

# 基于改进蚁群算法的多服务机器人路径规划\*

张军高,何永义\*,方明伦,冯肖维  
(上海大学 机电工程与自动化学院,上海 200072)

**摘要:**为解决多服务机器人全局路径规划的问题,将基本蚁群算法应用到多服务机器人全局路径规划上,并对基本的蚁群算法作了改进。对基于算法的多服务机器人系统的构成进行了描述,接着对多服务机器人系统环境的表示方法及算法中对应问题的描述和定义进行了研究。对应用到多服务机器人系统的基本蚁群算法提出了几种改进的策略,并对改进的蚁群算法应用到多服务机器人系统进行路径规划的具体实现过程进行了研究,通过仿真和试验,具体的分析了该方法在多服务机器人系统实验平台的应用。研究表明,该方法能解决多服务机器人的路径规划问题,并具有良好的效果。

**关键词:**蚁群算法;多服务机器人;路径规划

**中图分类号:**TH39;TP242

**文献标志码:**A

**文章编号:**1001-4551(2011)04-0448-05

## Multi-service-robot path planning based on improved colony optimization algorithm

ZHANG Jun-gao, HE Yong-yi, FANG Ming-lun, FENG Xiao-wei

(School of Mechatronics Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

**Abstract:** For solving the problem of the multi-service-robot global path planning, the basic colony optimization algorithm was used, the improvement was made to the basic colony optimization algorithm. The composition of the multi-service-robot's system was described, the expression of the multi-service-robot systematic environment and the description and definition of the algorithm were studied. The several strategies were given to the basic colony optimization algorithm, and the process was studied that using the improved colony optimization algorithm to make the path planning. Through the simulation and experiment applied in the multi-service-robot's system, the result shows that this method can solve the path planning's problem well.

**Key words:** colony algorithm; multi-service-robot; path planning

## 0 引言

服务机器人由于其工作、服务场所一般位于家庭内或情况复杂的场馆及一般公共场所,因此服务机器人必须根据自身的位姿和环境的具体情况作出及时、准确的路径规划<sup>[1-2]</sup>。服务机器人的路径规划方法可分为基于地图/路线图的全局路径规划和基于传感器的局部路径规划。

蚁群优化算法<sup>[3-4]</sup>(Ant Colony Optimization Algorithm, ACO, 也称蚂蚁系统)是一种新型的智能优化算法。它采用分布式并行运算机制,能够有效地发现全

局最优解,具有很强的鲁棒性和适应性,且很容易与其他算法相结合。但是蚁群算法也存在一些缺陷。虽然和遗传算法相比,蚁群算法的搜索时间已经有明显缩短,但仍不够理想。另一方面,在路径规划问题规模比较大时,蚁群算法比较容易出现停滞现象,或者陷入局部最优解。因此在实际问题的求解中,应根据具体的应用,对蚁群算法作出一定的改进<sup>[5]</sup>。

笔者通过研究实验用的多服务机器人系统的平台,对多服务机器人路径规划的蚁群算法进行了改进,并在全局路径规划开始前,对整体环境数据做特殊的预处理,降低算法的复杂度和搜索时间。

收稿日期:2010-10-08

基金项目:国家高技术研究发展计划("863"计划)资助项目(2007AA041604);上海市科委资助项目(07DZ05805);上海大学研究生创新基金资助项目(A.16-0109-10-016)

作者简介:张军高(1983-),男,江苏盐城人,主要从事多机器人系统方面的研究。E-mail: juncochang@163.com

通信联系人:何永义,男,教授,博士生导师。E-mail: heyongyi@mail.shu.edu.cn

# 1 多服务机器人系统

本研究 and 实验所基于的多服务机器人系统整体构成如图 1 所示。整个系统由 3 台服务机器人、顶部视觉传感器、激光传感器、主控处理计算机、无线通讯设备、家庭模拟环境等构成。

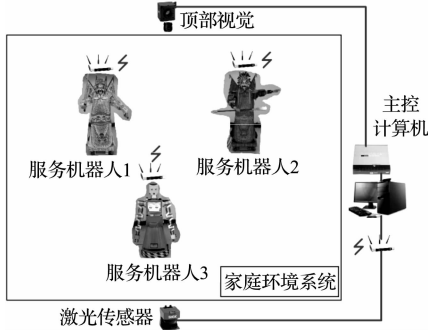


图 1 多服务机器人系统示意图

顶部视觉传感器和外部激光传感器用来形成家庭模拟环境的整体地图,全局路径规划的处理主要在主控处理计算机上进行,通过无线通讯设备将结果传送给服务机器人。

# 2 算法及相关问题的描述与定义

## 2.1 基本蚁群算法

蚁群算法中包含两个主要步骤,即解的构建和信息素的更新<sup>[6]</sup>。可以通过求解经典的旅行商问题(TSP)来数学表示<sup>[7]</sup>。初始时刻,在各条路径上的信息量相等,设 $\tau_{ij}(0) = C$ ( $C$ 为常数)。蚂蚁 $k(k = 1, 2, \dots, m)$ 在运动过程中,根据各条路径上的信息量决定转移方向, $t$ 时刻蚂蚁 $k$ 由位置 $i$ 转移到 $j$ 的概率 $p_{ij}^k(t)$ 由下式表示:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta}, & j \in allowed_k \\ 0, & j \notin allowed_k \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\tau_{ij}(t)$ — $t$ 时刻在城市 $i$ 和城市 $j$ 连线上的信息素量; $\eta_{ij}(t)$ — $t$ 时刻蚂蚁从城市 $i$ 转移到城市 $j$ 的启发式因子(又叫期望程度或可见度)<sup>[8]</sup>;  $allowed_k$ —蚂蚁下一步允许选择的所有城市,  $allowed_k = \{1, 2, \dots, n\} - tabu_k$ ;  $\alpha, \beta$ —路径上的信息素量和启发式因子的重要程度;  $tabu_k$ —记录了当前蚂蚁 $k$ 已经走过的城市,当所有 $n$ 个城市都加入到 $tabu_k$ 中时,蚂蚁 $k$ 便完成了一次循环,此时蚂蚁 $k$ 走过的路径便是问题的一个候选解。

## 2.2 环境表示

本研究的机器人研究和实验环境为室内家庭环境模拟,障碍为家庭内常见的普通物件和人。整体环境信息获取主要依靠顶部视觉,激光传感器在全局路径规划时起辅助作用。通过顶部视觉获取环境信息后,直接对信息进行区块化数据提取,全部环境数据收集完全后,对图像做栅格划分处理(栅格大小可根据实际需要和处理能力调整),如图 2 所示。对栅格内有障碍物体的(包括边缘部分栅格一半区域内有物体的部分)部分作实体阴影处理,栅格内无障碍物的部分做自由空白处理,这样就可建立机器人所在环境的抽象数据模型,如图 3 所示。

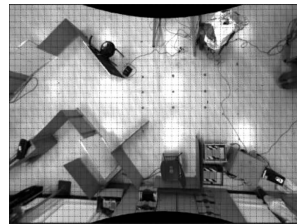


图 2 CCD 传感器图像处理

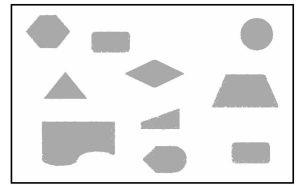


图 3 环境抽象显示示意图

在数据处理过程中,根据服务机器人最大外廓尺寸半径 $R_{max}$ ,对抽象数据图像中的障碍物做放大处理,这样各个服务机器人在后续处理过程中,即可简化为一个抽象的数据点。按照最小设置分辨 $\delta$ ( $\delta <$ 服务机器人最小外廓尺寸半径 $R_{min}$ )对区域划分处理。

在整个区域建立以左下角为原点的直角坐标系 $XOY$ ,则水平方向可以划分 $N_x$ ( $N_x = \text{int } X/\delta + 1$ )个分割区,纵向可以划分 $N_y$ ( $N_y = \text{int } Y/\delta + 1$ )个分割区(式中 $\text{int}$ 为取整运算)。这样可以得到任意一点 $p(x, y)$ 的分割区号 $N_p$ :

$$N_p = \text{int } \frac{y}{\delta} \cdot N_x + \text{int } \frac{x}{\delta} + 1 \quad (2)$$

每一个分割区都可以按照有无障碍物分成两种情况,在数据处理时分别表示为 1 和 0,也可以表示成障碍物矩阵的形式 $OB(i, j)$ 。

## 2.3 相关问题的描述与定义

为用蚁群算法解决路径规划问题,必须对路径规划的相关问题进行数学描述与定义,设服务机器人的出发点为 $p_{begin}$ ,目标点为 $p_{end}$ ,具体如下:

(1)  $city = \{1, 2, \dots, n\}$  表示所有的分割区集合, $n$ 为分割区总数; $ant = \{1, 2, \dots, k, \dots, m\}$  表示蚂蚁集合, $k$ 表示第 $k$ 只蚂蚁, $k \in ant$ ;  $m$ 为蚂蚁总数。

(2) 蚂蚁走过的路径会留下信息素,同时随着时间的流逝信息素会挥发,信息素定义为 $\tau_{ij}(t)$ ,则有:

$$\tau_{ij}(t+h) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (3)$$

式(3)表示蚂蚁  $t$  时刻在分割区  $p_i, p_j$  连线上残留的信息素,  $\tau_{ij}(t) \in [\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ , 其中  $\rho$  为信息素挥发系数,  $\Delta\tau_{ij}(t)$  为信息素调整量:

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (4)$$

且:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁在 } h \text{ 时间内走过路径 } p(i, j) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $Q$ ——一个常数,  $L_k$ ——第  $k$  只蚂蚁完成一次旅行时所走过的路径总长度。

(3) 所有的可行点组成的集合称为可行域, 记为  $KX$ , 则  $\forall p \in KX$ , 称  $p$  为可行点; 所有障碍物点组成的集合称禁入域, 记为  $ZX$ , 则  $\forall p \in ZX$ , 称  $p$  为障碍物点, 显然有  $KX \cup ZX = G$ ,  $G$  为全环境区域。

(4) 任意分割区间的距离指两分割区间中心点的连线长度, 记做  $d(p_l, p_m)$ ,  $l, m \in G$ , 则可由下式计算:

$$d(p_l, p_m) = \sqrt{(x_l - x_m)^2 + (y_l - y_m)^2} \quad (6)$$

## 2.4 蚁群算法的改进策略

为解决基本蚁群算法中存在的一些缺陷和问题, 本研究结合一些参考文献, 对多机器人系统的全局路径规划蚁群算法做出了一些改进。

### 2.4.1 算法停滞现象的处理措施

在服务机器人应用的复杂环境中, 存在一些复杂障碍物的情况, 某些搜索路径的蚂蚁可能陷入这些障碍物, 从而无法选择后续分割区的现象, 使整个算法停滞。在环境初始化时, 对这些障碍物做特定的处理或者假定, 使得抽象环境中的所有障碍物都为凸的形状, 以消除由凹形障碍物引起的算法停滞。用该方法可以在很大程度上避免蚂蚁陷入特殊障碍物, 减小算法停滞现象发生的可能性。

当蚂蚁无后续分割区可供选择时, 判定蚂蚁落入陷阱, 此时修改蚂蚁的禁忌表, 使蚂蚁退回到当前分割区的前一个分割区, 判断蚂蚁是否仍然在陷阱里。如果蚂蚁仍然没有逃离陷阱, 则继续使蚂蚁退回前一个分割区, 并判断蚂蚁是否已经逃离陷阱。如此反复, 直至蚂蚁逃离陷阱。蚂蚁在回退时, 将回退前的栅格加入蚂蚁的禁忌表, 这样蚂蚁便不会再次落入同一个陷阱。蚂蚁回退策略能确保算法执行过程中蚂蚁从初始位置安全到达目标位置, 完成整个路径搜索过程, 增加了算法的适应性和健壮性。

### 2.4.2 算法参数的改进

本研究对算法参数的改进分析如下:

(1) 信息激素物质的浓度  $\tau_{ij}(t)$  和期望度  $\eta_{ij}(t)$  分析<sup>[9]</sup>。蚁群算法中的信息素浓度  $\tau_{ij}(t)$  是表征过去的信息激素物质, 而期望度  $\eta_{ij}(t)$  则是表征未来信息的载体, 他们直接影响到蚁群算法的全局收敛性和求解效率。本研究中各个路径段上的信息素浓度  $\tau_{ij}(t)$  更新遵循全局更新规则和局部更新规则, 期望度  $\eta_{ij}(t)$  为该路径段长度的倒数。

(2) 信息素启发式因子  $\alpha$  和期望值启发式因子  $\beta$  的确定。信息启发式因子  $\alpha$  反映蚂蚁在运动过程中所积累的信息素量在指导蚁群搜索中的相对重要程度。其值越大, 蚂蚁选择以前所走过路径的可能性也就越大, 搜索的随机性也就随之减少; 而当其值过小时, 则易使蚁群的搜索过程过早地陷入局部最优。期望值启发式因子  $\beta$  反映蚂蚁在运动过程中启发信息在指导蚁群搜索中的相对重要程度。其大小反映了蚁群寻优过程中先验性、确定性因素的作用强度。其值越大, 则蚂蚁在某个局部点上选择局部最短路径的可能性也就越大, 虽然这时算法的收敛速度得以加快, 但是蚁群搜索最优路径的随机性减弱, 易陷入局部最优。本研究参数范围为:  $0 \leq \alpha \leq 5, 0 \leq \beta \leq 5$ 。

(3) 信息素挥发度分析。信息素挥发度  $\rho$  的大小直接关系到蚁群算法的全局搜索能力及其收敛速度; 当要处理的问题规模比较大时, 会使那些从来未被搜索到的路径(可行解)上的信息量减小到接近于 0, 因而降低了算法的全局搜索能力, 而且当挥发过大时, 以前搜索过的路径被再次选择的可能性过大, 也会影响到算法的随机性能和全局搜索能力; 反之, 通过减小信息素挥发度虽然可以提高算法的随机性能和全局搜索能力, 但又会使算法的收敛速度降低。因此信息素挥发系数  $\rho$  的选择, 必须综合考虑算法的全局搜索能力和收敛速度, 范围为:  $0.1 \leq \rho \leq 0.8$ 。

(4) 蚂蚁数目分析。对于蚂蚁数量  $m$  的选择, 也应该综合考虑算法的全局搜索能力和收敛速度两项指标, 针对具体问题的应用条件和实际要求, 在全局搜索能力和收敛速度两方面做出合理或折衷的选择。

### 2.4.3 任一蚂蚁对下一个分割区的选择优化方法

在普通的蚁群算法中, 任一蚂蚁对下一分割区的选择按照算法的概率公式(1)进行。为更好、更合理地利用已经规划出路径的先验知识, 本研究将确定性转移和随机比例规则转移相结合, 使用了不同的决策转移规则, 且引入的参数  $q$  可以调节探索新路径的程度和是否使蚂蚁的搜索活动集中于较优解的空间邻域

内。一只位于节点  $i$  的蚂蚁根据下面的方程式给出的规则选择下一个要转移的节点  $j$ :

$$P' = \begin{cases} \arg \max_{j \in allowed_k} \{ [\tau(i,j)]^\alpha \cdot [\eta(i,j)]^\beta \}, & q \leq q_0 \\ \text{其他} & \text{其他} \end{cases} \quad \text{公式(1),} \quad (7)$$

其中,  $q$  是在  $[0,1]$  区间均匀分布的随机数,  $q_0$  是一个参数 ( $0 \leq q_0 \leq 1$ ), 在本研究的路径规划应用中  $q_0 = 0.6$ ,  $P'$  是给出的概率公式所选出的一个随机变量。

### 3 改进的蚁群算法的实现

基于本研究的改进蚁群算法进行计算的步骤如下(如图4所示):

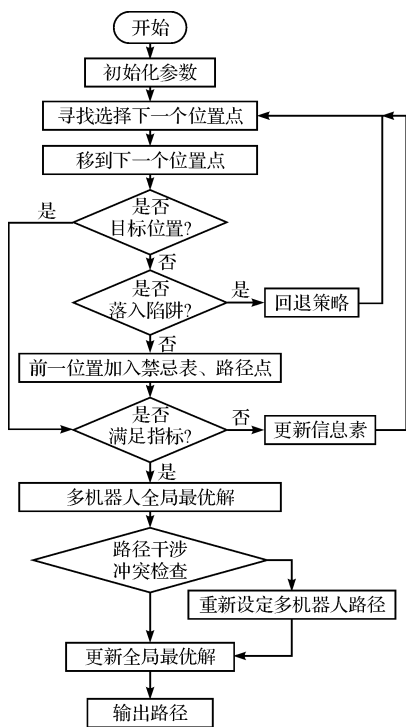


图4 改进蚁群算法流程图

(1) 设置初始参数,初始化蚁群。初始化循环次数、最大循环次数、起始栅格序号、目标栅格序号、蚂蚁数目等参数;设置信息启发因子  $\alpha$ , 期望启发因子  $\beta$ , 信息素挥发系数  $\rho$ , 常数  $Q$  等, 令路径上初始信息素  $\tau_{ij}(0) = C$  ( $C$  为常数)。

(2) 初始放置  $m$  只蚂蚁在每个机器人的起始位置, 所有蚂蚁以当前位置为中心, 依次比较随机数  $q$  与  $q_0$  的大小, 按式(7)选择并走到下一个位置点。

(3) 判断当前位置是否为目标位置, 若是则去除当前蚂蚁, 跳到步骤(5), 若不是继续下一步;

(4) 判断蚂蚁是否落入陷阱, 若是, 则采用回退策略, 并将此点加入禁忌表, 然后返回步骤(2), 若否, 则

将前一个位置加入路径位置表和禁忌表。

(5) 判断是否满足停止路径搜索条件, 若是, 则本次寻优结束, 进行步骤(6); 若否, 更新各个路径信息素, 进行下一步循环。

(6) 得到多条每次循环结束后的最优路径以及当前的全局最优路径。

(7) 对每个机器人的全局最优路径进行干涉和冲突检查, 若无干涉则算法结束, 若有则通过安全半径范围重新设定全局路径或在该位置点对多个机器人采取碰撞避让方法。

(8) 算法结束, 输出路径。

### 4 系统的仿真与实验

本研究应用上述改进的蚁群算法对试验平台的多服务机器人系统的路径规划进行了仿真研究和试验。

笔者对普通蚁群算法和本研究所述的改进蚁群算法在 Matlab 中进行仿真的结果如图5、6所示。从图上的数据可以得出, 本研究基于的改进蚁群算法在收敛速度和全局路径优化方面都较普通蚁群算法有较大提升。

多机器人全局路径规划的运行的结果如图7所示, 图中左边3点为3台服务机器人的起点, 右边3点是3台服务机器人的终点。图中的细实线、粗实线、虚线分别为3台服务机器人的全局路径规划曲线。在图中细实线和粗实线交点为两台服务机器人的可能碰撞点, 在该位置点路径前机器人需要采取碰撞避让策略, 采取局部重新规划或错时错速度行走的方法。

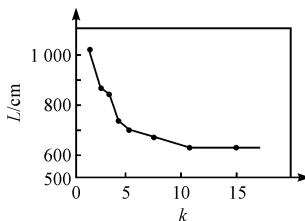


图5 基本蚁群算法  
L—路径长度; k—迭代次数

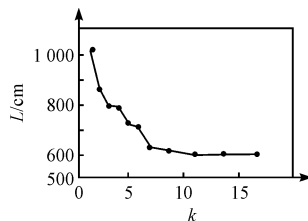


图6 改进蚁群算法  
L—路径长度; k—迭代次数

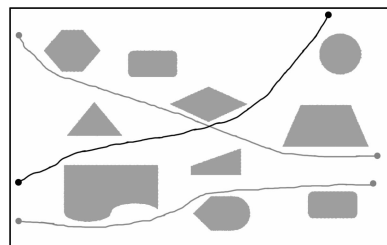


图7 改进蚁群算法路径规划运行图

## 5 结束语

笔者通过研究多服务机器人系统的构成、多机器人系统环境的表示及算法中相关问题的描述和定义等方面,对应用到多机器人系统的基本蚁群算法提出了几种改进的策略,并对改进的蚁群算法应用到多服务机器人系统进行路径规划的具体实现过程进行了研究,通过仿真和试验具体地分析了该方法在多服务机器人系统实验平台的应用,结果表明该方法能解决多服务机器人的路径规划问题,并具备良好的效果。在多服务机器人系统中,将全局路径规划与局部路径规划及碰撞避让策略等相结合,能进一步提高多服务机器人在路径规划上的准确性和实时性。同时考虑引入多个不同高度的传感器,还可以进行空间立体的路径规划。

### 参考文献 (References):

- [1] 朱庆保. 复杂环境下的机器人路径规划蚂蚁算法[J]. 自动化学报, 2006, 32(4): 287-293.
- [2] COLORNI A, DORIGO M, MANIEZZO V. Distributed Optimization by Ant Colonies[C]//Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life, 1991: 134-142.
- [3] 李士勇, 陈永强, 李 研. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004.
- [4] LIU Shi-rong, MAO Lin-bo. Path Planning Based on Ant Colony Algorithm and Distributed Local Navigation for Multi-Robot-Systems[C]//2006 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2006: 1733-1738.
- [5] 程如意. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学生物医学工程学院, 2008: 12.
- [6] 陈 杰. 基于蚁群算法的机器人路径规划研究[D]. 南京: 南京理工大学自动化学院, 2009: 37.
- [7] 徐 进. 基于蚁群算法的机器人路径规划算法研究[D]. 北京: 北京化工大学计算机学院, 2009: 27.
- [8] WANG Hong-hao, LIU Qing. Convergence Analysis of a Max-Min Ant Colony Algorithm[C]//Proceedings of the International Conference on Sensing, Computing and Automation, Waterloo: Watam Press, 2006: 3901-3904.
- [9] 段海滨. 蚁群算法原理及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.

[编辑: 张 翔]

## SSD 固态硬盘持续升温 金士顿 V100 让做图更快乐!

作为一名 3D 设计师,笔者认为,除了 CPU、显卡和内存等因素之外,系统整体的性能和稳定性,与 3D 渲染速度也有着无处不在的关系。而以提升电脑整体性能和速度的 SSD 固态硬盘已经成为未来主流硬盘的一个主要趋势。笔者相信,多年来被用于军事、航空等尖端领域的 SSD 固态硬盘在 3D 渲染提升方面,必定会助其一臂之力。

### 速度成就高效

因为固态硬盘内部没有任何机械装置,这使得它在寻道时间上远远低于传统硬盘,不存在延迟问题。并且,SSD 固态硬盘不用磁头,可以快速随机读取,使得延迟时间最小化。再加上,由于寻道时间与数据存储位置无关,因此磁盘碎片不会影响读取时间。总体来说,SSD 固态硬盘从多个方面节省了不必要的系统运行时间。目前,笔者使用的是金士顿火山 V100 系列 128 GB,它的读取速度高达 250 MB/s,写入速度也高达 230 MB/s。这一速度不仅大大领先普通 7 200 转硬盘 100 MB/s 的平均读写速度,写入速度甚至也领先普通 SSD 近一倍。

### 性能保障安心

由于没有机械马达和风扇,SSD 固态硬盘工作时噪音值为零分贝,并且,在工作状态下能耗和发热量很低,能够保障较长时间内的运行性能。值得一提的是,SSD 固态硬盘不会发生机械故障,也不怕碰撞、冲击、振动。即使在高速移动甚至伴随翻转倾斜的情况下也不会影响到正常使用,而且在笔记本电脑发生意外掉落或与硬物碰撞时能够将数据丢失的可能性降到最小。

### 轻松实现升级

目前,SSD 固态硬盘还存在一定的价格门槛,而这款 V100 的金士顿官方报价低于市场的普遍价格。对于那些菜鸟级的用户来说,金士顿也提供了更加贴心和方便的 DIY 套装。在金士顿火山 V100 系列 SSD 固态硬盘升级套装中,分为台式机套装与笔记本套装两种。并且,笔记本套装附外接盒,可通过 USB 接口继续使用系统的旧硬盘,以提供更多的存储空间,实现老盘新用。

金士顿品牌为其产品提供三年保固、免付费技术支持及金士顿享誉业界的产品可靠性。如果对金士顿 SSD 产品还有疑问,可以拨打金士顿免费技术支持热线 800-810-1972/400-810-1972,或就近咨询金士顿授权服务中心、正品放心店。具体可见:<http://www.kingston.com/china/support/zhengpin/zhengpin.htm>。

