

附件 2

铜陵学院真实项目案例库

申 报 书

课程名称： 人工智能

编写负责人姓名： 陈明

联系电话： 15838208257

院（部）名称： 数学与计算机学院

二〇二四年一月

人工智能课程真实项目案例库

课程名称	人工智能	学时	32
适用专业	计算机科学与技术	适用年级	大三
制订人	陈明	时间	2024 年
课程目标	了解人工智能的发展状况与研究内容；掌握人工智能的基本概念、基本思想方法和重要算法；		
	熟悉典型的人工智能系统；初步具备用经典的人工智能方法解决一些简单实际问题的能力。		
	培养学生积极思考、严谨创新的科学态度和解决实际问题的能力；使学生拥有系统工程思维，明确职业道德和社会责任。。		
申报类型	<input checked="" type="checkbox"/> 申报认定 <input type="checkbox"/> 申报立项		

以下内容仅供参考，各学院/专业/课程可根据自身情况进行编制。

项目（案例）名称：虚拟数字人智能问答综合案例

1. 教学目标（标题：黑体四号，段前后 0.5 行, 1.5 倍行距，内容：宋体小四，20 磅行距）

<p>（结合课程目标，学生情况、具体描述通过该项目/案例教学，应达到的知识、技能、态度方面的教学目标）</p> <p>利用虚拟仿真技术，构建虚拟数字人智能问答综合案例，模拟仿真与数字人之间的询问和回答过程，主要目的为达到如下教学目标：</p> <p>（1）能够建立对人工智能知识体系的轮廓性认识，了解人工智能发展历程、关键技术、计算模式和产业发展；</p> <p>（2）熟练掌握 unity 3D 平台的安装和使用方法，掌握 MySQL 数据库的基本原理和编程方法，掌握 LLM，GPT，分词等大语言模型和算法的基本原理和编程方法。</p> <p>（3）能够通过查阅相关文献、开发文档等技术资料获取人工智能技术发展趋势和主流技术，具备自主学习能力。</p> <p>（4）具有认真严谨、探索创新的科学态度和素养，能够考虑到法律、社会 and 环境影响，具备软件工程师职业素质。</p>

(5) 使学生拥有系统工程思维，强化创新意识、批判思维、知识能力素养，明确职业道德和社会责任。

2. 项目/案例内容

(项目案例内容、要求、实施步骤等)

2.1 项目案例内容

虚拟数字人智能问答综合实验主要利用到 LLM，GPT，分词等模型，进行数字人的智能问答。

(1) LLM 模型

LLM 也称大型语言模型，是一种人工智能模型，旨在理解和生成人类语言。它们在大量的文本数据上进行训练，可以执行广泛的任務，包括文本总结、翻译、情感分析等等。LLM 模型本身基于 Transformer 架构，如图 2-1 所示。Transformer 架构是一种用于自然语言处理和其他序列到序列学习任务的深度学习模型，它由 Attention 机制和残差连接组成。Transformer 的主要优点是其并行性，可以快速处理长序列数据，同时也可以避免逐步预测（autoregressive）模型中的信息丢失问题。Transformer 的架构由编码器和解码器组成，其中编码器将输入序列编码成抽象的特征表示，解码器将这些特征表示用于生成目标序列。

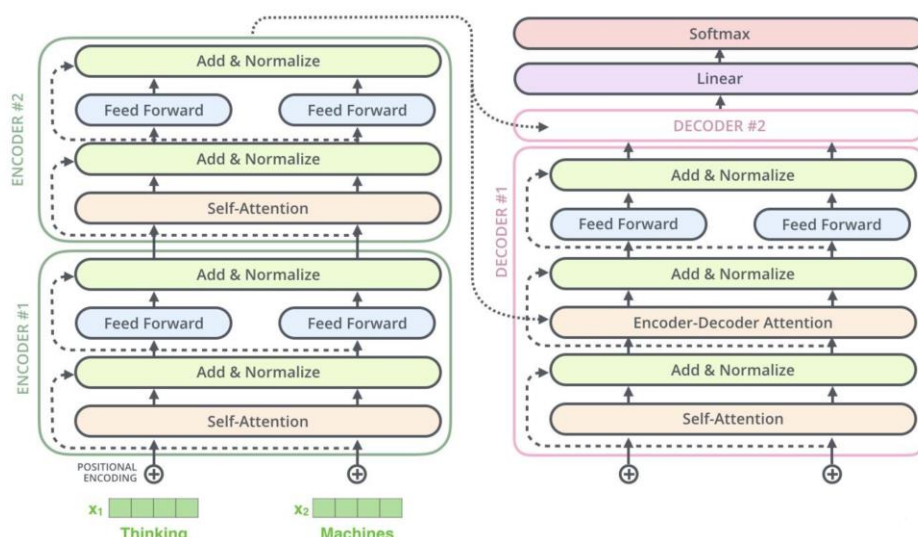


图 2-1 Transformer 架构

LLM 模型的训练分为四个阶段：

①预训练：预训练是整个流程中最重要的部分，也是消耗成本最多的环节。

在这个阶段大模型的主体（基干）已经确定，堆砌大量的数据进行训练，模型找出其中的共性，将其压缩为一个模型。

②微调：大型语言模型中的几乎所有知识都是在预训练中学习的，只需要有限的指令学习数据就可以教会模型产生高质量的输出。使用相对少量的（1w-10w 水平的问答对）、高质量的数据来继续训练 LLM。由于微调阶段使用的数据量相对于预训练阶段和模型整体参数量来说都较小，所以必须保持一个较高的质量。

③模型对齐：对齐技术可以让 AI 系统在成功优化训练目标的同时，能够符合预期目的，且遵守人类提供的道德和安全标准。对齐技术通常指的是通过引入人工生成的预期效果样例以及使用强化学习（比如 RLHF）来实现模型和预测的对齐。

④RLHF：人类反馈强化学习)收集人类生成的对于预期行为的描述并且训练一个全监督微调模型(SFT: supervised finetuned model)。使用对不同的输出的评分，训练一个奖励模型(RM: reward model)。使用 RM 作为评分函数来微调 SFT，从而最大化回答的评分。

（2）GPT 模型

GPT（Generative Pre-trained Transformer）是一种基于 Transformer 架构的自然语言处理模型。由 OpenAI 推出，属于预训练模型，采用了无监督的学习方式，能够对大规模文本进行学习和抽象概括，并通过微调的方式用于特定的自然语言处理任务，例如文本生成、语言翻译和问答系统。GPT 模型的主要特点是它可以根据输入的上下文来生成下一个词，因此可以用于文本生成等自然语言处理任务。该模型使用了多头注意力机制、残差连接和 Layer Normalization 等技术，并通过多次迭代优化模型参数来提高模型的性能。

GPT 由多个 Transformer 编码器组成，如下图 2-2 所示：

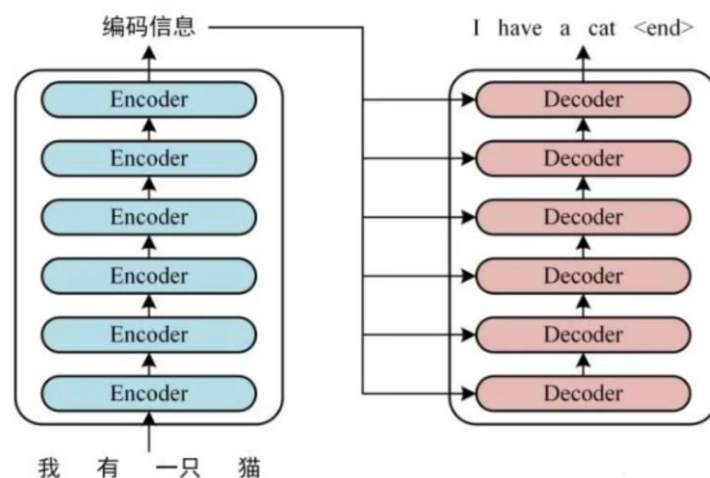


图 2-2 GPT 模型架构

每个 Transformer 编码器包含多个自注意力（self-attention）层和前馈神经网络层（feed-forward neural network layer）。每个自注意力层都包含三个线性变换（Linear Transformation），即查询（Query）、键（Key）和值（Value）。在输入序列经过第一个 Transformer 编码器之后，它的隐藏状态（hidden state）被送入下一个 Transformer 编码器，这样一直进行下去，直到最后一个 Transformer 编码器。在模型的末尾，还有一个线性变换层和一个 softmax 激活函数，用于将最后一个 Transformer 编码器的隐藏状态映射为预测标签的概率分布。

GPT 训练流程

①预训练阶段：GPT 利用常规语言建模的方法优化给定文本序列 $x = x_1 \cdots x_n$ 的最大似然估计。

$$\mathcal{L}^{\text{PT}}(x) = \sum_i \log P(x_i | x_{i-k} \cdots x_{i-1}; \theta)$$

式中， k 表示语言模型窗口大小，即基于 k 个历史词 $x_{i-k} \cdots x_{i-1}$ 预测当前时刻的词 x_i ； θ 表示神经网络模型的参数，使用随机梯度下降方法来优化该似然函数。

对于长度为 k 的窗口词序列 $x' = x_{-k} \cdots x_{-1}$

$$h^{[0]} = e_{x'} W^e + W^p$$

$$h^{[l]} = \text{Transformer-Block}(h^{[l-1]}), \quad \forall l \in \{1, 2, \cdots, L\}$$

$$P(x) = \text{Softmax}(h^{[L]} W^e{}^\top)$$

式中 $e_{x'} \in \mathbb{R}^{k \times |V|}$ 表示 x' 的独热向量表示； $W^e \in \mathbb{R}^{|V| \times d}$ 表示词向量矩阵； $W^p \in \mathbb{R}^{n \times d}$ 表示位置向量矩阵； L 表示 Transformer 的总层数。

②下游任务精调阶段：游任务精调通常是由有标注数据进行训练和优化的。假设下游任务的标注数据为 \mathcal{C} ，其中每个样例的输入为 $x = x_1 \cdots x_n$ 构成的长度为 n 的文本序列，与之对应的标签为 y 。首先将文本序列输入到预训练的 GPT 中，获取最后一层的最后一个词对应的隐含层输出 $h_n^{[L]}$ ，如式所示。紧接着将该隐含层输出通过一层全连接层变换，来预测最终的标签。

$$P(y | x_1 \cdots x_n) = \text{Softmax}(h_n^{[L]} W^y)$$

式中， $W^y \in \mathbb{R}^{d \times k}$ 表示全连接层权重（ k 表示标签个数）。最终，通过优化以下损失函数对下游任务进行精调。

$$\mathcal{L}^{\text{FT}}(\mathcal{C}) = \sum_{(x,y)} \log P(y | x_1 \cdots x_n)$$

③损失函数：另外，为了进一步提升精调后模型的通用性以及模型的收敛速度，可以在下游任务精调时加入一定权重的预训练任务损失，即语言模型的

训练。这样做是为了降低在下游任务精调的过程中出现的灾难性遗忘 (Catastrophic Forgetting) 问题。通过结合下游任务精调损失和预训练任务损失，可以有效地缓解灾难性遗忘问题，在优化下游任务效果的同时保留一定的通用性。实际应用中可通过下式对下游任务进行精调。

$$\mathcal{L}(C) = \mathcal{L}^{\text{FT}}(C) + \lambda \mathcal{L}^{\text{PT}}(C)$$

式中， \mathcal{L}^{FT} 表示精调任务损失； \mathcal{L}^{PT} 表示预训练任务损失； λ 表示权重；通常 λ 的取值介于 $[0, 1]$ 。

④GPT 生成过程：在 GPT 的生成过程中，一个关键的概念是“自回归”。自回归是指模型在预测下一个词时，只使用该词之前的词作为上下文信息。这是 GPT 与一些其他模型（如 BERT）的一个主要区别。BERT 在预测一个词时，会同时使用该词之前和之后的词作为上下文信息，这种方式被称为“双向”或“掩码”。

- 输入准备：首先，我们需要准备一个文本序列作为输入。这个序列可以是一个句子的开始部分，也可以是一个完整的句子。
- 模型预测：然后，我们将这个输入序列送入模型。模型的任务是预测下一个词。模型会根据已有的上下文信息，尽可能地预测出下一个词的正确值。
- 词的选择：模型预测出的下一个词通常是一个词的概率分布。我们可以根据这个概率分布选择下一个词。选择的方式可以是选择概率最高的词，也可以是根据概率分布进行随机选择（这种方式被称为“采样”）。
- 序列的更新：选择出下一个词后，我们将这个词添加到输入序列的末尾，然后重复上述过程，直到生成一个完整的文本序列。

需要注意的是，GPT 的生成过程并没有一个固定的算法公式，因为它的实现方式可能会因模型的结构和任务的需求而有所不同。

（3）基于词典的分词

最大匹配分词算法：是中文分词中常用的一种基于词典的分词算法，它的主要思想是从左向右扫描待分文本，在词典中查找以当前位置开始的最长匹配词，然后将该词作为分词结果，继续处理剩余文本，如图 2-3 所示。

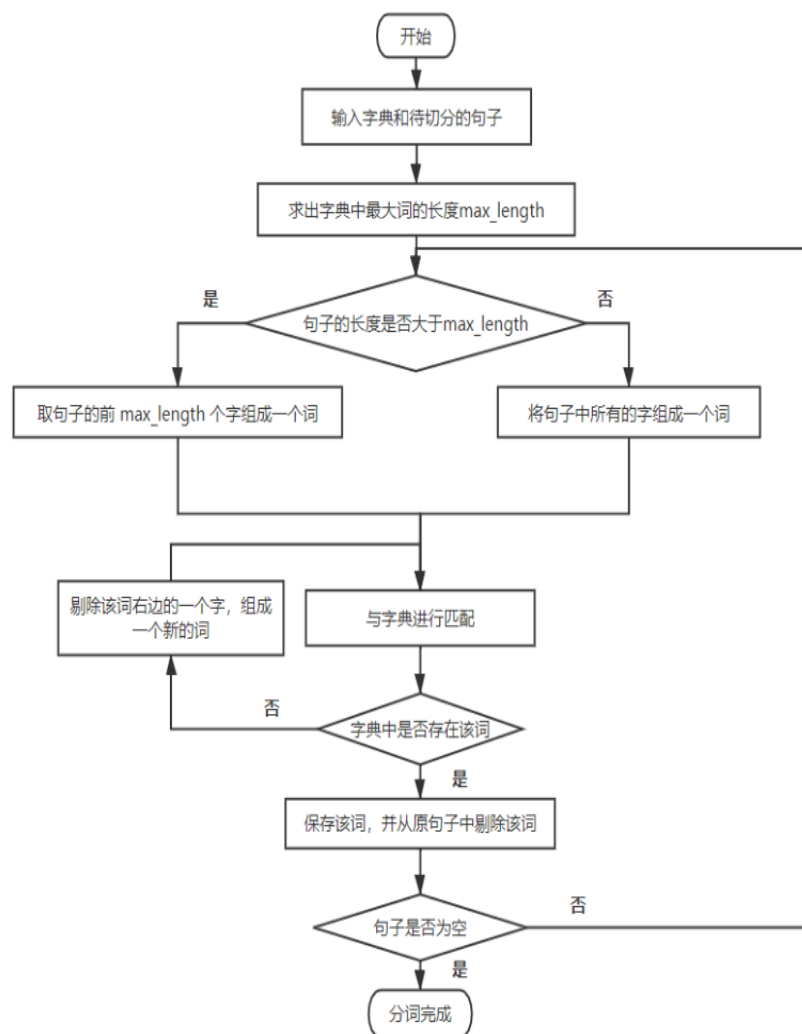


图 2-3 最大匹配分词算法

(4) 基于统计的分词

N-gram 模型：在分词任务中，N-gram 模型被用来估计一个序列中词的概率，进而确定最可能的分词方式。通常，采用动态规划算法（如维特比算法）来找到具有最大概率的分词序列，如图 2-4 所示。

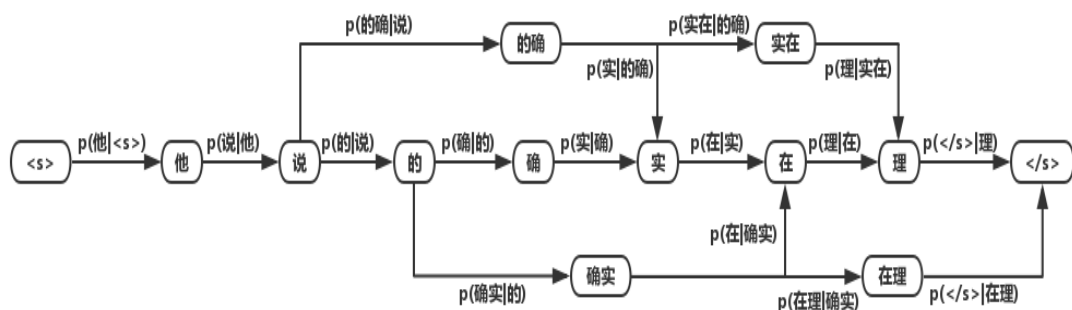


图 2-4 最大匹配分词算法

隐马尔可夫模型：在 HMM 分词中,每个字符作为观察序列的一个观察值,

而隐藏状态表示是否为词语的边界。通过训练数据学习 HMM 的参数，然后使用 Viterbi 算法找到最可能的分词序列，如图 2-5 所示。

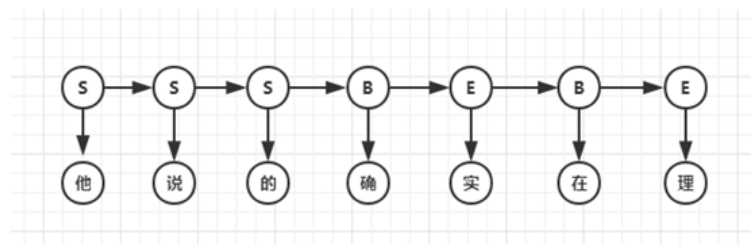


图 2-5 隐马尔可夫模型

条件随机场模型：在分词任务中，输入文本中的每个字符作为观察序列的一个元素，而标签序列表示每个字符是否是一个词语的边界。CRF 通过学习特征函数的权重，预测最可能的分词结果，如图 2-6 所示。

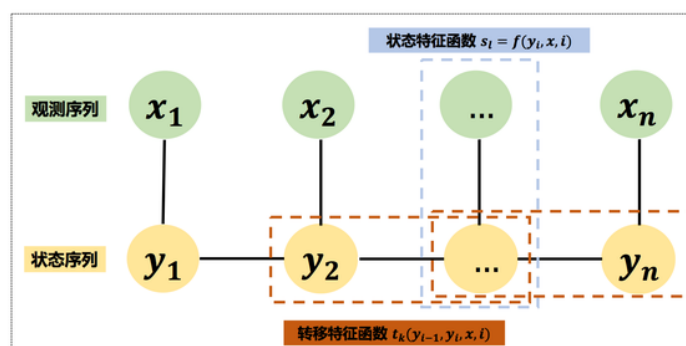


图 2-6 条件随机场模型

(5) 基于神经网络的分词

基于长短时记忆网络（Long Short-Term Memory, LSTM）的分词方法是一种利用 LSTM 网络结构对文本进行序列建模的技术。LSTM 可以将每个字符或词的上下文信息纳入考虑，通过学习上下文中的模式，实现对词语边界的精准划分，如图 2-7 所示。

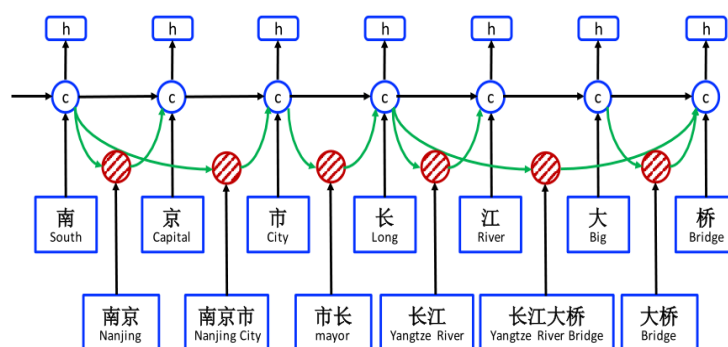


图 2-7 条件随机场模型

2.2 项目案例要求

(1) 面向学生要求

根据各专业培养方案进程，面向计算机类大三专业学生，需要学生掌握计算机专业基础专业知识，了解自然语言处理的基本原理和知识，能够能进行各个实验步骤的操作，并进一步理解其基本原理。

(2) 计算机硬件配置要求

CPU: Intel Core I5 3.2GHz 及以上

内存: 8G 及以上

硬盘: 200G 及以上

图形适配器: 显存至少 6GB 且完全兼容 OpenGL2.0, 如果没有任何加速可用, 将会大大降低帧速率和互动性。

(3) 网络带宽要求

为保证实验项目的顺利加载完成要求客户端带宽不低 100M, 操作系统 win10/win11

2.3 项目案例步骤

(1) 知识学习模块选择学习语音大模型种类

如下图 2-8 为虚拟数字人智能问答综合案例系统的首界面, 在此选择知识学习, 进入如图 2-9 的知识学习模块, 选择其中的语言大模型种类, 对包括 GPT 和 LLM 等各类大模型原理进行学习, 界面类如图 2-10 所示。



图 2-8 实验系统首页



图 2-9 知识学习模块选择界面



图 2-10 语音大模型种类学习之 GPT 模型界面

(2) 知识学习模块选择学习分词方法

在如图 2-9 所示的知识学习模块界面上, 选择其中的分词方法, 对基于字典、统计和神经网络等分词算法的原理进行学习, 界面类如图 2-11 所示。



图 2-11 分词算法学习之基于词典的分词界面

(3) 知识学习模块选定基于隐马尔可夫模型分词算法了解其参数及性能

在如图 2-9 所示的知识学习模块界面上，选择其中的分词算法对比，进入如图 2-12 所示的界面，在左上角的下拉列表选择隐马尔可夫模型，进入如图 2-13 所示的基于隐马尔可夫模型的分词算法界面，了解算法在标准数据集上的运行性能。



图 2-12 分词算法对比之算法选择下拉列表



图 2-13 分词算法对比之隐马尔可夫模型界面

(4) 知识学习模块选定基于 N 最短路径的分词算法了解其参数及性能

进入如图 2-12 所示的界面，在左上角的下拉列表选择 N 最短路径，进入如图 2-14 所示的基于隐马尔可夫模型的分词算法界面，了解算法在标准数据集上的运行性能，同时通过在文本框中设置 N 最短路径的参数 N，了解参数对算法性能的影响。



图 2-14 分词算法对比之隐马尔可夫模型界面

(5) 知识学习模块选定基于 CRF 的分词算法了解其参数及性能

进入如图 2-12 所示的界面，在左上角的下拉列表选择 CRF - 条件随机场，进入如图 2-15 所示的基于 CRF 的分词算法界面，了解算法在标准数据集上的运行性能，同时通过在文本框中设置 CRF 的迭代次数、早停阈值和正则化项

等参数，了解各参数对算法性能的影响。

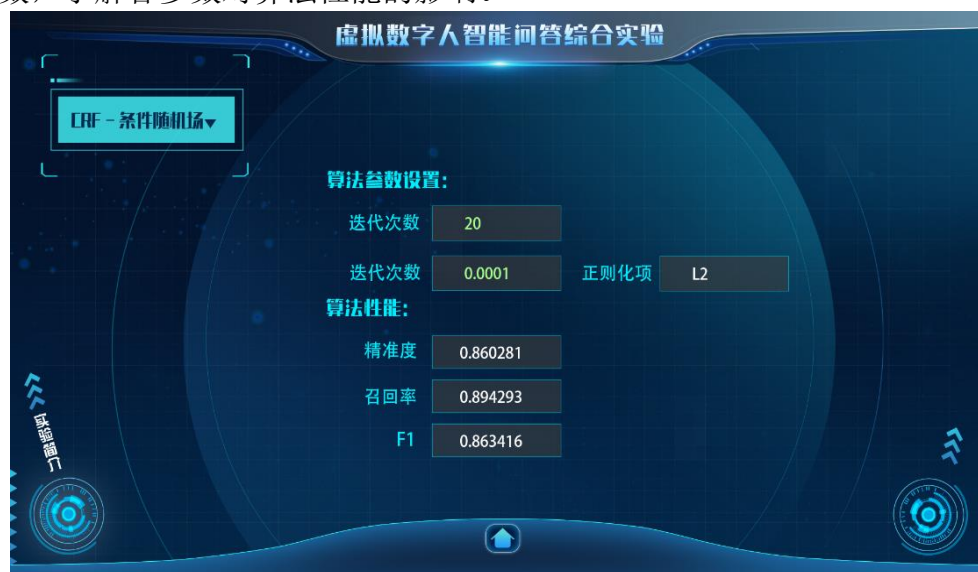


图 2-15 分词算法对比之 CRF 界面

(6) 知识学习模块选定基于 LSTM 的分词算法了解其参数及性能

进入如图 2-12 所示的界面，在左上角的下拉列表选择 LSTM - 长短期记忆神经网络，进入如图 2-16 所示的基于 LSTM 的分词算法界面，了解算法在标准数据集上的运行性能，同时通过在文本框中设置 LSTM 的迭代次数、早停阈值、正则化项小批量学习的批量大小等参数，了解各参数对算法性能的影响。

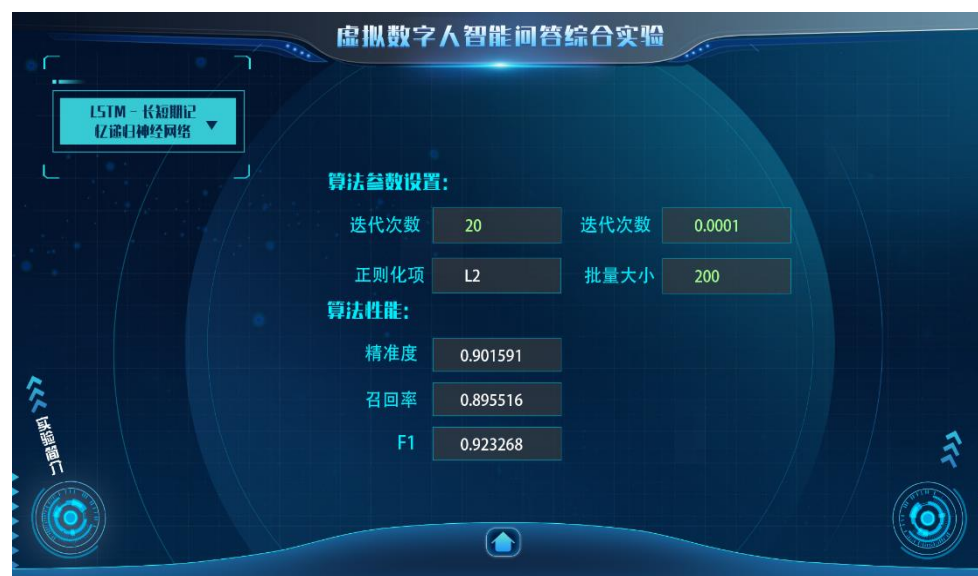


图 2-16 分词算法对比之 LSTM 界面

(7) 知识学习模块选定基于 BiLSTM 的分词算法了解其参数及性能

进入如图 2-12 所示的界面，在左上角的下拉列表选择 BiLSTM - 双向 LSTM，进入如图 2-17 所示的基于 BiLSTM 的分词算法界面，了解算法在标准数据集上的运行性能，同时通过在文本框中设置 BiLSTM 的迭代次数、早停阈

值、正则化项小批量学习的批量大小等参数，了解各参数对算法性能的影响。



图 2-17 分词算法对比之 BiLSTM 界面

(8) 实践操作模块语音转文字功能操作

在如图 2-8 所示的首界面，选择实践操作，进入如图 2-18 所示的实践操作简介界面，点击下一步进入实践操作选择界面，选择语音转文字，进入如图 2-19 所示的语音转文字介绍简介界面。点击下一步进入如图 2-20 所示的上传语音文件界面，上传相应语音文件，选择识别语种（如图 2-21 所示），选择转换后文本的输出格式（如图 2-22 所示），点击开始转换，转换成功后进入如图 2-23 所示的界面，并下载转换后的文本文档。

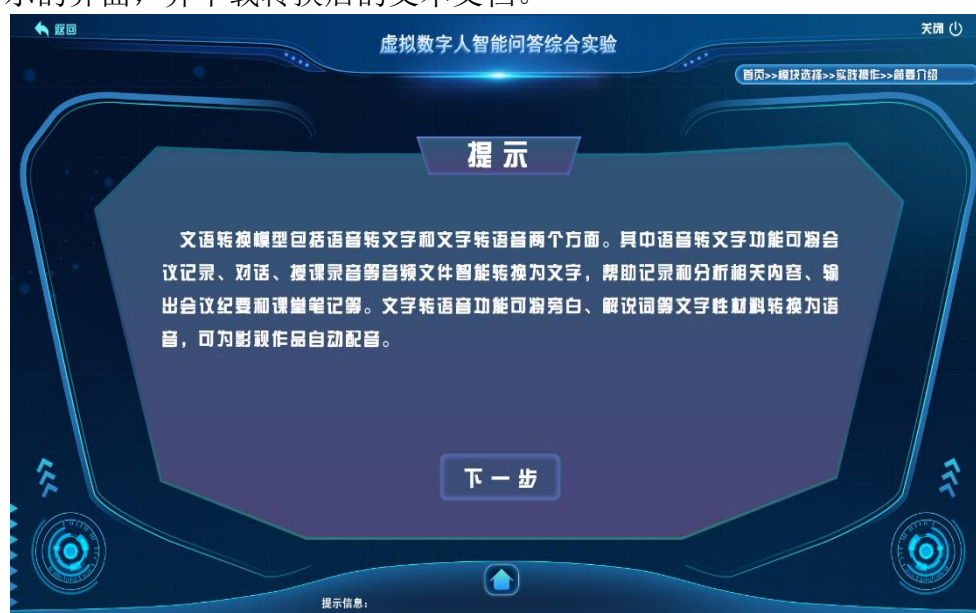


图 2-18 实践操作简介界面

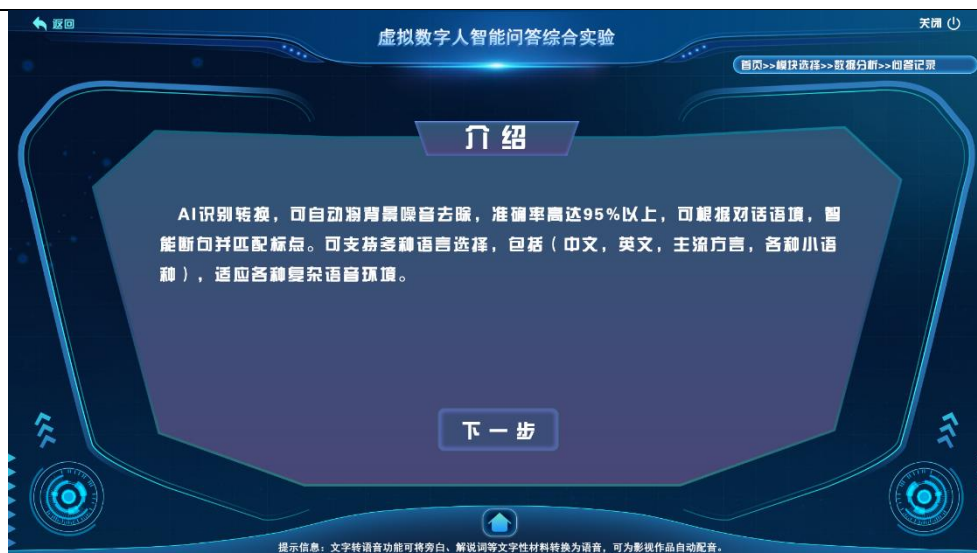


图 2-19 语音转文字介绍界面



图 2-20 上传语音文件界面

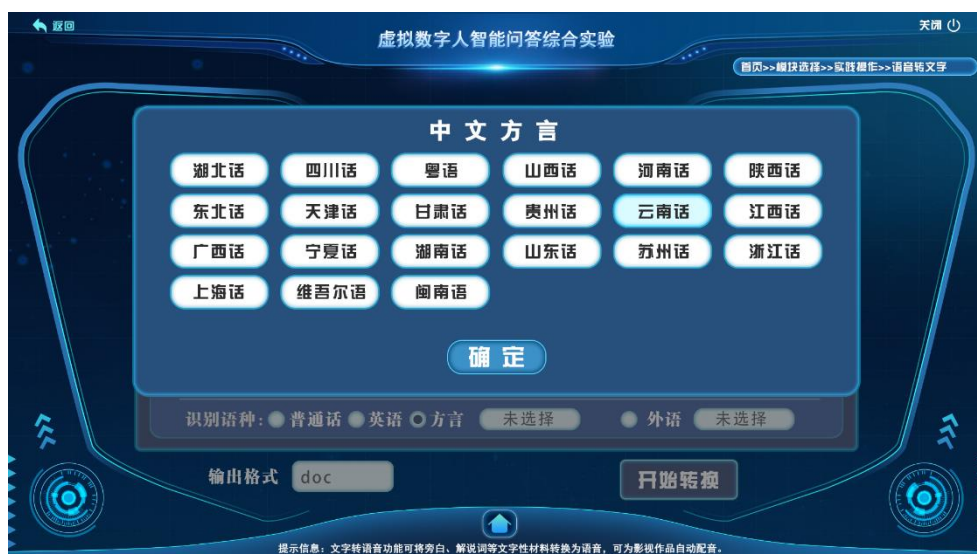


图 2-21 语音语言选择界面



图 2-22 语音转换后的文本输出选择界面

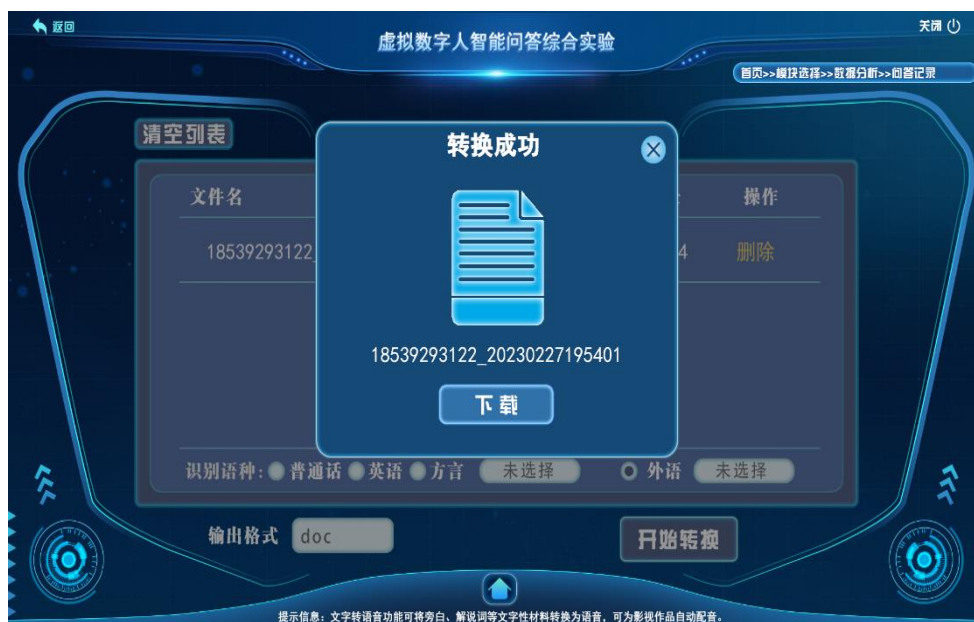


图 2-23 语音转文本成功界面

(9) 实践操作模块文字转语音功能操作

在如图 2-18 所示的实践操作简介界面, 点击下一步进入实践操作选择界面, 选择文字转语音, 进入文字转语音介绍界面, 点击下一步, 进入如图 2-24 所示的文字转语音功能使用详细步骤说明界面, 按照说明进行文字转语音功能操作: 将文本信息复制到文本框中; 选择转换后的语音的各个参数(配音、音量、语速、背景音乐等); 确认进行转换。



图 2-24 文字转语音功能使用详细步骤说明界面

（10）实践操作模块智能问答功能操作

在如图 2-18 所示的实践操作简介界面，点击下一步进入实践操作选择界面，选择智能问答，进入如图 2-25 所示的智能问答界面，提供了通过文本和语音录入的方式进行智能对话，通过左下角的功能按钮实现。



图 2-25 智能问答界面

（11）考核与报告模块完成考核

在如图 2-8 所示的首界面，选择考核与报告，并进一步选择考核，进入如图 2-26 所示的考核界面，学生完成考核题目。



图 2-26 智能问答界面

(12) 考核与报告模块填写实验报告

在如图 2-8 所示的首界面, 选择考核与报告, 并进一步选择实验报告, 进入如图 2-27 所示的实验报告填写界面, 学生按照实验报告模板中的要求, 根据实验情况填写实验报告。

图 2-27 实验报告填写界面

3. 教学实施

（依据学情，设计项目/案例教学实施的有效路径、方法等）

（1）案例教学实施方法

案例教学采用多种教学方法，包括教师讲解、视频演示、学生互动和自主探究等。在教学过程中，教师可以示范演示不同参数设置、不同模型选择对问答效果准确率的影响，通过与学生进行互动，引导学生进行实验操作和思考。同时，学生可以通过自主探究和合作学习等方式，在实验中提高自己对智能问答系统原理的认知和理解。

（2）案例实施有效路径

本案例教学过程采用预习、检验预习成功、指导实验过程、评价实验结果、分析实验结果并持续改进下一周期的教学过程的闭环流程。具体包括以下步骤。

（1）教师提前下发课程任务。教师在课程一周前，通过教学系统创建课程任务，包括明确的课程目标、要求、考核标准并提供相关参考资料，并将任务推送给学生。

（2）学生接收课程任务，预习课程内容。学生通过教学系统接收、查看、了解课程任务，根据任务要求完成前期项目调研、复习相关知识和技术等准备工作，以保障在课程上具有能力有序开展实验。

（3）教师考察学生预习情况，并进行评价。教师依据其下发的实验开展所需知识和能力，设计线上考试、前置实验操作等考核方式，对学生的预习成果进行评估。

（4）教师指导实验过程。在实验过程中，教师强调软件工程规范，并针对项目的需求分析、设计、实现等设计引导性问题，启发学生自主思考；针对学生遇到的问题及时解答或给出提示，激发学生兴趣和创新意识，注重培养学生分析问题、解决问题的能力 and 团队合作能力；对学生的过程表现及时记录，作为过程评价依据。

（5）教师根据学生课程任务完成情况进行结果性评价。教师依据考核标准，根据课程任务完成的进度和效果对每个学生的课程实验结果进行评分。

（6）教师通过汇总预习、过程和结果评价数据，对学生个体及总体学习效果进行分析，总结教学过程中的优缺点，以此改进下一个周期的实验教学过程进行。

实验方法主要采用控制变量法，在整个实验过程中，通过对每个参数值进行修改，观察实验结果的变化情况，并分析总结变化规律，依此获取最佳的实验效果。

4. 学习评价

<p>(项目考核方案与标准)</p> <p>课程注重对学生实践能力和创新思维的培养和评价。实验系统会集中观察和记录学生实验操作的行为，基于数据分析定量评价学生的学习情况和能力水平。将学生操作日志，实验报告的自动批改，操作成绩的自动生成有机集成，通过云平台远程监控，突破了传统实验教学评价的时间和空间约束。此外，评价体系还采用多元化的评价方式，包括学生问答记录、课堂讨论活跃度和在线测试成绩等，以更好地反映学生的实际认知水平。</p> <p>具体考核标准如下：</p>					
步骤序号	步骤目标要求	步骤合理用时	目标达成度赋分模型	步骤满分	成绩类型
1	知识学习模块选择学习语音大模型种类	10 分钟	1-5 分	5	<div><input checked="" type="checkbox"/>操作成绩</div> <div><input checked="" type="checkbox"/>实验报告</div> <div><input checked="" type="checkbox"/>预习成绩</div> <div><input checked="" type="checkbox"/>教师评价报告</div>
2	知识学习模块选择学习分词方法	10 分钟	1-5 分	5	
3	知识学习模块选定基于隐马尔可夫模型分词算法了解其参数及性能	10 分钟	1-10 分	10	
4	知识学习模块选定基于N 最短路径的分词算法了解其参数及性能	10 分钟	1-10 分	10	
5	知识学习模块选定基于CRF 的分词算法了解其参数及性能	10 分钟	1-10 分	10	
6	知识学习模块选定基于LSTM 的分词算法了解其参数及性能	10 分钟	1-10 分	10	

7	知识学习模块选定基于BiLSTM的分词算法了解其参数及性能	10 分钟	1-10 分	10	
8	实践操作模块语音转文字功能操作	10 分钟	1-5 分	5	
9	实践操作模块文字转语音功能操作	10 分钟	1-5 分	5	
10	实践操作模块智能问答功能操作	10 分钟	1-5 分	5	
11	考核与报告模块完成考核	30 分钟	1-10 分	10	
12	考核与报告模块填写实验报告	30 分钟	1-15 分	15	

5. 编写负责人所在院意见

虚拟数字人智能问答综合案例集认知学习、操作练习、考核评价、开放探究于一体，通过与线下教学相结合的分段式教学，能够为用户提供从演示到探究的多层级内容，整体教学设计较为合理，并具有一定的原创性。因此同意该案例申报认定真实案例项目库。

单位负责人（签字）：

单位（盖章）：

年 月 日