



# 研究生学习工作周报

院 系	人工智能学院
专 业	电子信息
姓 名	余依函
学 号	231226006052
导 师	周静 张俊驰
周报日期	2023 年 9 月 8 日

## 摘要

1. 机器学习知识复习：单变量线性回归（Linear Regression with One Variable）、多变量线性回归（Linear Regression with Multiple Variables）、梯度下降、正规方程。
2. 论文阅读：Robust Referring Video Object Segmentation with Cyclic Structural Consensus。
3. 工作内容：河北省领导留言板分析文档、爬取领导留言板。
4. 下周安排

## 目录

摘要 .....	I
第一章 学习工作总结 .....	1
1.1 机器学习知识复习 .....	1
1.1.1 单变量线性回归 .....	1
1.1.2 多变量线性回归 .....	1
1.1.3 梯度下降 .....	2
1.1.4 正规方程 .....	2
1.2 论文阅读 .....	2
1.2.1 Robust Referring Video Object Segmentation with Cyclic Structural Consensus .....	3
1.3 工作内容 .....	3
第二章 第三周学习计划 .....	4
参考 .....	5

# 第一章 学习工作总结

## 1.1 机器学习知识复习

复习机器学习 week1 和 week2 的知识内容，主要涉及单变量线性回归（Linear Regression with One Variable）、多变量线性回归（Linear Regression with Multiple Variables）、梯度下降、正规方程。

### 1.1.1 单变量线性回归

表达方式为：

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x \quad (1-1)$$

代价函数：

$$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2 \quad (1-2)$$

因为只含有一个特征/输入变量，这样的问题叫作单变量线性回归问题。

### 1.1.2 多变量线性回归

支持多变量的假设  $h$  表示为：

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_n x_n \quad (1-3)$$

这个公式中有  $n + 1$  个参数和  $n$  个变量，为了使得公式能够简化一些，引入  $x_0 = 1$ ，则公式转化为：

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 x_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_n x_n \quad (1-4)$$

此时模型中的参数是一个  $n + 1$  维的向量，任何一个训练实例也都是  $n + 1$  维的向量，特征矩阵  $X$  的维度是  $m * (n + 1)$ 。因此公式可以简化为：

$$h_{\theta}(x) = \theta^T X \quad (1-5)$$

其中上标  $T$  代表矩阵转置

### 1.1.3 梯度下降

梯度下降是一个用来求函数最小值的算法，我们将使用梯度下降算法来求出代价函数  $J(\theta_0, \theta_1)$  的最小值。

梯度下降背后的思想是：开始时我们随机选择一个参数的组合  $(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n)$ ，计算代价函数，然后我们寻找下一个能让代价函数值下降最多的参数组合。我们持续这么做直到到一个局部最小值（local minimum），因为我们并没有尝试完所有的参数组合，所以不能确定我们得到的局部最小值是否便是全局最小值（global minimum），选择不同的初始参数组合，可能会找到不同的局部最小值。如图 1.1 所示。

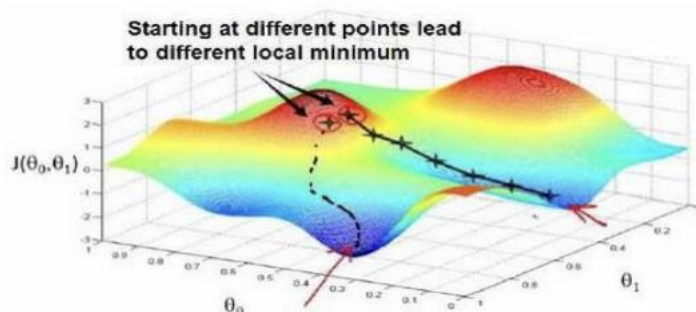


图 1.1 梯度下降示意图

### 1.1.4 正规方程

正规方程是通过求解下面的方程来找出使得代价函数最小的参数的：

$\frac{\partial}{\partial \theta_j} J(\theta_j) = 0$ 。假设我们的训练集特征矩阵为  $X$ （包含了  $x_0 = 1$ ）并且我们的训练集

结果为向量  $y$ ，则利用正规方程解出向量  $\theta = (X^T X)^{-1} X^T y$ 。上标  $T$  代表矩阵转置，

上标<sup>-1</sup> 代表矩阵的逆。设矩阵  $A = X^T X$ ，则： $(X^T X)^{-1} = A^{-1}$

## 1.2 论文阅读

对 Robust Referring Video Object Segmentation with Cyclic Structural Consensus 进行了前三小节的阅读了解了 R-VOS 和 Robust R-VOS 的工作原理。

## 1.2.1 Robust Referring Video Object Segmentation with Cyclic Structural Consensus

如图 1.2 所示为 Robust Referring Video Object Segmentation with Cyclic Structural Consensus 目前阅读进度的阅读笔记。

### Robust Referring Video Object Segmentation with Cyclic Structural Consensus

- 
- ["semantic consensus" 语义共识](#)
- [In this work, we highlight the need for a robust R- VOS model that can handle semantic mismatches](#)**本文目的**
- [R^2-VOS](#)
- [We tackle this problem by jointly modeling the primary R-VOS problem and its dual \(text reconstruction\)](#)**本文方法**
- [overcoming the limitations of previous methods that relied on the point-wise constraint](#)**本文解决的问题**
- [R2-Youtube-VOS](#)**本文采用的数据集**
- CSC: 循环一致性
- [MTTR: 现有的多模态方法](#)
- **本文贡献**
  - 解决R-VOS在输入未配对video-language 输入后引发的虚假报警的问题。
  - 引入了循环结构区分正负面视频，提高分割质量。
  - 提出了R^2-VOS 网络，引入本地模块，实现端到端的训练。
  - 在Ref- Youtube-VOS、Ref-DAVIS、new R^2-Youtube- VOS数据集中有较好的表现。
- [Robust R-VOS](#)
  - Problem Definition
    - mask sequences  $\{Mo\}$
    - unconstrained video set  $\{V\}$
    - expression  $Eo$
    - object  $o$
  - Primary Problem
    - 后验概率矩阵+贝叶斯

图 1.2 论文阅读笔记

## 1.3 工作内容

### 1.3.1 河北省领导留言板分析文档

代码见 pic.py 文件，主要分析了 8 月的群众留言倾向，分析文档见河北省 8 月群众留言分析。

## 第二章 第三周学习计划

1. 复习机器学习 week3、week4、week5
2. Robust Referring Video Object Segmentation with Cyclic Structural Consensus 的阅读和整理
3. 跑通 R2VOS 代码
4. 跑通 centerpoint 的代码
5. 阅读 Exploring Simple 3D Multi-Object Tracking for Autonomous Driving

## 参考

1. <https://github.com/fengdu78/Coursera-ML-AndrewNg-Notes.git>
2. <https://github.com/lxa9867/R2VOS.git>
3. <https://arxiv.org/pdf/2207.01203.pdf>