

# 科研题目

报告人

控制与计算机工程学院

2023年10月9日



#### 目录

- 1 这是第一部分
- ② 这是第二部分 这是第二部分的第一小节 这是第二部分的第二小节 这是第二部分的第三小节
- ③ 这是第三部分 使用 tikz 绘制图形 使用 tikz 绘制子图
- 4 这是第四部分
- 5 这是第五部分

- 1 这是第一部分
- 2 这是第二部分
- 3 这是第三部分
- 4 这是第四部分
- 5 这是第五部分



### 图文分列

#### 这是有编号的列表:

- 使用 columns 环境
- ② 使用 column 命令调整比例
- ③ 这里是一个插入 svg 矢量图的 例子

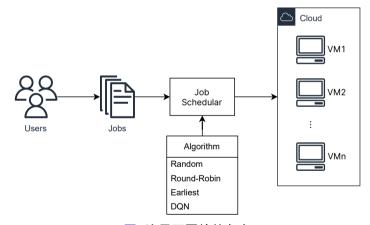


图: 这里写图片的名字

- 1 这是第一部分
- 2 这是第二部分
- 3 这是第三部分
- 4 这是第四部分
- 5 这是第五部分



- 1 这是第一部分
- 2 这是第二部分 这是第二部分的第一小节
- 3 这是第三部分
- 4 这是第四部分
- 6 这是第五部分



# frame 的主标题

frame 的副标题

#### 这是一个嵌套列表:

- 111
- 222
- 333
  - 3.111
  - 3.222



- 1 这是第一部分
- ② 这是第二部分 这是第二部分的第一小节 这是第二部分的第二小节 这是第二部分的第三小节
- 3 这是第三部分
- 4 这是第四部分
- 5 这是第五部分



### 写点数学公式

当观察次数  $n \to \infty$  时,表示在单位时间内持续观察用户提交任务的过程:

$$P\{X = k\} = \lim_{n \to \infty} C_n^k p^k (1 - p)^{n - k}$$

$$= \lim_{n \to \infty} \frac{n(n - 1) \dots (n - (k - 1))}{k!} \left(\frac{\lambda}{n}\right)^k \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{n - k}$$

$$= \frac{\lambda^k}{k!} \lim_{n \to \infty} \frac{n(n - 1) \dots (n - (k - 1))}{n^k} \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{-k} \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n$$

$$= \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$

此时单位时间内实际提交的任务数量 X 服从泊松分布  $X \sim P(\lambda)$  。



- 1 这是第一部分
- 2 这是第二部分 这是第二部分的第三小节
- 3 这是第三部分
- 4 这是第四部分
- 6 这是第五部分

#### block 示例

记 [0,t] 时间段内用户提交的任务数量为 N(t) , (s,t] 时间段内用户提交的任务数量为 N(s,t]=N(t)-N(s) 。

#### 泊松过程

- N(0) = 0: 初始时刻没有用户提交任务
- 独立增量性: 在互不相交的时间段内, 用户提交任务的数量相互独立
- 平稳增量性:在长度相等的时间段 t 内,任务提交数量服从相同的概率分布  $P(\lambda t)$

因此  $\forall s, N(s, s+t) \sim P(\lambda t)$ :

$$P\left\{N(s, s+t] = k\right\} = \frac{(\lambda t)^k}{k!} e^{-\lambda t}$$

- 1 这是第一部分
- ② 这是第二部分
- 3 这是第三部分
- 4 这是第四部分
- 5 这是第五部分

- 1 这是第一部分
- ② 这是第二部分
- ③ 这是第三部分 使用 tikz 绘制图形 使用 tikz 绘制子图
- 4 这是第四部分
- 5 这是第五部分



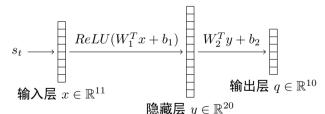
#### 用 tikz 画了个图

这部分内容放在了另外一个 tex 文件中

代码默认存在 10 台虚拟机,输入状态  $s_t$  为当前提交任务的类型和 10 台虚拟机的  $T_{idle}$  :

$$s_t = \left[ Type, T_{idle}^{(1)}, T_{idle}^{(2)}, \dots, T_{idle}^{(10)} \right]^T$$

DQN输出在当前状态  $s_t$  下,对分配到每台虚拟机的总共 10 个动作的评分。

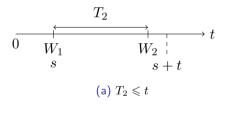


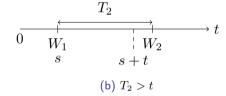
其中两层全连接层的参数:  $W_1 \in \mathbb{R}^{11 \times 20}$ ,  $b_1 \in \mathbb{R}^{20}$ ,  $W_2 \in \mathbb{R}^{20 \times 10}$ ,  $b_2 \in \mathbb{R}^{10}$  。

- 1 这是第一部分
- ② 这是第二部分
- ③ 这是第三部分 使用 tikz 绘制图形 使用 tikz 绘制子图
- 4 这是第四部分
- 5 这是第五部分



# 用 tikz 花了两个子图





- 1 这是第一部分
- ② 这是第二部分
- 3 这是第三部分
- 4 这是第四部分
- 5 这是第五部分



# 试试代码高亮

#### 记得加 fragile 参数

#### 这个字是正常大小

```
# scriptsize 命令变成脚本大小
```

# 生成时间间隔

intervalT = stats.expon.rvs(scale=1 / lamda, size=self.jobNum)

# 对时间间隔累加得到提交时间

self.arrival\_Times = np.around(intervalT.cumsum(), decimals=3)

#### 又恢复了正常大小

```
# 又变成了脚本大小
```

```
self.jobsMI = np.random.normal(self.jobMI, self.jobMI_std, self.jobNum)
```

self.jobsMI = self.jobsMI.astype(int)

- 1 这是第一部分
- ② 这是第二部分
- ③ 这是第三部分
- 4 这是第四部分
- 5 这是第五部分



end

# 最后试试伪代码

#### shrink 参数调整 frame 的缩小系数

设定环境参数、DRL超参数,随机初始化DQN参数,赋予target网络相同的参数;

```
foreach Episode do
    重置环境:
    foreach Step do
        对于状态 s_t 根据 \epsilon-greedy 策略得到动作 a_t:
        执行动作 a_t 后环境变为 s_{t+1} 并得到奖励 r_t:
        将轨迹 (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) 存入replay memory;
        if Step > 开始学习步数 then
            从replay memory中随机抽取 30 个样本作为minibatch;
            foreach sample in minibatch do
                将 s_t 传入Q-network得到 a_t 对应的 Q_{value};
                将 s_{t+1} 传入target-network得到输出的最大值 Q_{target};
                根据损失函数 Loss = (Q_{value} - (r_t + \gamma \cdot Q_{target}))^2 使用梯度下降法更新Q-network:
            end
            if Step \% 50 = 0 then
                使用Q-network的参数更新target-network:
            end
            减小 \epsilon;
        end
    end
```



# Thanks for listening!