

一种基于与或图表示的多风格肖像画自动生成方法

闵 锋 桑 农

(华中科技大学图像识别与人工智能研究所 武汉 430074)

摘 要 提出了一种基于与或图表示的多风格肖像画自动生成方法. 与或图表示是一种分层次的产生式模型, 能够分离肖像画的结构和风格并解释其多样性. 采用这种模型, 该方法能够从一幅正面的人脸图像自动地产生出一系列不同风格的肖像画. 该方法将肖像画分解成各个部分, 每一部分都对应许多子模板, 这些子模板作为肖像画与或图中的叶子结点. 而肖像画与或图就像一个“母模板”能够产生出大量的由子模板组合而成有效的肖像画. 该方法受益于多个不同风格的模板库, 改变模板库的风格就能方便地更改生成肖像画的风格. 文中所提供的例子表明了该方法的有效性.

关键词 与或图; 模板; 自动肖像画生成; 非真实感绘制

中图法分类号 TP391 **DOI号**: 10.3724/SP.J.1016.2009.01595

An Automatic Generation Method of Multi-Styles Portraits Based on the And-Or Graph Representation

MIN Feng SANG Nong

(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

Abstract This paper presents an automatic generation method of multi-styles portraits based on the And-Or graph representation. The And-Or graph is a generative model, which separates the structure and style of portraits and accounts for the variability of portraits. Adopting the generative model, the method can automatically generate a set of portraits in different styles from a frontal face image. The method decomposes portrait into different components. Each component has a number of distinct sub-templates as leaf-nodes in the And-Or graph for portrait. The And-Or graph for portrait is like a “mother template” which produces a large set of valid portrait configurations——“composite templates” that are made of a set of sub-templates. The method benefits from a number of template dictionaries for portrait components in different styles. Therefore, it is convenient to change the styles of portrait by changing the template dictionary. Experimental results demonstrate the effectiveness of the method.

Keywords And-Or graph; template; automatic portraiture; non-photorealistic rendering

1 引 言

肖像画是对一个人简约而形象的表示. 一幅逼真的肖像画不仅能抓住人物的面部特征, 而且能刻

画出人物的神韵, 做到形神兼备. 所以好的肖像画有非常广泛的市场应用, 比如在无线平台上的低流量人脸图像传输、在非真实感绘制中卡通画和油画生成、在互连网上在线肖像编辑等等. 但普通的人并不是天生就掌握这一技法, 只有通过良好训练的画家

收稿日期: 2007-10-15; 最终修改稿收到日期: 2009-03-09. 本课题得到国家自然科学基金(60672162)、国家“八六三”高技术研究发展计划项目(2007AA01Z166)和新世纪优秀人才支持计划(NCET-05-0641)资助. 闵 锋, 男, 1976年生, 博士研究生, 目前研究方向为模式识别、数字化艺术. E-mail: fmin.lhi@gmail.com. 桑 农, 男, 1968年生, 博士, 教授, 博士生导师, 目前研究领域为模式识别、图像分析、神经网络应用等.

才能用简洁的几笔描绘出形象的肖像画. 所以让计算机学习画家的这种能力并根据给定的人脸图像来自动生成肖像画是一个困难而具有挑战性的课题.

在以往的工作中, 研究人员已经尝试用基于模板的方法自动生成人脸线条画. 例如, Koshimizu^[1] 等和 Li^[2] 等通过图像处理的方法找到定义在人脸上一组特征点, 连接这些特征点形成比较僵硬的线条画. 后来, 受到纹理合成方法的启发, Chen^[3] 等提出了基于样本学习的肖像画自动生成算法. 他们使用非均匀的马尔可夫随机场模型和非参数化采样的方法获得线条画与人脸图像之间的统计关系, 在贝叶斯框架下求解最大后验概率得到肖像画. 但是, 这种方法采用的是一种描述式模型, 是线条画到人脸图像的一种映射, 很难改变肖像画的风格.

最近几年, 受到产生式模型发展的鼓励, Xu^[4] 等提出一种对人脸表示的高分辨率语法模型, Chen^[5-6] 提出了对头发的产生式模型和对衣服的复合模板模型. 这些模型都能各自产生形象的线条画, 但他们相互独立, 很难统一在一起.

本文提出了一种基于与或图表示的多风格肖像画自动生成方法. 我们采用肖像画与或图来分离肖像画的结构和风格并解释其多样性, 并对肖像画的各个部分建立一组不同风格的模板库. 该方法通过模板匹配从模板库中挑选适合的模板, 在肖像画与或图的指导下, 能够从一幅正面的人脸图像自动地产生出一系列不同风格的肖像画.

本文第 2 节介绍肖像画与或图; 第 3 节详细阐述多风格肖像画自动生成方法; 第 4 节给出实验结果; 最后讨论方法的局限性和将来的工作.

2 肖像画与或图

如图 1 所示, 一幅肖像画通常可以分解为头发、人脸、衣领三部分, 人脸还可以进一步分解为眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴和脸轮廓五部分. 对一幅肖像画来说, 这些部分是相对固定的, 并相互间保持一定的空间关系, 同时变化也存在. 比如头发有各种各样的发型: 左分、中分、右分等; 眼睛有双眼皮、单眼皮等; 衣领有 V 型领、T 型领、圆领等. 各种变化千差万别, 仔细分析可以分为 3 类变化: (1) 拓扑结构变化, 比如眼睛有张开或闭上的; (2) 几何形状变化, 比如眼睛有大或小的; (3) 光照外观变化, 比如眼睛有亮或暗的. 为了解释这些变化, 我们提出了肖像画的与或图表示.

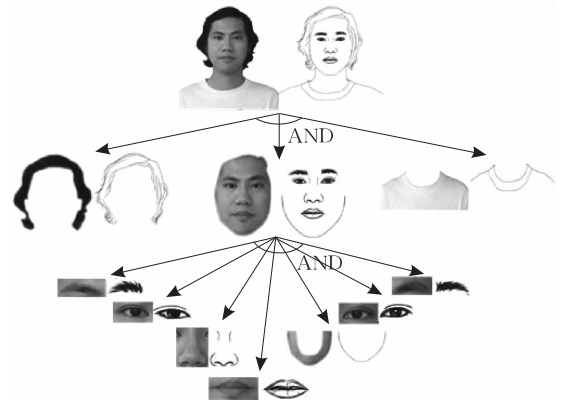


图 1 肖像画分解为各个部分

如图 2 所示, 在与或图中定义了 3 种结点: 与结点、或结点和叶子结点. 叶子结点表示肖像画的各部分的子模板. 与结点展示肖像画的结构, 它下面的

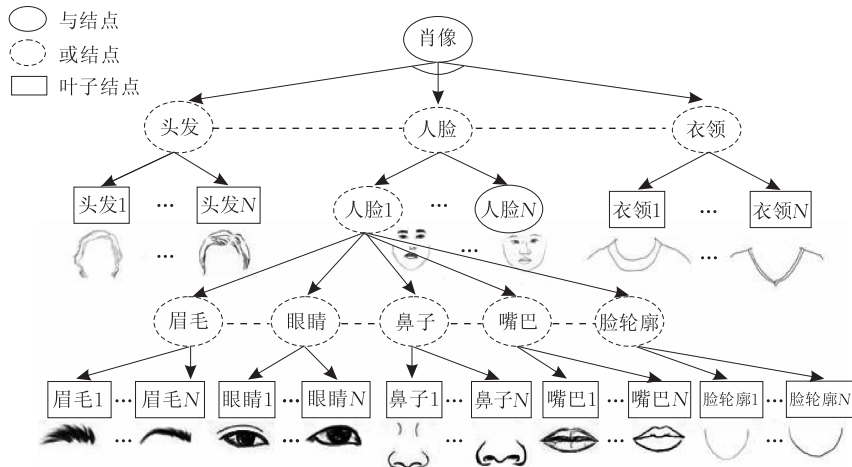


图 2 肖像画与或图

所有的结点必须一起选中才能构成一个完整的肖像画,或结点表示肖像画各部分的变化,它下面的所有的结点只能选择一个.与或图中的水平虚线表示各结点之间的空间关系或制约关系.如头发在人脸的上方,衣领在人脸的下方;眉毛、眼睛、鼻子、嘴都包含在脸轮廓内等.这些空间关系或制约关系保证了由各个子模板组合而成的肖像画是有效的.所以,肖像画与或图就像一个“母模板”能够产生出大量的由子模板组合而成的有效的新肖像画,如图3所示.

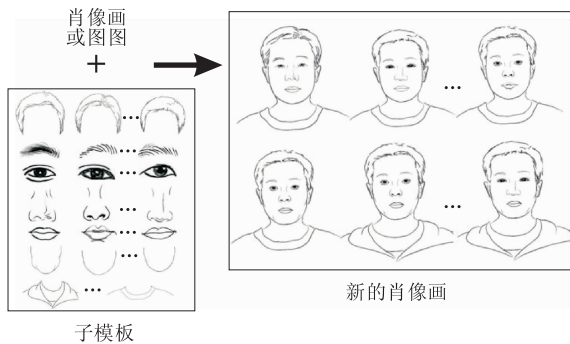


图3 子模板在肖像画与或图指导下组合而成新的肖像画

实际上与或图是一种分层次的产生式模型,它结合随机上下文自由语法(stochastic context free grammar)和马尔可夫随机场(Markov random field)模型的优势.最近,Zhu^[7]等在与或图中加入了概率模型的定义,扩展其用途.用公式表示如下的6个部分:

$$G_{\text{and-or}} = \langle S, V_N, V_T, R, \Sigma, P \rangle \quad (1)$$

下面介绍各个部分:

(1) S 表示根结点,可以是场景或物体;

(2) $V_N = V^{\text{and}} \cup V^{\text{or}}$ 表示非终端结点,包括与结点 V^{and} 和或结点 V^{or} ,

$$V^{\text{and}} = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}, V^{\text{or}} = \{v_1, v_2, \dots, v_m\} \quad (2)$$

一个与结点 $u \in V^{\text{and}}$ 它不是指向终端结点就是指向或结点,表示物体可扩张的部分.一个或结点 $v \in V^{\text{or}}$ 是一个指向许多可能与结点的开关,表示物体各部分的变化;

(3) V_T 表示终端结点,是一组来自图像的子模板,

$$V_T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\} \quad (3)$$

一个终端结点 $t \in V_T$ 表示物体不可再分的一部分;

(4) R 表示与或图中任意两个结点之间的关系,

$$R = \{r_{\langle n_i, n_j \rangle} = \langle n_i, n_j \rangle; n_i, n_j \in V_N \cup V_T\} \quad (4)$$

一种关系 $r \in R$ 表示结点间强或弱的制约;

(5) Σ 表示所有可能的合法配置,

$$\Sigma = \{g_1, g_2, \dots, g_m\} \quad (5)$$

一个配置 $g \in \Sigma$ 是一个由子模板组合而成的复合模板,表示一个特定的物体;

(6) P 表示定义在与或图上的概率模型,

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\} \quad (6)$$

概率 $p \in P$ 表示或结点下各个结点的使用频率或制约关系的强弱.

概要地说,与或图定义了一种上下文相关的图语法, V_T 是它的词汇, V_N 是它的规则, Σ 是它的语言, R 是它的上下文关系.而 V_T 与 V_N 的组合能够产生远远大于他们数量的 Σ , 就像汉语中几千个汉字,通过语法规则组合,能够造出成万上亿个有意义的句子.

3 多风格肖像画自动生成方法

为了能够自动生成多风格的肖像画,我们需要大量的多风格的子模板作为肖像画与或图中的叶子结点.我们请了很多画师,要求他们直接在原始人脸图像上用不同风格的画法拓画,然后将画好的肖像画按如图1所示的方法分解为各个部分.通过收集各个部分的图像,我们建立了针对头发、眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴、脸轮廓、衣领的数据库.这个数据库不仅包括各个部分的原始图像和他们对应的不同风格的线描画,还包括了人工标注特征点的位置坐标.有了这个数据库,就相当于拥有丰富的词汇,下面关键是根据给定的图像找到相应的规则,产生与之相像的肖像画.

基于肖像画与或图,肖像画自动生成方法分为3个步骤:

(1) 生成人脸线描.先用 AdaBoost^[8] 的方法检测出人脸区域.该方法通过对一些弱分类器的组合来形成一个强分类器,并采用积分图和级联分类器的技术能够实时检测人脸.然后用主动形态模型^[9] (active appearance model) 对人脸的每一部分定位并连接这些定位点,最后对人脸各部分用其对应的线描模板进行渲染,得到较为形象的人脸线描.

(2) 生成头发线描.先用图像处理的方法得到头发的外轮廓,然后用形状上下文^[10] (shape contexts) 的方法进行形状匹配,从模板库中找到最匹配的头发模板,最后通过薄板样条^[11] (thin plate spline) 将头发模板变形到对应的头发轮廓中得到较为形象的头发线描.

(3) 生成衣领线描.方法与生成头发线描的一样.

下面详细介绍每一步。

3.1 人脸线描生成方法

人脸线描是由人脸各部分——眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴和脸轮廓的线描组成的,虽然人脸各部分变化多样,但每一部分都可以粗略地分为几类,如图4所示,我们从数据库中抽取了4种不同类型的眉毛、6种不同类型的眼睛、6种不同类型的嘴巴和4种不同类型的脸轮廓,总共 $4+6+6+6+4=26$ 种不同的类型.相信随着数据库的扩大,人脸各个部分可以划分为更多不同的类型。

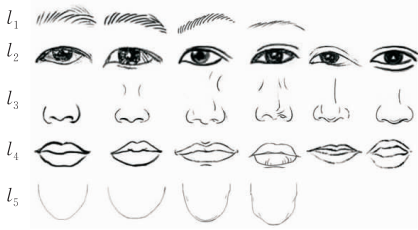


图4 从数据库抽取的不同类型的人脸各部分线描

我们对人脸各部分的每一种类型都建立它自己的主动形态模型,用变量 $l_i \in \{1, 2, \dots, 26\}$, $i=1, 2, 3, 4, 5$ 表示各自的标号.主动形态模型是Cootes在点分布模型的基础上提出的,它同时对特征点和纹理进行建模,训练模型系数的偏差与匹配误差之间的回归矩阵,匹配时使用当前的误差来估计模型系数的偏差.该模型成功地应用于人脸特征提取中.集合人脸各部分的所有类型建立人脸各部分线描模板库 Δ_S^{cp} .

$$\Delta_S^{cp} = \{S_{l_i}^{cp}; l_i \in \{1, 2, \dots, 26\}, i=1, 2, 3, 4, 5\} \quad (7)$$

考虑到眉毛和眼睛的对称性,我们用5个变量 l_1, l_2, l_3, l_4, l_5 分别表示眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴和脸轮廓,对于给定的图像,选择人脸各部分的主动形态模型由变量 l_i 控制.基于贝叶斯准则,对人脸图像 I ,人脸线描 S^{cp} 满足

$$\begin{aligned} p(S^{cp} | I; \Delta_S^{cp}) &= p((l_i)_{i=1}^5 | I; \Delta_S^{cp}) \\ &= \prod_{i=1}^5 p(l_i | I; \Delta_S^{cp}) \propto \prod_{i=1}^5 p(l_i) \prod_{i=1}^5 p(I | l_i; \Delta_S^{cp}) \end{aligned} \quad (8)$$

我们采用穷举的方法来确定 l_i .对人脸各部分依次用不同的主动形态模型计算合成图像与目标图像之间的残差,所有的模型都计算完后,按残差大小从小到大排列,残差最小的模型对应的标号付给 l_i .

一旦确定了 l_i ,就可以通过合适的主动形态模型找到人脸各部分的定位点,连接这些定位点,就得

到较为僵硬的线条画.为了使人脸线条艺术化,对人脸各部分用其对应的线描模板 $S_{l_i}^{cp}$ 进行渲染.以眉毛为例,如图5所示,眉毛的线描模板有人工标注的定位点,与模型找到的定位点一一对应,在这些定位点上进行同样的三角剖分,对每一个三角形用计算机图形学中的Warp算法就可以得到较为形象的眉毛线描。

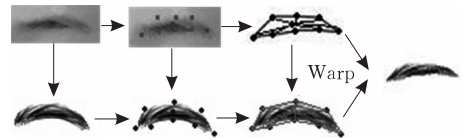


图5 通过眉毛对应的线描进行渲染

人脸线描流程图如图6所示,先用穷举的方法找到合适的主动形状模型及对应的线描模板,然后通过主动形态模型对人脸的每一部分定位并连接这些定位点,最后对人脸各部分用其对应的线描模板进行渲染,得到较为形象的人脸线描。

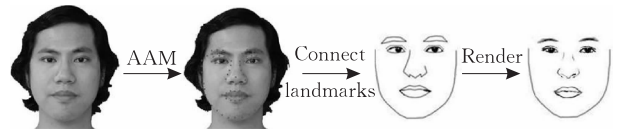


图6 人脸线描流程图

3.2 头发和衣领线描生成方法

头发和衣领的类型多种多样,我们从数据库中抽取了一些简单而具有代表性的类型作为线描模板,如图7、图8所示,这些只是其中的一部分,还有更多的没有罗列出来.分别用 Δ_S^h 和 Δ_S^c 表示头发和衣领线描模板库。



图7 从数据库中抽取两种风格不同类型的头发

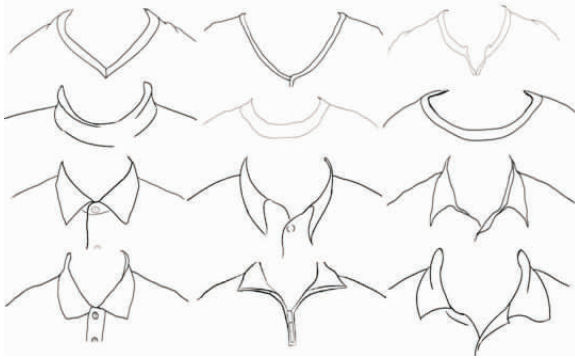


图 8 从数据库中抽取不同类型的衣领

我们用变量 $h, c \in \{1, 2, \dots, n\}$ 分别表示头发和衣领线描模板库的标号, 基于贝叶斯准则, 头发线描 S^h , 衣领线描 S^c 满足

$$p(S^h | I; \Delta_S^h) = p(h | I; \Delta_S^h) \propto p(h) p(I | h; \Delta_S^h) \quad (9)$$

$$p(S^c | I; \Delta_S^c) = p(c | I; \Delta_S^c) \propto p(c) p(I | c; \Delta_S^c) \quad (10)$$

对 h, c 的推断不能采用与人脸一样的方法有两个原因: (1) 人脸各部分的结构是固定的, 可以用一组固定的点表示形状, 而头发和衣领的形状千差万别, 无法用一组固定的点表示形状; (2) 因为点是不固定的, 所以找不到源点到目标点的对应关系, 而没有这种对应关系, Warp 算法就失效了. 为了解决这两个问题, 采用了形状上下文的方法. 该方法对形状上的每一点构造形状上下文, 它描述了局部区域内其他点相对于该点的位置的分布. 使所有点的形状上下文差别最小的对应关系被作为配准结果. 该方法能够测量两个形状之间的相似度, 并找到两个相似形状之间的对应点.

为了使用形状上下文的方法, 先要从给定的图像中得到头发与衣领的形状. 方法是将图像从 RGB 颜色空间转换到 YCrCb 颜色空间, 然后从人脸区域取出一块皮肤计算出各个颜色分量 Y, Cr, Cb 的平均值, 为了消除光照的影响, 只利用 Cr, Cb 的平均值在整个图片中找到与这两个值接近的像素, 这样就能得到整个肤色的区域. 如果给定图像的背景简

单, 是纯色的, 用颜色检测的方法很容易分割出背景, 如果背景复杂, 用图分割^[12] (graph cuts) 的方法人工交互分割出背景. 因此, 将肤色和背景的区域从图像中剔除, 就得到头发和衣领的区域, 取其外轮廓得到各自的形状.

确定 h, c 的过程就是一个形状匹配的过程, 将从给定的图像中得到头发与衣领的形状与模板库中的形状一一作比较, 相似度最大的那个模板的标号就是 h, c 的值. 公式化的表示如下, 用 $D(S, T)$ 表示形状 S, T 之间的距离, $\Delta = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ 表示模板库, S^* 表示与给定形状 S 最匹配的形状, 满足

$$S^* = \operatorname{argmin}_{T_k \in \Delta} D(S, T_k) \quad (11)$$

头发和衣领线描流程图如图 9 所示, 先通过分割出肤色和背景区域的方法得到头发和衣领的外轮廓, 然后从形状上采样的一组点用形状上下文的方法与模板库中的模板一一进行形状匹配, 找到最匹配的模板, 最后通过薄板样条将线描模板变形到对应的轮廓中得到较为形象的头发和衣领线描.

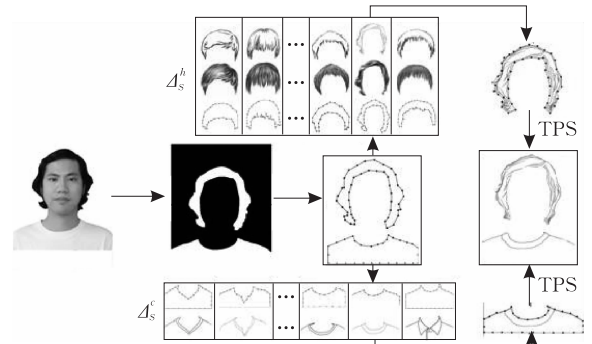


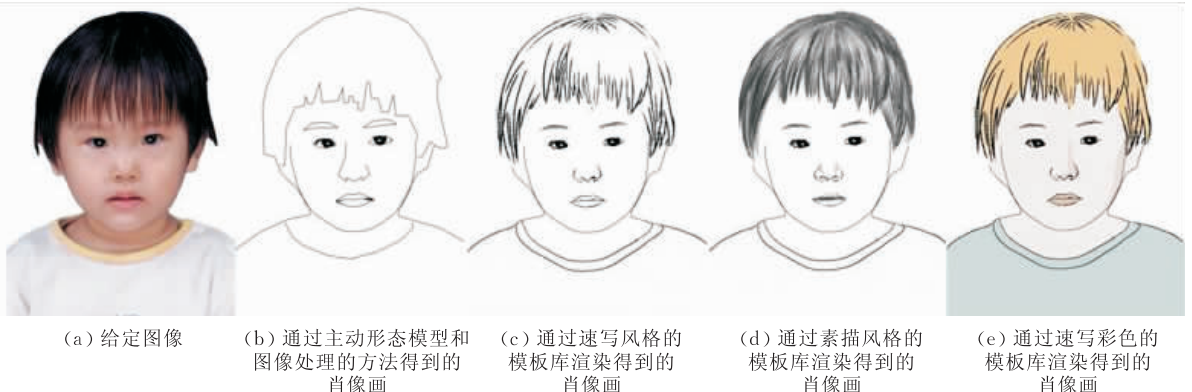
图 9 头发和衣领线描流程图

3.3 多风格转换

对肖像画的每一部分, 都有与之对应的线描模板, 如图 4、图 7、图 8 所示, 我们将它们组合起来称之为线描模板库 Δ_S .

$$\Delta_S = (\Delta_S^h, \Delta_S^c, \Delta_S^f) \quad (12)$$

每一个 Δ_S 代表一种特定的风格. 从一张给定人脸图



(a) 给定图像

(b) 通过主动形态模型和图像处理的方法得到的肖像画

(c) 通过速写风格的模板库渲染得到的肖像画

(d) 通过素描风格的模板库渲染得到的肖像画

(e) 通过速写彩色的模板库渲染得到的肖像画

图 10 从给定图像生成一系列不同风格的肖像画

像 I 到生成肖像画 S 公式表示如下:

$$p(S|I;\Delta_S) = p(S^h|I;\Delta_S^h)p(S^{cp}|I;\Delta_S^{cp})p(S^c|I;\Delta_S^c) \times p(h)p(I|h;\Delta_S^h) \prod_{i=1}^5 p(l_i) \prod_{i=1}^5 p(I|l_i;\Delta_S^{cp})p(c)p(I|c;\Delta_S^c) \quad (13)$$

从式(13)可以看出,肖像画的风格由线描模板库决定,所以用另一种风格的模板库 $\Delta_{S'}$ 替换 Δ_S 就能很方便地改变生成肖像画的风格,从图 10、图 11 可以看到这种效果.相信随着多风格模板库的增多,我们能产生更多风格的肖像画.

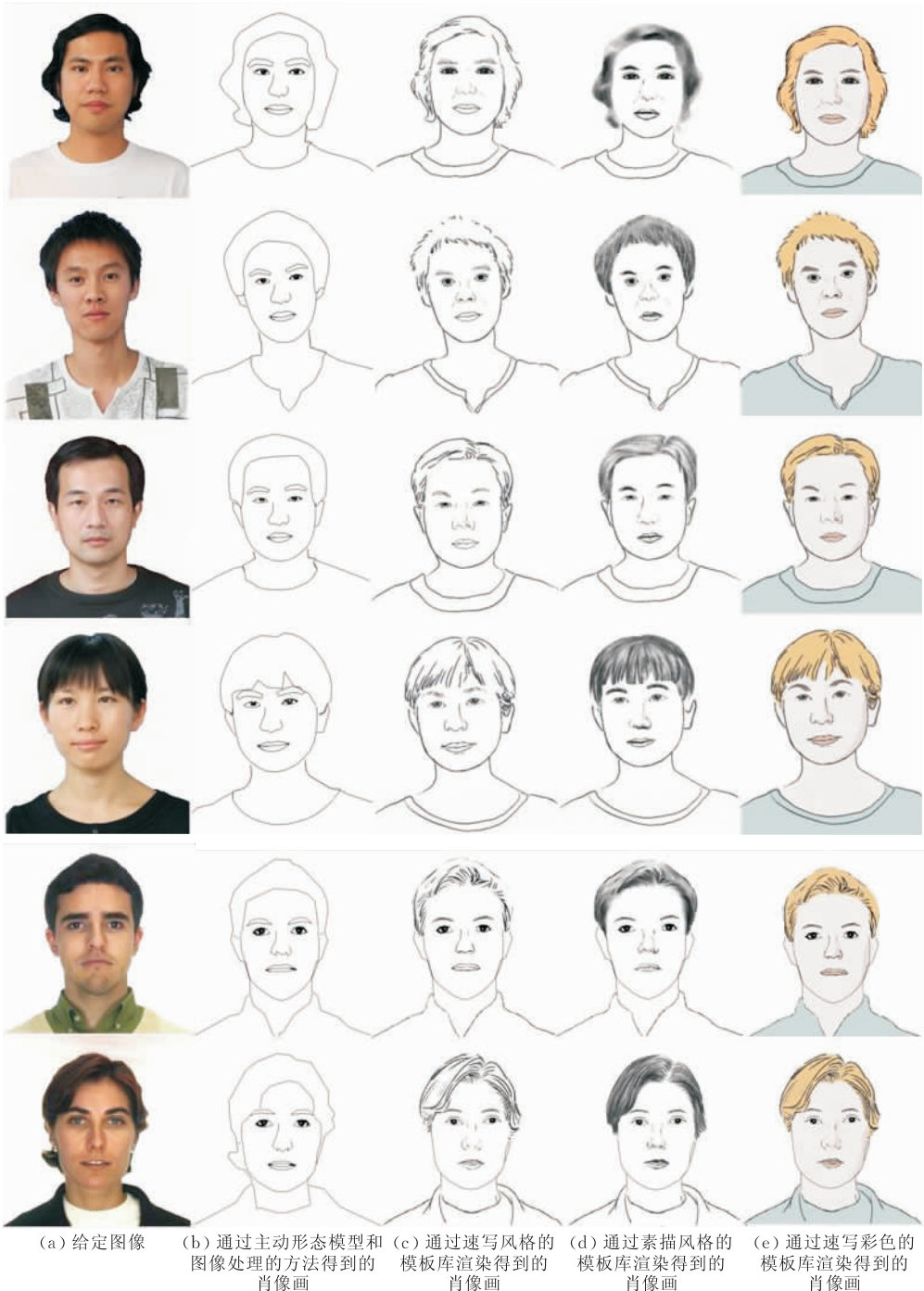


图 11 更多的实验结果

4 实 验

为了验证我们所提方法的有效性,我们从不同

性别、年龄和种族的人脸图像中挑选了 325 张正面人脸图像做实验. 这些图像一些来自 AR^[13] 数据库, 一些来自 LHI^[14] 数据库, 所有的图像都归一化到 450×600 大小. 其中 200 张图像作为训练数据, 125

张图像作为测试数据. 训练数据包括画家绘制的不同风格的肖像画和手工标注的特征点, 肖像画与原始图像在几何上是对齐的.

图 11 显示了用我们的方法生成的一些结果, 图(a)是给定图像, 图(b)是通过主动形状模型和图像处理的方法得到的结果, 图(c)、(d)、(e)分别是通过速写、素描、彩色风格的模板库渲染得到的结果. 在一台 CPU 为 Pentium IV 2.93GHz, 内存为 1GB 的计算机上, 生成一张 450×600 大小的肖像画大约需要 5s. 并且从一种风格的肖像画转换到另一种风格仅需 1s, 显示了我们方法的优越性.

为了检验用我们的方法生成的肖像画与原始图像的相像性, 我们进行了如下实验. 我们给 30 位测试者四组图像集 A, B, C, D , 其中 A 包含从测试数据中抽取的 100 张人脸的原始图像, B, C, D 分别是根据 A 中的图像用我们的方法生成的速写、素描、彩色风格的肖像画各 100 张. 对于 B, C, D 当中的每一张肖像画, 我们要求测试者从 A 找到其匹配的原始图像. 综合 30 位测试者的平均成绩, 各种风格的肖像画与原始图像正确的匹配率如表 1 所示. 实验结果表明用我们的方法生成的肖像画与原始图像较为相像, 各种风格的肖像画与原始图像正确的匹配率都在 90% 以上, 其中彩色风格的肖像画表现力最好, 正确的匹配率为 95.67%.

表 1 各种风格的肖像画与原始图像正确的匹配率

肖像画风格	匹配率/%
速写	94.33
素描	93.33
彩色	95.67

5 结 论

我们提出了一种基于与或图表示的多风格肖像画自动生成方法. 该方法能够从一幅正面的人脸图像自动产生出一系列不同风格的肖像画. 我们采用肖像画与或图来分离肖像画的结构和风格并解释其多样性, 并对肖像画的各个部分建立一组不同风格的模板库. 我们的方法受益于多个不同风格的模板库, 改变模板库的风格就能方便地更改生成肖像画的风格.

我们的方法也有一些局限, 由于没有考虑皱纹的影响, 生成老年人的肖像普遍显得年轻. 用于挑选模板的方法有些简单, 导致生成的肖像画与源图像不够像. 下一步, 我们将考虑更多的因素, 包括皱纹、

胡子、眼镜等, 提高模板匹配的性能, 并将这种方法应用到侧脸肖像、卡通动画当中.

参 考 文 献

- [1] Koshimizu H, Tominaga M, Fufiwara T, Murakami K. On kansei facial processing for computerized facial caricaturing system picasso//Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Tokyo, Japan, 1999, 6: 294-299
- [2] Li Y, Kobatake H. Extraction of facial sketch based on morphological processing//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Santa Barbara, CA, USA, 1997, 3: 316-319
- [3] Chen H, Xu Y Q, Shum H Y, Zhu S C, Zheng N N. Example-based facial sketch generation with non-parametric sampling//Proceedings of the ICCV. Vancouver, BC, Canada, 2001, 2: 433-438
- [4] Xu Z J, Chen H, Zhu S C. A high resolution grammatical model for face representation and sketching//Proceedings of the CVPR. San Diego, CA, USA, 2005, 2: 470-477
- [5] Chen H, Zhu S C. A generative model of human hair for hair sketching//Proceedings of the CVPR. San Diego, CA, USA, 2005, 2: 74-81
- [6] Chen H, Zhu S C. Composite templates for cloth modeling and sketching//Proceedings of the CVPR. New York, USA, 2006, 1: 943-950
- [7] Zhu S C, Mumford. A stochastic grammar of images. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, 2006, 2(4): 259-362
- [8] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features//Proceedings of the CVPR. Kauai, HI, USA, 2001, 1: 1511-1518
- [9] Cootes T F, Edwards G J, Taylor C J. Active appearance models//Proceedings of the ECCV. Freiburg, Germany 1998, 2: 484-498
- [10] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509-522
- [11] Chui H, Rangarajan A. A new algorithm for non-rigid point matching//Proceedings of the CVPR. Hilton Head Island, SC, USA, 2000, 2: 44-51
- [12] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Faster approximate energy minimization via graph cuts. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(11): 1222-1239
- [13] Martinez A M, Benavente R. The AR face database. CVC Technical Report #24, June 1998
- [14] Yao Z Y, Yang X, Zhu S C. Introduction to a large-scale general purpose ground truth database: Methodology, annotation tool and benchmarks//Proceedings of the Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition. Ezhou, China, 2007: 169-183



MIN Feng, born in 1976, Ph. D. . His research interests include computer vision, image understanding, and digital art.

SANG Nong, born in 1968, Ph. D. , professor, Ph. D. supervisor. His major research fields focus on pattern recognition, imaging processing and neural network.

Background

This paper is supported by the National Natural Science Foundation of China under project “The Study of Automatic Human Portrait and Cartoon Animation Generation” with Grant No. 60672162, The National High Technology Research and Development Program (863 Program) (Grant No. 2007AA01Z166), Program of New Century Excellent Talents in University (NCET-05-0641). The project focuses on face representation and computation, the technology of automatic portrait and cartoon animation generation from a human

image or video. This work is aimed at a number of applications, such as low bit portrait communication in wireless platforms, cartoon sketch and canvas in non-photorealistic rendering, portrait editing and make-up. This work is done at the Lotus Hill Research Institute and Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology. The author thanks Zhu Song-Chun for guidance.