

# Report

## 问题1

### ▼ 代码

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% This is the script for Problem 1.
% Your task is to fill in a few lines in this file
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
load c2p3.mat
stim=double(stim); % Convert stim to double
window=12;          % 12 steps; each step corresponds to 15

%-----calculate the spike-triggered average -----
n=length(counts);    % Number of time bins
C=zeros(16,16,window);

% Loop through all time bins to calculate the spike-trigger
for t=window:n
    if counts(t) > 0 % Only consider bins where there are
        for tau=1:window
            C(:, :, tau) = C(:, :, tau) + counts(t) * stim(:, :,
        end
    end
end

% Normalize the results by the total number of spikes
total_spikes = sum(counts(window:end)); % Sum of spikes af
C = C / total_spikes;

% Create the directory to save figures if it doesn't exist
if ~exist(' ../Figure', 'dir')
    mkdir(' ../Figure');
end
```

```

%----- plot the results -----
figure(1)
for i=1:window
    subplot(3,4,i);
    imagesc(C(:,:,i));
    colormap(gray)
    str = sprintf('tau=%d*15.6 ms',window-i); % Plot in reverse order
    title(str)
    axis off
end
% Save the figure for spike-triggered averages
saveas(gcf, '../Figure/spike_triggered_average.png')

%----- summing up the images across one spatial dimension -----
% Sum the images along one dimension (e.g., along x-axis)
summed_C = squeeze(sum(C, 1));

% Plot the summed results (3D mesh plot)
figure(2)
mesh(summed_C); % 3D plot
xlabel('y dimension');
ylabel('Time step');
zlabel('Summed value');
title('Summed response across x dimension');
colorbar; % Add colorbar for reference

% Save the 3D mesh plot
saveas(gcf, '../Figure/summed_response_3D.png')

%----- plot the contour map -----
figure(3)
contour(summed_C, 20); % Generate a contour plot with 20 contours
xlabel('y dimension');
ylabel('Time step');
title('Contour of summed response across x dimension');
colorbar;

% Save the contour plot

```

```
saveas(gcf, '../Figure/summed_response_contour.png')

return
```

## 问题描述

在该问题中，我们使用 MATLAB 处理了一个包含猫的外侧膝状体（LGN）细胞对二维视觉图像响应的数据集。目标是计算脉冲触发平均图像，并可视化不同时间步长下的图像。

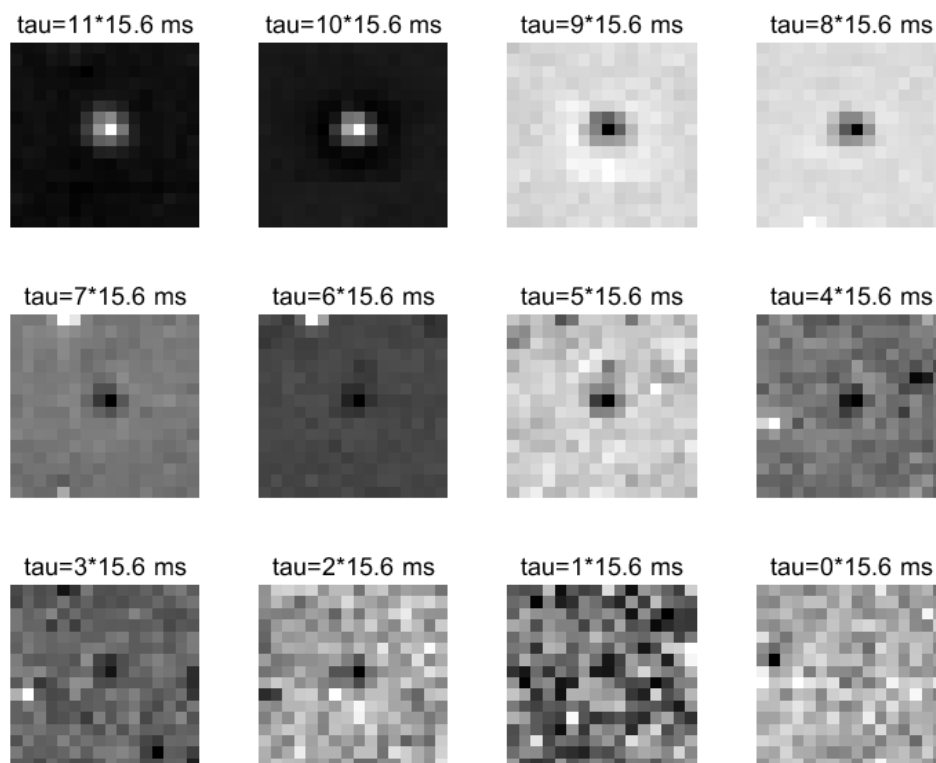
## 方法

1. **数据加载：**加载数据文件 `c2p3.mat`，并将刺激图像数组转换为 `double` 类型。
2. **脉冲触发平均的计算：**
  - 对于每个脉冲，计算其前 12 个时间步的平均图像。
  - 使用脉冲的数量对刺激图像进行加权。
3. **结果可视化：**
  - 使用 `imagesc` 命令绘制脉冲触发平均图像，并显示各个时间步的变化。
  - 对图像在一个空间维度上求和，绘制三维图和等高线图。

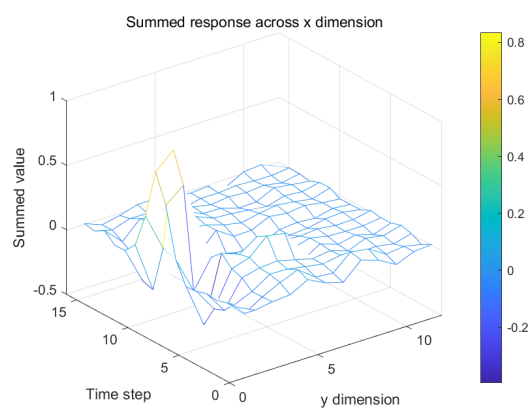
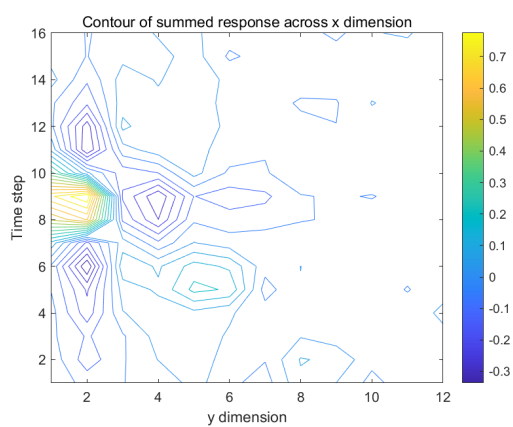
## 结果

我们得到了 12 张脉冲触发平均图像，展示了随时间变化的视觉响应。此外，绘制了三维图和等高线图，进一步分析了刺激的空间响应。

### 1. 脉冲触发平均图像



## 2. 沿着一个空间维度对图像求和



## 问题2

证明如果从与方向无关的概率分布中均匀地选择无限多个单位向量  $\vec{c}_a$ ，则有：

$$\sum_{a=1}^N (\vec{v} \cdot \vec{c}_a) \vec{c}_a \propto \vec{v}$$

## 证明步骤：

### 1. 向量分解：

设  $\vec{v}$  是任意向量， $\vec{c}_a$  是单位向量：

$$\vec{c}_a = \frac{\vec{v}}{|\vec{v}|} + \vec{c}_a^\perp$$

其中  $\vec{c}_a^\perp$  是垂直于  $\vec{v}$  的分量。

### 2. 计算和式：

$$\sum_{a=1}^N (\vec{v} \cdot \vec{c}_a) \vec{c}_a = \sum_{a=1}^N a = 1^N |\vec{v}| \cos(\theta_a) \vec{c}_a$$

其中  $\theta_a$  是  $\vec{v}$  与  $\vec{c}_a$  之间的夹角。

### 3. 简化和式：

$$= |\vec{v}| \sum_{a=1}^N \cos(\theta_a) \vec{c}_a$$

### 4. 利用均匀分布的性质：

由于  $(\vec{c}_a)$  均匀分布，垂直于  $(\vec{v})$  的分量会抵消：

$$\sum_{a=1}^N \cos(\theta_a) \vec{c}_a \rightarrow \text{平行于 } \vec{v}$$

### 5. 得出结论：

$$\sum_{a=1}^N (\vec{v} \cdot \vec{c}_a) \vec{c}_a \propto \vec{v}$$

## 总结：

$$\sum_{a=1}^N (\vec{v} \cdot \vec{c}_a) \vec{c}_a \propto \vec{v}$$

## 问题3

### 问题 3：最大后验估计 (MAP)

假设一组神经元的调谐曲线是高斯函数：

$$f_a(s) = r_{\max} \exp \left( -\frac{1}{2} \left( \frac{s - s_a}{\sigma_a} \right)^2 \right)$$

并且这些曲线在  $s$  值的范围内均匀且密集地分布。我们已经获得了刺激的最大似然 (ML) 估计：

$$s_{\text{ML}} = \frac{\sum_a r_a s_a / \sigma_a^2}{\sum_a r_a / \sigma_a^2}$$

如果刺激的先验分布是均值为  $s_{\text{prior}}$  和方差为  $\sigma_{\text{prior}}^2$  的高斯函数，求刺激的最大后验概率 (MAP) 估计。

**解：**

#### 1. 定义后验分布：

根据贝叶斯定理，后验分布  $P(s|\text{data})$  与似然函数和先验分布的乘积成正比：

$$P(s|\text{data}) \propto P(\text{data}|s)P(s)$$

这里， $P(\text{data}|s)$  是似然函数， $P(s)$  是先验分布。

#### 1. 计算似然函数：

根据神经元的调谐曲线，给定  $s$ ，每个神经元的脉冲率为  $r_a$ ，因此似然函数可以表示为：

$$P(\text{data}|s) = \prod_a f_a(s) = \prod_a r_{\max} \exp \left( -\frac{1}{2} \left( \frac{s - s_a}{\sigma_a} \right)^2 \right)$$

为了简化计算，我们取对数：

$$\log P(\text{data}|s) = \sum_a \log f_a(s) = \sum_a \left( \log r_{\max} - \frac{1}{2} \left( \frac{s - s_a}{\sigma_a} \right)^2 \right)$$

### 1. 计算先验分布：

先验分布是高斯函数，其形式为：

$$P(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\text{prior}}^2}} \exp \left( -\frac{1}{2} \left( \frac{s - s_{\text{prior}}}{\sigma_{\text{prior}}} \right)^2 \right)$$

同样，取对数：

$$\log P(s) = -\frac{1}{2} \log(2\pi\sigma_{\text{prior}}^2) - \frac{1}{2} \left( \frac{s - s_{\text{prior}}}{\sigma_{\text{prior}}} \right)^2$$

### 1. 计算后验分布的对数：

将似然和先验结合起来，得到后验分布的对数：

$$\log P(s|\text{data}) \propto \sum_a \left( \log r_{\max} - \frac{1}{2} \left( \frac{s - s_a}{\sigma_a} \right)^2 \right) - \frac{1}{2} \left( \frac{s - s_{\text{prior}}}{\sigma_{\text{prior}}} \right)^2$$

### 1. 最大化后验分布：

为了找到最大后验估计，我们可以对  $\log P(s|\text{data})$  关于  $s$  进行求导并设其为零：

$$\frac{d}{ds} \left( \sum_a \left( -\frac{1}{2} \left( \frac{s - s_a}{\sigma_a} \right)^2 \right) - \frac{1}{2} \left( \frac{s - s_{\text{prior}}}{\sigma_{\text{prior}}} \right)^2 \right) = 0$$

### 1. 计算导数并解方程：

求导后，得到：

$$\sum_a \frac{s - s_a}{\sigma_a^2} + \frac{s - s_{\text{prior}}}{\sigma_{\text{prior}}^2} = 0$$

整理后得：

$$s_{\text{MAP}} = \frac{\sum_a \frac{s_a}{\sigma_a^2} + \frac{s_{\text{prior}}}{\sigma_{\text{prior}}^2}}{\sum_a \frac{1}{\sigma_a^2} + \frac{1}{\sigma_{\text{prior}}^2}}$$

## 结论：

刺激的最大后验概率 (MAP) 估计为：

$$s_{\text{MAP}} = \frac{\sum_a \frac{s_a}{\sigma_a^2} + \frac{s_{\text{prior}}}{\sigma_{\text{prior}}^2}}{\sum_a \frac{1}{\sigma_a^2} + \frac{1}{\sigma_{\text{prior}}^2}}$$

这个公式结合了来自神经元的测量信息与先验知识。

## 问题4

### ▼ 代码

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% This is the script for Problem 4.
% Your task is to fill in a few lines in this file
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
clear;

% cricket's coordinates
phi = pi/4:pi/2:7*pi/4; % preferred angles of the 4 interneurons

N_theta = 500; % number of samples
N_trial = 1000; % number of trials
error = zeros(1, N_theta); % results
thetas = -pi/2:pi/(N_theta-1):pi/2; % ground truth

for i = 1:N_theta
    theta = thetas(i);
    % Generate average firing rates for the 4 interneurons
    r_mean = 50 * cos(theta - phi); % Mean firing rates
    r_mean(r_mean < 0) = 0; % Set negative rates to zero

    % Initialize actual firing rates with noise
    r_actual = r_mean + randn(1, 4) * 5; % Add Gaussian noise
    r_actual(r_actual < 0) = 0; % Ensure non-negative firing rates

    % Calculate the x and y components of the population vector
    x = sum(r_actual .* cos(phi));
    y = sum(r_actual .* sin(phi));
end
```



```

    y = sum(r_actual .* sin(phi));

    % Estimate the wind direction
    theta_est = atan2(y, x); % Estimate the direction in radians

    % Convert theta and theta_est to degrees for error calculation
    error(i) = error(i) + (theta/pi*180 - theta_est/pi*180);
end

% Average the error over trials
error = sqrt(error / N_trial);

% Plot the results
figure(1);
plot(thetas * 180 / pi, error, 'LineWidth', 2);
ylim([0 1.5]);
xlabel("\theta (degree)");
ylabel("error (degree)");
title("Error in Wind Direction Estimation");
grid on;

% Create the directory to save figures if it doesn't exist
if ~exist(' ../Figure', 'dir')
    mkdir(' ../Figure');
end

% Save the figure
saveas(gcf, ' ../Figure/wind_direction_error.png');

```

## 问题描述

在该问题中，我们模拟了蟋蟀神经元对风向的响应，并使用向量解码方法估计真实的风向。目标是通过模拟的脉冲频率，检验风向的估计精度。

## 方法

1. **参数设置：**定义蟋蟀的偏好角度和试次数量。

## 2. 风向估计：

- 对于每个真实风向，生成四个神经元的平均脉冲频率，并添加高斯噪声。
- 计算群体向量的 x 和 y 分量，并使用 `atan2` 函数估计风向。

## 3. 误差计算：

- 计算估计风向与真实风向之间的误差，并求取均方根误差（RMSE）

## 结果

绘制了估计风向误差与真实风向之间的关系图。结果显示，总体误差控制在一个很不错的范围之内。

