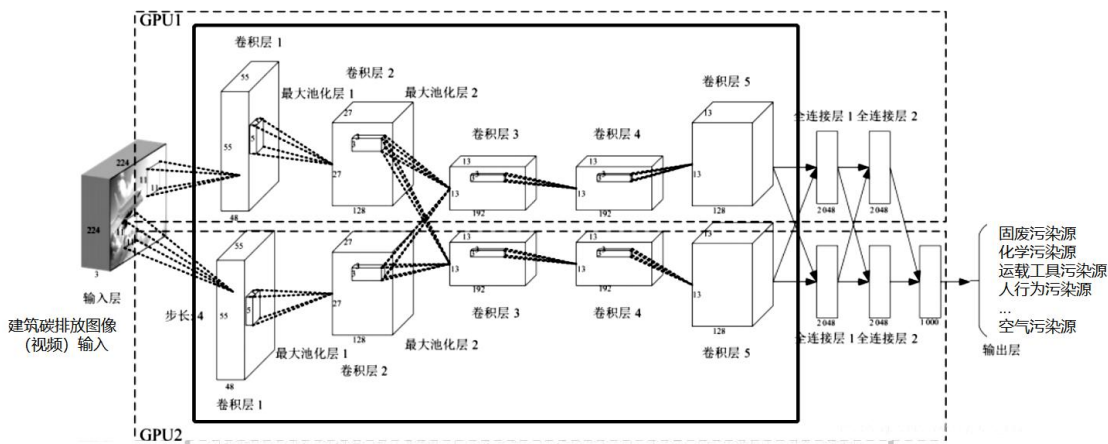


图 7.6.6 基于卷积神经网络 AlexNet 的建筑碳排放图像分类及污染源识别流程示意图

7.7 AI 大模型

7.7.1 应构建基于建筑全生命周期能源环境专业型大数据体系的建筑能源专业 AI 大模型。

7.7.2 建筑能源专业 AI 大模型的模型大小评估主要依据参数数量，可划分为千亿级参数大模型、万亿级参数大模型、十万亿级参数大模型及十万级以上参数大模型几个等级。参数的定义根据工业控制系统概念。

7.7.3 建筑能源专业 AI 大模型采用的算法应主要包括下列内容：

- 1 生成式人工智能（AIGC）；
- 2 LLM（large Language Model）；
- 3 自然语言处理（NLP）；
- 4 ChatGPT；
- 5 RLHF（Reinforcement Learning from Human Feedback）。

7.7.4 RLHF算法应用的步骤应包括下列内容：

- 1 初始模型训练；
- 2 收集人类反馈；
- 3 强化学习；
- 4 过程迭代。

7.7.5 LLM算法的训练流程应包括以下步骤：

- 1 预训练；
- 2 监督式微调；
- 3 对齐。

7.7.6 在专业数字人、机器人等语音语言处理场景可采用GPT-3模型，GPT-4模型及更高级别的系列自然语言处理大模型，其训练奖励模型宜采用基于交叉熵的排名损失计算方法，。

用词说明

为便于在执行本标准条文时区别对待，对要求严格程度不同的用词说明如下：

1 表示很严格，非这样做不可的：

正面词采用“必须”，反面词采用“严禁”；

2 表示严格，在正常情况下均应这样做的：

正面词采用“应”，反面词采用“不应”或“不得”；

3 表示允许稍有选择，在条件许可时首先应该这样做的：

正面词采用“宜”，反面词采用“不宜”；

4 表示有选择，在一定条件下可以这样做的，采用“可”。

中国工程建设标准化协会标准

建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理标准

Standard for AI monitoring and management of building life-cycle carbon

条文说明

目 次

4 体系架构与组成模块	21
4.2 系统设计	21
7 机器学习算法应用	23
7.2 大数据数理统计分析	23
7.3 图像视频数据 AI 处理	24
7.4 语音数据 AI 识别	30
7.7 AI 大模型	31

4 体系架构与组成模块

4.2 系统设计

4.2.1 建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理系统设计总体框架应符合下列规定：

1 总体框架自底向上分为三层：建筑全生命周期碳排放监测传感器层，包括对 CO₂、有毒气体、颗粒物、电流、电压、功率等物理量的检测与传感；建筑全生命周期碳排放监测网络层，采用现场总线、以太网、4G/5G、WiFi 等异构网络技术；建筑全生命周期碳排放监测管理平台层，采用 Hadoop 基础计算平台、机器学习基础计算框架。

4.2.2 建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理系统技术框架设计与开发方法应符合下列规定：

1 “四横”模块包括：建筑碳排放信息基础设施、建筑碳排放数据智能引擎、建筑碳排放监测管理平台、建筑碳排放应用场景。“两纵”模块包括：建筑碳排放监测管理数智安全体系、建筑碳排放监测管理数智标准体系。“一目标”是指建筑节能率提升。各模块通过横向、纵向集成模式进行综合集成，最终形成以建筑碳排放数智计算模型为核心的建筑碳排放大数据智能及场景应用闭环体系。

2 建筑全生命周期碳排放大数据 AI 监测管理系统的体系架构设计方法：

1) 建筑碳排放信息基础设施。主要包括：云、网（现场总线、IPV6、5G等）、传感器、中间件。

2) 建筑碳排放数智引擎。主要包括：工具（图像方面采用OpenCV等专业软件，语音方面采用ChatGPT等专用工具，深度学习方面采用Python等专业平台），数据库，人工智能算法库，知识图谱。

3) 建筑碳排放监测管理平台。主要包括功能模块：碳感知，碳控制，碳分析，碳决策。

4) 建筑碳排放监测管理应用场景。主要应用场景：住宅，办公建筑，施工工地，酒店，热网、水网、电力网等。其中施工工地场景的大数据AI应用方法如下：用智能传感器、无线传感网、有线通信设施等监测装置及物联网技术，采集施工现场的水能耗、电能耗、热能耗、PM_{2.5}、噪音、温湿度、有毒有害气体等能源环境大数据，同时实现对现场设施设备的实时监测与控制，统一接入建筑全生命周期碳排放大数据AI监

测管理云平台，构建建筑工地现场环境监测和用水用电管理体系，实现施工现场噪音监测控制、扬尘监测自动喷淋、污水监测控制、节水控制、节电控制、有毒有害气体检测控制、用水用电智能化信息化管理等功能。

5) 建筑碳排放监测管理数智标准体系。主要包括：基础标准、数据标准、智能标准、平台标准、工具标准、算法标准、管理标准、安全标准、隐私计算标准、应用标准。

6) 建筑碳排放监测管理数智安全体系。主要包括：数据访问和应用安全、云平台安全、数据中台安全、零信任安全、数据防泄漏及数据安全共享、韧性感知、韧性计算、故障诊断、风险排查、安全处置。以安全技术、安全运维和安全合规为支撑，结合组织建设、策略制定、安全测评等多重保障机制，构建安全、可信、合规的建筑碳排放监测管理立体纵深防御体系。

7 机器学习算法应用

7.2 大数据数理统计分析

7.2.1 结构化建筑能源大数据的数理统计分析一般宜采用回归分析算法。应符合下列技术规定：

2 多元线性回归模型通常用来描述变量 y 和 x 之间的随机线性关系应按下列公式计算：

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k + \zeta \quad (7.2.1-1)$$

式中：

$x_1, x_2, \dots, x_k$ ——非随机变量；

y ——随机因变量；

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ ——回归系数；

ζ ——随机误差项。

如果对 y 和 x 进行了 x 次观测，得到 n 组观察值 $y_i, x_{1i}, \dots, x_{ki} (i=1, 2, \dots, n)$ ，满足下列公式：

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \zeta_i \quad (7.2.1-2)$$

模型可以定义为：

$$y = X\beta + \zeta \quad (7.2.1-3)$$

式中， $\zeta = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$

3 模型参数的检验方法：在正态假定下，如果 X 是列满秩的，则普通线性回归模型的参数最小二乘估计应按下列公式计算：

$$\hat{\beta} = (x^T x)^{-1} x^T y \quad (7.2.1-4)$$

于是y的估计值:

$$\hat{y} = X \hat{\beta} \quad (7.2.1-5)$$

记残差向量:

$$e = y - \hat{y} = y - X \hat{\beta} \quad (7.2.1-6)$$

随机误差方差 σ^2 的最小二乘估计:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{e^T e}{n - k - 1} \quad (7.2.1-7)$$

7.3 图像视频数据 AI 处理

7.3.1 视频质量诊断和图像质量诊断采用的算法及解决的问题宜包括下列内容:

1 亮度过亮异常检测;

现象描述: 由于前端摄像机照明异常、增益控制失效、摄像机故障或人为遮挡等引起的画面整体发白(有刺眼感), 目标物体轮廓不清晰, 整体画面过亮。

算法解决问题的原理: 将图像先进行灰度处理, 之后计算图像的平均亮度即可, 亮度大于一定阈值, 则报警。

2 亮度过暗异常检测;

现象描述: 由于前端摄像机照明异常、增益控制失效、摄像机故障或人为遮挡等引起的画面整体偏黑, 目标物体轮廓不清晰, 整体画面过暗。

算法解决问题的原理: 将图像先进行灰度处理, 之后计算图像的平均亮度即可, 亮度小于一定阈值, 则报警。

3 对比度异常检测;

现象描述: 由于前端摄像机线路故障、参数错误或其他摄像机故障等原因, 所引起视频画面整体亮度跨度范围小、颜色饱和度低而造成的对比度异常。

算法解决问题的原理: 先计算图片在灰度图上的均值和方差, 当存在亮度异常时, 均值会偏离均值点(可以假设为 128), 方差也会偏小, 通过计算灰度图的均值和方差, 就可评估图像是否存在对比度异常情况。

4 偏色异常检测;

现象描述: 由于前端摄像机线路接触不良、外部干扰或摄像机故障等原因, 所引起视频中的画面偏色。

算法解决问题的原理: 把 RGB 图像转化成 YUV 图像, 计算 U 分量和 V 分量的比值, 从而得出色差的偏移量。

5 清晰度异常检测;

现象描述: 由于前端摄像机视频中聚焦不当, 异物遮挡等原因, 所引起的画面视野图像模糊的现象。

算法解决问题的原理: 把彩色图像转化为灰度图像, 对灰度图像的做边缘检测, 可采用 sobel 算子处理, 计算边缘的平均值, 小于一定阈值则认为是清晰度异常。

6 噪声异常检测;

现象描述: 由于前端摄像机线路老化, 传输故障, 接触不良, 或者受到电磁干扰, 所引起的视频图像中产生速切换变化的噪点, 或细微密集网纹状噪声。

算法解决问题的原理: 把图像划分成 16×16 块, 分别计算每个子块的方差, 计算最大方差和最小方差的信噪比 PSNR。

7 抖动异常检测;

现象描述: 由于前端摄像机自身震动或受环境影响引起的画面抖动, 所引起的视频现象画面整体呈现周期性平移式振颤或局部范围内不规则视频信号畸变。

算法解决问题的原理: 每隔 N 帧取一帧, 对取到的每帧进行特征点提取, 对检测的相邻 2 帧进行特征点匹配, 得到匹配矩阵, 当匹配矩阵大于 A 时认为这 2 帧画面有抖动, 当抖动帧数大于 B 时认为画面发生抖动。

8 遮挡异常检测;

现象描述: 由于前端摄像机受外部因素形成异物遮挡, 所引起的视频画面主体区域造成的部分或全部视野受阻, 画面监控信息严重缺失。

算法解决问题的原理: 彩色图像二值化, 偏黑的部分为前景, 其他部分为背景, 对前景进行连通区域检测, 求得最大连通区域面积, 该面积整幅图像面积的比较即为遮挡率。

9 场景剧变常检测。

现象描述：由于前端摄像机传输故障、外部信号干扰或前端设备故障，所引起的视频画面范围内存在像素块的跳变、叠加，剧烈闪烁等不规则视频信号畸变而造成的场景剧变。

算法解决问题的原理：对彩色图像做高斯建模，提取高斯建模的前景图像，计算前景图像的变化量，大于设定值后，则报警。

7.3.3 图像特征提取宜采用的算法包括下列内容：

1 LBP 算法(Local Binary Patterns,局部二值模式)；

LBP 算法步骤：

- 1) 首先将检测图像划分为 16×16 的小区域 (cell) ；
- 2) 对于每个 cell 中的一个像素，将相邻的 8 个像素的灰度值与其进行比较，若周围像素值大于中心像素值，则该像素点的位置被标记为 1，否则为 0。这样， 3×3 邻域内的 8 个点经比较可产生 8 位二进制数，即得到该窗口中心像素点的 LBP 值；
- 3) 然后计算每个 cell 的直方图，即每个数字（假定是十进制数 LBP 值）出现的频率。然后对该直方图进行归一化处理。
- 4) 最后将得到的每个 cell 的统计直方图进行连接成为一个特征向量，也就是整幅图的 LBP 纹理特征向量。然后便可利用 SVM 或者其他机器学习算法进行分类。

LBP 算法原理（图 7.3.3-1）：

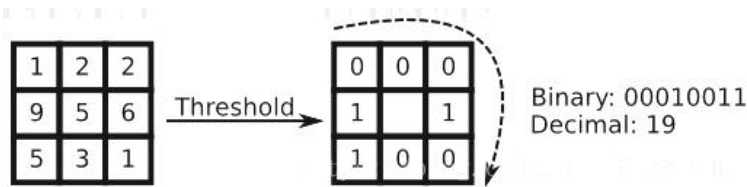


图 7.3.3-1 LBP 算法原理示意图

2 HOG 特征提取算法 (Histogram of Oriented Gradient) ；

HOG 算法通过边缘或梯度的方向密度分布表示图像的外观和形状，具有几何和光学不变性。

HOG 算法步骤：

- 1) 将图像灰度化（将图像看做一个 x,y,z （灰度）的三维图像）；
- 2) 采用 Gamma 校正法对输入图像进行颜色空间的标准化（归一化）。目的是调节图像的对比度，降低图像局部的阴影和光照变化所造成的影响，同时可以抑制噪音的干扰；

- 3) 计算图像每个像素的梯度（包括大小和方向）。
- 4) 将图像划分成小 cells（例如 66 像素/cell）；
- 5) 统计每个 cell 的梯度直方图（不同梯度的个数），即可形成每个 cell 的 descriptor；
- 6) 将每几个 cell 组成一个 block（例如 33 个 cell/block），一个 block 内所有 cell 的特征 descriptor 串联起来便得到该 block 的 HOG 特征 descriptor。

7) 将图像 image 内的所有 block 的 HOG 特征 descriptor 串联起来就可以得到该图像（要检测的目标）的 HOG 特征 descriptor。这个就是最终的可供分类使用的特征向量。

3 SIFT 算子（Scale-invariant feature transform，尺度不变特征变换）；

SIFT 算子通过求一幅图中的特征点及其有关尺寸和方向的描述子得到特征并进行图像特征点匹配，具有尺度不变性和旋转不变性。

SIFT 算子步骤如下：

1) 尺度空间的生成。将图像卷积上一个高斯核，得到不同平滑程度和尺寸的图像，模拟图像数据的多尺度特征。

2) 检测尺度空间极值点（图 7.3.3-2）。为了寻找尺度空间的极值点，每一个采样点要和它所有的相邻点比较，看其是否比它的图像域和尺度域的相邻点大或者小。如图所示，中间的检测点和它同尺度的 8 个相邻点和上下相邻尺度对应的 9×2 个点共 26 个点比较，以确保在尺度空间和二维图像空间都检测到极值点。一个点如果在 DOG 尺度空间本层以及上下两层的 26 个领域中是最大或最小值时，就认为该点是图像在该尺度下的一个特征点。

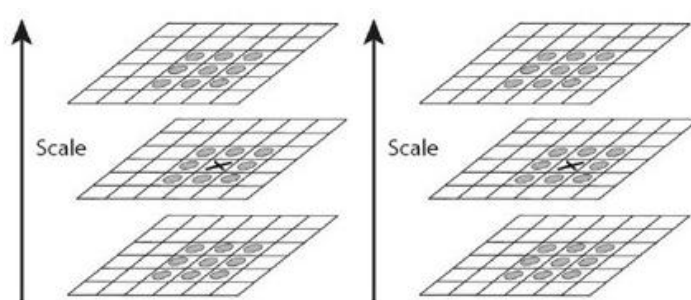


图 7.3.3-2 尺度空间极值点检测示意图

3) 去除不好的特征点。通过拟和三维二次函数以精确确定关键点的位置和尺度（达到亚像素精度），同时去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点(因为 DoG 算子会产生较强的边缘响应)，以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力。

4) 为每个关键点指定方向参数。为每个特征点计算一个方向，依照这个方向做进一步的计算，利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数，使算子具备旋转不变性。

5) 关键点描述子的生成。以关键点为中心取 8×8 的窗口。在每 4×4 的小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图，绘制每个梯度方向的累加值，即可形成一个种子点，如图右部分示。此图中一个关键点由 2×2 共 4 个种子点组成，每个种子点有 8 个方向向量信息。

6 常用边缘检测算法包括：canny 算子，sobel 算子，Roberts 算子，Prewitt 算子，拉普拉斯边缘检测算子。

可在 Opencv 中用以下代码实现基于 canny 的边缘检测：

```
cvCanny(dst,src, 50, 120, 3);
```

其中，门限值[Thres1,Thres2]= 50, 120。

实现效果（图 7.3.3-3）

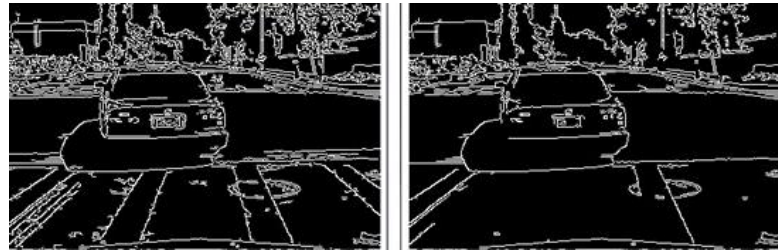


图 7.3.3-3 高斯滤波前后 canny 边缘检测效果示意图

7.3.4 视频关键帧提取宜采用的方法包括下列内容：

1 基于镜头的方法；

实现过程是：先按照某种技术手段把源视频文件按照镜头变化分割，然后在视频每个镜头中选择首、尾两帧作为关键帧。这种方法的优点是实施起来很简单，算法的计算量也很小，但是这种方法存在很大的局限性，当视频中内容变化剧烈、场景非常复杂时，选取镜头中的首、尾两帧并不能代表视频的全部内容变化。

2 基于运动分析的方法；

实现过程是：在视频镜头中分析物体运动的光流量，每次选择视频镜头中光流移动次数最少的视频帧作为提取到的关键帧。视频关键帧提取采用的计算公式如下

$$M(k) = \sum \sum |L_x(i, j, k)| + |L_y(i, j, k)| \quad (7.3.4-1)$$

式中：

$M(k)$ ——第 k 帧的运动量;

$L_x(i,j,k)$ ——第 k 帧像素点 (i,j) 处光流 x 的分量;

$L_y(i,j,k)$ ——第 k 帧像素点 (i,j) 处光流 y 的分量

$$M(k_i) = \min[M(k)] \quad (7.3.4-2)$$

$$C = \arg \min \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - u_i\|^2 \quad (7.3.4-3)$$

式中:

$C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ ——聚类的结果;

u_i ——聚类 c_i 的平均值。

计算完成后, 取局部最小值作为所要提取的关键帧。计算公式为 (7.3.4-2)。

方法可以从大部分视频镜头中提取适量的关键帧, 提取到的关键帧也可以有效地表达出视频运动的特征。缺点: 算法本身的鲁棒性较差, 计算过程较为复杂, 算法在时间上的开销代价较大。

3 基于视频聚类的方法。

在提取关键帧的过程中通过聚类方式来表达视频的主题, 通过聚类把视频帧划分为若干个簇, 这一过程结束后在每个簇中选取相应的帧作为关键帧。算法基本思想是: 首先, 初始化一个聚类中心。其次, 通过计算聚类中心与当前帧之间的范围, 确定被分为类的参考帧或者作为类的新聚类中心。最后, 选择离聚类中心最近的视频帧处理成关键帧。

算法的主要步骤如下:

(1) 输入视频帧数据的集合表示为: $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, 其中每个 x 分别代表的是第 i 帧对应的 m 维特征向量, 在给定的初始聚类个数 $k(k \leq n)$ 的前提下, 划分聚类的集合个数。

(2) 基于视频帧的颜色直方图的属性来提取集合 X 中的特征值, 根据提取到的颜色特征值划分聚类个数, 划分过程用聚类模型的最小值 C 来表示, 计算公式为 (7.3.4-3)。

(3) 从中将视频帧的第一帧对应的特征向量 x_1 归入到第一个类中, 并且将第一帧对应的颜色直方图的特征值作为第一个类的初始质心。

(4) 计算视频帧到质心的距离, 如果当前比较的视频帧的距离大于给定的初始阈值 T , 那么就把该帧归入到新的类中; 反之, 把当前帧归入到距离它最近的类中, 并且

更新该类的质心。

(5) 重复(4)过程，直到最后一帧对应特征向量的值 n_x 归入某一个类中或者其作为一个新的类中心。

(6) 每次选取距离聚类中心最近的视频帧作为关键帧。利用这种算法提取出的视频关键帧不仅冗余度小，而且关键帧可以很准确的反映出视频中发生的全部内容。

7.4 语音数据 AI 识别

7.4.2 语音识别特征提取应符合下列技术规定：

1 建筑能源语音识别对特征参数的要求；

- 1) 能将语音信号转换为计算机能够处理的语音特征向量；
- 2) 能够符合或类似人耳的听觉感知特性；
- 3) 在一定程度上能够增强语音信号、抑制非语音信号。

2 建筑能源语音识别常用特征提取方法；

1) 线性预测分析 (Linear Prediction Coefficients, LPC)

拟人类的发声原理，通过分析声道短管级联的模型得到的。假设系统的传递函数跟全极点的数字滤波器是相似的，通常用12-16个极点就可以描述语音信号的特征。所以对于 n 时刻的语音信号，可以用之前时刻的信号的线性组合近似的模拟。然后计算语音信号的采样值和线性预测的采样值。并让这两者之间达到均方的误差 (MSE) 最小，就可以得到LPC。

2) 感知线性预测系数 (Perceptual Linear Prediction, PLP)

一种基于听觉模型的特征参数。该参数是一种等效于LPC的特征，也是全极点模型预测多项式的一组系数。不同之处是PLP是基于人耳听觉，通过计算应用到频谱分析中，将输入语音信号经过人耳听觉模型处理，替代LPC所用的时域信号，优点是有益于抗噪语音特征的提取。

3) Tandem 特征和 Bottleneck 特征

这是两种利用神经网络提取的两类特征。Tandem特征是神经网络输出层节点对应类别的后验概率向量降维并与MFCC或者PLP等特征拼接得Bottleneck特征是用一种特殊结构的神经网络提取，这种神经网络的其中一个隐含层节点数目比其他隐含层小的多，所以被称之为Bottleneck（瓶颈）层，输出的特征就是Bottleneck特征。

4) 基于滤波器组的 Fbank 特征 (Filterbank)

亦称MFSC, Fbank特征的提取方法就是相当于MFCC去掉最后一步的离散余弦变换, 跟MFCC特征相比, Fbank特征保留了更多的原始语音数据。

5) 线性预测倒谱系数 (LinearPredictiveCepstralCoefficient, LPCC)

基于声道模型的重要特征参数。LPCC是丢弃了信号生成过程中的激励信息。之后用十多个倒谱系数可以代表共振峰的特性。所以可以在语音识别中取得很好的性能。

6) 梅尔频率倒谱系数 (MelFrequencyCepstrumCoefficient, MFCC)

基于人耳听觉特性, 梅尔频率倒谱频带划分是在Mel刻度上等距划分的, 频率的尺度值与实际频率的对数分布关系更符合人耳的听觉特性, 可以使得语音信号有着更好的表示。倒谱分析 (CepstrumAnalysis) 方法 (图7.4.2): 按照图所示方式进行分解, 在给定 $\log X[k]$ 的基础上, 求得 $\log H[k]$ 和 $\log E[k]$ 满足 $\log X[k] = \log H[k] + \log E[k]$ 。

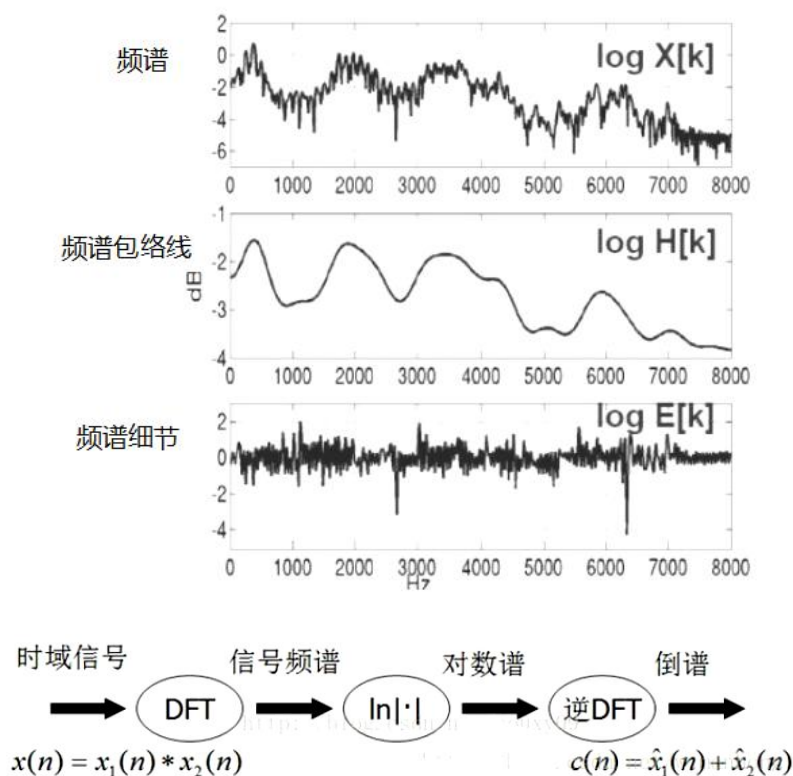


图 7.4.2 梅尔频率特征提取方法种的倒谱分析示意图

7.7 AI 大模型

7.7.4 RLHF算法应用的步骤应包括下列内容：

3 强化学习；强化学习步骤一般使用Proximal Policy Optimization (PPO)或类似算法对模型进行微调，算法将人类生成的奖励信号纳入其中。模型通过从人类训练者提供的反馈学习，不断提高其性能。

7.7.5 LLM算法的训练流程应包括以下步骤：

1 预训练；预训练需要使用超大型的文本语料库，其中包含数十亿乃至数万亿 token。预训练阶段的训练任务是根据前文预测下一个词。

7.7.6 专业数字人、机器人等语音语言处理场景采用 GPT-3 模型，GPT-4 模型及更高级别的系列自然语言处理大模型，其训练奖励模型采用基于交叉熵的排名损失计算方法，计算公式如下：

$$\mathcal{L}_{\text{ranking}} = -\log(\sigma(r_{\theta}(x, y_c) - r_{\theta}(x, y_r) - m(r))) \quad (7.7.6-1)$$

式中：

r_{θ} ——对 x 和响应 y 的标量分数输出；

θ ——模型权重；

σ ——logistic sigmoid 函数，作用是把层输出转换为 0-1 之间的分数；

$m(r)$ ——偏好评级的离散函数；

y_c ——人类标注者选择的偏好响应；

y_r ——人类标注者选择的被拒响应。