

恒河猴初级运动皮层 M1 运动解码脑机接口实验

2018012435 钱沛之

本实验采用 MATLAB 进行处理。因为数据太大，未存于作业文件夹提交，如果需要试运行程序，需要自行将数据放入文件夹中。

·Question 1

1. 计算 spike rate

对于 mat 文件中的 spikes 元胞数据，提取每个元胞后四列的数据，第一列为初始数据，后四列为 spike sorting 后的数据。去除放电频率不到 0.5 Hz 的神经元，将数据存储为以神经元为数据，也就是 96 个 channel，每个 channel 有 4 个 unit，共 384 行，有些 unit 没有神经元，元素设为 0，每行就是神经元的放电数据。

时间窗设为 0.064s，对放电数据加以处理，计算得 spike rate。时间长度由 finger_pos 得出，计算 finger_pos 各个时间点周围 0.064s 的放电次数，除以时间窗长度。随后对数据做平滑处理，采用 smooth 函数。

如下所示，采用 indy_20160921_01.mat 这一数据，呈现的是第一个 channel 中第二个 unit 的 spike rate 图像。

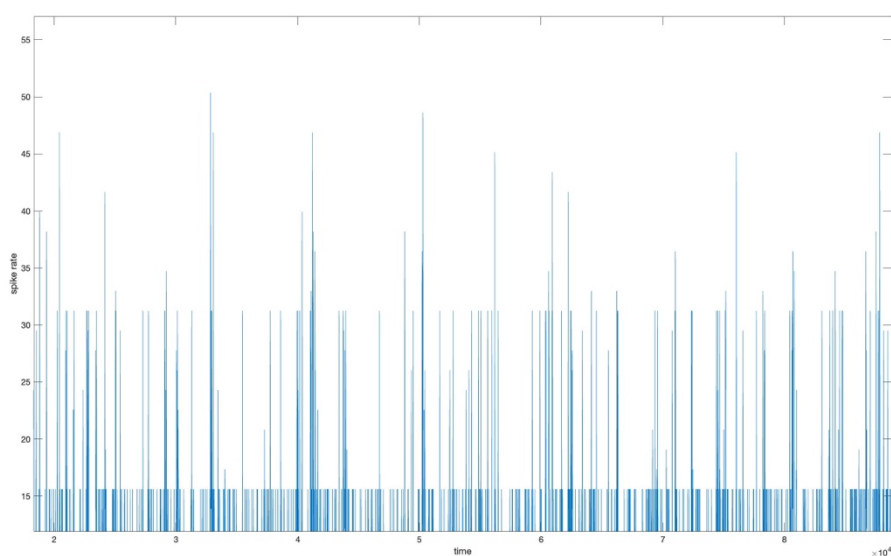


图 1 indy_20160921_01.mat 数据中 channel1 unit2 神经元 spike rate 图像

2. 计算运动学参数

运动学参数有 finger_pos 得出，首先需要乘上如下矩阵，提取 x 和 y 方向的位移，单位为 mm。

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -10 & 0 \\ 0 & -10 \end{bmatrix}$$

随后用 butter 函数滤除 10Hz 以下信号。采用差分 diff 函数，计算得速度和加速度。

如下图所示，采用 indy_20160921_01.mat 这一数据，呈现的是 3000 到 5000 时间点的 x 和 y 方向的位移、速度和加速度。

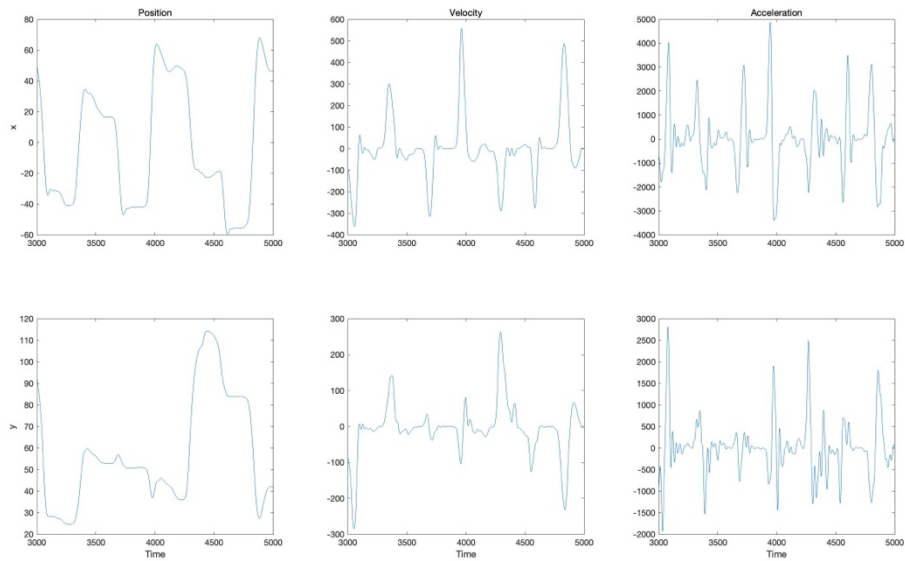


图 2 indy_20160921_01.mat 数据中的位移、速度和加速度信息

3. 建立线性编码模型

设运动数据为 Y ，神经元数据为 X ，假设 $Y=AX$ 。若采用线性回归 (linear regression)，则 $A^*=VR^T(RR^T)^{-1}$ ；若采用岭回归 (ridge regression)，则 $A^*=VR^T(RR^T+\lambda I)^{-1}$ 。以 indy_20160921_01.mat、indy_20160930_02.mat、indy_20161212_02.mat 为训练集，indy_20160930_05.mat 为测试集，不把 12 月的数据作为测试集，是因为考虑到 9 月有三组数据，12 月有一组数据，如果用 9 月的三组数据来预测 12 月的数据，可能精度较差。

用线性回归得出的预测结果如下图所示。可以看出原数据和预测值轮廓大致相近，但是准确度依然有待提高。

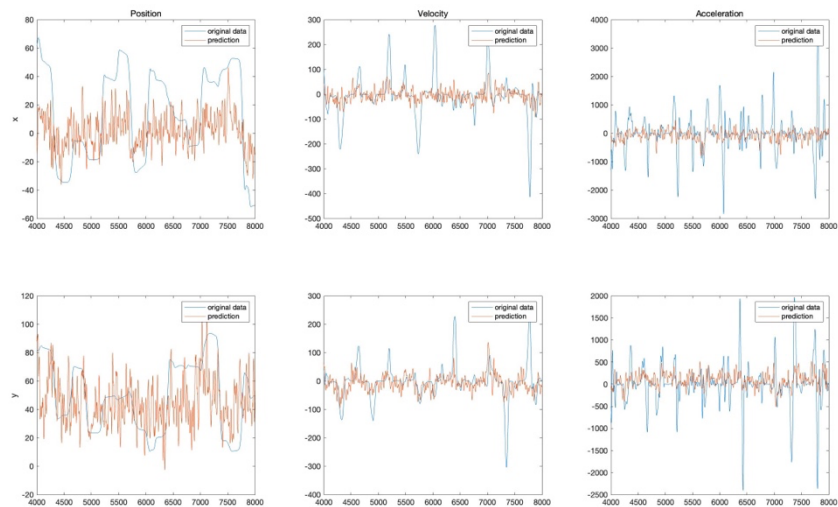


图 3 线性回归预测结果

如下则是对于回归的性能评估，将运动信息的原数据和预测值再做线性回归，得到 R^2 值，在此基础上，信噪比 $SNR = -10\lg(1-R^2)$ 。

表 1 线性回归性能评估

	X 位移	Y 位移	X 速度	Y 速度	X 加速度	Y 加速度
R^2	0.1567	0.1282	0.1137	0.1853	0.0564	0.0233
SNR	0.7400	0.5959	0.5244	0.8900	0.2523	0.1025

表 2 岭回归 ($\lambda=10^5$) 性能评估

	X 位移	Y 位移	X 速度	Y 速度	X 加速度	Y 加速度
R^2	0.1571	0.1268	0.1141	0.1855	0.0565	0.0235
SNR	0.7420	0.5890	0.5262	0.8912	0.2527	0.1033

表 3 岭回归 ($\lambda=5 \times 10^5$) 性能评估

	X 位移	Y 位移	X 速度	Y 速度	X 加速度	Y 加速度
R^2	0.1577	0.1215	0.1148	0.1854	0.0563	0.0240
SNR	0.7451	0.5624	0.5297	0.8906	0.2515	0.1057

表 4 岭回归 ($\lambda=10^6$) 性能评估

	X 位移	Y 位移	X 速度	Y 速度	X 加速度	Y 加速度
R^2	0.1576	0.1154	0.1150	0.1844	0.0555	0.0244
SNR	0.7450	0.5326	0.5305	0.8851	0.2478	0.1073

表 5 岭回归 ($\lambda=10^7$) 性能评估

	X 位移	Y 位移	X 速度	Y 速度	X 加速度	Y 加速度
R^2	0.1521	0.0617	0.1098	0.1659	0.0461	0.0243
SNR	0.7164	0.2764	0.5052	0.7880	0.2050	0.1068

4. 分析与讨论

从最终的预测结果可以看出，可能回归的效果不是太理想。其中可能的原因是没有降采样，因为采用本实验中的 **spike rate** 计算方法，可能产生大量的冗余信息，而用相邻时间窗对神经元数据进行处理，也就是 **spike rate** 长度变为总时长除以时间窗长度，随后对于运动数据也降采样，这样效果可能会有所提升。

除了线性回归之外，本实验也尝试了岭回归，效果只有有限的提升。比如 $\lambda=10^6$ 时的岭回归和线性回归相比，X 位移效果有所提升，而 Y 位移效果又减弱不少。

此外，选取什么数据作为测试集和预测集，也需要多次尝试。对于 indy 猴子，未必需要用满 4 个数据，可能选取其中 1 个数据，部分时间段作为测试集，另一部分时间短作为预测集。

·Question 2

1. 计算 spike rate 和运动学参数

选取 indy_20160921_01.mat。此外处理步骤与第一问做法相同。

2. 计算角度信息

运动方向角度根据 x 和 y 方向的速度计算，主要是根据反正切。根据角度信息进一步处理 spike rate，求得每一度下的 spike rate。具体做法是，查找每一个采样点，将这一点的 spike rate 根据此时的运动方向角度加以归类，之后平均，求得每一度下的 spike rate。

3. 拟合和筛选

利用三角函数 $y=A\cos(x-B)+C$ 拟合 x 运动方向和 y 神经元 spike rate，采用 fittype 和 fit 等函数。

至于权重较大的神经元，考虑拟合结果中 A 较大的神经元，这样可以选取前十个神经元作图，它们的来源和偏好方向如下表所示。

表 6 十个神经元的来源和偏好方向

Channel	3	4	5	8	9	9	15	33	68	95
Unit	1	2	1	1	1	2	1	2	2	1
θ	323.19°	29.54°	29.54°	54.52°	304.07°	311.53°	303.21°	87.92°	315.16°	24.36°

十个神经元的调谐曲线如下图所示。

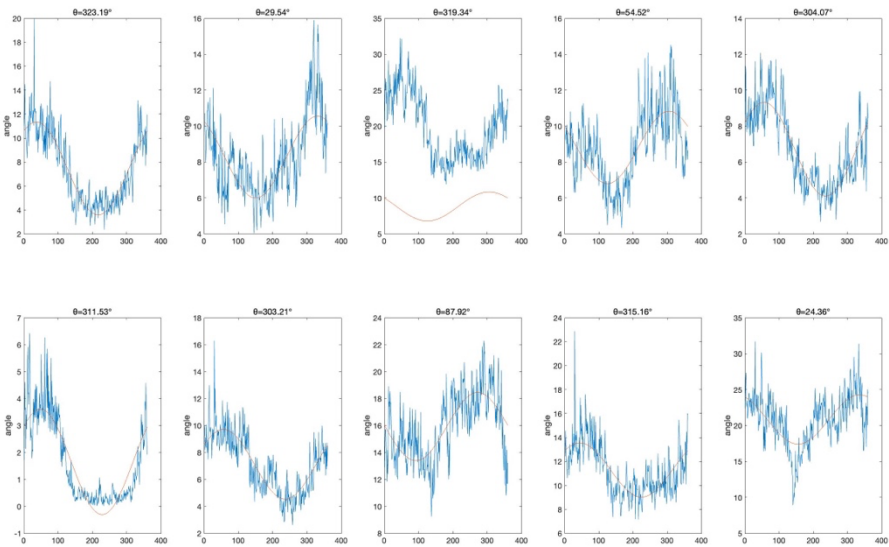


图 4 十个神经元的调谐曲线

将限制条件改为 $A>0.5$ ，得到 54 个神经元，偏好方向绘制在单位圆上，如下图所示。

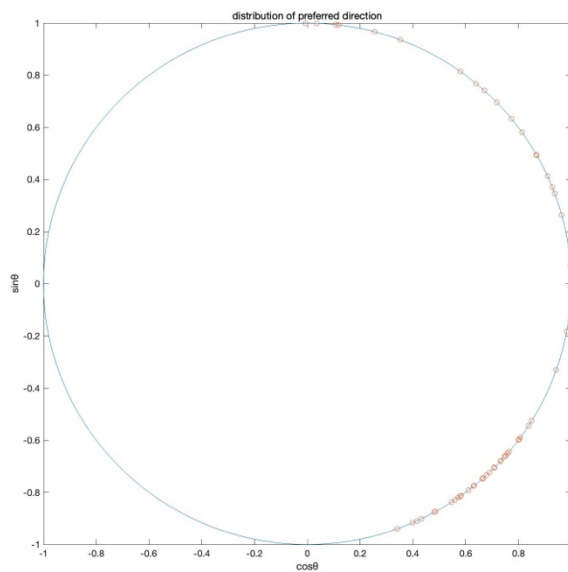


图 5 贡献较大神经元偏好方向分布

4. 分析与讨论

图 4 中的拟合曲线大多数结果较好，只有第三个出现问题，可以看出其原数据相较于其他数值较大，所以可能影响拟合结果，因此需要对拟合进一步完善。

而图 5 中，神经元的偏好方向都集中在单位圆右半侧，检查发现可能是拟合出现问题，有一些拟合结果中 A 小于 0，而这种情况下可以将 A 转换为大于 0， θ 加上或减去 180° 。进行调整之后可以得到新的结果。对于限制条件 $A > 0.5$ ，可以得到 78 个神经元。

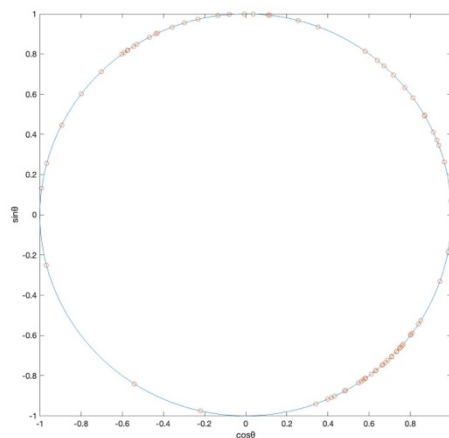


图 6 调整后的贡献较大神经元偏好方向分布

从调整后的图像可以看出，神经元偏好方向主要分布在第四象限，第一和第二象限也有分布，第三象限较少。

•Question 3

选取 `indy_20161212_02.mat`，与 `indy_20160921_01.mat` 加以比较。限制条件 $A > 0.5$ ，

得到 63 个神经元，偏好方向绘制在单位圆上，如下图所示。

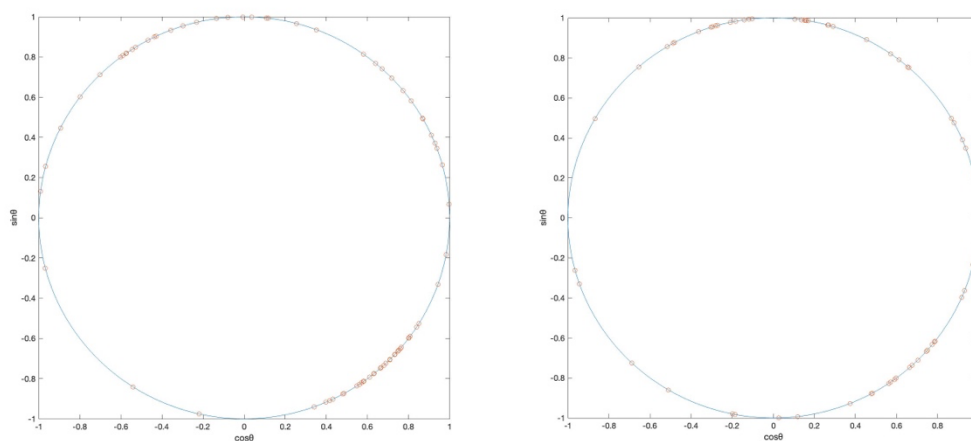


图 7 神经元偏好方向分布对比（左图为 indy_20161212_02，右图为 indy_20160921_01.mat）

对比可以看出，12 月与 9 月相比，第三象限偏好方向变得稀疏，而在第一和第二象限更为密集一些，主要在 90° 左右。总体而言分布更为均匀，可能猴子经过训练之后，神经元编码效率提高，总体所需神经元更少，一定方向所需的神经元也较少。