

## 利用粒子滤波重建位置细胞编码的运动轨迹\*

刘新玉\*\* 海鑫\*\* 尚志刚 万红\*\*\*

(郑州大学电气工程学院, 郑州 450001)

**摘要** 粒子滤波解码算法在神经信息解码中已有较多应用,但在海马区位置细胞集群编码的运动轨迹重建中极其少见.针对大鼠海马区位置细胞的神经元响应特性,采用二次指数泊松方程建立了大鼠运动轨迹的位置细胞集群状态空间编码模型,然后利用仿真数据和实测数据研究了粒子滤波在大鼠运动轨迹重建中的性能,并与扩展卡尔曼和无迹卡尔曼重建算法进行了对比.仿真数据重建结果显示,与后两种算法相比,在相同的重建精度下,粒子滤波算法需要的位置细胞个数相对更少.实测数据重建结果显示,粒子滤波算法重建的轨迹与真实轨迹之间的相关系数和均方根误差均优于扩展卡尔曼和无迹卡尔曼重建算法.这些结果表明,粒子滤波算法不仅能够高效地利用位置细胞集群编码信息,而且具有更高精度的轨迹重建性能,将为空间认知神经机制的深入研究提供有力的技术支持.

**关键词** 位置细胞, 粒子滤波, 状态空间编码模型, 运动轨迹重建

**学科分类号** TP394, Q189, R318.04

**DOI:** 10.16476/j.pibb.2016.0082

海马区位置细胞在动物进行空间认知和导航过程中起到了重要作用<sup>[1-2]</sup>.位置细胞由于具有受空间特定位置调谐发放的位置野特性,被认为是构成空间认知地图的基本单元,其在空间特定位置的发放可以表征动物在环境中的当前位置<sup>[3]</sup>.因此,利用海马区位置细胞的活动信息可以解码或预测动物的位置信息,重建其运动轨迹.在动物运动轨迹重建中,神经信息的编解码问题是其中重要的研究内容之一,对于深入解析空间认知的神经机制有着十分重要的意义.然而由于神经系统的复杂性和神经活动的非线性,使得动物运动轨迹的神经信息重建成为神经科学中最棘手的问题之一.

对于动物运动轨迹的重建目前已有较多研究,其中建立在生理行为本身具有连贯性和可预测性基础上的基于贝叶斯的解码算法应用最为广泛.1998年, Brown等<sup>[4]</sup>基于大鼠海马位置细胞的二维高斯模型,利用扩展卡尔曼算法重建了大鼠的运动轨迹,重建误差的中值为8.0 cm;2005年, Barbieri等<sup>[5]</sup>采用 Zernike 多项式建立了位置细胞编码模型,并利用基于点过程估计框架的贝叶斯解码算法重建了大鼠的运动轨迹,重建误差的中值为5.1 cm;2014年, Kloosterman等<sup>[6]</sup>利用未分类的位置细胞锋电位活动,提出了基于贝叶斯估计的解码算法,

有效地重建了大鼠的运动轨迹.此外,对于规则的T迷宫环境空间, Huang等<sup>[7]</sup>通过对二维T迷宫进行线性化,并结合基于样条插值的广义线性方程建立了位置细胞集群编码模型,然后利用点过程滤波算法重建了T迷宫中大鼠的运动轨迹.但是,无论是贝叶斯滤波还是点过程滤波算法,均需要对非线性系统的后验概率密度做高斯假设,而且对运动轨迹的位置细胞集群编码模型精确性具有较高要求,重建的精确性和鲁棒性还有待提高.

粒子滤波(particle filter, PF)是一种基于蒙特卡罗方法的非线性状态估计算法,摆脱了噪声必须满足高斯分布的约束<sup>[8]</sup>,在皮层神经活动信息解码中取得了较好的效果. Brockwell等<sup>[9]</sup>将粒子滤波算法应用到了猴子手部运动轨迹重建中,结果表明粒子滤波的重建结果显著优于群矢量算法和最优线性估计; Kelly等<sup>[10]</sup>利用粒子滤波成功地预测了初级视觉皮层编码的视觉刺激信息; Xu等<sup>[11]</sup>基于概率的模型,利用粒子滤波解码算法重建猴子手臂的运动

\* 国家自然科学基金(U1304602)和河南省科技攻关计划(122102210102, 162102310167)资助项目.

\*\* 通讯联系人.

Tel: 0371-67781421, Fax: 0371-67783113, E-mail: wanhong@zzu.edu.cn

收稿日期: 2016-05-29, 接受日期: 2016-06-27

轨迹, 重建轨迹的均方根误差减少了 23.6%。鉴于此, 本文针对大鼠海马区位置细胞的神经活动, 基于位置细胞集群状态空间编码模型, 研究了 PF 算法在大鼠运动轨迹重建中的性能。即首先基于二次指数泊松方程建立了位置细胞集群状态空间编码模型, 然后基于该模型, 利用 PF 算法重建了大鼠的运动轨迹, 并与扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波解码算法进行了对比, 用仿真和实测数据验证了其重建性能。

### 1 编码模型和解码算法

#### 1.1 位置细胞神经编码模型

假设在一个给定解码时间间隔(0, T]内, 微电极阵列同时采集到了 N 个位置细胞的锋电位活动。对于时刻  $t \in (0, T]$  和  $n=1, 2, \dots, N$ ,  $y_t^n$  表示第 n 个位置细胞在  $[t, t+\Delta]$  时间段的锋电位发放个数,

$y_t = \{y_t^1, y_t^2, \dots, y_t^N\}$  表示所有 N 个位置细胞在时间段的锋电位发放个数。此外, 假设  $y_{0:t}^n = \{y_{0:t}^{n,1}, y_{0:t}^{n,2}, \dots, y_{0:t}^{n,t}\}$  和  $y_{0:t} = \{y_{0:t}^1, y_{0:t}^2, \dots, y_{0:t}^N\}$  分别表示在时间(0, t]内位置细胞 n 的锋电位个数和位置细胞集群的锋电位个数。在大鼠海马区位置细胞的神经信息解码研究中, 一般采用状态空间模型来建立位置细胞集群的神经编码模型<sup>[4-5, 12]</sup>。状态空间模型包括状态方程和观测方程两部分。在大鼠运动轨迹神经信息重建中, 状态方程又称为路径模型(path model)<sup>[4]</sup>, 表征的是当前位置与下一步位置之间的映射关系, 观测方程又称为位置细胞模型(place cell model)<sup>[4]</sup>, 表征的是位置细胞的响应与运动位置之间的映射关系。图 1 表示了大鼠海马区位置细胞神经信息编码模型示意图。

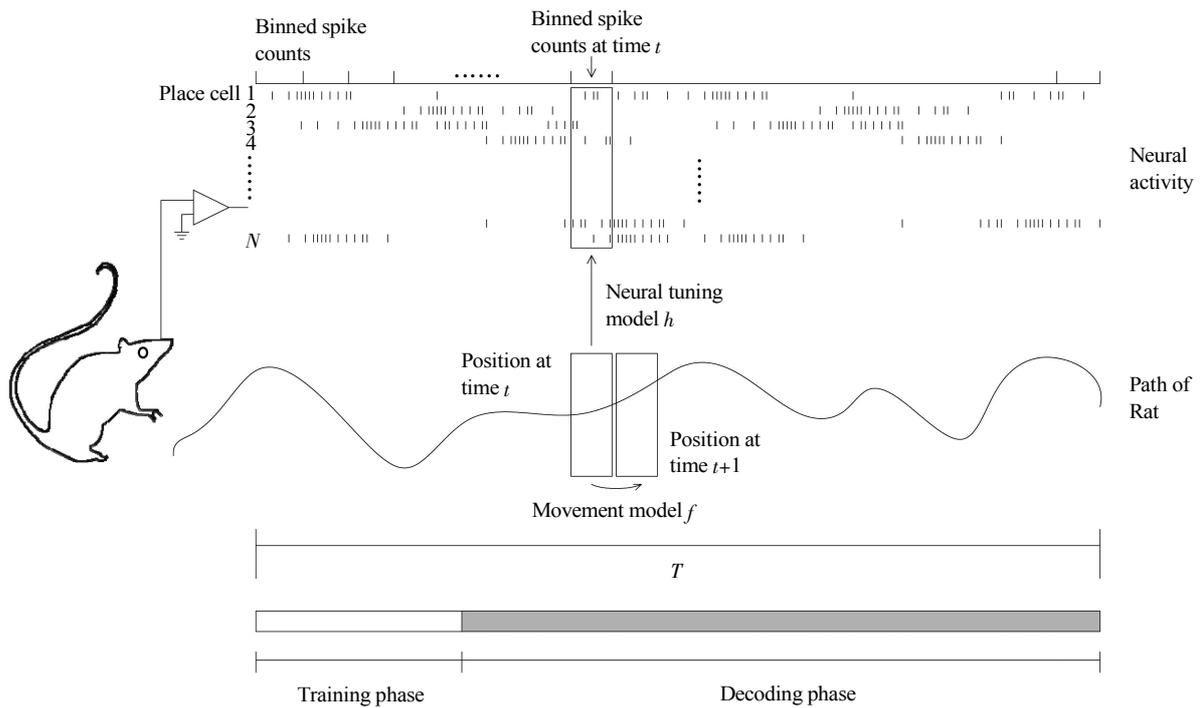


Fig. 1 Schematics of movement trajectories reconstruction from rat neural spiking activity

在  $\Delta$  时间内,  $\Delta \rightarrow 0$ , 假设位置细胞之间锋电位活动是相互独立的, 则在时间  $[t, t+\Delta]$  内, 观测方程可以用二次指数泊松方程表示如下<sup>[13]</sup>:

$$\begin{aligned}
 p(y_t | x_t, y_{0:t-1}, \theta) &= \prod_{n=1}^N p(y_t^n | x_t, y_{0:t-1}, \theta^n) \\
 &= \exp\left[ \sum_{n=1}^N y_t^n \lg \lambda(x_t | y_{0:t-1}, \theta^n) - \sum_{n=1}^N \lambda(x_t | y_{0:t-1}, \theta^n) \Delta \right]
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

其中  $\theta = \{\theta^1, \theta^2, \dots, \theta^N\}$  表示位置细胞位置野的参数变量, 决定了位置细胞的位置野; 状态变量  $x_t = (x_{1,t}, x_{2,t})$  表示了大鼠在二维空间中的位置;  $\lambda(x_t | y_{0:t-1}, \theta^n)$  为第 n 个位置细胞位置野的条件概率密度函数, 此处假设位置细胞的位置野为二维高斯函数<sup>[5]</sup>, 即:

$$\lambda(x_t, \theta^n) = \exp[\alpha^n - 0.5(x_t - \mu^n)^T (Q^n)^{-1} (x_t - \mu^n)] \quad (2)$$

其中  $\theta^n = \{\alpha^n, \mu^n, Q^n\}$  为第  $n$  个位置细胞的位置野参数;  $\mu^n = (\mu_1^n, \mu_2^n)$  为第  $n$  个位置细胞的位置野中心坐标,  $Q^n = \text{diag}((\alpha_i^n)_1, (\alpha_i^n)_2)$  为方差矩阵,  $\alpha^n$  为最大发放率的对数.

此外, 对于状态方程, 假设在时间  $[t, t+\Delta]$  内, 大鼠的运动速度和方向近似不变, 则可以利用一阶随机游走模型来表征大鼠的运动轨迹<sup>[4]</sup>, 即:

$$x_t = Ax_{t-1} + w_t \quad (3)$$

其中  $A$  表示  $t-1$  时刻和  $t$  时刻位置坐标的映射关系,  $w_t$  是加性的高斯噪声,  $w_t \sim N(0, W)$ . 综上所述, 联合公式(1)和(3)就可以建立大鼠位置细胞的神经编码模型, 而且只要确定了位置细胞的位置野, 就可以确定模型的参数, 接着就可以利用解码算法重建其运动轨迹.

## 1.2 粒子滤波解码算法

已知大鼠位置细胞的位置野大小和方位, 即确定位置细胞位置野的参数  $\theta = \{\alpha, \mu, Q\}$ , 那么就可以通过位置细胞的响应特征  $y_{0,t}$  获得  $x_t$  的后验概率密度函数  $p(x_t | y_{0,t})$ , 然后根据极大后验准则 (maximum a posteriori, MAP), 将具有极大后验概率密度的状态值作为最优估计值  $\hat{x}_t$ , 重建其运动轨迹, 即<sup>[8]</sup>:

$$\hat{x}_t = \arg \max_{x_t} p(x_t | y_{0,t}). \quad (4)$$

PF 算法通过非参数化的蒙特卡洛模拟方法来实现递推贝叶斯滤波, 适用于任何能用状态空间模型描述的非线性系统, 精度可以逼近最优估计. PF 算法的核心思想是利用一系列随机样本的加权和表示后验概率密度  $p(x_t | y_{0,t})$ , 通过求和来代替积分操作. 假设可以从后验概率密度  $p(x_t | y_{0,t})$  中抽取  $M$  个独立同分布的随机样本,  $x_t^{(i)}$ ,  $i=1, 2, \dots, M$ , 则后验概率分布可以近似逼近为<sup>[8]</sup>:

$$p(x_t | y_{0,t}) = \frac{1}{M} \sum_i \delta(x_t - x_t^{(i)}) \quad (5)$$

其中  $\delta$  为狄拉克函数. 设  $x_t^{(i)}$  为从后验概率密度函数  $p(x_t | y_{0,t})$  中获取的采样粒子, 则任意函数  $f(x_t)$  的期望都可以用求和方式逼近, 即<sup>[8]</sup>:

$$E[f(x_t) | y_{0,t}] = \int f(x_t) p(x_t | y_{0,t}) dx_t = \frac{1}{M} \sum_i f(x_t^{(i)}). \quad (6)$$

在 PF 的框架下, 大鼠运动轨迹的 PF 重建算

法可以描述如下:

第 1 步: 初始化粒子群, 在大鼠运动平面上建立直角坐标系, 在  $t=0$  时刻, 随机采样  $M$  个位置坐标点 (本文  $M=1000$ ), 每个位置坐标表示一个粒子  $x_t^{(i)}$ ,  $i=1, 2, \dots, M$ . 然后设置  $t=1$ .

第 2 步: 估计粒子权重, 利用  $t-1$  时刻采样的粒子群由状态方程估计得到  $t$  时刻的粒子群. 对于每个粒子, 假设存在  $N$  个位置细胞, 首先利用位置细胞模型估计其先验发放概率, 然后基于  $t$  时刻的估计值与观测值使用最大似然估计法计算每个粒子的权重  $w_t^{(i)}$ ,

$$w_t^{(i)} = p(y_t | x_t^{(i)}) \quad (7)$$

其中  $y_t = (y_t^1, y_t^2, \dots, y_t^N)$  表示  $t$  时刻的观测值,  $x_t^{(i)}$  表示  $t$  时刻第  $i$  个粒子的坐标,  $i=1, 2, \dots, M$ . 假设每个位置细胞之间锋电位的发放是相互独立的, 则

$$w_t^{(i)} = \prod_{j=1}^N p(y_t^j | x_t^{(i)}) \quad (8)$$

其中  $y_t^j$  表示  $t$  时刻第  $j$  个位置细胞的锋电位发放率.

第 3 步: 归一化权重并进行重采样. 利用第 2 步得到的  $M$  个粒子, 将每个粒子的权重除以  $M$  个粒子的权重之和进行归一化, 然后根据权重的大小对  $M$  个粒子进行随机重采样, 得到新的粒子集  $\check{x}_t^{(i)}$ ,  $i=1, 2, \dots, M$ , 对新的粒子集进行求和平均便可得到  $t$  时刻状态的估计值, 即重建的大鼠位置坐标:

$$\hat{x}_t = \frac{1}{M} \sum_i \check{x}_t^{(i)} \quad (9)$$

第 4 步: 将重采样后的粒子集  $\check{x}_t^{(i)}$  赋值给  $x_{t+1}^{(i)}$ ,  $i=1, 2, \dots, M$ , 再回到第 2 步, 估计  $t+1$  时刻的大鼠位置, 重复步骤 2~4, 直到估计完所有时刻的大鼠位置, 即完成大鼠运动轨迹重建.

为了验证 PF 算法在动物运动轨迹重建中的性能, 其他两种常用轨迹重建算法与本文算法进行了对比, 即扩展卡尔曼滤波算法 (extended Kalman filter, EKF)<sup>[4]</sup> 和无迹卡尔曼滤波算法 (unscented Kalman filter, UKF)<sup>[4]</sup>. EKF 算法的基本思想是对非线性函数的 Taylor 展开式进行一阶线性化截断, 忽略其余高阶项, 从而将非线性问题转化为线性问题, 利用卡尔曼滤波进行重建, 即给定后验概率密度函数  $p(x_t | y_{0,t})$  和极大 MAP 估计值  $\hat{x}_t$ ,  $p(x_t | y_{0,t})$  对

数的 Taylor 展开式可以表示如下<sup>[7]</sup>:

$$\lg p(x_t | y_{0:t}) = \lg p(\hat{x}_t | y_{0:t}) + \nabla \lg p(\hat{x}_t | y_{0:t})(x_t - \hat{x}_t) + \frac{1}{2}(x_t - \hat{x}_t)' \nabla^2 \lg p(\hat{x}_t | y_{0:t})(x_t - \hat{x}_t) + \dots \quad (10)$$

其中  $\nabla$  和  $\nabla^2$  分别为一阶和二阶微分,  $\lg$  表示求对数, 由 MAP 估计的定义可知,  $\nabla \lg p(\hat{x}_t | y_{0:t}) = 0$ , 后验概率密度函数可以近似为<sup>[7]</sup>:

$$p(x_t | y_{0:t}) \approx p(\hat{x}_t | y_{0:t}) \exp \left[ \frac{1}{2}(x_t - \hat{x}_t)' \nabla^2 \lg p(\hat{x}_t | y_{0:t})(x_t - \hat{x}_t) \right] \quad (11)$$

然后通过卡尔曼滤波就可以重建大鼠的运动轨迹.

UKF 算法是在卡尔曼滤波的基础上引入了无迹变换(unscented transformation, UT), UT 变换通过一组带有权重的 sigma 点近似非线性函数的概率密度分布, 这与 PF 中的粒子有着相似的效果, 之后将所有 sigma 点通过非线性转换, 将转换后的统计值作为估计值.

### 1.3 性能评估指标

为了定量衡量大鼠运动轨迹的重建性能, 采用均方根误差(root mean squared error, *RMSE*)和相关系数(correlation coefficient, *CC*)作为度量指标.

给定真实路径  $x_t = (x_{1,t}, x_{2,t})$  和重建路径  $\hat{x}_t = (\hat{x}_{1,t}, \hat{x}_{2,t})$ , 其中  $x_{1,t}$  和  $x_{2,t}$  分别表示二维空间中  $x$  轴和  $y$  轴的轨迹坐标值, 则 *RMSE* 计算如下:

$$RMSE = \left( \sqrt{\frac{1}{T} \sum_t (\hat{x}_{1,t} - x_{1,t})^2}, \sqrt{\frac{1}{T} \sum_t (\hat{x}_{2,t} - x_{2,t})^2} \right) \quad (12)$$

其中, 括号中前值为  $x$  轴的 *RMSE*, 后值为  $y$  轴的 *RMSE*,  $T$  为重建窗口长度. *RMSE* 度量了重建路径偏离真实路径的程度, *RMSE* 越小表明重建效果越好. 此外, *CC* 值的计算公式如下<sup>[4]</sup>:

$$CC = \left( \frac{\sum (x_{1,t} - \bar{x}_{1,t})(\hat{x}_{1,t} - \bar{\hat{x}}_{1,t})}{\sqrt{\sum (x_{1,t} - \bar{x}_{1,t})^2} \sqrt{\sum (\hat{x}_{1,t} - \bar{\hat{x}}_{1,t})^2}}, \frac{\sum (x_{2,t} - \bar{x}_{2,t})(\hat{x}_{2,t} - \bar{\hat{x}}_{2,t})}{\sqrt{\sum (x_{2,t} - \bar{x}_{2,t})^2} \sqrt{\sum (\hat{x}_{2,t} - \bar{\hat{x}}_{2,t})^2}} \right) \quad (13)$$

其中  $\bar{x}$  表示均值. *CC* 度量了重建路径与真实路径的线性相关程度, *CC* 越大表明重建效果越好.

## 2 实验和算法验证

为了说明 PF 算法的有效性和实用性, 本文首先利用仿真数据进行了运动轨迹的重建, 研究了重建性能随位置细胞个数的变化趋势, 然后针对大鼠的运动特性, 采用纽约大学公共数据平台(<https://crcns.org/>)上公开的实测数据研究了 PF 算法在大鼠运动轨迹重建中的性能.

### 2.1 仿真实验与结果分析

#### 2.1.1 仿真数据

仿真数据由大鼠位置细胞的神经编码模型, 即公式(1)和(3), 产生. 为了获得更接近真实的仿真数据, 大鼠的仿真路径直接来自于大鼠真实的运动轨迹. 位置细胞的参数, 即  $\theta^n = \{\alpha^n, \mu^n, Q^n\}$  是由服从高斯分布的伪随机数确定(randn, MATLAB). 图 2 给出了 6 个典型的位置细胞位置野. 图 2a 为仿真的位置细胞锋电位发放分布图, 图中灰色曲线为大鼠的运动轨迹, 红色表示大鼠在该位置有锋电位发放(发放个数  $\geq 1$ ); 图 2b 为位置细胞锋电位发

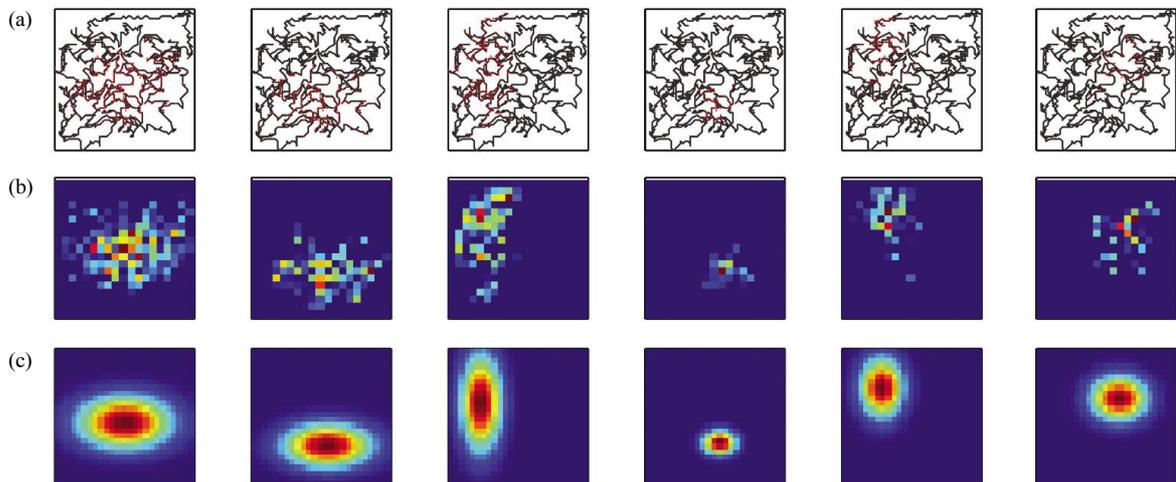


Fig. 2 Place fields of six representative place cells from simulated data

(a) Simulated neural spiking. (b) Spatial distribution of spike firing rates. (c) Pseudocolor maps of place fields estimates from two-dimensional Gaussian model.

放的伪彩色图, 图中的颜色表示了锋电位发放的多少, 颜色越亮表示发放越多; 图 2c 为利用二维高斯分布拟合出的位置野的位置和大小, 图中的数据都进行了归一化处理.

### 2.1.2 仿真结果分析

图 3 为仿真出的位置细胞位置野及轨迹重建的结果. 图 3a 为仿真出的 16 个位置细胞的位置野; 图 3b 为基于上述位置细胞数据分别利用 EKF、

UKF 和 PF 算法的轨迹重建结果. 由图 3b 可知, PF 算法的重建结果要显著优于 EKF 和 UKF 算法, 100 次重复实验的 EKF、UKF 和 PF 重建轨迹与真实轨迹之间的  $CC$  平均值分别为 (0.93, 0.82)、(0.97, 0.90) 和 (0.98, 0.94), 前值为  $x$  轴, 后值为  $y$  轴的结果;  $RMSE$  平均值为 (0.31, 0.25)、(0.19, 0.20) 和 (0.13, 0.14).

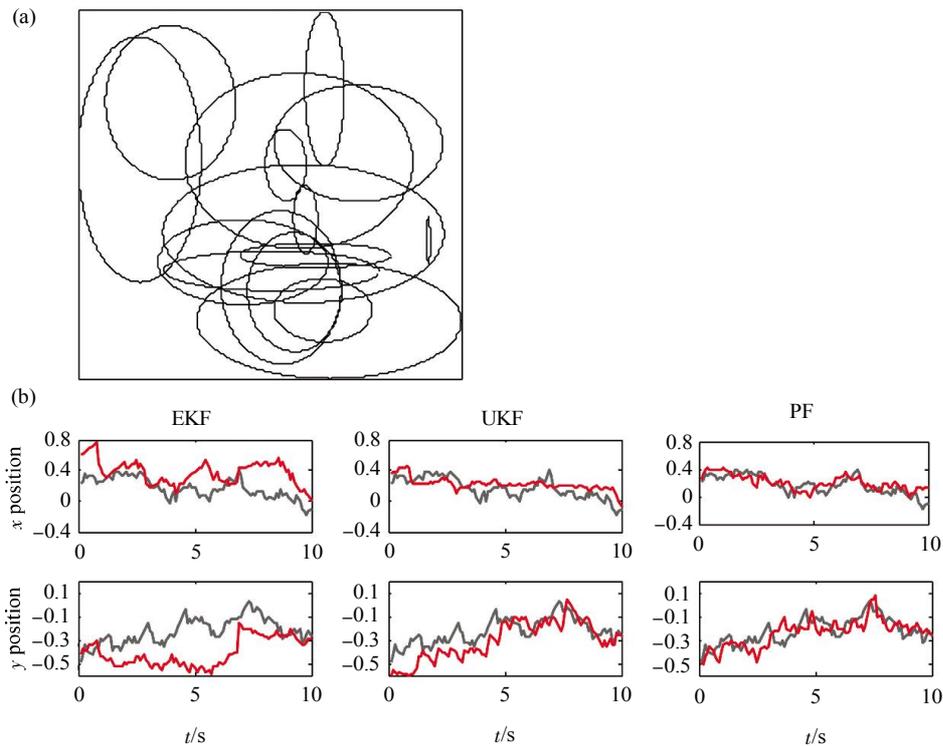


Fig. 3 Results of trajectory reconstruction from simulated data

(a) Position and size of place fields of all place cells ( $n=16$ ). (b) The reconstructed trajectories with data of the place cells. —: True trajectory; —: Reconstructed trajectory.

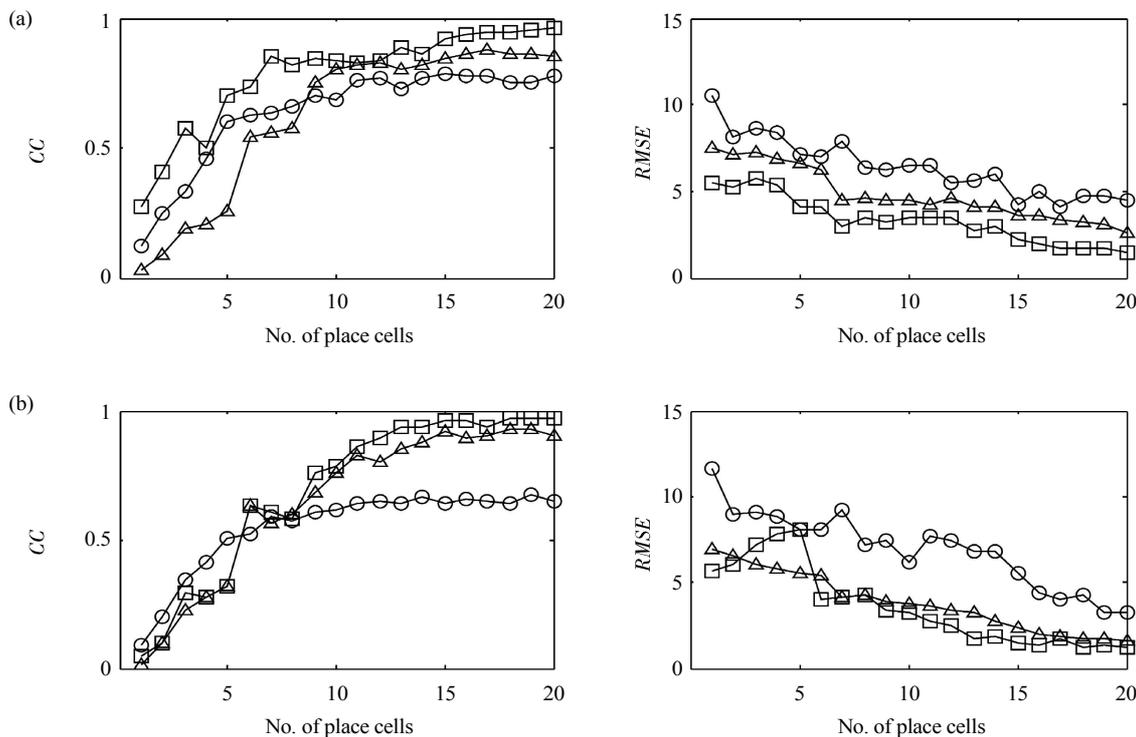
图 4 为三种重建算法的重建性能 ( $CC$  和  $RMSE$ ) 随位置细胞个数的变化趋势, 图 4a 为  $x$  轴, 图 4b 为  $y$  轴的重建结果, 图中数值均为 10 次重复仿真实验结果的平均值, 且每次实验使用的位置细胞都是随机抽取的. 由图 4 可知, EKF、UKF 和 PF 算法随着位置细胞个数的增加, 重建性能都显著提升. 不过当位置细胞个数达到 13~15 个时, 重建性能增加的幅度开始变缓, 且继续增加仿真位置细胞个数, 重建性能也没有显著提升. 但相比而言, PF 重建算法要优于 EKF 和 UKF 算法, 而且在相同的重建精度下, PF 算法需要更少的位置细胞,

这意味着可以植入更少通道的电极来执行解码任务.

## 2.2 实测实验与结果分析

### 2.2.1 实测数据

实测数据来源于纽约大学公共数据平台 (<https://crcns.org/data-sets/hc/hc-2>), 关于实验数据的详细采集环境和预处理流程请参考文献 [15-16], 此处简述如下: 实验采用 4 只成年的雄性 LE (Long-Evans) 大鼠. 实验中同步记录了在方形实验平台上自由觅食过程中大鼠运动轨迹和海马 CA1 区神经信号, 运动轨迹的采样频率为 39.06 Hz, 神经信号



**Fig. 4** Dependency of reconstruction accuracy for each algorithm on the number of place cells

(a) *x* position. (b) *y* position. The *y*-axis depicts the mean accuracy among 10 random subsets of place cells used by the three algorithms to make reconstructions. ○—○: EKF; △—△: UKF; □—□: PF.

的采样频率为 20 kHz. 采集后的神经数据, 首先通过幅度阈值法检测出锋电位信号, 然后利用 KlustaKwik 工具箱进行分类, 甄别出不同的位置细胞. 本文选用的实验数据如表 1 所示.

研究表明, 位置细胞位置野的最高发放频率应

该大于 8 Hz<sup>[3]</sup>, 因此本文只选用了锋电位发放频率大于 8 Hz 的区域作为位置细胞的位置野. 表 1 中给出的位置细胞个数即为实际筛选出的个数. 图 5 为其中 6 个典型位置细胞及其位置野.

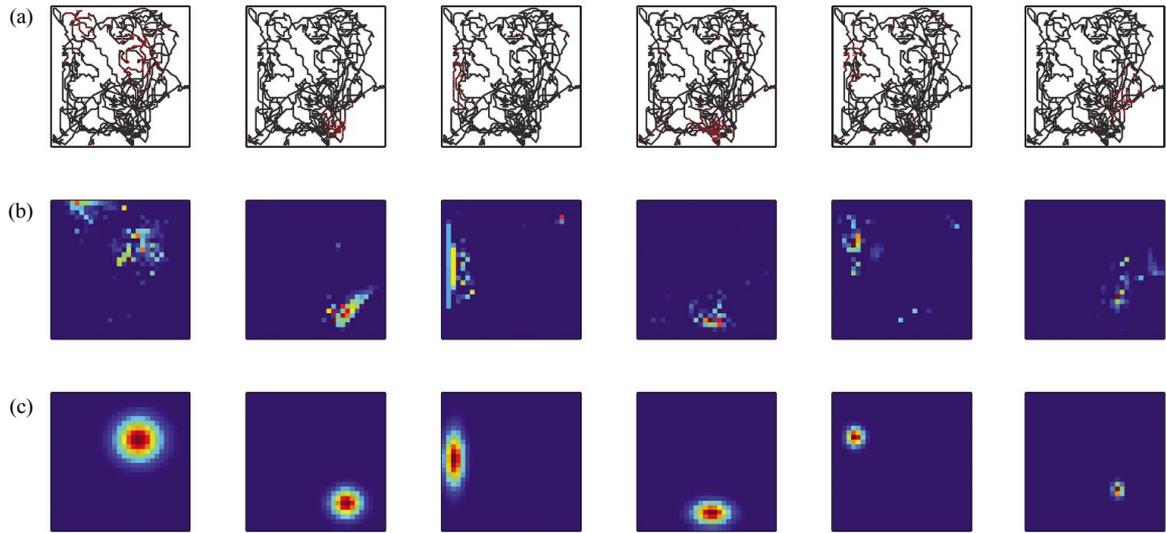
**Table 1** Specific information for each session from rat hippocampal CA1<sup>[15]</sup>

ratID	Session	No. of shanks	No. of channels	Duration/min	No. of place cells
ec13	ec013.527	4	31	17.7	17
ec14	ec014.793	8	64	47.4	12
ec15	ec015.047	8	64	93.5	19
ec16	ec016.397	8	55	90.8	18

**2.2.2 实测结果分析**

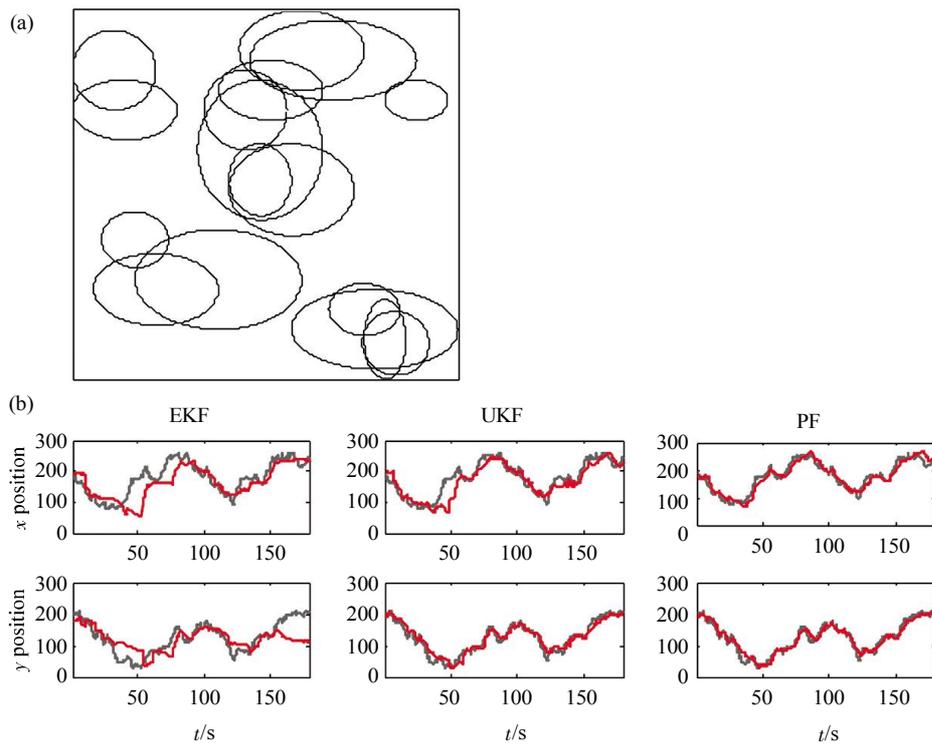
图 6 为编号 ec13 的大鼠所记录的 17 个位置细胞对应的位置野及轨迹重建结果, 分别如图 6a, b 所示. 此处从原始数据中截取了 179 s 长的数据, 共分为 1 000 段. 图中 EKF、UKF 和 PF 算法重建的轨迹与真实轨迹之间的 *CC* 值分别为

(0.77, 0.65)、(0.87, 0.94)和(0.95, 0.96), *RMSE* 值分别为(4.09, 3.95)、(3.30, 1.78)和(1.51, 1.30), 计算时所有数据都进行了归一化处理. 这一结果同样表明, PF 算法重建的性能要优于 EKF 和 UKF 算法.



**Fig. 5 Place fields of six representative place cells from real data**

(a) Hippocampal neural spiking. (b) Spatial distribution of spike firing rates. (c) Pseudocolor maps of place fields estimates from two-dimensional Gaussian model.



**Fig. 6 Results of trajectory reconstruction from real data**

(a) Position and size of place fields of all place cells ( $n=17$ ). (b) The reconstructed trajectories with data of the place cells. —: True trajectory; —: Reconstructed trajectory.

表 2 给出了 EKF、UKF 和 PF 三种不同算法对 4 只大鼠的重建性能, 表中的显著性检验结果均是利用  $t$  检验方法得到. 由表 2 可知, 对于  $CC$  指标, PF 算法的重建性能显著优于 EKF 算法( $P < 0.05$ ),

但是在  $x$  轴重建结果上 PF 和 UKF 之间没有显著性差异( $P = 0.06$ ), 不过在平均  $CC$  上 PF 算法要明显大于 UKF; 对于  $RMSE$  指标, PF 算法不仅显著优于 EKF 算法( $P < 0.01$ ), 而且显著优于 UKF 算法( $P$

< 0.05). 总体而言, 无论是利用 *CC* 还是 *RMSE* 指标, PF 算法的重建性能均优于 EKF 和 UKF 算法,

这一结果与仿真数据的结果是一致的.

**Table 2 Reconstruction accuracy of the three algorithms with real data**

	EKF		UKF		PF	
	<i>CC</i>	<i>RMSE</i>	<i>CC</i>	<i>RMSE</i>	<i>CC</i>	<i>RMSE</i>
ec13	(0.77, 0.65)	(4.09, 3.95)	(0.87, 0.94)	(3.30, 1.78)	(0.95, 0.96)	(1.51, 1.30)
ec14	(0.57, 0.64)	(5.66, 5.71)	(0.85, 0.87)	(3.44, 3.37)	(0.85, 0.88)	(2.65, 2.56)
ec15	(0.73, 0.84)	(3.67, 3.21)	(0.85, 0.92)	(2.84, 2.13)	(0.90, 0.95)	(2.27, 1.65)
ec16	(0.76, 0.85)	(4.62, 2.84)	(0.89, 0.95)	(3.05, 1.73)	(0.97, 0.98)	(1.49, 1.05)
	(0.71±0.09**, 0.75±0.12*)	(4.51±0.86**, 3.93±1.27**)	(0.87±0.02, 0.92±0.04*)	(3.16±0.27*, 2.25±0.77**)	(0.92±0.05, 0.94±0.04)	(1.98±0.58, 1.64±0.66)

\* $P < 0.05$ , \*\*  $P < 0.01$ .

### 3 讨 论

PF 算法在非线性和系统中表现出的卓越性能已逐渐引起神经解码相关研究人员的关注. 本文将 PF 算法应用于动物运动轨迹的重建中, 研究了其在位置细胞集群编码的运动轨迹重建中的性能, 并与 EKF 和 UKF 重建算法进行了对比. 结果显示, 在 4 只大鼠(ec13~ec16)的运动轨迹重建中, 粒子滤波算法重建轨迹与真实轨迹之间的 *CC* 和 *RMSE* 两个指标上均优于 EKF 算法和 UKF 算法(表 2), 在重建的精度上有较大提高(图 6), 这表明 PF 算法在动物运动轨迹重建中具有较好的准确性和鲁棒性. 此外, 在相同的重建精度上, 粒子滤波需要的位置细胞个数更少(图 4), 大概需要 13~15 个位置细胞, 就能得到较好的重建效果, 进一步表明 PF 算法在运动轨迹重建中能够更加高效地利用位置细胞集群编码信息, 这对于动物空间认知和导航的神经机制研究具有重要意义.

在运动轨迹重建中, EKF、UKF、PF 等以贝叶斯为基础的解码算法是目前的研究热点, 尤其在手部运动轨迹解码中应用极其广泛<sup>[7]</sup>. 相比之下, EKF 算法虽然具有计算简单、运行速度快的优势, 但其将非线性系统通过泰勒级数展开进行线性化, 重建的轨迹将会产生一定的失真, UKF 算法虽然通过 UT 变换来模拟非线性函数的概率密度, 较 EKF 更接近神经系统非线性的本质, 但是 UKF 仍然没有摆脱卡尔曼滤波中高斯分布的限制, 而 PF 算法以点过程估计为基础, 基于蒙特卡洛方法思想, 利用粒子集表示概率, 摆脱了解决非线性解码问题时随机量必须满足高斯分布的制约, 提供了更

真实的噪声模型, 更能体现神经信息解析连贯性的特点, 提高了运动轨迹预测的准确性和鲁棒性. 但遗憾的是, PF 重建算法的计算复杂度较大, 运行速度相对较慢, 并不适于动物运动轨迹的在线实时重建<sup>[8]</sup>, 虽然目前已有文献对此问题进行了讨论<sup>[11]</sup>, 但如何提高其计算速度可能是未来的主要研究方向.

综上所述, 针对重建位置细胞集群编码的运动轨迹这一复杂的非线性解码问题, 本文研究了 PF 算法在动物运动轨迹的位置细胞集群信息重建中的性能. 首先根据大鼠海马区位置细胞的神经元响应特性, 利用二次指数泊松方程建立大鼠运动轨迹的神经编码模型, 然后基于该模型研究了 PF 算法在大鼠运动轨迹中的重建性能, 并与 EKF 和 UKF 算法进行了对比. 结果表明, 在海马位置细胞运动轨迹重建中, 粒子滤波算法的重建性能要优于 EKF 算法和 UKF 算法, 而且达到相同的重建精度需要的位置细胞个数更少. PF 算法不仅能够高效地利用位置细胞集群编码信息, 而且有效提高了轨迹重建的准确性和鲁棒性, 相信在未来的运动轨迹神经信息重建中仍将扮演重要的角色.

### 参 考 文 献

- [1] Hartley T, Lever C, Burgess N, *et al.* Space in the brain: how the hippocampal formation supports spatial cognition. *Philos Trans R Soc B*, 2013, **369**(1635): 20120510
- [2] Ito H T, Zhang S J, Witter M P, *et al.* A prefrontal-thalamo-hippocampal circuit for goal-directed spatial navigation. *Nature*, 2015, **522**(7554): 50-55
- [3] 马晓宇, 林龙年. 解码大脑的空间方位认知. *生命科学*, 2014, **26**(12): 1248-1254

- Ma X Y, Lin L N. Life Science, 2014, **26**(12): 1248–1254
- [4] Brown E N, Frank L M, Tang D, *et al.* A statistical paradigm for neural spike train decoding applied to position prediction from ensemble firing patterns of rat hippocampal place cells. J Neurosci, 1998, **18**(18): 7411–7425
- [5] Barbieri R, Wilson M A, Frank L M, *et al.* An analysis of hippocampal spatio-temporal representations using a bayesian algorithm for neural spike train decoding. IEEE T Neur Sys Reh Eng, 2005, **13**(2): 131–136
- [6] Kloosterman F, Layton S P, Chen Z, *et al.* Bayesian decoding using unsorted spikes in the rat hippocampus. J Neurophysiol, 2014, **111**(1): 217–227
- [7] Huang Y F, Brandon M P, Griffin A L, *et al.* Decoding movement trajectories through a T-maze using point process filters applied to place field data from rat hippocampal region CA1. Neural Comput, 2009, **21**(12): 3305–3334
- [8] Jungbacker B, Koopman S J. Monte carlo estimation for nonlinear non-gaussian state space models. Biometrika, 2007, **94**(4): 827–839
- [9] Brockwell A E, Rojas A L, Kass R E. Recursive bayesian decoding of motor cortical signals by particle filtering. J Neurophysiol, 2004, **91**(4): 1899–1907
- [10] Kelly R, Lee T S. Decoding visual input from V1 neuronal activity with particle filtering. Neurocomputing, 2004, **58**(4): 849–855
- [11] Xu K, Wang Y W, Wang F, *et al.* Neural decoding using a parallel sequential monte carlo method on point processes with ensemble effect. BioMed Res Int, 2014, **2014**: 685492
- [12] Silva D, Feng T, Foster D J. Trajectory events across hippocampal place cells require previous experience. Nat Neurosci, 2015, **18**(12): 1772–1779
- [13] Oweiss K G. Statistical signal processing for neuroscience and neurotechnology. Oxford: Academic Press, 2010: 177–195
- [14] Li Z, O’ Doherty J E, Hanson T L, *et al.* Unscented kalman filter for brain-machine interfaces. PLoS One, 2009, **4**(7): 1–18
- [15] Mizuseki K, Sirota A, Pastalkova E, *et al.* Multi-unit recordings from the rat hippocampus made during open field foraging [M/OL]. Berkeley: CRCNS.org, 2009 [2012-01-18]. <http://dx.doi.org/10.6080/K0Z60KZ9>
- [16] Mizuseki K, Sirota A, Pastalkova E, *et al.* Theta oscillations provide temporal windows for local circuit computation in the entorhinal-hippocampal loop. Neuron, 2009, **64**(2): 267–280
- [17] Li Z. Decoding methods for neural prostheses: where have we reached?. Front Syst Neurosci, 2014, **8**: 129
- [18] Guger C, Gener T, Pennartz C M A, *et al.* Real-time position reconstruction with hippocampal place cells. Front Neurosci, 2011, **5**: 85

## Decoding Movement Trajectory of Hippocampal Place Cells by Particle Filter\*

LIU Xin-Yu\*\*, HAI Xin\*\*, SHANG Zhi-Gang, WAN Hong\*\*\*

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract** Particle filter (PF) algorithm has been applied in neural decoding, but rarely in movement trajectory reconstruction of hippocampal place cells. According to the response characteristics of place cells, the state space population encoding model of movement trajectory was established with quadratic exponential Poisson's equation in this paper, the performance of the PF algorithm was investigated with respective simulated data and real data in movement trajectory reconstruction. And the results were then compared with extended Kalman filter (EKF) and unscented Kalman filter (UKF) algorithms. For the simulated data, the number of place cells needed by the PF is less than that of the others, under the same reconstruction precision. For the real data, correlation coefficient and root mean square error between true trajectories and reconstructed trajectories by the PF are superior to that of by the EKF algorithm and by the UKF algorithm. These results demonstrate that not only does the PF algorithm efficiently utilize encoding information of place cells population, but also has an outstanding movement trajectory reconstruction performance. It would provide powerful technique support for further research in spatial cognitive mechanism.

**Key words** place cells, particle filter, movement trajectory reconstruction, state space encoding model

**DOI:** 10.16476/j.pibb.2016.0082

---

\*This work was supported by grants from The National Natural Science Foundation of China (U1304602) and Program for Science and Technology Attack Plan of Henan Province of China (122102210102, 162102310167).

\*\*These authors contributed equally to this work.

\*\*\*Corresponding author.

Tel: 86-371-67781421, Fax: 86-371-67783113, E-mail: wanhong@zzu.edu.cn

Received: May 29, 2016 Accepted: June 27, 2016