

# 基于自适应免疫遗传算法的边缘检测

李映<sup>1),2)</sup> 焦李成<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室,西安 710071)

<sup>2)</sup>(西北工业大学计算机科学与工程系 756 信箱,西安 710072)

**摘要** 为了使检测的图象边缘结构定位好,并且产生连续的精细边缘,同时能滤除边缘图象中的噪声干扰,基于费用函数最小化方法,提出了一种自适应免疫遗传算法用于图象的边缘检测。为了保持群体中个体的多样性,同时加快算法的收敛速度,该算法中交叉、变异和免疫算子采用了自适应变化而非固定的概率,同时免疫算子采用了几何形式的退火选择方案。由于该算法能够有效地利用局部边缘结构的一些先验知识和特征信息制作成免疫疫苗,其局部搜索能力较经典的遗传算法有很大的提高。该方法用于灰度图象时产生了令人满意的检测效果,并对噪声有较好的抑制作用。

**关键词** 计算机图象处理(520·6040) 边缘检测 免疫遗传算法 费用最小化

**中图法分类号:** TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)08-0890-06

## Edge Detection Using Adaptive Immune Genetic Algorithm

LI Ying<sup>1),2)</sup>, JIAO Li-cheng<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Key Lab for Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071)

<sup>2)</sup>(Department of Computer Science and Engineering, Northwest Polytechnical University, Xi'an 710072)

**Abstract** Edge detection is an important task in computer vision. It is the front-end processing stage in object recognition and image understanding system. In order to make the detected edges to be well localized, continuous and thin, and robust to noise, this paper presents an adaptive immune genetic algorithm (AIGA) based on cost minimization technique for edge detection. The proposed AIGA recommends the use of adaptive probabilities of crossover, mutation and immune operation, and a geometric annealing schedule in immune operator to realize the twin goals of maintaining diversity in the population and sustaining the fast convergence rate in solving the complex problems such as edge detection. Furthermore, AIGA can effectively exploit some prior knowledge and information of the local edge structure in the edge image to make vaccines, which results in much better local search ability of AIGA than that of the canonical genetic algorithm. Experimental results on gray-scale images show the proposed algorithm perform very well in terms of quality of the final edge image, rate of convergence and robustness to noise.

**Keywords** Computer image processing, Edge detection, Immune genetic algorithm, Cost minimization

## 0 引言

边缘检测在图象处理中具有重要的意义,它是模式识别和图象理解系统的前处理阶段,是影响整个系统性能的一个关键因素。经典的边缘检测方法大多基于原始图象像素附近的数值导数,如梯度算

子、拉普拉斯算子及拉普拉斯-高斯算子<sup>[1]</sup>等等。这些算子虽然非常简单方便,但是它们只适用于检测有限类型的边缘,并且对噪声很敏感,容易产生断裂的边缘。找到与图象中目标的实际边界线相对应的真实边缘,一直是图象处理领域里的一个难题,人们在这方面做了大量的研究,不断提出新的方法和算子。近几年发展了一类基于费用函数优化的方

基金项目:国家自然科学基金(60133010);国家 863 计划项目(863-317-03-05-99)

收稿日期:2002-03-20;改回日期:2003-03-24

法<sup>[2-5]</sup>,这些方法的共同之处都是把边缘检测问题表示为费用函数最小化问题,然后再采用不同的方法进行优化.这类方法对边缘的定义范围很宽,可用于检测许多不同类型的边缘,同时其费用函数不仅使用了图象数据,还利用了以边缘连续性、边缘厚度及区域相异性度量的局部边缘结构信息,因此可望产生定位好,连续的精细边缘图象.

本文基于费用函数最小化方法,提出一种自适应的免疫遗传算法用于图象的边缘检测.免疫遗传算法<sup>[6]</sup>是借鉴生命科学中的免疫概念,引入一个新的算子,即免疫算子与遗传算法中已有的算子相结合而产生的一种新型进化算法.它有选择、有目的地利用待求问题中的一些先验知识或特征信息,从而使算法的整体性能得到提高.本文将这种免疫遗传算法做进一步的改进,用于图象的边缘检测,产生了令人满意的检测效果.

### 1 图象的预处理

给定一幅原始的灰度图象  $G = \{g(i, j); 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ ,用优化算法进行边缘检测的第 1 步是对图象进行预处理.预处理阶段包括图象相异性增强和初始费用评估.

#### 1.1 相异性增强

边缘像素的基本特性是把不相同的区域分开.在相异性增强中,像素的这种特性被增强,即给图象中具有这种特性的像素赋以较大的值.通过相异性增强得到的增强图象  $D = \{d(i, j); 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$  中每个像素点的值与该像素位置上区域相异性的程度成比例.像素值的范围限制为  $0 \leq d(i, j) \leq 1$ ,其值接近 1 的像素点可认为是好的候选边缘点.具体实现算法如下<sup>[2-4]</sup>:

首先按下列准则定义一大小为  $3 \times 3$  的有效边缘结构的集合:

- (1) 一个边缘像素没有或有一个邻域边缘像素;
- (2) 一个边缘像素有 2 个邻域边缘像素,并且得到的边缘结构的翻转角度不超过  $45^\circ$ (如图 1 所示).
- (3) 一个边缘像素有 3 个邻域边缘像素,组成如图 2 所示的 8 种边缘结构.
- (4) 一个边缘像素有 4 个邻域边缘像素,组成如图 3 所示的 1 种边缘结构.

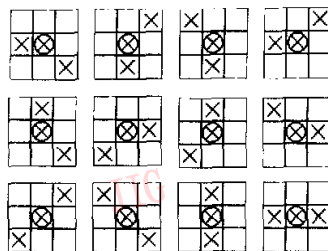


图 1 有效的二邻域边缘结构

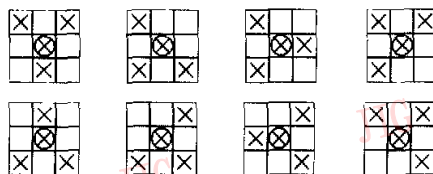


图 2 有效的三邻域边缘结构



图 3 有效的四邻域边缘结构

然后通过下列步骤得到增强图象  $D$ :

- (1) 初始化所有像素点的  $d(i, j)$  为零.
- (2) 在每个像素点位置上执行以下步骤:

① 以像素点  $(i, j)$  为中心,对图 4 所示的基本集中的 12 种边缘结构分别进行拟合,计算出每种拟合边缘结构中区域  $R_1$  和  $R_2$  之间的平均灰度值之差值  $f(R_1, R_2)$ ,找出具有最大  $f(R_1, R_2)$  值的边缘结构作为最佳拟合边缘结构,其中的 3 个边缘像素分别记为  $(i, j), (i_1, j_1)$  和  $(i_2, j_2)$ .

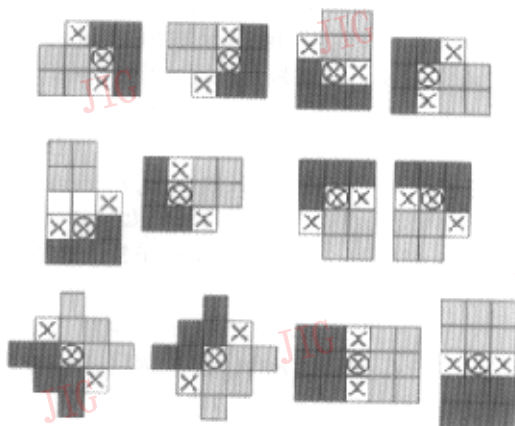


图 4 基本边缘结构及其所对应的兴趣区域 (浅色和深色阴影区域分别表示  $R_1$  和  $R_2$ )

② 改变最佳拟合边缘结构的位置,进行非最大值抑制.位移的方向根据具体的边缘结构而定,对于水平、垂直和对角的边缘结构,在与边缘垂直的各个方向上移动一个边缘位置;对其他边缘结构,则在上、下、左、右4个方向上各移动一个边缘位置.对于每种移位后的边缘结构,确定 $R_1$ 和 $R_2$ 的新区域,并计算相应的 $f(R_1, R_2)$ 值.如果移位操作后得到的 $f(R_1, R_2)$ 值不大于原来的值,则令 $\delta = f(R_1, R_2)/3$ , $d(i, j)$ , $d(i_1, j_1)$ 和 $d(i_2, j_2)$ 的值都增大 $\delta$ ;否则 $d(i, j)$ , $d(i_1, j_1)$ 和 $d(i_2, j_2)$ 的值保持不变.

(3) 将所有位置上的 $d(i, j)$ 缩短到最大值为1,以保证图象 $D$ 中相异性值的范围为 $[0, 1]$ .

## 1.2 费用函数评估

在每点像素位置 $(i, j)$ 上的费用函数是下列5个费用因子的加权和:

(1) $C_a$ ——基于局部区域相异性的费用因子.这个因子是为了把边缘像素置于区域相异性较大的位置上,同时惩罚具有小的灰度方差的像素位置.若像素 $(i, j)$ 是边缘像素,则 $C_a(i, j) = 0$ ,否则 $C_a(i, j) = d(i, j)$ ;

(2) $C_b$ ——基于边缘厚度的费用因子.这个因子用于惩罚产生粗边缘的像素位置,同时奖励产生细边缘(即只有一个像素厚度的边缘)的像素位置.如果像素在 $(i, j)$ 上是粗边缘像素,则 $C_b(i, j) = 1$ ,否则 $C_b(i, j) = 0$ ;

(3) $C_c$ ——基于边缘曲率的费用因子.这个因子用于平滑或去除扭结的边缘,通过考察 $(i, j)$ 上非端点边缘像素(至少有两个邻域边缘像素)的局部边缘结构得到其值.如果在 $(i, j)$ 上的边缘像素有一对邻域边缘像素,使产生的边缘结构翻转角度超过 $45^\circ$ ,则 $C_c(i, j) = 1$ ;如果翻转角度为 $45^\circ$ ,则 $C_c(i, j) = 0.5$ ;如果翻转角度为 $0^\circ$ ,则 $C_c(i, j) = 0$ ;

(4) $C_d$ ——基于边缘断片的费用因子.这个因子用于连接或去除断开的边缘.如果 $(i, j)$ 上的边缘像素没有邻域边缘像素,则 $C_d(i, j) = 1$ ;如果只有一个邻域边缘像素,则 $C_d(i, j) = 0.5$ ;对于其他情况,则 $C_d(i, j) = 0$ .

(5) $C_e$ ——基于边缘像素数目的费用因子.前面的费用因子 $C_a$ 奖励 $f(R_1, R_2)$ 值不为零的边缘像素的检测,这可导致检测到的边缘像素数目过多, $C_e$ 因子可抑制这种趋向,若 $(i, j)$ 上是边缘像素,则 $C_e(i, j) = 1$ ,否则 $C_e(i, j) = 0$ .

每个费用因子都可看成是满足于最终边缘图象

中经常发生冲突的各种不同要求,因此最终的边缘图象可以看成是最佳满足于由费用因子产生的所有约束条件的边缘图象,即可以把它看成一约束优化问题.在每个像素位置上的点费用函数为

$$F(i, j) = \sum_k w_k C_k, k \in \{d, t, c, f, e\} \quad (1)$$

其中, $w_k$ 为相应费用因子的权值.

那么大小为 $M \times N$ 的整幅图象的费用函数即为

$$F = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N F(i, j) \quad (2)$$

## 2 基于自适应免疫遗传算法的费用函数最小化

遗传算法是一种多点搜索和采用交叉、变异操作的优化技术,具有良好的全局搜索能力,但对于局部空间的搜索不是很有效,个体的多样性减少得很快,易出现未成熟收敛和收敛速度慢的问题.同时在整个优化过程中,多采用固定不变的进化策略,忽视了实际求解问题自身一些基本的或显而易见的特征信息或知识.在求解一些复杂问题时,这种忽视所带来的损失往往就比较明显了.为了克服以上这些缺点,文献[6]借鉴了生命科学中的免疫概念,引入一个新的算子,即免疫算子与遗传算法中已有的算子相结合,提出了一种新型的免疫遗传算法.但将此算法用于图象边缘检测问题时,存在两个缺陷:一是算法中各种遗传算子和免疫算子的概率在进化过程中保持固定不变;二是免疫算子中的退火选择采用了指数形式,因此原算法对求解诸如边缘检测等复杂问题时,既不容易维持群体中个体的多样性,同时也使算法的收敛速度变得很慢.为此,将这种免疫遗传算法做进一步的改进,用于图象的边缘检测.在改进的算法中,交叉、变异及免疫算子的概率都是自适应变化的,故称这种算法为自适应免疫遗传算法.算法具体描述如下:

- (1) 产生一个初始种群,计算种群的适应度;
- (2) 根据先验知识提取疫苗;
- (3) 若符合收敛准则,则结束,否则继续;
- (4) 从当前种群中选择 $n$ 对个体作为父本种群;
- (5) 对父本种群做交叉、变异操作生成子代种群;
- (6) 对子代种群进行免疫操作生成新一代的种群,转至第3步.

### 2.1 二维染色体编码与适应度函数

种群中每个个体的染色体对应一个边缘图象,用

二维的布尔矩阵表示,其适应度函数可由下式计算

$$f[i] = (F[w] - F[i])^n \quad (3)$$

其中,  $F[w]$  表示当前代中最差个体的费用,  $F[i]$  表示第  $i$  个个体的费用. 在进化过程的早期, 设  $n=2$ . 当解收敛到一定程度, 取  $n=5$ .

### 2.2 种群的初始化

初始的染色体种群从增强图象中随机产生, 虽然从一些边缘检测算子, 如 Sobel 算子、梯度算子和拉普拉斯-高斯算子等得到的结果中进行采样可以确定性地产生初始种群, 但是随机生成种群的方法可以去除采用这些算子可能产生的偏差. 此外, 对于解空间非常庞大的边缘检测问题, 保持种群的多样性非常重要, 因此需要较大的种群规模. 对于  $128 \times 128$  大小的图象, 取种群规模为 250.

### 2.3 交叉和变异算子

因为个体的表示是二维的, 所以算法中的交叉算子采用两点交叉, 而变异算子是对每个基因位以一定的概率相互独立地进行变异. 在进化的初期阶段, 给交叉算子赋以一个较大的概率(比如 0.6), 而给变异算子赋以一个很小的概率(比如 0.008), 交叉概率的值随着进化代数按指数方式进行动态下调, 变异概率的值按指数方式进行动态上调(其初始值和调整参数可以通过实验确定). 到了进化的后期, 只有变异操作(免疫算子中的注射也属于变异操作)用来改善解的质量, 这样算法就集中于局部或贪心搜索.

### 2.4 免疫算子

免疫算子是在合理提取待求问题先验知识或基本特征, 即疫苗的基础上, 通过接种疫苗和免疫选择这 2 个操作步骤来完成.

#### (1) 接种疫苗

接种疫苗是指按照问题的先验知识来修改个体某些基因位上的基因或其分量, 使其以较大的概率具有更高的适应度. 它实际上是一种基于知识引导的变异操作, 表示了解空间的一种启发式的局部或贪心搜索. 在图象边缘检测问题中, 从  $3 \times 3$  窗口的局部边缘结构集合中提取一些疫苗, 按照一定的概率进行注射. 这里主要选取前面列出的具有 3 个边缘像素的有效边缘结构作为疫苗, 对于直的局部边缘结构的疫苗, 注射的概率大一些; 翻转角度为  $45^\circ$  的局部边缘结构的疫苗比翻转角度超过  $45^\circ$  的局部边缘结构的疫苗注射的概率要大一些; 有效局部边缘结构的疫苗比无效局部边缘结构的疫苗注射概率

要大. 在这样一些准则的指导下, 随机选取一个像素位置, 以其为中心, 在它周围  $3 \times 3$  窗口的区域中进行疫苗注射. 图 5 列出了几个疫苗注射的具体例子. 在此项操作中有 2 个自适应变化的参数  $p_1$  和  $p_2$ .  $p_1$  表示接种疫苗个体的百分比,  $p_2$  表示接种疫苗个体中接受疫苗注射的基因位的百分比.  $p_1$  和  $p_2$  都随着进化代数的增加而递增, 最后增大到 1(其初始值和递增的参数通过实验确定), 这意味着所有个体都接受接种疫苗, 这样在进化的后期, 算法就以大量的局部爬山搜索为特征.

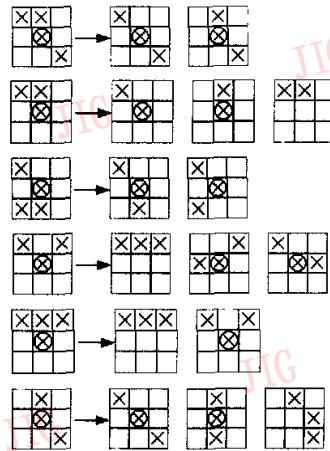


图 5 一些疫苗注射的具体例子

#### (2) 免疫选择

这一操作一般分两步完成. 一是免疫检测, 即对接种了疫苗的个体进行检测, 若其适应度大于原来的个体, 则用它取代原来的个体, 否则将原来的个体放回到种群中; 二是退火选择<sup>[8]</sup>, 为了加快收敛速度, 将原来的退火选择做进一步的改进, 在这里它实际上是一种生存策略, 通过子代和父代之间的一个 Boltzman 竞争实现. 在一定的温度值  $T_k$  下, 子代  $S$  以下面的概率  $p$  取代父代  $P$

$$p = \frac{1}{\exp\left(\frac{F(S) - F(P)}{T_k}\right)} \quad (4)$$

其中,  $\{T_k\}$  称为退火方案. 这里选取几何退火方案

$$T_k = (1 - \alpha)^k T_1 \quad (5)$$

其中,  $\alpha=0.05, T_1 \in [5, 100]$ . 从式(4)可以看出, 在足够高的温度下, 免疫选择是随机的, 这样搜索过程就表示了一种随机搜索; 而在足够低的温度下, 适应度大的个体被选中, 使搜索过程变成一种确定性的爬山搜索.

### 3 仿真实验

图 6(a)是一幅  $128 \times 128 \times 8\text{bit}$  的电话图象,图 6(b)是用自适应免疫遗传算法检测到的边缘图象,其中费用函数评估中权值的取值设为  $w_2=0.5$ ,  $w_3=2$ ,  $w_4=1$ ,  $w_5=3$ ,  $w_6=6.51$ . 图 7 为分别采用自适应免疫遗传算法(AIGA, Adaptive Immune Genetic Algorithm)与最佳个体保存方法的遗传算法(GA)进化 200 代的费用函数曲线,可见自适应免疫遗传算法有较快的收敛速度.

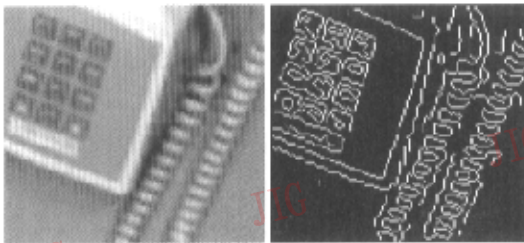


图 6 电话图象

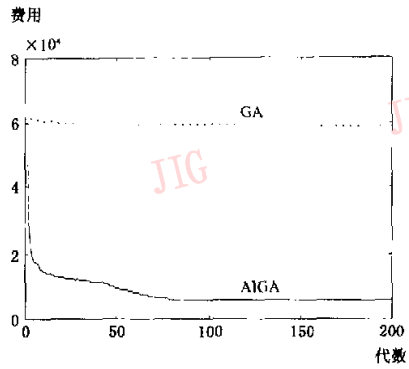


图 7 AIGA 与 GA 的费用函数比较

图 8(a)是一幅  $128 \times 128 \times 8\text{bit}$  的原始环形图象,由灰度值分别为 115 和 140 的圆环组成,其生成方法见文献[7]. 为了检测算法对噪声干扰的抑制作用,对加有均值为零,方差为  $\sigma^2=100$  的高斯噪声的有噪图象(如图 8(b)所示)进行边缘检测,检测结果如图 8(c)所示,其中费用函数中权值的取值同前. 从结果可见,算法对噪声有较好的抑制作用.

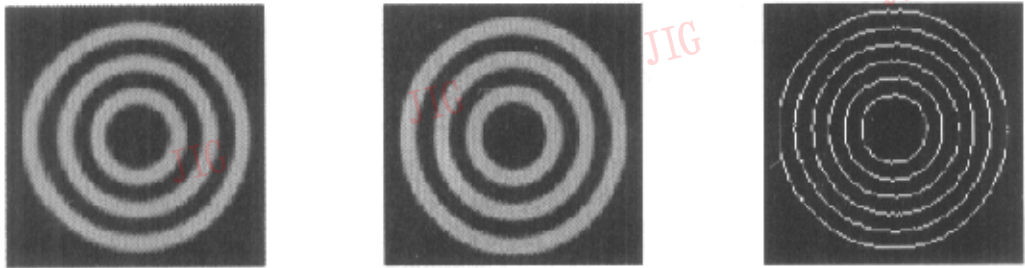


图 8 环形图象

### 4 结论

基于费用函数最小化方法,提出了一种自适应免疫遗传算法用于图象的边缘检测. 文中边缘检测问题被表示为费用函数最小化问题,理想的边缘图象对应着费用函数的全局最小值. 免疫遗传算法作为一种新型的进化算法,通过引入一个有效的免疫算子,与遗传算法中已有的算子相结合,使算法的整体性能得到提高. 在应用免疫遗传算法进行边缘检测中,我们有选择、有目的地从局部边缘结构的先验

知识和特征信息中提取了一些有效的疫苗,使算法的收敛速度快,并有较好的抑制噪声能力,取得了令人满意的检测效果. 如何更为更有效地对染色体进行编码,以及如何从局部边缘结构中提取更为有效的疫苗将是本课题进一步研究的一个方向.

#### 参考文献

- 1 赵荣椿. 数字图像处理导论[M]. 西安:西北工业大学出版社, 1999.
- 2 Tan H L., Gelfand S B, Delp E J. A comparative cost function approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetic. 1989,19(6):1337~1349.

- 3 Tan H L., Gelfand S B., Delp E J. A cost minimization approach to edge detection using simulated annealing [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 14(1): 3~18.
- 4 Bhandarkar S M., Zhang Y., Potter W D. An edge detection technique using genetic algorithm-based optimization [J]. Pattern Recognition, 1994, 27(9): 1159~1180.
- 5 Acton S T., Bovik A C. Anisotropic edge detection using mean field annealing[A]. In: Proceedings of 1992 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing[C]. San Francisco, California, USA, 1992, 1: 393~396.
- 6 Jiao L C., Wang L. A novel genetic algorithm based on immunity [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetic, 2000, 30(5): 552~561.
- 7 Kitchen L., Rosenfield A. Edge evaluation using local edge coherence [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetic, 1981, 11(9): 597~605.
- 8 张讲社, 许宗本, 梁怡. 整体退火遗传算法及其收敛充要条件 [J]. 中国科学(E), 1997, 27(2): 154~164.



**李映** 1969年生, 2002年获西安电子科技大学电路与系统专业博士学位, 现在西北工业大学计算机科学与工程系从事博士后研究工作, 主要研究方向为模式识别和智能信号和图象处理、混合系统等。

**焦李成** 1959年生, 西安电子科技大学教授, 博士生导师, 现任西安电子科技大学电子工程学院院长, 主要研究方向包括计算智能和集成系统、非线性智能信号和图象处理。

## 戴尔移动工作站新品亮相中国市场

7月4日, 戴尔公司宣布在中国市场推出新一代移动工作站——Dell Precision M60。该系统充分融合了多项业内最新相关技术, 将主流台式工作站的强大性能与笔记本电脑的灵活移动性合二为一, 使图形设计师、建筑工程师、金融分析师等工作站用户彻底摆脱工作地点的束缚, 随时随地享受移动计算的便利。

戴尔公司在与客户的直接沟通中, 了解到工作站用户格外注重系统的图形性能。为此, Dell Precision M60 专门配备了带有 128MB 显存的高端 NVIDIA Quadro FX Go700 图形卡以及分辨率高达 1920×1200 的 15.4 英寸宽屏 WUXGA 显示屏, 实现更为丰富、细腻的图形效果, 让用户在运行大型设计程序或进行多窗口应用时获得卓越的应用体验。为了进一步增强图形性能, M60 还提供了工作站级的 OpenGL 硬件加速功能, 并通过 MCAD、DCC、AEC 和 MCAE 等业内领先的应用软件认证。这一融强大性能与灵活移动性于一身的系统设计充分满足了工作站用户进行移动计算的需求, 再次体现出戴尔借助直销模式迅速采纳业内最新技术的独特优势。

与领先的图形性能相匹配的是强大的硬件配置。在处理器方面, M60 采用了支持迅驰技术的最新英特尔(r)奔腾(r)M 移动处理器, 满足了用户进行移动上网的需求。

戴尔公司亚太区市场营销总监 Daniel Young 先生表示: “在格外注重系统性能的工作站领域, 戴尔直销模式的优势得到了充分的发挥。借助直销模式, 戴尔将最新的图形、存储和工业设计技术融入到 Dell Precision M60 工作站的研发之中, 向用户提供了一流的移动计算解决方案, 进一步巩固了戴尔工作站产品在业内的领先地位。”