第六期：社区大讲堂

2022年3月5日活动日程

时间	主题	主讲人
10:00-10:05	活动开场	北师大智慧学习研究院姚有杰
10:05-10:45	樊磊老师讲机器学习算法（一）	首都师范大学樊磊
10:45-11:25	高中人工智能项目式教学实践案例分享	人大附中第二分校 信息技术教研组长乌兰
11:25-11:30	活动抽奖	北师大智慧学习研究院姚有杰
11:30-11:50	交流讨论	北师大智慧学习研究院姚有杰

嘉宾简介

樊磊

元卓计划社区活动 社区大讲堂

序号	日期	时间	主题	主讲人	单位	标题	身份
1	2022.03.05	10:05~10:50	线性回归	樊磊	首都师范大学	社区大讲堂：樊磊老师讲机器学习算法（一）	大学老师
1	2022.03.05	10:50~11:30	计算机视觉	乌兰	中国人民大学附属中学第二分校	知识本身或教学交流	社区老师
2	2022.03.12	10:05~10:50	逻辑回归	樊磊	首都师范大学	社区大讲堂：樊磊老师讲机器学习算法（二）	
2	2022.03.12	10:50~11:30	课程与教学思考	张进宝	北京师范大学	《如何实现“四两拨千斤”？有关“人工智能课程与教学”的思考》	大学老师
3	2022.03.19	10:05~10:50	决策树	樊磊	首都师范大学		大学老师
3	2022.03.19	10:50~11:30		金鑫	中国人民大学附属中学丰台学校	主题未定	社区老师
4	2022.03.26	10:05~10:50	支持向量机	樊磊	首都师范大学		大学老师
4	2022.03.26	10:50~11:30		李罗琴	浙江省舟山市岱山县教研室	主题未定	社区老师
/	2022.04.02	/	/	/	/	清明假期活动暂停	
5	2022.04.09	10:05~10:50	最邻近算法	樊磊	首都师范大学		大学老师
5	2022.04.09	10:50~11:30	知识图谱系列1	张香玲	北京教育学院		大学老师
6	2022.04.16	10:05~10:50	主成分分析	樊磊	首都师范大学		大学老师
6	2022.04.16	10:50~11:30	知识图谱系列2	张香玲	北京教育学院		大学老师
7	2022.04.23	10:05~10:50	卷积神经网络	樊磊	首都师范大学		大学老师
7	2022.04.23	10:50~11:30	知识图谱系列3	张香玲	北京教育学院		大学老师
/	2022.04.30	/	/	/	/	五一假期活动暂停	/
/	2022.05.07	/	/	/	/	工作日暂停	/
8	2022.05.14	10:05~10:50	循环神经网络	樊磊	首都师范大学		大学老师
8	2022.05.14	10:50-11:30	知识图谱系列4	张香玲	北京教育学院		大学老师

《排期表》

扫码保存为我的文档

个人简介

首都师范大学教授。教育部义务教育阶段信息科技课程课标研制核心专家组成员，教育部高中、高职（专科）信息技术课程课标研制核心专家组成员。教育部教育装备研究发展中心中小学理科实验室与技术学科条件配备标准研制组成员，教育部中职课程标准计算机基础课程标准评审组专家。

分享主题：樊磊老师讲机器学习算法（二）

二、乌兰

元卓计划社区活动 社区大讲堂

序号	日期	时间	主题	主讲人	单位	标题	身份
1	2022.03.05	10:05~10:50	线性回归	樊磊	首都师范大学	社区大讲堂：樊磊老师讲机器学习算法（一）	大学老师
1	2022.03.05	10:50~11:30	计算机视觉	乌兰	中国人民大学附属中学第二分校	知识本身或教学交流	社区老师
2	2022.03.12	10:05~10:50	逻辑回归	樊磊	首都师范大学	社区大讲堂：樊磊老师讲机器学习算法（二）	
2	2022.03.12	10:50~11:30	课程与教学思考	张进宝	北京师范大学	《如何实现"四两拨千斤"？有关"人工智能课程与教学"的思考》	大学老师
3	2022.03.19	10:05~10:50	决策树	樊磊	首都师范大学		大学老师
3	2022.03.19	10:50~11:30		金鑫	中国人民大学附属中学丰台学校	主题未定	社区老师
4	2022.03.26	10:05~10:50	支持向量机	樊磊	首都师范大学		大学老师
4	2022.03.26	10:50~11:30		李罗琴	浙江省舟山市岱山县教研室	主题未定	社区老师
/	2022.04.02	/	/	/	/	清明假期活动暂停	
5	2022.04.09	10:05~10:50	最邻近算法	樊磊	首都师范大学		大学老师
5	2022.04.09	10:50~11:30	知识图谱系列1	张香玲	北京教育学院		大学老师
6	2022.04.16	10:05~10:50	主成分分析	樊磊	首都师范大学		大学老师
6	2022.04.16	10:50~11:30	知识图谱系列2	张香玲	北京教育学院		大学老师
7	2022.04.23	10:05~10:50	卷积神经网络	樊磊	首都师范大学		大学老师
7	2022.04.23	10:50~11:30	知识图谱系列3	张香玲	北京教育学院		大学老师
/	2022.04.30	/	/	/	/	五一假期活动暂停	/
/	2022.05.07	/	/	/	/	工作日暂停	/
8	2022.05.14	10:05~10:50	循环神经网络	樊磊	首都师范大学		大学老师
8	2022.05.14	10:50-11:30	知识图谱系列4	张香玲	北京教育学院		大学老师

《排期表》

扫码保存为我的文档

个人简介

人大附中第二分校信息技术教研组长，海淀区学科带头人，信息技术学科见习教研员，中国人工智能学会委员。荣获全国、北京市及海淀区信息技术优秀指导教师，辅导的学生曾获全国、北京市及海淀区各奖项。

分享主题：高中人工智能项目式教学实践案例分享

本次讲座以高中搭建智能机器人项目为例,立足高中人工智能教学,分享人工智能项目式教学实践探索。

内容摘要

一、樊磊老师讲机器学习算法（线性回归与最小二乘法）

线性回归是机器学习〈特别是监督学习）中最基本、最简单的模型之一。本讲将使用传统的最小二乘法来求解线性回归问题。严格地讲，这种方法不属于机器学习算法的范畴，因为这种方法基于封闭的公式，不直接涉及"学习"(即逐步改善)的过程。

（一）线性回归问题

给定一个目标变量和一组特征变量，线性模型试图找出目标变量关于特征变量之间的线性关系，或者可以转换为线性关系的其它模型(这种模型称为广义线性模型)。

线性回归模型是一类最简单的线性模型，使用所谓的最小二乘法及相关线性代数的方法可得到确定模型中参数的封闭。

1. **从一个实例谈起**

我们通过一个简单例子来说明线性回归问题的叙述、泛化（抽象化)及其求解过程。

例：假设有一组数据（由7条记录构成）描述了两个变量之间关系，这两个变量分别为轿车价格（目标变量)和每升油的单位行驶里程(特征变量)。例如，我们可以使用NumPy数组来装载这两个变量所对应的值:

轿车价格=[199,248,302,363,418,462,523]

单位行驶里程=[23.9,22.7,21.1,20.5,19.8,20.4,18.6]

我们希望建立一个能通过单位行驶里程来预测轿车价格的简单线性模型，即如下形式的线性关系:

$$\text{轿车价格} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{单位行驶里程}, \tag{1}$$

其中$\beta 0, \beta 1$为模型的待定参数，分别表示回归直线的 截距和斜率。

我们的目标是利用上述数据，求出参数$\beta 0, \beta 1$的最佳值，使得总的误差取得最小值。

```python
# ---画出数据点---

# 导入必要的库
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline

# 设置图形显示风格
plt.style.use('fivethirtyeight')
plt.rcParams['figure.figsize'] = (10, 6)

# 解决绘图的中文显示问题
plt.rcParams['font.sans-serif'] = ['SimHei']  # 设置中文字体-黑体

# 解决图像中'-'显示为方块的问题
plt.rcParams['axes.unicode_minus'] = False
```

```python
# 将数据存入数组
轿车价格 = np.array([199, 248, 302, 363, 418, 462, 523])
单位行驶里程 = np.array([23.9, 22.7, 21.1, 20.5, 19.8, 20.4, 18.6])
```

```python
# 确认一下数据
print(轿车价格)
print(单位行驶里程)
```

```python
# 画出数据集的散点图
plt.scatter(单位行驶里程, 轿车价格, s = 80);

plt.xlabel('单位行驶里程（单位：英里）');
plt.ylabel('轿车价格（单位：美元）');
```

image-20220309164140081

2.实例的问题描述

我们将7组数据分别代入方程(1)，得到关于一个p=2个未知量($\beta0$和$\beta1$)、n=7个方程的线性方程组:

199=β0+β123.9,

248=β0+β122.7,

302=β0+β121.1,

363=β0+β120.5,

418=β0+β119.8,

$462=\beta0+\beta120.4$,

$523=\beta0+\beta118.6$.

每个方程都代表(β0, β1)一平面上的-条直线。如果你画出这些直线，就会发现它们没有公共交点,换言之，方程组(1)实际上是无解的。

```
b0 = np.arange(-500, 4000, 100)

# 画出7个方程的直线
for i in range(7):
    b1 = (轿车价格[i] - b0)/单位行驶里程[i]
    plt.plot(b0, b1, label = '方程%s'%(i+1), linewidth = 1)

# 画出坐标轴
plt.axhline(0, color = 'grey', linewidth = 2)
plt.axvline(0, color = 'grey', linewidth = 2)

# 标记轴
plt.xlabel(r'$\beta_0$')
plt.ylabel(r'$\beta_1$')
plt.legend()

# 设定y-轴显示范围
plt.ylim(-150, 50)
```

image-20220307215553776

虽然没有精确解，但从图形上我们看到，“总体上”还是很接近某一条直线的，这也正是可以用线性模型解决的问题的最本质的特征。因此，我们退一步讲只要求找到一个"尽可能"贴近所有这7条直线的一条。那么，“尽可能贴近的含义是什么?如何来衡量”贴近”"?

每个方程与理想的“最佳贴近直线”都有一定的偏差,为了在数学上表示这种偏差，我们为每个方程引入一个“误差项”，则线性方程组(2)变成如下形式:

$3199=\beta0+\beta123.9+\varepsilon1$,

$3248=\beta0+\beta122.7+\varepsilon2$,

$3302=\beta0+\beta121.1+\varepsilon3$,

$3363=\beta0+\beta120.5+\varepsilon4$,

$3418=\beta0+\beta119.8+\varepsilon5$,

$3462=\beta0+\beta120.4+\varepsilon6$,

3523=β0+β118.6+ε7.

这些误差项可以看成为随机变量，被用于确定参数β0, β1的最佳值。

通过使用矩阵记号，我们可以将线性方程组(3)表示为如下形式的矩阵方程:

$$\begin{bmatrix}199\\248\\302\\363\\418\\462\\523\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}1 & 23.9\\1 & 22.7\\1 & 21.1\\1 & 20.5\\1 & 19.8\\1 & 20.4\\1 & 18.6\end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix}\beta_0\\\beta_1\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}\epsilon_1\\\epsilon_2\\\epsilon_3\\\epsilon_4\\\epsilon_5\\\epsilon_6\\\epsilon_7\end{bmatrix}. \tag{4}$$

现在令

$$\vec{y} = \begin{bmatrix}199\\248\\302\\363\\418\\462\\523\end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix}1 & 23.9\\1 & 22.7\\1 & 21.1\\1 & 20.5\\1 & 19.8\\1 & 20.4\\1 & 18.6\end{bmatrix}, \vec{\beta} = \begin{bmatrix}\beta_0\\\beta_1\end{bmatrix}, \vec{\epsilon} = \begin{bmatrix}\epsilon_1\\\epsilon_2\\\epsilon_3\\\epsilon_4\\\epsilon_5\\\epsilon_6\\\epsilon_7\end{bmatrix},$$

则线性方程组(3)的完整矩阵向量表示形式为:

$$\vec{y} = X \cdot \vec{\beta} + \vec{\epsilon}. \tag{5}$$

1. (一元)线性回归问题

我们将上述步骤抽象化，给出一般意义的线性回归问题。我们考虑如(5)的一般(仿射)线性方程:

$$\vec{y} = X \cdot \vec{\beta} + \vec{\epsilon}. \tag{6}$$

其中:

- 向量$\vec{y} = (y_1, \ldots, y_n)^T$称为目标变量。
- 矩阵X称为输入变量,其每个行形如$(1, x_i^{(1)}, \ldots, x_i^{(n)})$，其中对$x_i^{(1)}, \ldots, x_i^{(n)}$应于产生结果yi的观察数据，其中加入元素1是一种技术处理，意图将“截距”β0也统一纳入到方程里。
- $\vec{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_n)^T$是模型参数。
- $\vec{\epsilon} = (\epsilon_1, \ldots, \epsilon_n)^T$表示误差变量，用来模拟建模的误差。

所谓**线性回归问题**就是找到$\vec{\beta}$的最佳值，使得误差$\vec{\epsilon}$达到最小。习惯上我们不再强调诸如$\vec{y}, \vec{x}_i, \vec{\beta}, \vec{\epsilon}$这些量都是向量这一事实，只使用普通变量的记号来标记。

如此，向量方程(6)就变成了如下的样子:

$$y = X\beta + \epsilon. \tag{7}$$

始终要记住:这是一个矩阵-向量的方程。

那么按照什么标准来衡量误差“最小”呢?

（二）均方误差(ESM)

1. ESM

在用于衡量误差的各种量中，最常用的一种是所谓的均方误差(简记为ESM) : .

$$\text{ESM}(\beta) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\epsilon_i^2. \tag{8}$$

最小二乘法就是使这个平方和的值达到最小的方法。“最小二乘法”是英文"均方误差最小"的早期翻译，沿用至今。

注意到$\sum_{i=1}^{n}\epsilon_i^2$是误差向量$\epsilon$的长度平方，因此可以写成内积的形式：

$$\sum_{i=1}^{n}\epsilon_i^2 = \|\epsilon\|^2 = \epsilon^T \cdot \epsilon = (y - X\beta)^T \cdot (y - X\beta).$$

于是：

ParseError: KaTeX parse error: No such environment: eqnarray at position 7: \begin{eqnarray} \text{ESM}(\b…

现在$y^T X\beta$是一个1×1的标量矩阵（就是一个数），因此

$$y^T X\beta = (y^T X\beta)^T = \beta^T X^T y.$$

将此式代回到前面的ESM公式里，得到：

$$\text{ESM}(\beta) = \frac{1}{n}(y^T y - 2\beta^T X^T y + \beta^T X^T X\beta). \tag{9}$$

2. ESM最小化

一个多元函数，在大多数情况下其极值(包括最大值与最小值)都出现在梯度为零的地方。对二元函数而言，这意味着此处的切平面与水平面平行。

image-20220307221257115

误差函数ESM的最小值在梯度为0的点取到，因此我们先要求ESM关于变量β^T的梯度：

$$\nabla \mathrm{ESM}(\beta) = \frac{\partial \mathrm{ESM}}{\partial \beta^T} = (\frac{\partial \mathrm{ESM}}{\partial \beta_0}, \dots, \frac{\partial \mathrm{ESM}}{\partial \beta_n})^T. \tag{10}$$

令$\nabla \mathrm{ESM}(\beta) = 0$，经过适当的计算给出：

$$X^T X \beta = X^T y$$

因此，若矩阵$X^T X$可逆（在绝大多数情况下都是如此），有：

$$\beta_* = (X^T X)^{-1} X^T y.$$

再引入一个记号。令

$$X^\dagger = (X^T X)^{-1} X^T.$$

$X^\dagger$称为X的**伪逆**，或者**Moore-Penrose广义逆**。

于是我们得到（最小二乘公式）：

$$\beta_* = X^\dagger y. \tag{11}$$

在“大多数”情形下，可以证明这的确就是使(8)取到最小值的点。

三、使用Python实现最小二乘法

现在我们已经有了求解一般线性回归问题(6)的一种算法（即最小二乘公式（11）），可以回过来求解最初的问题。

1. 定义问题对象

```
import numpy as np

n = 7  # 原始方程的个数（也是样本点个数）。

# 原始样本点
轿车价格 = np.array([199, 248, 302, 363, 418, 462, 523])
单位行驶里程 = np.array([23.9, 22.7, 21.1, 20.5, 19.8, 20.4, 18.6])
```

```
x0 = np.ones(n)  # 全是1的数组，用于矩阵X的第一列。
x1 = 单位行驶里程 # 用于矩阵X的第二列。
```

```
# 创建矩阵 X
X = np.c_[x0, x1]  # 将两个数组作为列，“连接”成一个二维数组。
X   # X 是一个二维数组。
```

```
X = np.asmatrix(X)   # 将 X "视为"(as...)一个矩阵。

X   # 现在 X 是一个矩阵。
```

```
# 再创建向量（只有一个列的矩阵） y
y = np.asmatrix(轿车价格.reshape(-1, 1)) # 第二个参数1是关键，表示只有一个列，
                                        # 指示行的参数为-1，让Python根据第二个参数自己看着办。
y
```

```
y.shape # 显示矩阵y的“形状”。
```

2. 计算最小二乘公式

```
X_T = np.transpose(X) # 取 X 的转置

# 求矩阵 X 的伪逆。
X_dagger = np.linalg.inv(X_T * X) * X_T
X_dagger

# 最佳参数向量
beta_star = X_dagger * y
beta_star
```

3. 显示回归直线

现在我们知道最佳拟合直线(线性回归线)的两个参数(截距和斜率)分别为:

```
beta_0, beta_1 = beta_star
beta_0, beta_1

截距 = beta_0[0,0]
截距

斜率 = beta_1[0,0]
斜率
```

因此，再回到$(x, y)-$平面上，回归直线的方程为：

$$y = 1663 - 62x.$$

对于不同的$x = x_i$值，回归直线上对应的值$\hat{y}_i$就是模型的预测值。

```
# 画出回归直线方程
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline

# 设置图形风格
plt.style.use('fivethirtyeight')
plt.rcParams['figure.figsize'] = (10, 6)

# 绘图模块的中文显示问题
plt.rcParams['font.sans-serif'] = ['SimHei']
plt.rcParams['axes.unicode_minus'] = False

beta_0 = 1663
beta_1 = -62

plt.scatter(单位行驶里程, 轿车价格, s = 100)
plt.xlabel('单位行驶里程（单位：英里）')
plt.ylabel('轿车价格（单位：美元）')

# 回归直线描点
y = beta_0 + beta_1*单位行驶里程
plt.plot(单位行驶里程, y, '-g')
```

image-20220307221638192

(四)使用sklearn的实现

`sklearn`（也称为`scikit-learn`）是Python机器学习包，实现了很多机器学习经典模型。下面我们用`sklearn`来完成针对上述样例数据集的最小二乘法拟合（也称为**训练**），核心代码只要一行。

```
import pandas as pd
from sklearn import linear_model  # 导入sklearn的线性模型库

数据文件 = pd.read_csv("data/cars_sample.csv")  # 读入前面的数据文件

数据文件
```

image-20220309171042387

```
y = 数据文件.轿车价格  # 目标变量样本数据
y
```

在本例中，我们将使用两个特征变量（即`单位行驶里程`和`马力`）来拟合线性模型。因此，该模型有三个参数$\beta_0, \beta_1, \beta_2$，对应于三维空间中的平面：

$$\text{轿车价格} = \beta_0 + \beta_1 \times (\text{单位行驶里程}) + \beta_2 \times (\text{马力}).$$

```
X = 数据文件[['单位行驶里程', '马力']]   # 特征样本

# 创建一个`LinearRegression`的实例
线性回归模型 = linear_model.LinearRegression()

线性回归模型.fit(X, y) # 使用样本数据来拟合模型

线性回归模型.intercept_  # 截距（即第一个参数）。

线性回归模型.coef_       # 模型系数，对应于后两个参数。
```

(五)练习

1.在三维空间中画出本例所使用的样本点。

2.根据拟合的模型参数画出三维空间中的回归平面。

二、高中人工智能项目式教学实践案例分享

(一)高中人工智能课程体系构建尝试

2017年，国务院印发《新- -代人工智能发展规划》，明确指出“实施全民智能教育项目，在中小学阶段设置人工智能相关课程，逐步推广编程教育”，标志着发展人工智能、推进人工智能普及教育已上升为国家战略。中小学阶段的人工智能教育成为一个社会热点问题。自此开始，面向中小学阶段的人工智能教育飞速发展。

人工智能课程包括通识课程、专业课程、融合课程课程类型。

image-20220307221945368

(二)人工智能项目式教学实践案例分享——《智能陪伴巧实践》项目

1. 单元教学设计意图

高中课程标准必修模块1《数据与计算》的内容要求第八条通过人工智能典型案例的剖析，了解智能信息处理的巨大进步和应用潜力，认识人工智能在信息社会中的重要作用。高中课程标准选择性必修模块4《人工智能初步》指出:在学习过程中，引导学生发现问题、尝试用人工智能方法解决问题的过程中，让学生初步了解和体验人工智能的特点，感受智能技术对生活与学习带来的影响。

内容对学生学科素养发展的价值：了解人工智能的新发展新应用(计算机视觉)，能适当运用在学习和生活中(数字化学习与创新)，并能客观认识智能技术对社会生活的影响(信息意识、信息社会责任)。

2. 单元内容分析

本单元是《人工智能初步》模块的第三单元《人工智能领域应用》，该单元的内容主要包括计算机视觉、自然语言处理、机器理解与推理、博弈决策及智能机器人应用实践等。本单元是整个人工智能模块重要内容之一。本单元是在学习了人工智能概述、人工智能技术基本原理的基础上，学习人工智能领域应用内容起始单元，同时又为后续深入学习人工智能应用发展奠定了良好的理论与操作基础。因此，本单元不仅有着广泛的实际应用，而且起着承前启后的作用。

3. 单元学习目标与重点难点

本单元围绕“计算机视觉、自然语言处理、认知推理、博弈决策以及智能机器人”等方面开展学习实践，研究定制属于自己的智能陪伴机器人，完成搭建、调试，并以多媒体作品的方式进行全班交流。

重点:了解人工智能技术的典型应用，理解人工智能在一-些领域中的重要作用。了解不同领域人工智能应用系统的开发工具和开发平台，并进行合理的选择。借助现有人工智能平台与工具，搭建简单的人工智能应用模块，感受人工智能的广泛应用。

难点:借助现有人工智能平台与工具，搭建简单的人工智能应用模块

4. 单元整体教学思路

- 搭建物体识别模块

利用开源库文件以及开放平台，编写代码，实现图像中主要物体的检测及识别。

搭建语音对话模块利用开源库文件以及开放平台，搭建语音对话模块，编写代码实现语音对话。

- 搭建认知推理模块

利用开源库文件以及开放平台，编写代码实现简单的认知推理功能和人机交互功能

- 强化学习建模实践

利用DprTaffic体验强化学习，构建深度强化学习网络，作为智能陪伴机器人的模拟学习平台。

- 定制智能机器人

设计并搭建属于自己的智能陪伴机器人，进行全班交流。

5. 教学内容分析

本节课选自《人工智能初步》第三单元《人工智能领域应用》的第一课时。本技术课时内容主要包括人工智能技术——计算机视觉部分。通过项目式学习，理解计算机视觉对人工智能的意义，掌握计算机视觉的核心原理及技术，并通过搭建物体识别模块体验计算机视觉在不同中国地画出贩裡领域的应用。

6. 学习活动设计（40min）

创设情境导入新课4’
发现问题探求新知6’
分组协作方法引导8’
自主探究过程引导15’
展示交流小结拓展7’

7. 人工智能领域应用——《智能陪伴巧实践》项目

当前60岁老年人口已达2.2亿，预计2025年，我国老龄人口数量将达到3亿人。空巢老人问题亟待解决，你能从信息技术的角度提出一个解决办法吗?

单元项目活动:定制智能陪伴机器人

- 搭建图像物体识别模块
- 搭建语音对话模块
- 搭建认知推理模块
- 强化学习建模实践

(1) 什么是计算机视觉?

以对场景的表达和理解为目标，通过图像输入→研究识别→给予解释

(2) 计算机视觉的主要研究领域

- 图像理解——浅层理解、中层理解、高层理解
- 动态视觉——目标跟踪、视频分析、人机交互
- 三维视觉——单目图像重建、多目图像重建、深度图像重建

(3) 计算机视觉的工作原理

体验活动：百度AI开放平台人工智能体验（人脸识别）

(4) 计算机识别人脸的一般过程?

图像—区域选择—特征提取—分类器—检测结果

image-20220309171626750

项目活动：搭建智能陪伴机器人的物体识别模块

- 利用开源库
  项目活动1：利用OpenCV开源库, 搭建图像物体识别模块。
  项目活动2：利用Dlib开源库, 完成人脸表情识别。
- 学习并实践计算机视觉原理和技术
  完成识别物体的流程图

- 分工编写代码
  按照流程图，分工编写代码，完成至少两类物体的识别，至少两种表情的识别
- 展示与交流
  与大家沟通项目过程中的原理、技术和实施方案。

（三）人工智能跨学科融合教学案例分享——《穿越千年来看你》项目

1. 单元教学设计意图

本单元是高中课程标准必修模块1《数据与计算》第一章数据信息与知识，该单元的内容包括学会数字化工具表达思想，建构知识第四章《走进智能时代》，该单元的内容主要包括认识人工智能、利用智能工具解决问题、人工智能的应用与影响。

跨学科融合单元是指在信息技术与美术学科基础上进行的《智能时代的美术鉴赏》融合单元。本单元是在理解了数据、信息的概念及特征、初步接触美术鉴赏的基础上，学习信息社会下美术鉴赏相关内容的起始单元，同时又为后续深入学习人工智能应用发展下美术鉴赏学习奠定了良好的理论与操作基础。因此，本单元不仅有着广泛的实际应用，而且起着承前启后的作用。

2. 学习重难点

重点:理解人工智能技术绘画原理，运用人工智能工具进行美术作品创作，感受人工智能与传统绘画形式的结合应用，培养健康审美观念、坚定中华文化自信。

难点:理解人工智能技术绘画原理

3. 项目活动

- 用人工智能平台为唐代仕女画线稿上色
- 打开中华珍宝馆网页http:/ /www.ltfc.net/观察作品。
- 运用放大工具观察作品细节。
- 参考项目活动指南。

image-20220309171559972

（四）总结与反思

1. 项目具体实施

- 创设真实问题情境，提出项目
- 明确任务-功能分解-设计方案

2. 问题与期待

- 课时安排

- 引导学生运用计算思维进行问题求解与科学创新
- 基于深度学习的人工智能课程项目学习探究
- 项目评价量规

讨论问题

1. 请问在初中信息技术课程中，是否适合教深度学习相关的算法？如果教，教到什么程度？有什么好的建议。

观点：初中生还没有算法的概念，过早的学习算法对于学生的学习并没有好处，因初中不建议教授算法。

2. 老师们想了解、学习算法相关内容，从哪里入手比较好？有没有入门的书、课程推荐。

观点1：《图解机器学习》

观点2：《深度学习的数学》，也挺适合入门的。

观点3：《人工智能极简入门》作为启蒙也OK 。

3. 请问老师在涉及具体的算法原理和代码是怎么处理来让学生更容易接受的？

观点：由于不同的学生计算机基础不同，因此授课前可先让学生通过平台进行体验，体验过程要与讲授课程相关性紧密联系，让学生在体验过程中感受算法的魅力，使学生从对算法知识的抽象认知转变为具体的认识。

4. opencv库的使用，是提供学习资源，学生自主学习吗？

观点：opencv库使用前，会先安装软件，配置环境。课程项目开始前会简单的讲授一下opencv库等开源库的使用，也会为学生提供一些支持材料供学生学习。

5. 在教学过程中，如何兼顾不同层次的学生呢？

观点：在课程设置中，根据教学目的，对课程进行具体分类，同时将项目任务分为不同的层次以兼顾不同基础学生的学习。

会议记录 | 王藤藤
材料整理 | 王藤藤
材料审核 | 陈虹宇
统筹校对 | 王君秀 陈虹宇