

# 基于样本学习的人像线条画生成系统\*

陈洪<sup>1+</sup>, 郑南宁<sup>1</sup>, 徐迎庆<sup>2</sup>, 沈向洋<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(西安交通大学 人工智能与机器人研究所, 陕西 西安 710049)

<sup>2</sup>(微软亚洲研究院, 北京 100080)

## An Example-Based Facial Sketch Generation System

CHEN Hong<sup>1+</sup>, ZHENG Nan-Ning<sup>1</sup>, XU Ying-Qing<sup>2</sup>, SHUM Heung-Yeung<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

<sup>2</sup>(Microsoft Research Asia, Beijing 100080, China)

+ Corresponding author: Phn: 86-10-62617711 ext 3146, E-mail: chennhong@yahoo.com

<http://www.aiar.xjtu.edu.cn>

Received 2001-06-21; Accepted 2001-08-21

Chen H, Zheng NN, Xu YQ, Shum HY. An example-based facial sketch generation system. *Journal of Software*, 2003,14(2):202~208.

**Abstract:** In this paper, an example-based facial sketch system is presented, which automatically generates a sketch from an input image. All the example sketches are drawn with a particular style. There are two key elements in this system, a non-parametric sampling method and a flexible sketch model. Given an input image pixel and its neighborhood, the conditional distribution of a sketch point is computed by querying the examples and finding all similar neighborhoods. An expected sketch image is then drawn from the distribution to reflect the drawing style. Finally, good quality facial sketches are obtained.

**Key words:** example-based learning; sketch; computer graphics; computer vision

**摘要:** 介绍了一个基于样本学习的人脸线条画生成系统.该系统可以根据用户给定的正面人脸照片自动生成相应的人脸线条画.在系统中有两个关键技术,即非参数化采样方法和灵活的线条画模板.对于给定图像上的任意像素点及其邻域,通过在样本空间搜索并匹配所有的相似邻域,计算该像素点在相应的线条画上出现的条件概率;然后根据艺术家的风格和得到的条件概率绘制“期望的线条画”;最后使用模板匹配得到最后的线条画.此方法可以生成高质量的正面人脸线条画.

**关键词:** 基于样本的学习;线条画;计算机图形学;计算机视觉

中图法分类号: TP181 文献标识码: A

当我们看到艺术家绘制的逼真或者夸张的画像时,总是有着无比的钦佩.特别是那些速写或者线条画,更是令人赞叹不已.艺术家可以在很短的时间内抓住一个人的视觉特征,并以自己独特的风格,用寥寥数笔就可以把此人物的形象特征勾画得淋漓尽致.他们是怎样做到这一点的呢?这里面的规律何在?为什么寥寥几笔线条画

\* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60024301 (国家自然科学基金)

第一作者简介: 陈洪(1975—),男,浙江金华人,博士,主要研究领域为模式识别与智能系统,机器视觉与图像处理.

就可以描绘出视觉上非常“逼真的”人脸?

研究人员对此进行了多年的探讨.通过心理学实验,Rhodes 等人<sup>[1]</sup>研究了人们如何识别人脸的特征,希望能够解开人脸识别的秘密.实验发现,即便是几根线条组成的线条画仍然可以保留人脸的视觉特征.在计算机图形学和计算机视觉研究领域,一些研究者尝试如何利用人机交互方式来生成人脸的线条画及漫画.Brennan<sup>[2]</sup>提出了一种交互式的漫画生成系统.Murakami 等人<sup>[3,4]</sup>实现了一个基于模板的人脸漫画生成 PICASSO 和 Web-PICASSO<sup>[5]</sup>,其中 Web-PICASSO 是可以通过网络访问的.Li 等人<sup>[6]</sup>提出了一种自动的人脸线条画生成系统.在他们的文章中,主要讨论了使用对称算子、矩形滤波器和特征轮廓来检测和定位人脸的特征点.也有一些研究者曾尝试着进行漫画自动生成系统的研究<sup>[7,8]</sup>.但是,这些方法都没有从观察和学习画家的作品出发,也没有产生具有画家风格的结果.

事实上,以往人们很少从机器学习的角度来研究用计算机自动地生成具有艺术家风格的线条画.这种方法是让计算机观察艺术家的作品,通过学习艺术家的作品来模拟艺术家的手法和风格.这种做法与真实世界中人们学习绘画的方法是非常类似的.其实,人们学习绘画的过程就是通过反复的观察和模拟来进行的.在这方面,Librande<sup>[9]</sup>提出了一个基于样本的卡通绘画系统 Xspace.它主要使用基于径向基函数(RBF)的学习模块来扩展原有的绘画系统.Xspace 可以产生生动的线条画,但是由于它实际上是一个在控制参数空间内的插值,所以生成的结果受限于一组控制参数对应的样本,最近,Freeman 等人<sup>[11]</sup>提出了一种基于样本的线条风格转换算法,可以将线条画转换为不同的艺术风格,但是他们没有讨论如何从图像中生成线条画.

本文提出了一种基于样本的人脸线条画自动生成系统.我们定义了一个灵活的变形模板来描述艺术家绘制的线条画样本.尽管目前还很难模拟艺术家风格的细节,但是该系统可以根据用户给定的人像照片自动地生成与艺术家风格非常相似的、视觉特征比较逼真的线条画.受到非参数化采样方法<sup>[13]</sup>在纹理合成领域取得巨大成功的启发,我们的系统中采用了非参数化采样的算法,同时我们也设计了一个灵活而有效的变形模板来生成所要求的线条画.

本文第 1 节介绍系统框架.第 2 节详细介绍非参数化采样等核心算法.第 3 节给出生成的结果.最后进行讨论分析.

## 1 系统框架

即使是艺术家自己,也很难用语言、文字或者某种精确的规则来解释自己的绘画技巧和风格.为了让计算机根据给定的图像自动地产生有特定风格的线条画,我们选择了基于样本学习的方法.

### 1.1 训练数据

我们首先收集了一批共计 86 幅人脸正面免冠照片作为训练样本集合.我们邀请了一位画家按照固定的技巧和风格,用手工绘制了所有作为训练样本的照片的线条画.作为计算机自动生成线条画的初步尝试,我们在本文的研究中对训练样本作了如下的假设(如图 1 所示):只使用正面免冠人脸样本,不戴眼镜、没有非常浓密的胡须等;不对线条画进行漫画式的夸张,即手工绘制的线条画和给定的人脸照片在结构上是对齐的.



Fig.1

图 1

### 1.2 人脸几何对齐

在本文中,希望从训练样本中学习线条画与原始图像之间的统计关系.对于不同人脸的部位,画家会关心不同的图像特征,可能会使用不同的绘制方法.所以在本文中认为线条画与原始图像之间的统计关系在不同的局部是不同的.但是,这种关系在各个人脸的相应的位置是稳定的,这也是可以通过样本进行学习的前提.

我们选择了人脸上的 83 个特征点来描述人脸的几何结构,并通过这些特征点在不同的人脸之间建立几何对应.我们选择 Active Shape Model (ASM<sup>[14]</sup>)来对这些特征点进行自动定位.



Fig.2 The facial feature points  
图2 人脸上的特征点

根据训练集(一组图像和标定的特征点),ASM 算法对 83 个特征点坐标组成的向量空间独立主元分解(PCA),得到一个降维的高斯模型作为人脸几何结构的统计模型(如图 2 所示).同时,在训练过程中,对每个特征点取在法线方向邻域内的一维边缘特征估计一个高斯分布作为这个特征点的图像特征模型.ASM 算法在搜索时使用了迭代的搜索策略,每一次迭代分为两步:首先,每个特征点根据训练好的图像特征模型,移动到当前位置的沿法线方向的邻域内最佳匹配的位置,然后再根据人脸整体的高斯模型把整体约束到 PCA 子空间中.在图 3 的左下角,可以看到 ASM 算法的定位结果.

同时,如果记特征点坐标排列后的向量为  $Shape_i$ ,通过训练样本可以计算出它们的平均值,称其为平均轮廓  $MeanShape$ .这样对于用户给定的任意一个人脸(照片),通过它的几何结构  $Shape$ ,我们可以定义一个几何变换使得  $MeanShape=G(Shape)$ .在图 3 的上端可以看到几何变换后的图像.我们可以对线条画做同样的几何变换,这样,图像对  $(I,S)$ 在几何变化后得到与人脸几何无关的图像对  $(I'=G(I),S'=G(S))$ .通过这种方法,可以基本消除人脸几何差异性的影响.

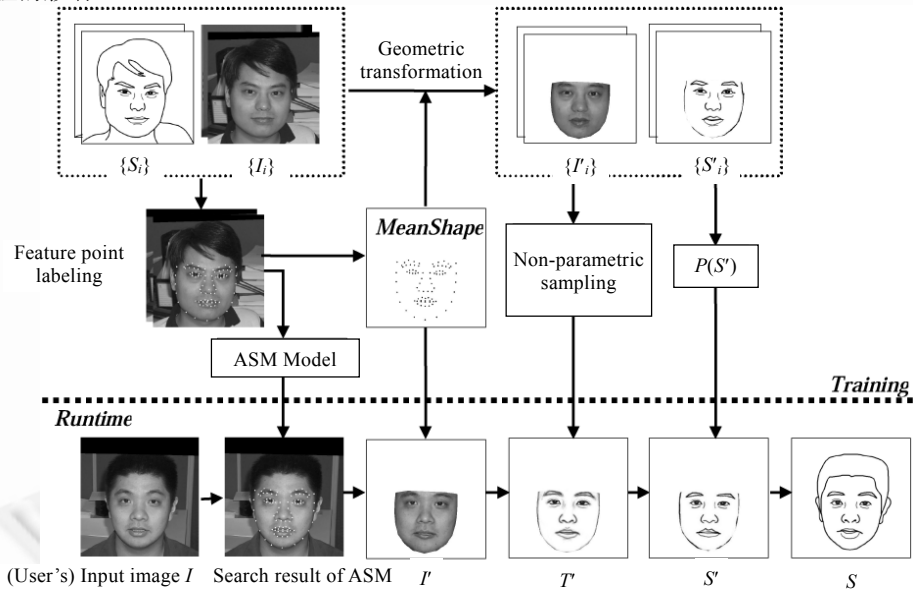


Fig.3 The system framework  
图3 系统框图

### 1.3 线条画模型

根据训练样本中的线条画,我们定义了一个统一的模型来描述整个人脸的线条画.在本文的系统中,线条画由一组固定数目的线条组成,我们用  $S=\{L_i; i=1,2,\dots,k\}$  来表示一幅线条画,其中  $k$  是出现在该线条画中所有线条的总数;对于第  $i$  根线条  $L_i$ ,定义  $L_i = \{c_i, w_i, \theta_i\}$ ,其中  $c_i$  是开关控制量,  $c_i = 0$  表示这根线条不被绘制,  $c_i = 1$  表示该

线条应该被绘制;  $w_j$  是该线条的宽度;  $\theta_j = \{(x_j, y_j); j=1, 2, \dots, n_i\}$  是该线条的控制点集, 其中  $n_i$  是控制点的数目.

为了能够更准确地捕捉到艺术家的绘画风格, 定义一个灵活的模板是非常重要的. 以眼部为例(如图 4 所示): 图 4(a) 及图 4(b) 是用户给定的原始图像的眼部, 它们对应的线条画分别是图 4(c) 和(d); 图 4(g) 是我们所定义的线条画模型的眼部, 它由 5 条曲线及眼球等几部分组成. 在图 4(e) 和(f) 中分别显示了相应的模型参数. 从图中可以看到, 根据原始图像中不同的视觉特征, 描绘眼袋部位的线条(L3)在图 4(e) 中出现, 但在图 4(f) 中没有出现; 同时, 在 4(f) 中出现的双眼皮线(L4)也没有在图 4(e) 中出现; 这里, 开关控制量决定是否绘制某根线条或者说该线条是否出现在最终线条画中. 另一方面, 系统通过精确地计算出控制点的位置来表现线条画的细节. 例如, 在图 4(e) 和(f) 中, 控制点 A 和 B 相对位置的不同表现了对细节的描述. 我们可以看到, 在图 4(e) 中它们是分离的, 但是在图 4(f) 中它们又是重合的.

但是另一方面, 变维空间的统计模型描述和学习是很困难的. 所以在本文中对每一线条建立单独的统计模型. 在系统中, 使用相同标号的线条是有对应关系的, 它们具有相同的控制点. 对每个标号的线条, 它的控制参数是定维的. 与 ASM<sup>[14]</sup> 类似, 通过训练样本, 我们使用了 Gaussian 模型作为控制点的坐标组成的向量的统计模型. 同时, 我们根据线条的开关控制量的特性把线条分为 3 类, 即肯定要绘制; 可能要绘制, 但是与其他线条是否被绘制无关; 绘制与否依赖于其他线条. 对于第 2 类线条, 可以直接估计概率  $p(c_i)$ . 而对于第 3 类, 一般是用来描述一些线条之间依存或互斥的规则, 我们可以使用  $p(c_i)$  来描述这种规则, 例如  $p(c_i) = c_j$  表示线条  $i$  出现依赖与线条  $j$ .

#### 1.4 系统框架

如图 3 所示, 我们的系统包含了 Training 和 Runtime 两个阶段.

在训练阶段, 对于样本集中的图像对及其经过手工标定的人脸特征点集而言:

- 首先训练 ASM 模型, 以便对任何由用户给定的图像进行人脸特征点的自动定位;
- 根据训练图像的特征点, 我们可以计算出训练样本的平均几何, 并称之为 MeanShape;
- 对于用户任意给定的人脸, 计算出该图像与 MeanShape 间的几何变换  $G$ , 并得到  $S'=G(S)$ ;
- 从几何变换后的线条画  $\{S'_i\}$  中估计出线条画模板的先验概率  $P(S')$ .

在运行阶段, 对于一幅给定的图像  $I$ , 我们可以通过以下步骤生成所需要的人脸线条画:

- 使用 ASM 去提取和定位出人脸特征点的位置;
- 得到几何变换后的图像  $I'=G(I)$ ;
- 使用非参数化采样得到“所期望的线条画” $T$ ;
- 根据  $P(S')$  从  $T$  得到几何变换后的线条画  $S'$ ;
- 通过几何逆变换  $S=G^{-1}(S')$ , 计算出最终的线条画  $S$ .

图 3 给出了训练阶段和运行阶段的各个步骤及结果示例. 下一节中将介绍有关核心算法的细节. 需要指出的是, 由于头发的处理比较复杂和特殊, 所以我们专门设计了一个特别的后处理算法来得到头发的轮廓线条. 另外, 几何变换  $G$  和  $G^{-1}$  就是图形学中的 warp 算法. 在本文中使用了多维的样条差值算法<sup>[14]</sup> 来实现几何坐标变换.

## 2 算法细节

我们发现, 艺术家绘制的线条画的风格的细节被隐藏在  $I'$  和  $S'$  间复杂的统计关系中. 人们很难用参数来描

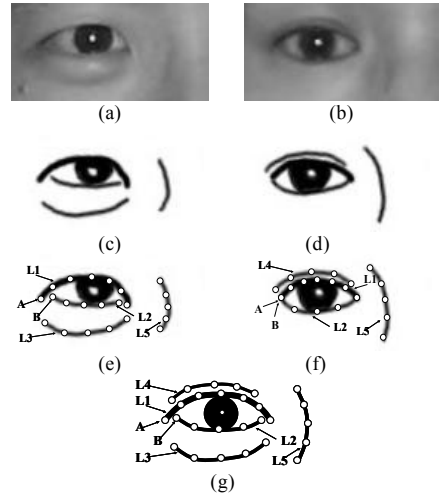


Fig.4 The model has a flexible definition  
图 4 灵活的线条画模板定义

述和表达这些风格的细微之处.如前所述,受到非参数画采样的方法在纹理合成方面成功<sup>[13]</sup>的启发,我们决定引入非参数化采样的方法来分析、计算和生成那些具有艺术家风格的线条画.

## 2.1 系统框架非参数化采样

我们认为,本文所讨论的问题满足马尔科夫网络<sup>[12]</sup>假设.对于给定的原始图像中的任意像素点及其邻域来说,根据它所产生的线条画上的任意一点的灰度值的概率分布与原始图像上的其他部分的灰度值的概率分布是条件独立的.对于原始图像上的每一个点,训练样本线条画中的像素点及在原始图的局部邻域,是我们期望学习的统计关系的一个样本.

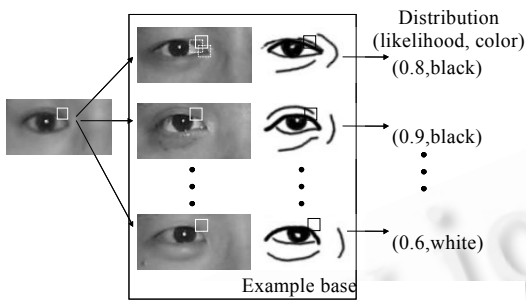


Fig.5 Construction of the sketch distribution at a pixel using non-parametric sampling  
图5 非参数化采样的示例

对于输入的图像,期望生成的线条画与原始图像之间也应该满足相同的统计关系.对每一个点,只能选择相同位置的且与输入的图像的局部邻域足够相似的训练样本,用来估计生成的线条画在该点的分布.在系统中,采用互相关度作为图像局部邻域的相似度度量,选择  $K$  个最接近的样本( $K$ 近邻法).同时,可以合理地假设这种统计关系在小范围内是稳定的,因此,在计算某一点的分布时,可以利用它的局部邻域内的样本.这种方法还可以消除由于 ASM 的定位误差而引起的、经过几何变换后仍然存在的对齐误差.图 5 给出了一个具体的示例.在图 5 中,我们在每个像素点上构造线条画上与该点相应处的灰度分

布的概率.对于每一个像素点,通过邻域图像匹配的方法在训练图像集中相应的局部区域内搜索最佳的匹配.可以看到,这种匹配是在训练样本的原始图像以及与之对应的线条画上同步进行的.我们最后保留  $K$  个值(相似度,灰度值)来描述某个点在线条画上灰度值的分布.

## 2.2 系统框架线条画提取

我们通过计算欲生成线条画上每一点及其邻域的几何结构和灰度分布来生成所要求的线条画.首先通过计算概率分布的数学期望得到一幅“期望的线条画”(T)或 ESI(如图 6 所示),然后再从 ESI 中抽取出现最终的、矢量化线条画.

在求一个像素点的期望灰度值时,我们使用前述得到的一组概率值(相似度,灰度值).如果以相似度为权重,对灰度值进行加权求和,则只需计算出足够相近的样本.在我们的系统中使用了  $K$ -近邻法.那么,至少需要多少样本对或者说需要多少  $K$  近邻才能够生成上述期望的线条画?图 7 中给出了不同的  $K$  取值对生成结果的影响.可以看出,如果使用全部的样本,所得到的结果就会过于平滑从而丢失许多细节.例如,当  $K=80$  时,第 1 个样本的双眼皮和鼻线几乎丢失了.从图 7 中还可以看出,另一方面,如果使用过少的样本,如  $K=1$ ,结果就会有噪声.通过实验,我们认为, $K=20$  左右对我们的系统是合适的.

除了  $K$  的选择之外,匹配邻域和局部搜索窗口的尺寸选择也会影响生成的结果.如果邻域太大,会丢失生成的一些细节;反之,如果邻域太小,则会给生成结果增加噪声.实验表明,如果  $K=20$ ,对于 86 个样本组成的训练集,当匹配邻域的大小为  $7*7$  时,生成的效果最为理想.类似于在纹理合成中的应用<sup>[13]</sup>,对结果影响不大.同时,经过几何变换和对齐之后,局部搜索窗口的尺寸对生成结果的影响不是很明显.我们选择了局部搜索窗口的尺寸为  $5*5$ .

最后一步就是在得到的“期望线条图”上进行线条画模板匹配.迄今为止,很难找到一个“放之四海而皆准”的、通用的匹配方法.然而对于我们的问题而言,在经过 ASM 的粗定位和几何对齐后,每根线条的可能的解被限制在一个很小的范围内.特别是每条曲线只有少数的控制点,换言之,其参数空间的维数比较低.所以,为了得到每根线条的参数值,我们首先直接根据  $P(S)$  采样出一组线条,再选择其中最理想的结果,最后通过局部搜索得到邻近的最优解.

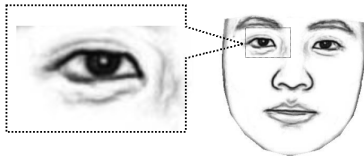


Fig. 6 An expected sketch image  $T$  and right eye  
图 6 期望的线条画  $T$  及其右眼放大示意图

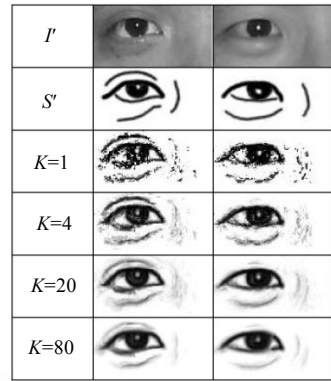


Fig.7 The effect of  $K$   
图 7  $K$  的选择对生成图像的影响

### 3 生成的人脸线条画结果

最后,我们把所有的线条组合起来就可以根据给定的正面人脸照片来生成相应的线条画.在图 8 中可以看到,用我们的方法生成的两幅线条画.对于不同的人脸,所生成的结果在细节上是非常个性化的.比如,单眼皮和双眼皮的不同,对于鼻子的不同画法等等,这些细微的变化都是从如图 9 所示的样本中学习到的.图 10 给出了更多的线条画生成结果,它们具有丰富的表现力.示例中的耳朵和头发也是自动生成的,我们简单地使用了 ASM 定位及图像分割的结果,也得到了令人满意的结果.

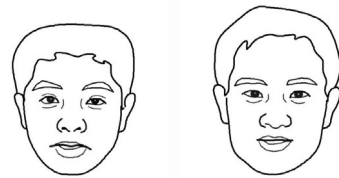


Fig.8 Two examples of generated sketches  
图 8 本系统自动生成的人脸线条画的两个例子

现在,我们使用 Pentium III 500 Mhz PC,对于输入一幅 512\*512 的图像生成线条画需要 20 秒钟.主要的计算量在于从训练样本中的非参数化采样.

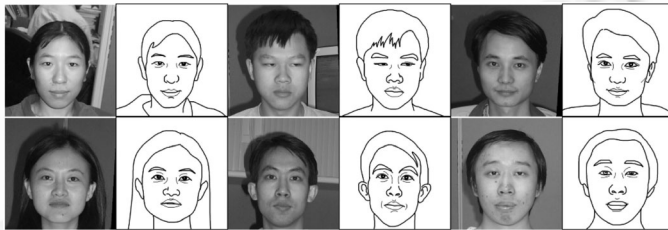


Fig.9 A set of examples of our training set  
图 9 艺术家用手工绘制的人脸线条画

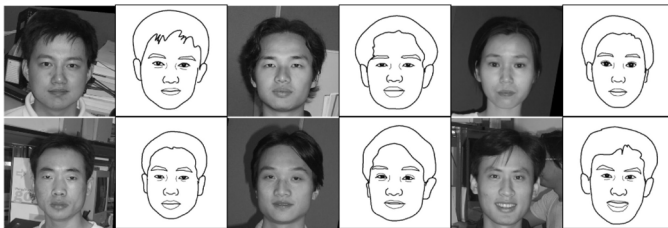


Fig.10 A number of generated sketches using our approach  
图 10 本系统自动生成的人脸线条画

## 4 结 论

本文介绍了一个基于样本学习的人脸线条画自动生成系统.通过学习艺术家的作品,该系统可以根据用户给定的人脸照片自动地生成具有艺术家风格的、视觉特征比较逼真的人脸线条画.这些线条画不仅保留特定人脸的视觉特征,而且还模拟了指定画家的艺术风格.我们在系统中建立了一个非常灵活和有效的人脸线条画变形模板,并采用非参数化采样的技术来学习图像和线条画之间的复杂的统计特性.

对于下一步的工作,有几个可能的研究方向.例如,如何生成任意姿态和角度的人脸线条画;如何提高系统的效率;如何绘制不同人种的人(比如,亚洲人、非洲人和欧洲人的面部结构的几何细节是有差异的).此外,我们正在研究如何生成夸张的漫画效果.

**致谢** 作者感谢曹冬郁小姐为我们绘制有关的线条画样本.感谢微软亚洲研究院的同仁们慷慨地同意我们在本文中使用了他们/她们的照片作为样本和示例.

### References:

- [1] Rhodes G. Secrets of the face. *New Zealand Journal of Psychology*, 1994,23(1):3~17.
- [2] Brennan SE. Caricature generator[MS. Thesis]. Cambridge, MA: MIT, 1982.
- [3] Tominaga M, Fukuoka S, Murakami K, Koshimizu H. Facial caricaturing with motion caricaturing in PICASSO system. In: *Proceedings of the IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics'97*. 1997. 30~37.
- [4] Koshimizu H, Tominaga M, Fujiwara T, Murakami T. On KANSEI facial processing for computerized facial caricaturing system PICASSO. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. 1999. 294~299.
- [5] <http://www.koshi-lab.sccs.chukyo-u.ac.jp/~fuji/pica2>.
- [6] Li Y, Kobatake H. Extraction of facial sketch based on morphological processing. In: *Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Image Processing*. 1997. 316~319.
- [7] Nishino J, Kamyama T, Shira H, Odaka T, Ogura H. Linguistic knowledge acquisition system on facial caricature drawing system. In: *Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. 1999. 1591~1596.
- [8] Iwashita S, Takeda Y, Onisawa T. Expressive facial caricature drawing. In: *Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. 1999. 1597~1602.
- [9] Librande SE. Example-Based character drawing [MS. Thesis]. Cambridge, MA: MIT, 1992.
- [10] Poggio T, Girosi F. Networks for approximation and learning. In: *Proceedings of the IEEE*. 1990. 1481~1497.
- [11] Freeman WT, Tenenbaum JB, Pasztor E. An example-based approach to style translation for line drawings. *MERL Technical Report, MERL-TR-99-11*, Cambridge, MA, 1999.
- [12] Freeman WT, Pasztor E. Learning low-level vision. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision*. 1999. 1182~1189.
- [13] Efros AA, Leung TK. Texture synthesis by non-parametric sampling. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision*. 1999. 1033~1038.
- [14] Cootes TF, Taylor CJ. Statistical models of appearance for computer vision. *Technical Report, Manchester M13 9PT*, University of Manchester, 2001.