

doi: 10.7690/bgzd.2025.09.013

基于卡尔曼滤波的光标快速定位优化算法

王振宇, 殷继彬, 卫守林

(昆明理工大学信息工程与自动化学院, 昆明 650500)

摘要: 为提高小目标集群界面下复杂目标环境的光标选择任务性能, 提出小目标集群界面下基于卡尔曼滤波的光标快速定位优化算法。综合考虑目标大小、目标初始距离、目标密度等因素对其目标选择效率和准确率的影响, 通过对光标位置信息和光标运动信息的估计预测修正, 实时计算光标观测值和估计值之间的可信度, 以动态预测光标运行轨迹, 隐式改善光标的运动稳定性, 基于贝叶斯估计更新潜在目标的概率分布, 并在不同条件下进行对照实验。结果表明: 在进行目标选择时, 采用基于卡尔曼滤波的动态光标快速定位优化算法有助于实现目标的精准选择及快速交互。

关键词: 卡尔曼滤波; 小目标集群; 轨迹预测; 快速定位; 贝叶斯估计

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Optimization Algorithm of Fast Cursor Positioning Based on Kalman Filter

Wang Zhenyu, Yin Jibin, Wei Shoulin

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of
Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: In order to improve the performance of cursor selection task in complex target environment under small target cluster interface, an optimization algorithm for fast cursor positioning based on Kalman filter under small target cluster interface is proposed. The influence of factors such as target size, target initial distance, target density and the like on the target selection efficiency and accuracy is comprehensively considered, and the reliability between an observed value and an estimated value of a cursor is calculated in real time by estimating, predicting and correcting the position information and the motion information of the cursor to dynamically predict the motion track of the cursor and implicitly improve the motion stability of the cursor. The probability distribution of potential targets is updated based on Bayesian estimation, and controlled experiments are conducted under different conditions. The results show that the dynamic cursor fast positioning optimization algorithm based on Kalman filter is helpful to achieve accurate target selection and fast interaction.

Keywords: Kalman filter; small target cluster; trajectory prediction; fast localization; Bayesian estimation

0 引言

随着计算机技术的进步, 人机交互成为系统应用中必不可少的一部分。图形用户界面下的人机交互技术受到广泛的关注, 然而显示器的高清化与图形用户界面的复杂化也造成小界面元素选择效率低下的问题^[1]。

在图形用户界面中, 目标指向是获取界面组件(如按钮、菜单项和图标)的基本任务^[2]。图形用户界面中目标位置不同会导致 2 种困扰: 1) 远距离目标需要大幅移动鼠标; 2) 近距离目标需要在密集界面中被精确选中。目前, 在这 2 种情况下的目标选择技术研究中仍存在如下问题: 1) 预测光标能够减少用户操作时间, 但准确率偏低; 2) 区域光标在密集目标界面下无法有效提高交互效率。为解决桌面

光标在密集目标界面下的目标交互难题, 现有技术^[3-7]通常是通过直接改变光标^[8]或目标位置^[9]来减少光标移动, 然而该方法对界面组件的密度和布局较为敏感, 如果被捕获的目标附近有多个对象, 则会明显降低光标移动准确性, 影响光标移动性能; 预测光标^[10]除对界面布局敏感外, 对于光标的初始运动方向要求严格, 要求用户能够精确地初始输入, 学习成本较高, 用户体验较差。

针对小目标集群界面复杂目标环境的光标目标选择任务, 笔者提出一种基于卡尔曼滤波^[11]的光标快速定位优化算法, 通过修正光标位置信息和光标运动信息的估计预测, 实时计算光标观测值和估计值之间的可信度, 从而动态预测光标运行轨迹, 隐式改善光标的运动稳定性, 并结合贝叶斯估计更新

收稿日期: 2024-09-13; 修回日期: 2024-10-11

基金项目: 国家自然科学基金(61741206)

第一作者: 王振宇(1997—), 男, 山东人, 硕士。

通信作者: 殷继彬(1976—), 男, 黑龙江人, 博士。

可能目标的概率分布，以提高目标预测的准确性。

1 卡尔曼滤波算法

现有研究已证实光标的运动轨迹由不同速度及方向角的子运动组成^[12]，并通过状态空间模型进行描述。状态空间模型是通过变量表示系统状态，并用方程描述不同状态之间转换^[13]的数学模型。卡尔曼滤波算法可用于对光标的状态空间模型进行状态空间估计，主要利用线性系统状态方程对系统状态进行最优估计，具体分为 2 个步骤：

1) 预测。根据系统的动态模型和上一时刻的状态估计预测当前时刻的光标状态，生成当前状态的预测值及预测误差协方差。预测步骤表示为：

$$x'_t = Ax_{t-1} + Bu_t; \quad (1)$$

$$P'_t = AP_{t-1}A^T + Q。 \quad (2)$$

式中： x'_t 为当前时刻 t 的状态预测值； A 为状态转移矩阵； x_{t-1} 为上一时刻 $t-1$ 的状态估计值； B 为控制输入矩阵； u_t 为控制输入向量； P'_t 为当前时刻 t 的误差协方差预测值； P_{t-1} 为上一时刻 $t-1$ 的误差协方差估计值； Q 为过程噪声协方差矩阵。

2) 更新。根据最新观测值和预测值，利用加权平均方法，计算出状态的最优估计值及后验误差协方差，以对状态进行修正，更新步骤表示为：

$$K_t = P'_t H^T (H P'_t H^T + R)^{-1}; \quad (3)$$

$$x_t = x'_t + K_t (Z_t - Hx'_t); \quad (4)$$

$$P_t = (I - K_t H) P'_t。 \quad (5)$$

式中： K_t 为卡尔曼增益矩阵，用于确定观测数据对状态修正的权重； H 为观测矩阵，用于将状态空间映射到观测空间； R 为观测噪声协方差矩阵； Z_t 为当前时刻 t 的观测数据向量； x'_t 为当前时刻 t 的状态估计值； P_t 为当前时刻 t 的误差协方差估计值。

卡尔曼滤波算法是一种递推式的算法，通过当前的观测值以及前一时刻的计算结果，更新状态估计值，可有效避免因观测数据噪声及外部因素引起的不确定性，提高系统状态的精度。

2 光标快速定位优化算法

预测光标对于光标的初始运动方向要求严格，确定有效的预测生效阈值是提高预测准确率合理起点。在进行目标选择任务时，若发生光标抖动、运动偏移等情况，直接进行目标预测通常会导致错误。根据文献[14]的大量仿真结果表明，使用卡尔曼滤波算法对 2 维运动的位置和速度进行估计，能

够准确跟踪、预测运动的位置和速度，有效降低角度偏移，有利于提高预测率；因此，为提高光标的移动稳定性，笔者基于卡尔曼滤波的动态预测校准思想提出基于卡尔曼滤波的光标快速定位优化算法，通过利用已知的光标状态信息与观测数据（位置、速度、加速度等）预测下一时刻的光标状态，根据预测结果在后台绘制光标移动路线，并基于预测路线调整预测目标。该算法在传统的卡尔曼滤波算法基础上加入了对光标运动速度和方向的预测，并通过实时计算光标观测值与估计值之间的可信度动态预测光标的位置信息和运动速度信息，可达到更精确的目标预测效果。该算法具体分为光标轨迹预测和目标预测 2 个步骤。

2.1 光标轨迹预测算法

构建系统状态的模型要求^[15]能够完整地包括系统的所有特征，保证系统输出只需考虑前一时刻的系统状态以及下一次的输入，以避免信息缺失。以下将对本研究所提出的光标轨迹预测算法进行详细说明。

1) 假设光标位置和光标移动速度是描述光标运动特征的 2 个重要变量，用 X_t 来表示 t 时刻的光标真实状态，并用以下表达式来定义：

$$X_t = [x_t, y_t, v_{xt}, v_{yt}]^T。 \quad (6)$$

式中： x_t 和 y_t 分别为时刻光标在显示屏幕上的横坐标和纵坐标位置； v_{xt} 和 v_{yt} 分别为时刻光标的水平方向和垂直运动上的运动速度。 t 时刻的光标状态 X_t 由 $t-1$ 时刻的光标状态 X_{t-1} 转化取得，转化公式为：

$$X_t = AX_{t-1} + w_t。 \quad (7)$$

式中： X_t 为 t 时刻光标状态向量，该向量为 4×1 矩阵，包含光标的位置和速度信息； w_t 为在 t 时刻的过程噪声，代表光标状态转换过程中由于用户输入或其他因素引起的随机误差，该噪声符合多维正态分布，即 $w_t \sim N(0, Q_t)$ ， Q_t 为过程噪声的均值； A_t 为在 t 时刻的 4×4 的状态转移矩阵，本研究假设随着时间的推移 A_t 稳定不变，后文将以 A 表示 A_t ，其矩阵形式如下：

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}。 \quad (8)$$

式中 Δt 为屏幕的刷新时间， $\Delta t = 1/60$ s。

2) 对光标状态进行估计和预测需要得到光标

每个时刻实际的测量向量, 由于测量过程中存在随机误差, t 时刻的实际测量并不一定等于 t 时刻真实状态向量中的位置信息。定义 t 时刻的实际测量向量 $\mathbf{Z}_t$ 为:

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{X}_t + \mathbf{v}_t. \quad (9)$$

式中: $\mathbf{Z}_t$ 为 4×1 矩阵; $\mathbf{v}_t$ 为 t 时刻的观测噪声, 表示测量过程中由于传感器或其他因素引起的随机误差。同样假设该噪声符合多维正态分布, 即 $\mathbf{v}_t \sim N(0, \mathbf{Q}_t)$, R_t 为过程噪声的均值; $\mathbf{H}_t$ 为将 t 时刻光标状态向量映射到实际测量向量之间的无噪声转移矩阵, 该矩阵为 4×4 矩阵, 并假设随着时间的推移 $\mathbf{H}_t$ 是稳定不变的, 即 $\mathbf{H}_t$ 对于任意时刻都成立, 因此后文将用 $\mathbf{H}$ 表示 $\mathbf{H}_t$, 其矩阵形式如下:

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (10)$$

为实现光标运动轨迹预测, 笔者采用的光标轨迹预测算法是一种利用系统状态方程和预测方程进行递归迭代的算法。该算法主要由预测步骤和校正步骤 2 部分构成。在预测步骤中, 根据前一时刻的系统信息使用系统状态方程来估计当前 t 时刻的系统状态; 在校正步骤中, 估计 t 时刻的实际测量值和预测值, 利用观测方程来修正上一步的估计值。每个时刻 t , 系统都计算出一个预测算子和一个校正算子, 其中校正算子是系统 t 时刻的输出和预测轨迹中的光标状态。通过系统迭代, 可得到每个时刻光标状态的最优估计值, 并由此生成光标运动的预测轨迹。为表示不同时刻光标状态的估计值, 引入以下函数:

$$\hat{\mathbf{X}}'_t = \mathbf{A} \hat{\mathbf{X}}_{t-1}. \quad (11)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}}_t$ 为 t 时刻光标状态的后验估计值, 即在获得 t 时刻光标的实际测量值后对光标状态进行修正后得到的估计值, 称为校正算子; $\hat{\mathbf{X}}_{t-1}$ 为 $t-1$ 时刻光标状态的后验估计值; $\hat{\mathbf{X}}'_t$ 为 t 时刻光标状态的先验估计值, 即在未获得 t 时刻光标实际测量值前对光标状态进行预测后得到的估计值, 称其为预测算子; $\mathbf{A}$ 为状态转移矩阵。

将 $\hat{\mathbf{X}}'_t$ 与 $\hat{\mathbf{X}}_t$ 之间的误差记为 $\mathbf{e}'_t$, 称为先验误差; 将 $\hat{\mathbf{X}}_t$ 与 $\mathbf{X}_t$ 之间的误差记为 $\mathbf{e}_t$, 称为后验误差, 二者具体表达式分别如下:

$$\mathbf{e}'_t = \mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}'_t; \quad (12)$$

$$\mathbf{e}_t = \mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}_t. \quad (13)$$

通过式(12)、(13)可求得先验误差的协方差矩阵 $\mathbf{P}'_t$ 和后验误差的协方差矩阵 $\mathbf{P}_t$, 表达式如下:

$$\mathbf{P}'_t = E[\mathbf{e}'_t \mathbf{e}'_t^T] = \text{cov}(\mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}'_t); \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_t = E[\mathbf{e}_t \mathbf{e}_t^T] = \text{cov}(\mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}_t). \quad (15)$$

通过对 $\hat{\mathbf{X}}'_t$ 添加观测修正值进行加权修正以得到新的 $\hat{\mathbf{X}}_t$, $\hat{\mathbf{X}}_t$ 表示为:

$$\hat{\mathbf{X}}_t = \hat{\mathbf{X}}'_t + \mathbf{K}_t (\mathbf{Z}_t - \mathbf{H} \hat{\mathbf{X}}'_t). \quad (16)$$

式中: $\mathbf{Z}_t$ 为观测值; $\mathbf{Z}_t - \mathbf{H} \hat{\mathbf{X}}'_t$ 为 $\mathbf{Z}_t$ 与 $\hat{\mathbf{X}}'_t$ 计算得到的观测误差, 即观测修正值; $\mathbf{K}_t$ 为卡尔曼增益权重系数^[16], 通过 $\mathbf{K}_t (\mathbf{Z}_t - \mathbf{H} \hat{\mathbf{X}}'_t)$ 实现 $\mathbf{Z}_t$ 对系统估计的更新。卡尔曼增益权重系数取决于后验状态误差估计, 可反映系统模型和观测模型的可信度。卡尔曼增益越大, 则观测模型更可信, 对系统估计的修正越大; 相反, 卡尔曼增益越小, 则系统模型更可信, 对系统估计的修正越小。将式(9)代入式(16)可得:

$$\hat{\mathbf{X}}_t = \hat{\mathbf{X}}'_t + \mathbf{K}_t (\mathbf{H} \mathbf{X}_t + \mathbf{v}_t - \mathbf{H} \hat{\mathbf{X}}'_t). \quad (17)$$

根据式(13), $\mathbf{e}_t$ 可变为:

$$\mathbf{e}_t = \mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H})(\mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}'_t) - \mathbf{K}_t \mathbf{v}_t. \quad (18)$$

将上式代入式(15), 则 $\mathbf{P}_t$ 表示为:

$$\mathbf{P}_t = E \left[\left[(\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H})(\mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}'_t) - \mathbf{K}_t \mathbf{v}_t \right] \left[(\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H})(\mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}'_t) - \mathbf{K}_t \mathbf{v}_t \right]^T \right]. \quad (19)$$

式中 $\mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}'_t$ 为先验估计误差 $\mathbf{e}'_t$, 实质上表示系统随机过程中 t 时刻之前的系统误差量。由于 $\mathbf{e}'_t$ 和 $\mathbf{v}_t$ 相互独立, 因此 $\mathbf{P}_t$ 可转化为:

$$\mathbf{P}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}) E \left[(\mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}'_t)(\mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{X}}'_t)^T \right] (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H})^T + \mathbf{K}_t E[\mathbf{v}_t \mathbf{v}_t^T] \mathbf{K}_t^T. \quad (20)$$

由 $\mathbf{v}_t$ 满足 $\mathbf{v}_t \sim N(0, R_t)$, 将式(14)代入(21)可得:

$$\mathbf{P}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}) \mathbf{P}'_t (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H})^T + \mathbf{K}_t \mathbf{R} \mathbf{K}_t^T. \quad (21)$$

式中 $\mathbf{R}$ 为观测误差的协方差矩阵。分析式(16)可知: 通过先验估计和观测值修正得到的 t 时刻光标状态值的误差波动由观测误差波动和 t 时刻以前系统的误差波动加权所得。式(21)展开表示为:

$$\mathbf{P}_t = \mathbf{P}'_t - \mathbf{K}_t \mathbf{H} \mathbf{P}'_t - \mathbf{P}'_t \mathbf{H}^T \mathbf{K}_t^T + \mathbf{K}_t (\mathbf{H} \mathbf{P}'_t \mathbf{H}^T + \mathbf{R}) \mathbf{K}_t^T. \quad (22)$$

要使所提光标轨迹预测算法达到最优, 需使得 $\mathbf{X}_t$ 与 $\hat{\mathbf{X}}_t$ 之间的差值最小, 即 $\mathbf{P}_t$ 最小。 $\mathbf{P}_t$ 均方误差就

是其矩阵对角线的和, 即 P_t 的迹, 记为 $T[P_t]$, 表达式如下:

$$T[P_t] = T[P_t'] - 2T[K_t H P_t'] + T[K_t (H P_t' H^T + R) K_t^T]. \quad (23)$$

对式(23)利用 K_t 求偏导数, 并令其为 0, 可得:

$$dT(P_t)/dK_t = -2(H P_t')^T + 2K_t (H P_t' H^T + R) = 0. \quad (24)$$

则 K_t 的表达式如下:

$$K_t = P_t' H^T (H P_t' H^T + R)^{-1}. \quad (25)$$

将上式代入式(22), 可推出 t 时刻具有最佳增益的 P_t , 其表达式如下:

$$P_t = P_t' - P_t' H^T (H P_t' H^T + R)^{-1} H P_t' = (I - K_t H) P_t'. \quad (26)$$

以上为系统完成 t 时刻中根据观测数据修正光标状态的校准过程。同理, $t+1$ 时刻各参数表达式如下:

$$\hat{X}_{t+1}' = A \hat{X}_t; \quad (27)$$

$$X_{t+1} = A X_t + w_t; \quad (28)$$

$$e_{t+1}' = X_{t+1} - \hat{X}_{t+1}'. \quad (29)$$

将式(27)和(28)代入(29), 则 e_{t+1}' 可转化为:

$$e_{t+1}' = A X_t + w_t - A \hat{X}_t = A e_t + w_t. \quad (30)$$

将式(30)代入(14)可得 $t+1$ 时刻的 P_{t+1}' , 表达式如下:

$$P_{t+1}' = E[e_{t+1}' e_{t+1}'^T] = A P_t A^T + Q. \quad (31)$$

由上述推导过程可知, 光标状态的预测与校正 2 个步骤可用于系统状态最优化估计值的动态递归的计算, 其中, 预测部分由 $t+1$ 时刻的 $\hat{X}_{t+1}'$ 和 P_{t+1}' 进行表示, 即如式(27)和(31)所示; 预测轨迹校正部分由 t 时刻的 $\hat{X}_t$ 和 P_t 进行表示, 即如式(17)和(26)所示。

在本文中所提光标轨迹预测算法的系统应用中, 光标水平和垂直方向速度初始化均设置为 0, 以避免因为鼠标初始位置不同对预测结果准确性的影响。最终得到的光标运动预测轨迹如图 1 所示。

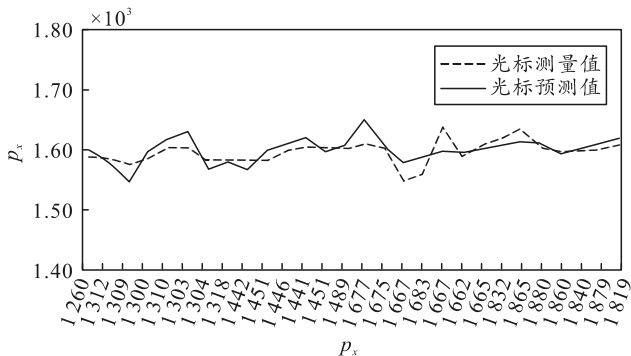


图1 光标运动预测轨迹

2.2 目标预测算法设计

通过贝叶斯估计^[17]进行可能的目标概率分布预测。贝叶斯估计是给定数据时确定假设空间的最佳假设, 基于假设的先验概率与后验概率, 能够最小化错误率。为确保目标预测结果的准确性, 将光标预测轨迹的速度分布过程建模布朗运动, 具体建模过程如下:

$$x[k+1] = x[k] + \Delta t * v_x[k]; \quad (32)$$

$$y[k+1] = y[k] + \Delta t * v_y[k]; \quad (33)$$

$$v_x[k] = dB; \quad (34)$$

$$v_y[k] = dB. \quad (35)$$

式中: dB 为在该运动中水平速度 v_x 和垂直速度 v_y 在一个无穷小的时间间隔内的变化; $\Delta t * v_x[k]$ 和 $\Delta t * v_y[k]$ 为在 Δt 的时间内移动的距离。

水平和垂直方向上的光标位置被视为白噪声的测量值 $z[k]$, 噪声特性根据用户的实际操作情况个性化或自适应更新, 以考虑抖动以及不规则的运动。其表达式如下:

$$z[k] = (x[k] y[k])' + \omega(k). \quad (36)$$

假设所有目标在任何指向任务的开始时都是等概率的, 则经过概率更新, 在 N 个目标中目标 i 出现的概率为:

$$p_i = 1/N. \quad (37)$$

以上概率根据每次测量时的角度、距离以及与目标的角度和距离进行更新, 如式(38)–(40)所示。

$$p_i[k+1] = p_i[k] * (1/d); \quad (38)$$

$$p_i[k+1] = p_i[k] * (1/a); \quad (39)$$

$$p_i[k+1] = p_i[k] * (1/d) * (1/a). \quad (40)$$

式中: d 为目标距离; a 为目标的角度。通过初步实验分析得出, 同时使用目标距离和目标角度更新目标概率有助于更好地应对各种情况。图 2 显示的是光标坐标估计和测量, 及使用卡尔曼滤波的轨迹优化与任务的目标预测。

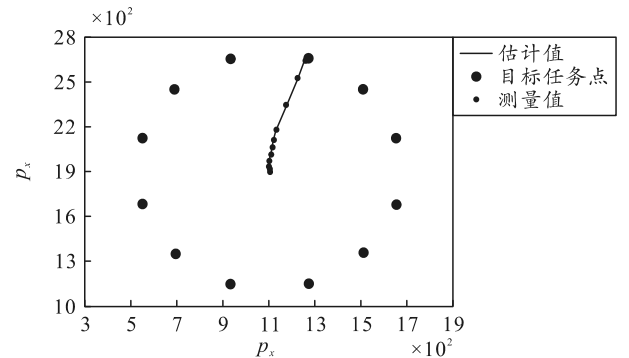


图2 光标跟踪和目标预测

根据重复测量方差分析, 只使用目标距离 $d(F_D=53.2, p<0.01)$ 与只使用目标角度 $A(F_A=3.76, p=0.0589)$ 容易导致错误的结果预测, 而同时使用目标距离和角度则能在合理的时间和距离上提供正确的预测, 如图 2 所示; 同时使用角度和距离来瞄准会产生更可靠的结果, 即使初始移动时光标的运动方向偏离任务目标, 在基于卡尔曼滤波优化轨迹后仍能准确地瞄准任务目标。

3 实验验证和分析

3.1 实验任务

规范的光标跟踪范式涉及二元强制选择任务, 实验要求参与者通过在计算机屏幕上的 2 个选项中做出选择来响应命令式刺激, 同时连续记录光标移动轨迹。本文中主要研究目标预测完成时间与准确率在小目标集群界面(目标大小在 25~75 ptx 之间)下受目标大小 (P)、目标初始距离 (D) 与目标密度 (M) 的影响情况。

3.2 实验设备及实验人员

设备主要有: 计算机 1 台、光学鼠标 1 部。计算机用于开发程序界面, 运行程序、以及收集、分析实验数据。程序利用 Python 3.10 进行开发。参与者为 12 名 22~29 岁的青年人(10 男 2 女), 均为熟练的电脑使用者, 且都是右撇子。本实验是对高分辨率情况下的研究, 程序的窗口统一采用 3 840*2 160 的分辨率与 16:9 的设计。

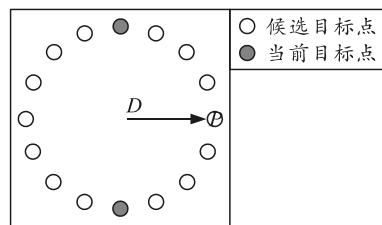
3.3 实验设计

采用受试者内单因素组内设计, 自变量分别设置为目标大小 (P)、目标初始距离 (D) 与目标密度 (M) 进行 3 组实验。实验要求参与者在每个配置中执行 12 个指向任务试验集, 每组配置顺序固定。实验记录每个参与者单次指向任务的目标选择时间, 定义每次点击任务的时间间隔, 以及每个参与者单次配置的整体错误率。

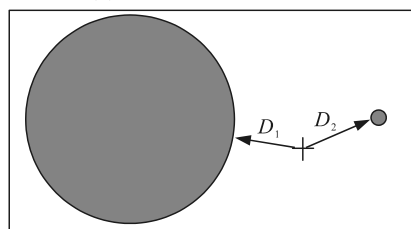
笔者遵循光标测试时使用的一般程序^[5], 参与者需要依次选择 16 个直径为 P 的圆形候选目标, 候选目标以呈环形顺次均匀分布, 单个候选目标与屏幕中心的距离为 D 。在每个指向任务开始时, 分别用黄色和红色绘制起始目标和任务目标。参与者被要求首先点击开始目标, 其次点击任务目标。当开始目标被捕获时, 任务目标则变成红色。只有当参与者在点击开始目标后立即点击任务目标时, 任务才会被计算。

3.3.1 目标大小实验设计

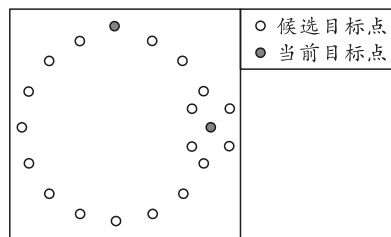
如图 3 所示, 图 3(a)表示相同初始距离 (D) 下不同目标大小 (P) 在较小数值下的实验; 图 3(b)表示任何情况下屏幕中心(即光标初始位置)与目标的距离 D 始终相等, 且目标互不重叠。



(a) 目标大小实验设计



(b) 目标初始距离实验设计



(c) 密集目标界面实验设计

图 3 实验的屏幕布局

3.3.2 密集目标界面实验设计

实验界面参考图 3(c)所示, 相较于前 2 个实验, 本实验在每个候选目标周围设置干扰目标, 每组任务配置的干扰目标数量相同, 干扰目标与常规候选目标外观上完全一致, 但不会被系统选中作为任务目标。笔者将该技术与现有的 3 种常用的目标选择技术: 点光标、气泡光标 (Bubble cursor)、村田式光标 (murata's method cursor, MMC) 在任务完成时间、目标选择准确率、用户满意度等方面进行对比。图 3 仅供说明用, 实际实验中并不会同时显示 2 个实心目标, 屏幕上最多出现一个带有颜色的目标, 其他目标与干扰目标均为黑框白心的空心圆形。

3.4 实验结果讨论

3.4.1 实验 1: 目标大小实验结果讨论

1) 目标大小对任务完成时间的影响。

本实验在 25 ptx 目标大小下的平均任务完成时间为 11.88 s, 在 50 ptx 目标大小下的平均任务完成

时间为 11.63 s, 在 75 ptx 目标大小下的平均任务完成时间为 11.74 s。

如图 4 所示, 在任务完成时间方面, 3 种目标大小 (P) 在不同任务配置下完成时间相差较小。通过对 3 种不同大小的目标 (25、50 和 75 ptx) 得到的平均任务完成时间数据结果进行重复测量方差分析显示, 目标大小因素在任务完成时间 ($F_2=0.12$, $p>0.05$) 上没有显著差异。

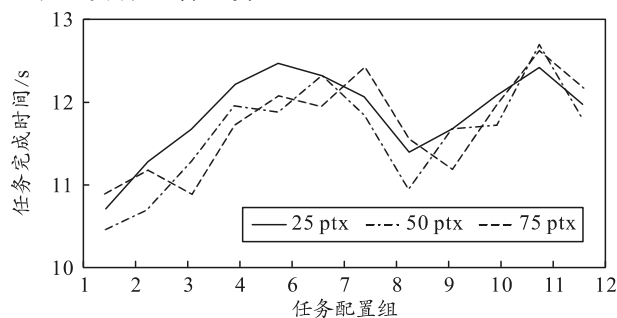


图 4 目标大小在不同任务配置组的平均预测任务完成时间

2) 目标大小对目标预测准确率的影响。

实验结果显示: 本光标在 25 ptx 目标大小下平均错误率为 5.76%, 在 50 ptx 目标大小下平均错误率为 5.80%, 在 75 ptx 目标大小下平均错误率为 5.77%。如图 5 所示, 该技术在 3 种不同任务配置下 3 种目标大小的目标预测准确率相近, 根据重复测量方差分析显示目标大小因素对于预测错误率 ($F_4=0.18$, $p>0.05$) 没有显著的影响。

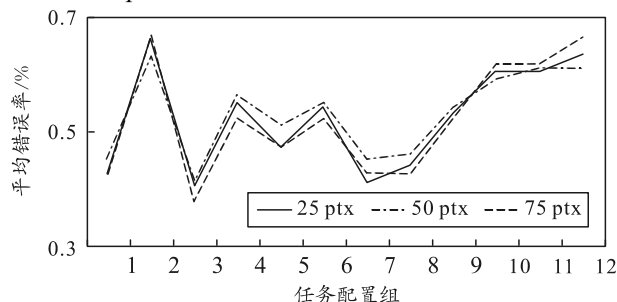


图 5 3 种目标大小在不同任务配置组的平均错误率

实验 1 结果表明: 基于卡尔曼滤波的光标快速定位优化算法的目标选择时间及准确率不受目标大小的影响, 可解决传统点光标预测对小目标难以选取的问题。

3.4.2 实验 2: 目标初始距离实验

1) 目标初始距离对任务完成时间的影响。

实验显示, 当初始距离为 300 ptx 时, 本光标的平均任务完成时间为 8.24 s; 当初始距离为 500 ptx 时, 本光标的平均任务完成时间为 8.98 s; 当初始距离为 700 ptx 时, 本光标的平均任务完成时间

为 9.10 s。

如图 6 所示, 3 种目标初始距离 (D) 的平均任务完成时间有较大差异。实验结果表明, 在小目标集群环境下目标初始距离是一个显著因素 ($F_8=0.89$, $p<0.05$), 初始距离越短, 任务完成时间越短。由此可知光标在距目标初始距离较近情况下具备更强的定位能力和更高的运动效率。

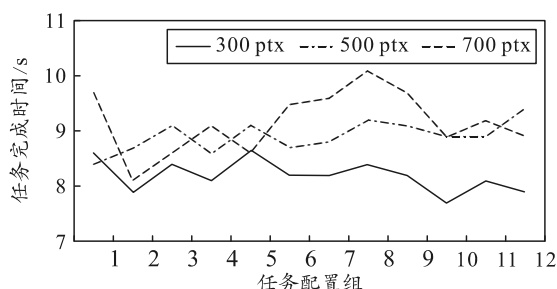


图 6 目标初始距离在不同任务配置组的任务完成时间

2) 目标初始距离对目标预测准确率的影响。

通过重复测量方差分析检验不同初始距离下的错误率是否有显著差异。在不同任务配置下的平均错误率如图 7 所示, 3 种初始距离在不同任务配置下错误率相近。

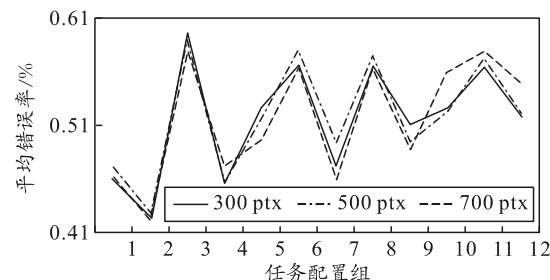


图 7 目标初始距离在不同任务配置组的平均错误率

实验 2 结果表明: 该技术的目标预测准确率不受目标初始距离的影响 ($F_5=0.13$, $p>0.05$), 在不同初始距离下, 光标都能保持较低且稳定的错误率, 在 300、500 和 700 ptx 初始距离下, 光标的平均错误率分别为 5.54%、5.67% 和 5.56%, 均低于 6% 的水平; 光标在距目标不同距离下均拥有较高的精确度和可靠性, 采用基于卡尔曼滤波的光标快速定位优化算法进行光标移动能够显著减少光标的拖动次数, 实现隐式改善光标的运动稳定性, 提高预测准确率并降低目标交互时间。

3.4.3 实验 3: 密集目标界面实验

本实验中, 3 种对照技术分别为点光标、Bubble cursor 与 MMC, 其中点光标为 Microsoft 提供的默认光标指针, 指针显示样式为十字型; Bubble cursor^[5]为区域光标, 可以动态调整光标的激活区

域,时刻选中最近的目标;MMC 为预测光标,根据光标的初始运动方向与目标的位置进行预测选取。

在高目标密度界面下,4 种光标的平均任务完成时间和错误率如表 1 所示,所提目标选择技术的平均任务完成时间为点光标的 74.51%,为 Bubble cursor 的 89.06%,为 MMC 的 57.94%,错误率较同为预测光标的 MMC 降低 14.34%,证明了该技术在任务完成时间和准确率方面具有明显优势。

表 1 高密度目标界面下各光标的平均任务完成时间和错误率

技术	平均移动时间/s	错误率/%
点光标	17.44	6.94
气泡光标	16.33	6.14
MMC	25.10	2.19
本光标	14.55	7.85

1) 目标密度对任务完成时间的影响。

如图 8 所示,点光标、MMC、Bubble cursor、本光标 4 种光标类型在不同任务配置下 4 种光标类型的平均任务完成时间有较大差异。密集目标界面下,本光标在 4 种技术中所用时间最少,明显优于点光标和 MMC,略优于 Bubble cursor。如图 9 所示,本光标在选取不同目标的稳定性和效率方面均有明显优势。

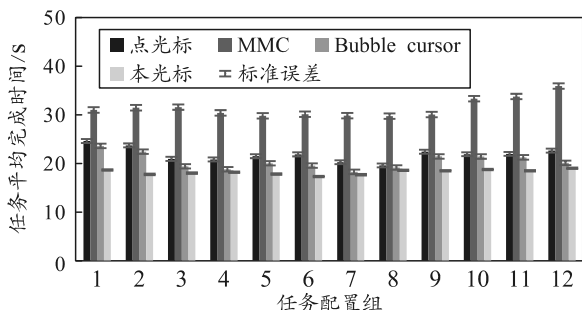


图 8 4 种光标在不同任务配置组的平均任务完成时间

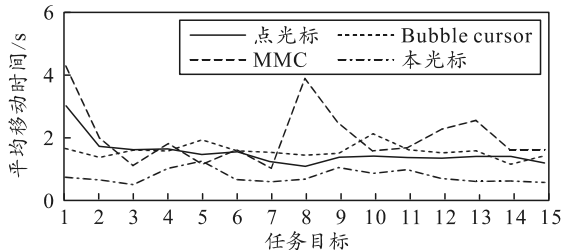


图 9 4 种光标的目标交互间隔时间

如图 10 所示,大多数区域光标的错误率是在 6%左右,本光标属于预测光标,目标选择方式与点光标和 Bubble cursor 在本质上并不相同。本光标在错误率上着重与同为预测光标的 MMC 进行对比,其准确率在各个任务配置下均明显优于 MMC。

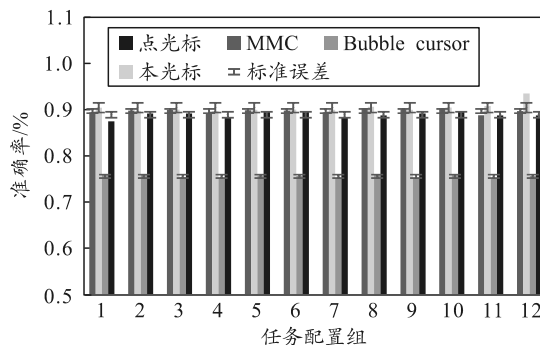


图 10 4 种光标在不同任务配置的准确率

2) 目标密度对目标选择准确率的影响。

实验结果表明:在复杂交互界面,任务交互难度较高,本光标在目标选择时间方面的性能表现明显优于其他 3 种光标类型,能够提供更精确的光标运动判断,具备较高水平的目标预测准确率。

3) 用户使用感受调研。

本实验通过调研问卷统计用户在此目标分布下使用 4 种光标类型的主观感受。每个评价模块中,以传统的点光标为参照评分基准,对点光标设定基础值,满分为 5 分最满意,1 分为最不满意。结果如图 11 所示。实验参与者对本文中提出的目标选择技术在“点击速度”“身体状态”和“心理状态”方面给出了明显高于其他 3 种光标的评价,在“易用程度”方面给出略高于 Bubble cursor 的评价,实验人员普遍表示本文中提出的目标选择技术易操作、学习成本低,在提高目标交互效率方面有良好的性能。

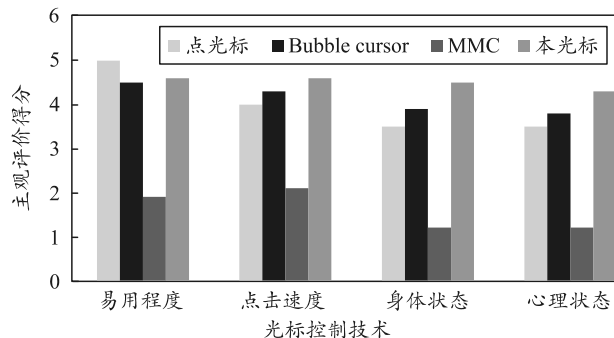


图 11 用户主观评价

实验 3 结果表明:基于卡尔曼滤波的光标快速定位优化算法能够显著提高光标在小目标集群界面下的交互效率与准确率,在移动效率方面较点光标提升 19.86%,较 Bubble cursor 提升 12.23%,较 MMC 提升 75.51%;在目标预测准确率方面较 MMC 提升 14.34%。光标采用基于卡尔曼滤波的光标快速定位优化算法在高密度目标界面下拥有较高的精确度和可靠性,显著降低目标交互时间,提高目标预测准

准确率，是一种有效的目标选择技术。

4 结束语

笔者提出一种基于卡尔曼滤波的光标快速定位优化算法。该算法通过对光标运动速度和运动方向进行预测，实时计算光标观测值和估计值之间的可信度以动态预测光标运行轨迹，隐式改善光标的运动稳定性；并根据预测结果使用贝叶斯估计更新可能目标的概率分布，提升光标在移动过程中的预测稳定性和目标选择的准确率。通过采用规范的光标跟踪范式与拉丁方实验设计，在小目标集群界面下分别测试目标大小和目标初始距离对本文中提出的目标预测技术的影响，并将该技术在高密度目标交互界面上进行实验对照与分析，通过对本算法的性能评估，与3种现有的光标控制技术相比，采用基于卡尔曼滤波的光标快速定位优化算法的光标运动在降低目标交互时间方面以及目标预测准确性方面均具备显著优势。笔者所提算法仅适用于线性运动，在进行研究时将光标运动模拟建模为线性运动，后续拟将优化算法，采用扩展卡尔曼滤波算法进一步研究非线性光标运动，应用于虚拟现实和混合现实等虚拟界面场景中，以探索其在目标选择方面的效果和性能。

参考文献：

- [1] DENG B, IGARASHI T, KOIKE T, et al. Interactive Deformable 1. Image Registration with Dual Cursor[C]//Pacific Conference on Computer Graphics and Applications. 2022: 17-21.
- [2] KIM D, VOGEL D. Everywhere Cursor: Extending Desktop Mouse Interaction into Spatial Augmented Reality[C]//CHI Conference on Human Factors in Computing Systems Extended Abstracts. 2022: 1-7.
- [3] CHEUNG J K, AU O K C, ZHU K. Additive Voronoi Cursor: Dynamic Effective Areas Using Additively Weighted Voronoi Diagrams[C]//Human-Computer Interaction - INTERACT 2019: 17th IFIP TC 13 International Conference, Paphos, Cyprus, September 2 - 6, 2019, Proceedings, Part III 17. Springer International Publishing, 2019: 273-292.
- [4] KOBAYASHI M, IGARASHI T. Ninja cursors: using multiple cursors to assist target acquisition on large screens[C]//Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2008: 949-958.
- [5] GROSSMAN T, BALAKRISHNAN R. The bubble cursor: enhancing target acquisition by dynamic resizing of the cursor's activation area[C]//Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems. 2005: 281-290.
- [6] CHAPUIS O, LABRUNE J B, PIETRIGA E. DynaSpot: speed-dependent area cursor[C]//Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2009: 1391-1400.
- [7] SU X, AU O K C, LAU R W H. The implicit fan cursor: a velocity dependent area cursor[C]//Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2014: 753-762.
- [8] MAYER S, SCHWIND V, SCHWEIGERT R, et al. The effect of offset correction and cursor on mid-air pointing in real and virtual environments[C]//Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2018: 1-13.
- [9] ASANO T, SHARLIN E, KITAMURA Y, et al. Predictive interaction using the delphian desktop[C]//Proceedings of the 18th annual ACM symposium on User interface software and technology. 2005: 133-141.
- [10] ZIEBART B, DEY A, BAGNELL J A. Probabilistic pointing target prediction via inverse optimal control[C]//Proceedings of the 2012 ACM international conference on Intelligent User Interfaces. 2012: 1-10.
- [11] YANG S, BAUM M. Extended Kalman filter for extended object tracking[C]//2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2017: 4386-4390.
- [12] AHMAD B I, LANGDON P M, BUNCH P, et al. Probabilistic intentionality prediction for target selection based on partial cursor tracks[C]//Universal Access in Human-Computer Interaction. Aging and Assistive Environments: 8th International Conference, UAHCI 2014, Held as Part of HCI International 2014, Heraklion, Crete, Greece, June 22-27, 2014, Proceedings, Part III 8. Springer International Publishing, 2014: 427-438.
- [13] PHILLIPS J G, PRINGLE L R D, HUGHES B, et al. Cursor movements to targets labelled "stop": a kinematic analysis[J]. Ergonomics, 2022, 1: 1-13.
- [14] RANA M M, HALIM N, RAHAMNA M M, et al. Position and velocity estimations of 2D-moving object using Kalman filter: Literature review[C]//2020 22nd International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT). IEEE, 2020: 541-544.
- [15] STEVENS A L, COLLINS A. Multiple conceptual models of a complex system[M]. Aptitude, learning, and instruction. Routledge, 2021: 177-198.
- [16] WELCH G F. Kalmanfilter[M]. Computer Vision: A 16. Reference Guide. Cham: Springer International Publishing, 2020: 1-3.
- [17] VAN-DE-SCHOOT R, DEPAOLI S, KING R, et al. Bayesian statistics and modelling[J]. Nature Reviews Methods Primers, 2021, 1(1): 1.