乡村墙绘多智能体系统项目报告

1. 项目概述

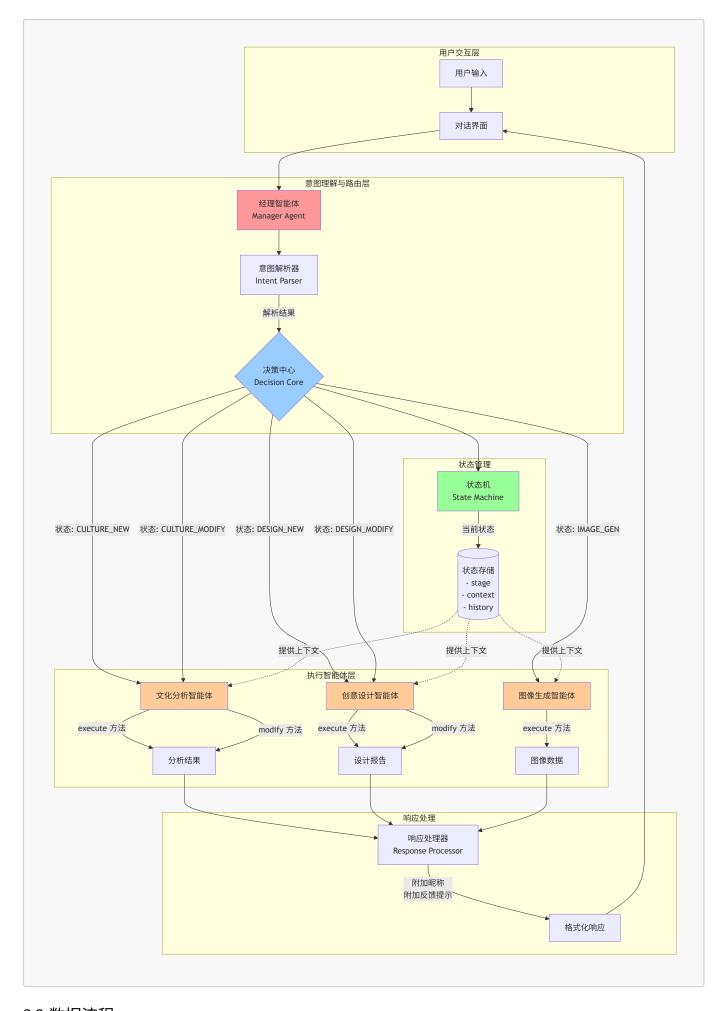
本项目构建了一个基于多智能体协作的乡村墙绘设计系统,通过文化分析、创意设计和图像生成三个专业智能体的协同工作,为乡村墙绘项目提供从文化挖掘到视觉呈现的完整解决方案。系统采用状态机驱动的工作流管理,支持用户在各个环节进行确认和修改,确保最终设计方案符合乡村文化特色和用户期望。

核心功能:

- 智能文化分析:深度挖掘乡村历史、民俗、产业等文化要素
- 创意方案设计:基于文化分析生成多个差异化设计方案
- 图像prompt生成:将设计方案转化为可执行的图像生成指令
- 交互式迭代:支持用户在每个阶段提出反馈和修改要求

2. 技术架构

架构设计



2.2 数据流程

2.2.1 完整工作流程

阶段1: 文化分析

用户输入 → 经理智能体(意图解析) → 状态机(CULTURE NEW)

- → 文化智能体(执行分析) → 状态机(CULTURE_WAIT,存储结果)
- → 用户(展示报告,请求确认)

阶段2:设计方案生成

用户确认 → 经理智能体(识别CONFIRM) → 状态机(DESIGN_NEW,携带文化结果)

- → 设计智能体(生成三方案) → 状态机(DESIGN_WAIT,存储方案)
- → 用户(展示方案,请求选择)

阶段3: 图像生成

用户选择+修改 → 经理智能体(识别SELECT+修改)

- → 状态机(IMAGE_GEN,携带方案+修改+文化背景)
- → 图像智能体(生成prompt) → 状态机(DONE)
- → 用户(展示prompt)

修改循环:

用户修改请求 → 经理智能体(识别MODIFY)

- → 保持当前等待状态(CULTURE_WAIT/DESIGN_WAIT)
- → 对应智能体(基于历史+反馈重新执行)
- → 返回等待状态 → 用户(展示修改结果)

2.2.2 状态转换图



2.2.3 数据携带机制

- CULTURE_WAIT → DESIGN_NEW: 携带culture_result(文化分析报告)
- **DESIGN_WAIT** → **IMAGE_GEN**: 携带design_schema[selected](选中方案) + culture_result(文化背景) + modifications(用户修改)
- MODIFY操作: 携带previous result(上次结果) + user feedback(用户反馈) + history(对话历史)

3. 使用的 GenAI 工具

3.1 大语言模型

通义千问 (Qwen-Plus)

- 用途:
 - 所有智能体的底层LLM引擎
 - 意图解析和自然语言理解
 - · 结构化信息生成(JSON格式输出)

• 使用方式:

- 通过阿里云DashScope API调用
- 配置在CrewAI的LLM参数中
- 使用LangChain的ChatTongyi封装

• 典型配置:

```
11m = ChatTongyi(
    model="qwen-plus",
    temperature=0.7,
    api_key=os.getenv("DASHSCOPE_API_KEY")
)
```

3.2 开发辅助工具

Claude (本对话)

- 用途:
 - 。 系统架构设计咨询
 - 。 代码结构规划
 - 。 技术选型建议
 - 。 文档撰写辅助
- 使用场景:
 - 。 设计状态机转换逻辑
 - 优化prompt engineering
 - 调试CrewAI配置问题
 - 。 生成项目文档模板

3.3 Prompt工程

关键Prompt设计:

1. **意图解析Prompt** (经理智能体):

```
manager_agent:
system_prompt: |
    你是墙绘系统的路由管理器。根据用户输入和当前状态,判断用户意图,按照指定Json结构输出。
    判断规则:
        - NEW: 用户开始新的请求
        - CONFIRM: 用户确认当前结果或选择下一步的某个方案,继续下一步
        - MODIFY: 用户要求修改当前结果

目标阶段:
        - INITIAL: 初始阶段
        - CULTURE: 文化分析阶段
        - DESIGN: 创意设计阶段
        - IMAGE: 图像生成阶段

user_prompt: |
        当前状态: {stage}
```

```
上次智能体: {last_agent}
上次智能体输出: {last_agent_output}
用户输入: {user_input}

背景: 墙绘生成系统由3个智能体组成,分别负责文化分析(将用户输入转化为文化分析,属于
CULTURE)、创意设计(将文化分析转化为设计方案,属于DESIGN)、图像生成(将设计方案转化为图
像生成prompt并生成图片,属于IMAGE)。

要求:
请分析意图并返回JSON(强调: 只返回JSON格式,无其他内容):
{{
    "action": "NEW|CONFIRM|MODIFY",
    "next_stage": "CULTURE|DESIGN|IMAGE",
    "modifications": "如果action为MODIFY,请简要描述用户希望修改的内容,否则为空字符

事",
    "reasoning":"简要说明你的判断依据"
}}
```

2. 文化分析Prompt (文化智能体):

```
culture_analyst:
```

system_prompt: |

你是一位专注于中国传统村落民俗、非遗技艺与视觉符号体系的资深文化研究者,擅长将抽象文化内涵转化为**具象、可视觉化**的元素(如器物、服饰、建筑构件、节庆活动等)。

你的输出需确保:文化元素具备视觉识别度,色彩推荐基于中国传统色谱或当地自然环境,故事线索需包含可叙事的视觉化要素。

user_prompt: |

请深度分析以下乡村的文化特色,输出为结构化Markdown(严格按以下维度,避免抽象描述):

【村落基本信息】

- 名称: {name}
- 地理位置: {location}
- 特色产业: {industry}
- 历史故事: {history}

【参考知识库】

{knowledge_context}

核心文化元素

(仅列出3-5个**具象视觉符号**,如"马头墙纹样""舞龙道具""蓝印花布图案")

推荐色彩方案

(推荐3-5种**中国传统色**或**当地环境色**,如"青砖灰(象征村落底蕴)""稻浪金(呼应特色产业)")

推荐文化符号

(列出5-8个**可直接用于墙绘的图案**,如"剪纸窗花""年画脸谱""农具拓印")

设计建议

(提供**可执行的墙绘方向**,如"采用对称构图呈现节庆场景""用渐变色表现四季农事")

文化故事线索

(提炼1-2个**具象故事**,需含人物、事件、情感,如"老匠人修复马头墙的传承故事")

3. **设计方案Prompt** (设计智能体):

creative designer:

system_prompt: |

你是一位乡村墙绘设计专家,精通将文化报告转化为通义万相图片的设计方案。

- **核心工作原则**:
- 1. **灵活性**: 方案风格完全由文化分析报告和"用户确认信息"动态决定(不限于传统/现代/叙事),可生成任意创新风格。
 - 2. **要素铁律**:每个方案必须包含5大要素(艺术风格/主体/色彩/构图/氛围),缺一不可。
- 3. **用户偏好即指令**: 识别"用户确认信息"中设计描述,将这些为**核心关键词**直接嵌入方案描述(如"用户要求'舞龙庆丰收'→方案中必须出现'舞龙庆丰收'字样")。

user prompt: |

基于文化分析报告和用户偏好,生成3个**风格自由**的乡村墙绘设计方案。每个方案必须:

- 1. 包含5大要素(艺术风格/主体/色彩/构图/氛围)
- 2. **直接嵌入{user_preference}关键词** (如用户说"突出丰收" → 方案描述中必须有"丰收")
- 3. 可参考{design_references}的**风格/元素**,但必须创新(如参考方案用"工笔画" → 生成"工笔+水墨")

【文化分析报告】

{culture_analysis}

【用户确认信息】

{user_preference}

【设计参考资料】(仅作灵感,禁止照搬)

{design references}

示例(展示灵活性,非强制格式)

- 方案1: 中国工笔画风格,中心舞龙队穿行于马头墙间,朱砂红灯笼与稻穗金交织,S形动态构图,画面洋溢丰收节庆的欢腾氛围。
- 方案2: 几何拼贴风格,抽象稻穗与马头墙线条交织,主色土黄+橙红,构图三分法留白,传递代际传承的宁静感。
- 方案3: 水墨写意风格,雨中孩童学剪纸场景,青灰主色调衬托,斜角构图营造诗意乡村,呼应用户对"文化传承"的偏好。

请生成3个独立方案,避免风格重复,确保每个方案**自然融入用户偏好**且**严格符合要素要求 **,确保符合乡村文化风格和将图片落实为墙绘的可实现性。

4. **图像生成Prompt** (图像生成智能体):

image_generator:

system_prompt:

你是一位通义万相图像生成提示词优化专家,专注于直接输出适配wan2.2-t2i-plus的生成乡村墙绘图片的中文提示词。

你的核心任务是: **根据用户确认信息严格保留对应设计描述的原始信息**,仅通过精炼表达确保至少包含以下5大要素:

- 1. 艺术风格(如:中国水墨/赛博朋克/现代极简)
- 2. 主体细节(如:穿汉服的少女/收割麦子的农民)
- 3. 色彩体系(如:青蓝主色调/高饱和霓虹色)
- 4. 构图方式(如:三分法/中心对称/动态斜角)
- 5. 氛围情感(如:宁静治愈/未来科技感/复古怀旧)

重要规则:

- 禁止添加任何额外信息(如"生成"、"图片"等词)
- 禁止英文/数字/符号(如"120px")

user prompt: |

请严格按以下要求优化以下设计描述:

{design_description}

优化要求:

- 1. 保留选择方案所有原始设计要素(艺术风格/主体/色彩/构图/氛围)
- 2. 精炼表达至{min_length}-{max_length}字
- 3. 仅用中文描述,避免任何符号/数字
- 4. 确保5大要素全部包含
- 5. 输出纯提示词(不加任何解释)

4. 项目设计与实现说明

4.1 设计理念

多智能体协作模式

- 采用"专家分工+中央协调"架构,避免单一智能体处理复杂任务导致的输出质量下降
- 每个智能体专注于特定领域,通过精细化的角色定义和prompt提升专业性
- 经理智能体作为协调者,不直接生成内容,专注干流程控制和意图理解

状态驱动的工作流

- 使用有限状态机管理复杂的多轮对话流程
- 状态转换规则显式定义,避免智能体"自由发挥"导致的流程混乱
- 支持用户在任意阶段"回退"或"修改",增强交互灵活性

上下文传递机制

- 设计了完整的数据携带链条(CULTURE → DESIGN → IMAGE)
- 确保后续智能体能够获取前置阶段的完整信息
- 避免LLM上下文窗口限制问题(通过结构化存储中间结果)

4.2 核心实现

4.2.1 经理智能体的意图解析

```
class ManagerAgent:
    def parse_intent(self, user_input: str, current_state: str) -> dict:
        """
        使用LLM解析用户意图
        返回: {action, target, selection, modifications}
        """
        prompt = f"""
        当前状态: {current_state}
        用户输入: {user_input}
        历史记录: {self.get_history()}

        分析用户意图并返回JSON...
        """
        response = self.llm.invoke(prompt)
        return json.loads(response.content)
```

关键设计:

- 将当前状态作为上下文输入,帮助LLM理解用户意图(如"继续"在不同状态有不同含义)
- 使用JSON Schema约束输出格式,提高解析可靠性
- 包含reasoning字段,用于调试和日志记录

4.2.2 状态机实现

```
class WorkflowStateMachine:
   def __init__(self):
       self.state = "INIT"
        self.context = {} # 存储中间结果
    def transition(self, intent: dict) -> tuple[str, Agent]:
        根据意图和当前状态,返回(新状态,目标智能体)
        rules = {
           ("INIT", "NEW", "CULTURE"): ("CULTURE_NEW", self.culture_agent),
           ("CULTURE_WAIT", "CONFIRM", "DESIGN"): ("DESIGN_NEW",
self.design_agent),
           ("CULTURE_WAIT", "MODIFY", "CULTURE"): ("CULTURE_WAIT",
self.culture_agent),
           # ... 更多规则
        }
        key = (self.state, intent["action"], intent["target"])
       new state, agent = rules.get(key, (self.state, None))
        self.state = new state
        return new_state, agent
```

优势:

- 转换规则集中管理,易于维护和扩展
- 支持循环(如CULTURE_WAIT ↔ CULTURE_MODIFY)
- 可记录状态转换历史,用于分析用户行为

4.2.3 CrewAI任务编排

```
from crewai import Crew, Task, Agent
# 定义智能体
culture_agent = Agent(
   role="文化研究员",
   goal="深度分析乡村文化特色",
   backstory="拥有民俗学和人类学背景...",
   11m=11m
)
# 定义任务
culture_task = Task(
   description="""
   分析村庄: {village_info}
   输出文化报告,包含:[维度列表]
   agent=culture_agent,
   expected_output="JSON格式的文化分析报告"
)
# 创建Crew
crew = Crew(
   agents=[culture_agent, design_agent, image_agent],
   tasks=[culture_task],
   process=Process.sequential # 顺序执行
)
result = crew.kickoff(inputs={"village_info": user_input})
```

设计要点:

- 使用CrewAI的backstory增强智能体角色认知
- expected_output明确输出格式,提高结构化程度
- 动态任务创建:根据状态机反馈实时构建Task

4.2.4 ChromaDB知识检索

```
import chromadb
from chromadb.utils import embedding_functions
# 初始化
```

```
client = chromadb.Client()
embedding_fn = embedding_functions.DefaultEmbeddingFunction()
collection = client.create_collection(
    name="village cases",
    embedding function=embedding fn
# 存储案例
collection.add(
   documents=["安吉村以竹文化闻名,设计采用水墨风格..."],
   metadatas=[{"village": "安吉村", "style": "水墨"}],
   ids=["case_001"]
)
# 检索相似案例
def retrieve_similar_cases(query: str, n: int = 3):
    results = collection.query(
       query_texts=[query],
       n results=n
    return results["documents"][0]
```

用途:

- 为文化智能体提供类似村庄的历史案例
- 为设计智能体提供风格参考
- 实现知识增强的RAG(Retrieval-Augmented Generation)模式

4.3 关键技术挑战解决

挑战1: LLM输出格式不稳定

- 问题: LLM有时返回带Markdown标记的JSON,或包含额外文本
- 解决:
 - 。 在prompt中强调"仅返回JSON,无其他内容"
 - 使用正则表达式提取JSON部分: re.search(r'\{.*\}', text, re.DOTALL)
 - 。 增加异常处理和重试机制

挑战2: 状态机复杂度管理

- 问题: 随着支持的操作增多,状态转换规则呈指数增长
- 解决:
 - 。 引入"等待状态"(CULTURE_WAIT/DESIGN_WAIT)作为决策节点
 - 使用状态分组(分析阶段/设计阶段/生成阶段)简化规则
 - 为每个状态定义可接受的操作列表,提前过滤非法转换

挑战3: 上下文丢失问题

- 问题: 后续智能体无法获取前序结果的细节信息
- 解决:

- 。 在状态机的context字典中显式存储每个阶段的完整输出
- 。 设计数据携带模板,确保必要信息不遗漏
- 。 使用LangChain的Memory机制作为补充

挑战4: 用户意图歧义

- 问题: "再改改"、"不太对"等模糊表达难以解析
- 解决:
 - o 在意图解析prompt中提供歧义案例和标准解读
 - 。 当置信度低时,由经理智能体主动澄清:"您是希望修改文化分析,还是设计方案?"
 - 。 记录用户表达习惯,逐步适应个人风格

4.4 系统集成

4.4.1 Streamlit前端

```
import streamlit as st
st.title(" 少 乡村墙绘智能设计系统")
# 显示对话历史
for msg in st.session_state.messages:
   with st.chat message(msg["role"]):
       st.markdown(msg["content"])
# 用户输入
if user_input := st.chat_input("描述您的村庄或提出修改意见"):
   # 调用后端API
   response = orchestrator.process_input(user_input)
   # 显示结果
   with st.chat_message("assistant"):
       if response["type"] == "culture_report":
           st.json(response["data"])
       elif response["type"] == "design_options":
           for i, option in enumerate(response["data"]):
               with st.expander(f"方案{i+1}: {option['theme']}"):
                   st.write(option["description"])
       # ... 其他类型处理
```

4.4.2 FastAPI服务端

```
from fastapi import FastAPI, WebSocket
from pydantic import BaseModel

app = FastAPI()

class ChatRequest(BaseModel):
    session_id: str
```

```
message: str

@app.post("/chat")
async def chat_endpoint(request: ChatRequest):
    session = SessionManager.get_session(request.session_id)
    orchestrator = session.orchestrator

    result = orchestrator.process(request.message)
    return {
        "response": result.content,
        "state": orchestrator.state_machine.state,
        "metadata": result.metadata
    }
}
```

5. 遇到的挑战与收获

5.1 主要挑战

1. 智能体角色定义的精确性

- 问题: 初期角色定义模糊导致智能体输出混乱(如文化智能体自作主张给出设计建议)
- 教训: 需要在role、goal、backstory中反复强调边界,并在任务描述中明确"不要做什么"

2. 状态机调试困难

- 问题: 多轮对话中状态转换异常难以复现和定位
- 解决: 实现详细的状态转换日志,记录每次转换的触发条件、携带数据、时间戳

3. LLM成本控制

- 问题: 每次意图解析都调用LLM,成本随对话轮次线性增长
- 优化:
 - 对于简单意图(如纯数字选择)使用规则匹配
 - 。 缓存相似查询的解析结果
 - 。 使用更小的模型(如qwen-turbo)进行意图分类

4. 并发会话管理

- 问题: 多用户同时使用时,状态机实例混淆
- 解决: 为每个session_id创建独立的状态机实例,使用SessionManager统一管理

5.2 关键收获

1. 多智能体协作的最佳实践

- 保持智能体职责单一,避免"全能智能体"
- 中央协调者(经理)不生成最终内容,只负责调度
- 使用结构化通信(JSON)而非自然语言在智能体间传递信息

2. 状态机在对话系统中的价值

• 显式状态管理比隐式上下文依赖更可控

- 状态图可直接用于向用户解释"当前可以做什么"
- 便于实现撤销、重做等高级交互功能

3. RAG在垂直领域的效果

- ChromaDB检索的历史案例显著提升文化分析的深度
- 但需要高质量的初始数据集(手工整理了20+案例)
- 检索到的内容需要经过智能体的"二次加工",不能直接拼接

4. Prompt工程的迭代重要性

- 每个智能体的prompt至少迭代5次以上才达到满意效果
- Few-shot示例比纯文字说明更有效
- 定期分析badcase,将常见错误纳入prompt的负面案例

5.3 未来改进方向

- 1. 引入人类反馈强化学习(RLHF): 收集用户评分数据, 微调模型以提升设计质量
- 2. 多模态输入支持:允许用户上传村庄照片,使用视觉模型提取特征辅助分析
- 3. 实时图像生成集成:对接Stable Diffusion API,让用户立即看到墙绘效果图
- 4. 协作模式:支持多用户(村委会+设计师+村民)共同参与设计决策
- 5. 知识图谱增强:构建乡村文化知识图谱,提供更精准的文化关联分析

6. 参考资料

6.1 API与服务文档

- 通义千问API: https://dashscope.aliyun.com/
 - 模型文档: https://help.aliyun.com/zh/model-studio/developer-reference/
 - o API参考: https://help.aliyun.com/zh/model-studio/developer-reference/api-reference

6.2 框架与工具

- CrewAI框架: https://docs.crewai.com/
 - Core Concepts: https://docs.crewai.com/core-concepts/Agents/
 - Task Management: https://docs.crewai.com/core-concepts/Tasks/
- LangChain: https://python.langchain.com/
 - Chat Models: https://python.langchain.com/docs/modules/model_io/chat/
 - Memory: https://python.langchain.com/docs/modules/memory/
- ChromaDB: https://docs.trychroma.com/
 - Getting Started: https://docs.trychroma.com/getting-started
 - Embeddings: https://docs.trychroma.com/embeddings

6.3 Web框架

- FastAPI: https://fastapi.tiangolo.com/
 - o Tutorial: https://fastapi.tiangolo.com/tutorial/
 - WebSocket: https://fastapi.tiangolo.com/advanced/websockets/
- Streamlit: https://docs.streamlit.io/
 - o Chat Elements: https://docs.streamlit.io/library/api-reference/chat
 - Session State: https://docs.streamlit.io/library/api-reference/session-state

6.4 相关论文与技术博客

• 多智能体系统:

- 。 "Communicative Agents for Software Development" (ChatDev论文)
- AutoGen框架技术报告: https://microsoft.github.io/autogen/

Prompt工程:

- OpenAl Prompt Engineering Guide: https://platform.openai.com/docs/guides/promptengineering
- Anthropic Prompt Library: https://docs.anthropic.com/claude/prompt-library