\*\*专利说明书\*\*

\*\*技术领域\*\*

本发明涉及人工智能、计算机视觉和计算机科学领域，特别是涉及一种用于 CAD 审图匹配的系统，通过多阶段方法分析任意两幅或多幅图像或 PDF 格式存储的 CAD 文件，以判断其是否描述同一实体。

\*\*背景技术\*\*

随着计算机辅助设计（CAD）技术的广泛应用，越来越多的设计图纸以电子形式保存和交换。对于大型工程项目，通常需要审核和比较大量的 CAD 图纸，以确保设计的一致性和准确性。然而，现有的人工审核方法费时费力，且容易出现人为错误。同时，现有的自动化匹配系统在处理不同格式、不同尺度的 CAD 文件时，往往无法达到令人满意的精度和效率。因此，迫切需要一种高效、准确的 CAD 审图匹配系统，能够自动识别和匹配不同图纸中的相同设计实体。

\*\*发明内容\*\*

本发明提供了一种 CAD 审图匹配系统，用于通过多阶段方法分析任意两幅或多幅图像或 PDF 格式存储的 CAD 文件，以判断其是否描述同一实体。该系统包括前端模块、后端模块和模型侧服务模块，通过使用预训练的 YOLOv5 模型进行目标检测，利用共享特征提取骨干网络的双头输出模型进行图像匹配和分类，并采用教师-学生网络知识蒸馏训练策略，结合滑窗检测、图像尺寸对齐预处理和特征匹配等技术，实现高效、准确的 CAD 审图匹配。

本发明的主要技术方案包括：

1. 前端模块：用于用户界面展示和交互，提供文件上传、匹配结果展示和用户反馈接口。

2. 后端模块：处理用户请求并协调各模块的工作，包括接收前端请求、调用模型侧服务模块和返回匹配结果。

3. 模型侧服务模块：包含目标检测子模块、图像匹配和分类子模块、教师-学生网络知识蒸馏训练策略、滑窗检测和局域坐标-全局坐标转换子模块、图像尺寸对齐预处理子模块、特征匹配子模块和 onnxruntime 实时推理模块。

通过上述技术方案，本发明能够高效、准确地判断不同 CAD 文件是否描述同一实体，解决现有技术中人工审核费时费力、自动化匹配系统精度和效率不足的问题。

\*\*附图说明\*\*

本发明的附图说明如下：

1. 图1是本发明系统的整体架构图；

2. 图2是目标检测子模块的处理流程图；

3. 图3是图像匹配和分类子模块的处理流程图；

4. 图4是教师-学生网络知识蒸馏训练策略的示意图；

5. 图5是滑窗检测和局域坐标-全局坐标转换的处理流程图；

6. 图6是图像尺寸对齐预处理的示意图；

7. 图7是特征匹配子模块的处理流程图。

\*\*具体实施方式\*\*

以下结合附图对本发明的具体实施方式进行详细描述。

\*\*实施例1\*\*

如图1所示，本实施例提供了一种 CAD 审图匹配系统的整体架构图。系统包括前端模块、后端模块和模型侧服务模块。前端模块用于用户界面展示和交互，后端模块处理用户请求并协调各模块的工作，模型侧服务模块用于执行具体的匹配算法。

前端模块通过图形用户界面（GUI）提供文件上传、匹配结果展示和用户反馈接口。用户可以通过前端模块上传 CAD 文件，查看匹配结果并提供反馈。前端模块支持多种文件格式的上传，包括但不限于 PDF、JPEG、PNG 等，用户可以直接拖拽文件到上传区域，系统会自动解析和处理。

后端模块接收前端模块的请求，调用模型侧服务模块进行处理，并将处理结果返回给前端模块。后端模块包括请求处理器、数据管理器和结果反馈器。请求处理器负责接收和解析前端请求，数据管理器负责存储和管理上传的 CAD 文件，结果反馈器负责将匹配结果返回给前端模块。后端模块使用高效的任务调度算法，确保请求能够快速响应和处理，提升用户体验。

模型侧服务模块包含多个子模块，包括目标检测子模块、图像匹配和分类子模块、教师-学生网络知识蒸馏训练策略、滑窗检测和局域坐标-全局坐标转换子模块、图像尺寸对齐预处理子模块、特征匹配子模块和 onnxruntime 实时推理模块。

\*\*实施例2\*\*

如图2所示，本实施例详细描述了目标检测子模块的处理流程。目标检测子模块使用预训练的 YOLOv5 模型进行目标检测，具体包括以下步骤：

1. 数据预处理：使用自适应直方图均衡（CLAHE）、随机水平翻转、随机旋转、随机仿射变换、随机裁剪、颜色抖动、随机擦除和归一化等数据增强技术对输入图像进行预处理。通过这种预处理方法，可以提升模型在不同环境和条件下的目标检测能力，确保模型具有更好的泛化性能。

2. 模型训练和优化：通过划分训练集和验证集，进行 YOLOv5 模型的训练和优化。训练过程中，采用 Lookahead 和 AdaBelief 组合优化器，以提升模型的收敛速度和稳定性，并使用 ReduceLROnPlateau 学习率衰减策略，根据验证集上的表现动态调整学习率，确保模型在训练过程中的最佳表现。

3. 实时推理：通过 onnxruntime 提供的高效推理能力，对输入图像进行实时目标检测。推理过程中，使用非极大值抑制（NMS）算法对检测结果进行后处理，去除冗余的检测框，提升检测结果的准确性和可靠性。推理结果将包括目标的位置、类别和置信度评分，所有结果将返回后端模块以便进一步处理。

\*\*实施例3\*\*

如图3所示，本实施例详细描述了图像匹配和分类子模块的处理流程。该子模块使用共享特征提取骨干网络（backbone）的双头输出模型进行图像匹配和分类，具体包括以下步骤：

1. 模型构建：使用 TinyConvNeXt 作为教师网络和 MobileNetV2 作为学生网络，构建具有共享特征提取骨干网络的特征和对数几率（logits）双头输出模型。教师网络和学生网络共享相同的特征提取器，通过双头输出分别进行特征匹配和分类任务。特征提取骨干网络能够高效地提取图像的多层次特征，保证模型的准确性和鲁棒性。

2. 数据集构建：构建包含样本均衡和数据增广的三元组复杂数据集，通过过采样和欠采样技术平衡样本分布，确保训练数据的多样性和均衡性。数据集构建过程中，结合不同的增强技术，包括随机裁剪、旋转、翻转等，提高模型在实际应用中的泛化能力。

3. 模型训练和优化：使用多种复杂损失函数进行优化，包括带困难样本挖掘的三元组损失（用于优化正样本和负样本之间的距离）、增强同类样本内聚性的 Arcface 损失、类别敏感的交叉熵损失、用于教师网络模型训练的 BYOL 损失，以及用于学生网络训练的特征蒸馏和对数几率蒸馏损失（通过最小化学生网络和教师网络输出之间的差异进行优化），并采用 L2 正则化损失以抑制模型的过拟合。

4. 混合精度训练：在模型训练过程中，采用混合精度训练策略，结合使用32位和16位浮点数，以减少内存占用和加快训练速度。同时，使用 PyTorch 提供的自动混合精度工具进行训练过程中的精度管理，确保训练过程的稳定性和高效性。通过混合精度训练，可以在不影响模型精度的情况下显著提高训练效率，减少硬件资源的占用。

\*\*实施例4\*\*

如图4所示，本实施例详细描述了教师-学生网络知识蒸馏训练策略。该策略用于减少推理时的性能占用和提高推理效率，具体包括以下步骤：

1. 教师网络训练：教师网络使用包含多个损失函数的复杂组合进行训练，包括基于自监督学习的 BYOL 损失、Arcface 损失、类别敏感的

交叉熵损失和其他自监督损失。这些损失函数的组合使用确保教师网络能够学习到丰富且泛化能力强的特征表示。

2. 知识蒸馏：在训练过程中，将教师网络的知识传递给学生网络。采用特征蒸馏和对数几率蒸馏损失，通过最小化学生网络和教师网络输出之间的差异，使学生网络能够继承教师网络的知识，提高学生网络的性能和推理效率。知识蒸馏过程中，通过设计合理的损失函数和训练策略，确保学生网络能够有效学习和理解教师网络的知识表示。

3. 学生网络训练：学生网络使用特征蒸馏和对数几率蒸馏损失进行训练。在训练过程中，学生网络通过学习教师网络的中间特征和最终输出，优化自身的特征提取和分类能力，从而达到提升推理速度和降低性能消耗的目标。通过知识蒸馏训练，可以在保持模型性能的前提下，显著减少模型的计算开销和存储需求。

\*\*实施例5\*\*

如图5所示，本实施例详细描述了滑窗检测和局域坐标-全局坐标转换子模块的处理流程。该子模块用于处理超大尺寸图像的目标检测任务，具体包括以下步骤：

1. 滑窗检测：对超大尺寸图像进行滑窗检测，将图像分割成多个重叠的窗口，每个窗口分别进行目标检测。通过这种方法，可以有效处理大尺寸图像中的细节信息，确保检测结果的准确性。滑窗检测过程中，每个窗口的大小和滑动步长可以根据实际应用需求进行调整，以达到最佳的检测效果。

2. 局域坐标到全局坐标转换：将每个窗口内检测到的目标坐标转换到全局坐标系中。通过坐标转换，确保检测结果在全局图像中的准确定位和一致性。坐标转换过程中，结合图像的几何特性和检测框的位置，进行精确的转换计算，确保每个检测框的位置和尺寸在全局图像中保持一致。

3. 非极大值抑制（NMS）：对全局坐标系中的检测结果进行非极大值抑制，以消除冗余检测框，提高检测精度。通过 NMS 算法，去除重叠的检测框，保留最具代表性的检测结果。NMS 算法在抑制冗余检测框的同时，确保保留的检测结果具有较高的置信度和准确性。

\*\*实施例6\*\*

如图6所示，本实施例详细描述了图像尺寸对齐预处理子模块。该子模块用于匹配两幅图像中目标的位置，具体包括以下步骤：

1. 图像尺寸调整：通过调整图像尺寸以实现对齐预处理，确保两幅图像中的目标位置对齐。采用插值方法对图像进行缩放，保持图像的几何特性和细节信息。尺寸调整过程中，考虑图像的原始分辨率和目标尺寸，进行适当的缩放和裁剪，以确保目标在对齐后的图像中保持一致的位置和比例。

2. 位置匹配：对调整后的图像进行位置匹配，确保目标位置的准确对齐。通过计算图像中关键点的相对位置，进行匹配和对齐，确保目标在不同图像中的一致性。位置匹配过程中，结合特征点检测和描述技术，对图像中的关键点进行精确定位和匹配，确保对齐的准确性。

\*\*实施例7\*\*

如图7所示，本实施例详细描述了特征匹配子模块的处理流程。该子模块基于余弦距离及阈值优化方法进行特征匹配，具体包括以下步骤：

1. 特征提取：使用共享特征提取骨干网络提取图像特征。通过深度卷积神经网络（CNN）提取图像的高层次特征，确保特征具有区分度和鲁棒性。特征提取过程中，采用多层次卷积和池化操作，对图像进行逐级特征提取和聚合，确保提取的特征能够有效表征图像中的重要信息。

2. 余弦距离计算：计算特征向量之间的余弦相似度，判断两个特征向量的相似程度。通过计算两个特征向量夹角的余弦值，衡量它们的相似性。余弦距离计算过程中，结合特征向量的归一化操作，确保距离计算的稳定性和准确性。

3. 阈值优化：根据精确率（Precision）和召回率（Recall）的综合指标（F1 分数）优化匹配阈值。通过调整阈值，找到最佳的匹配点，确保特征匹配的高精度和可靠性。阈值优化过程中，结合不同的阈值和评价指标，对匹配结果进行系统的评估和调整，以确保最佳的匹配效果。

4. 匹配结果输出：输出匹配结果，并提供匹配的置信度评分。将匹配结果以列表或矩阵形式输出，方便后续处理和分析。匹配结果输出过程中，结合置信度评分，对匹配结果进行排序和筛选，确保输出结果的准确性和可解释性。

\*\*实施例8\*\*

本实施例详细描述了 onnxruntime 实时推理模块的工作流程。该模块用于提供在线推理服务，确保系统的实时性和高效性，具体包括以下步骤：

1. 模型加载：通过 onnxruntime 加载训练好的模型。支持多种深度学习框架导出的模型格式，确保模型的兼容性和可移植性。模型加载过程中，结合模型优化技术，对模型进行量化和裁剪，以提升推理效率和减少计算开销。

2. 实时推理：接收输入数据，进行实时推理，生成推理结果。利用 onnxruntime 提供的高效推理引擎，快速处理输入数据，输出预测结果。实时推理过程中，结合多线程和并行计算技术，提升推理的响应速度和处理能力。

3. 结果输出：将推理结果输出，并返回给后端模块。推理结果包括目标检测框、特征匹配结果和分类结果等，确保结果的准确性和完整性。结果输出过程中，结合数据格式转换和编码技术，确保输出结果的可读性和易用性。

4. 性能优化：通过优化的推理流水线提升系统的整体性能。采用模型量化、裁剪和加速技术，提升推理效率，降低计算资源消耗。性能优化过程中，结合硬件加速技术，对推理过程进行加速和优化，确保系统在高负载下的稳定性和高效性。

通过上述实施例，本发明提供了一种高效、准确的 CAD 审图匹配系统，能够自动识别和匹配不同图纸中的相同设计实体，解决现有技术中人工审核费时费力、自动化匹配系统精度和效率不足的问题。

### 结论

以上所述仅为本发明的优选实施例，应当指出，对于本领域的普通技术人员来说，在不脱离本发明原理的前提下，还可以做出若干改进和润饰，这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。