阵允

### 教务处填写:

考 试 用

# 湖南大学课程考试试卷

课程名称:	机器智能	_;	课程编码:	CS06152
-------	------	----	-------	---------

试卷编号: A ; 考试形式: 闭卷 ; 考试时间: 120 分钟。

题号	_	11	111	四	五.	六	七	八	九	+	总分
应得分	20	20	20	20	20						100
实得分											
评卷人											

# (请在答题纸内作答!)

# 一、(简答题)(20分)

- (a). 简述分类和回归的差别? YOLO 算法采用的是分类还是回归? 其主要的原理是什么? (10 分)
  - (b). 简述什么是强化学习,其主要的特点是什么? (10分)

### 【答案】

订线

(题目

不得超过此线

李忠.

输入变量与输出变量均为连续变量的预测问题是回归问题;(1分)回归使得输出变量离回归平面越近越好;(1分) 输出变量为有限个离散变量的预测问题成为分类问题; (1分)分类使得输出变量离分类平面越远越好; (1分)

YOLO 将目标检测转化为了回归问题; (2分)

YOLO 的设计理念遵循端到端训练和实时检测。YOLO 将输入图像划分为 S\*S 个网格, 如果一个物体的中心落在 某网格(cell)内,则相应网格负责检测该物体。在训练和测试时,每个网络预测 B 个 bounding boxes,每个 bounding box 对应 5 个预测参数,即 bounding box 的中心点坐标(x,y),宽高(w,h),和置信度评分。这里 的置信度评分(Pr(Object)\*IOU(pred|truth))综合反映基于当前模型 bounding box 内存在目标的可能性 Pr(Object)和 bounding box 预测目标位置的准确性 IOU(pred|truth)。如果 bouding box 内不存在物体,则 Pr(Object)=0。如果存在物体,则根据预测的 bounding box 和真实的 bounding box 计算 IOU,同时会预测 存在物体的情况下该物体属于某一类的后验概率 Pr(Class\_i|Object)。假定一共有 C 类物体,那么每一个网格只 预测一次 C 类物体的条件类概率 Pr(Class i|Object), i=1,2,...,C;每一个网格预测 B 个 bounding box 的位置。 即这 B 个 bounding box 共享一套条件类概率 Pr(Class i|Object), i=1,2,...,C。基于计算得到的 Pr(Class i|Object) , 在测试时可以计算某个 bounding box 类相关置信度: Pr(Class i|Object)\*Pr(Object)\*IOU(pred|truth)=Pr(Class i)\*IOU(pred|truth)。如果将输入图像划分为 7\*7 网 格(S=7),每个网格预测 2 个 bounding box (B=2),有 20 类待检测的目标(C=20),则相当于最终预测一 个长度为 S\*S\*(B\*5+C)=7\*7\*30 的向量, 从而完成检测+识别任务; (4分)

B、强化学习是智能体(Agent)以"试错"的方式进行学习,通过与环境进行交互获得的奖赏指导行为,目标 是使智能体获得最大的奖赏,强化学习不同于连接主义学习中的监督学习,主要表现在强化信号上,强化学习中 由环境提供的强化信号是对产生动作的好坏作一种评价(通常为标量信号),而不是告诉强化学习系统 RLS(reinforcement learning system)如何去产生正确的动作。由于外部环境提供的信息很少,RLS必须靠自身 ·的经历进行学习。通过这种方式,RLS 在行动-评价的环境中获得知识,改进行动方案以适应环境。(5 分)•

强化学习的特点: (5分, 答对3个给满分, 少一个扣2分)

交互式学习

强化信息的延迟性

无需先验知识

增量式的在线学习

可应用于不确定环境

# 二、(参数学习) (20分)

- (a) 假定拿出的 2 个糖果分别都是草莓味,请计算每拿出一个糖果后 h1 到 h5 的概率值; (8 分)
- (b) 在(a)的基础上计算下一个糖果为草莓味,酸橙味的概率。(5分)
- (c) 设  $x_1,x_2...x_N$  是取自总样本 X 的一个观察序列,满足如下的分布

$$X \sim f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-(x-\mu)/\theta}, & x \ge \mu \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad \theta, \mu 为未知参数$$

 $\theta$ >0,求 θ, μ 的极大似然估计。 (7 分)

#### 【答案】

(a): 第一个糖果草莓味 (4分)

P(h1|草莓)=αP(草莓|h1)\*P(h1)=0.1α=0.2

P(h2|草莓)=αP(草莓|h2)\*P(h2)=0.15α=0.3

P(h3|草莓)=αP(草莓|h3)\*P(h3)=0.2α=0.4

P(h4|草莓)=αP(草莓|h4)\*P(h4)=0.05α==0.1

P(h5|草莓)=αP(草莓|h5)\*P(h5)=0

第二个糖果草莓味(4分)

P(h1|草莓, 草莓)=αP(草莓|h1)\*P(草莓|h1)\*P(h1)=0.1α=0.308

P(h2|草莓, 草莓)=αP(草莓|h2)\*P(草莓|h2)\*P(h2)=0.1125α=0.346

P(h3|草莓, 草莓)=αP(草莓|h3)\*P(草莓|h3)\*P(h3)=0.1α=0.308

P(h4|草莓, 草莓)=αP(草莓|h4)\*P(草莓|h4)\*P(h4)=0.0125α==0.043

P(h5 | 草莓, 草莓) = α P(草莓 | h5)\* P(草莓 | h5)\*P(h5)=0

(b): 下一个糖果为草莓味的概率: (5分)

P (d=草莓 | X=(草莓, 草莓)) =0.308+0.346\*0.75+0.308\*0.5+0.043\*0.25+0=0.732

(c)

解: 似然函数为

$$egin{aligned} L( heta,\mu) &= egin{cases} \prod_{i=1}^n rac{1}{ heta} e^{-(x_i-\mu)/ heta}, & x_i \geq \mu \\ 0, & ext{其它} \end{cases}$$
  $i=1,2,...,n$   $= egin{cases} rac{1}{ heta^n} e^{-rac{1}{ heta} \sum_{i=1}^n (x_i-\mu)}, & \min x_i \geq \mu \\ 0, & ext{其它} \end{cases}$  对数似然函数为

$$\ln \mathbf{L}(\theta, \mu) = -\mathbf{n} \ln \theta - \frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^{n} (\mathbf{x}_i - \mu)$$

由于 
$$L(\theta,\mu) = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n} e^{-\frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)}, & \min x_i \ge \mu \\ 0, & \sharp \dot{\Xi} \end{cases}$$

对  $\mu \leq \min x_i, L(\theta, \mu) > 0$ , 且是 $\mu$ 的增函数  $\mu$ 取其它值时, $L(\theta,\mu)=0$ .

故使  $L(\theta, \mu)$  达到最大的  $\mu$ , 即  $\mu$ 的MLE,

是 
$$\mu^* = \min_{1 \le i \le n} x_i$$
 即  $\theta^*$ ,  $\mu$ 为 $\theta$ ,  $\mu$  的**MLE**. 于是  $\theta^* = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - \mu^*$ 

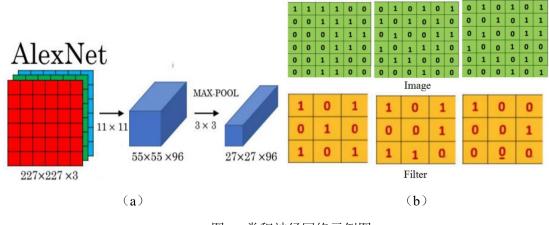
# 对 $\theta$ , $\mu$ $\frac{\partial \ln L(\theta, \mu)}{\partial \theta} = -\frac{n}{\theta} + \frac{1}{\theta^2} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \mu) = 0$ $\frac{\partial \ln L(\theta, \mu)}{\partial \mu} = \frac{n}{\theta} = 0$ (2) 由(1)得 $\theta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i - \mu$

对数似统

# 三、(卷积神经网络) (20 分)

卷积神经网络在人工智能领域被广泛使用,试回答下列问题:

- (a) 图一(a)展示了 AlexNet 的部分结构表示,包括一个卷积操作和一个池化操作,请指出该图中卷积操作 的卷积核大小、个数、步长以及池化操作的步长: (8分)
- (b) 根据(b)中的图像输入及卷积核,计算当步长为1时输出的卷积后特征矩阵,并根据该特征计算步长为1 的最大池化输出: (8分)
- (c) 给出 2 种防止卷积神经网络过拟合的操作。(4 分)



图一 卷积神经网络示例图

### 【答案】

(a) 图一(a) 展示了 AlexNet 的部分结构表示,包括一个卷积操作和一个池化操作,请指出该图中卷积操作的卷积核大小、个数、步长以及池化操作的步长;(8分)

答: 卷积核大小: 11 \* 11 \* 3 , 个数: 96 , 步长: 4, 池化操作的步长: 2

(b)根据(b)中的图像输入及卷积核,计算当步长为1时输出的卷积后特征矩阵,并根据该特征计算步长为1的最大池化产生的输出; (8分)

答:特征矩阵:

5	8	5	9
4	3	11	7
3	8	6	5
	4	7	5
6			

池化后:

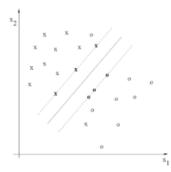
8	11	11
8	11	11
8	8	7

(c)给出2种防止卷子神经网络过拟合的操作。(4分)

答:数据增强、Dropout、正则化、提前终止。

# 四、(支持向量机) (20分)

根据图一,回答下列问题:



图二 支持向量分类平面展示图

(a) 图中采用最大间隔分类器的预测误差估计是多少? (用样本数表示) (5分)

(b) 已知输入数据为 $\mathbf{x} = [\mathbf{x_1}, \mathbf{x_2}]$ ,核函数为 3 阶多项式函数, 计算  $\mathbf{x}$  在新特征空间中的表示。(10 分)

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (1 + \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j)^3$$

(c) "支持向量机输入的数据维度越高则训练的时间越长",这句话对吗?为什么? (5分)

### 【答案】 (a) 2;

(c)错误,支持向量机输入的是数据之间的内积而不是数据本身,数据的内积都是预先计算好的,因此不会增加在线训练时间。

## 五、(决策树) (20分)

根据表一中的 9 个训练数据来构建一棵决策树,其中 class 是输出的类别,回答下列问题。

- (a). 计算根节点各属性的信息增益值,并构造该问题的完整决策树。(12分)
- (b). 利用朴素贝叶斯算法计算(Environment=Land, Mammal=Yes)的类别。(8 分)

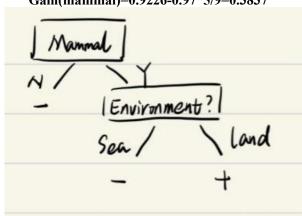
Example	Environment?	Mammal?	Class
Ant	Land	No	_
Bat	Land	Yes	+
Dolphin	Sea	Yes	_
Lizard	Land	No	_
Sea Lion	Sea	Yes	_
Zebra	Land	Yes	+
Shark	Sea	No	_
Mouse	Land	Yes	+
Chicken	Land	No	_

表一: 动物样本数据

### 1. H (class) = 0.9226

Gain(Environment)=0.9226-6/9=0.256

Gain(mammal)=0.9226-0.97\*5/9=0.3837



2.P(+|L,Y)=P(L|+)P(Y|+)P(+)=1\*1\*3/9=0.33 P(-|L,Y)=P(L|-)P(Y|-)P(-)=0.5\*2/3\*6/9=0.22, 类别为+;