

Lévy 变异进化规划算法的计算时间分析

蔡昭权¹ 罗伟¹ 张宇山² 黄翰³ 罗勇为¹

(惠州学院教育技术中心 惠州 516007)¹ (广东商学院数学与计算科学学院 广州 510320)²

(华南理工大学软件学院 广州 510006)³

摘要 连续型进化算法的计算时间分析是目前国内外研究的难题,对此研究了 Lévy 变异进化规划(evolutionary programming based on Lévy mutation, LEP)算法的计算时间分析理论。具体的分析步骤如下:首先在将 LEP 算法建模为吸收态 Markov 过程的基础上,证明了 LEP 算法的收敛性;然后,结合 LEP 算法选择算子的特点,以首次达最优解的期望时间作为计算时间分析的主要指标;最后,利用 Lévy 分布的近似变形给出 LEP 算法计算时间的估计式。研究表明,最优解空间的 Lebesgue 测度、算法的种群规模和搜索范围对计算时间有直接影响。

关键词 人工智能,进化计算,进化规划,计算时间,Lévy 变异

中图分类号 TP18 文献标识码 A

Running-time Analysis of Evolutionary Programming Based on Lévy Mutation

CAI Zhao-quan¹ LUO Wei¹ ZHANG Yu-shan² HUANG Han³ LUO Yong-wei¹

(Educational Technology Center, Huizhou University, Huizhou 516007, China)¹

(School of Mathematics and Computational Science, Guangdong University of Business Studies, Guangzhou 510320, China)²

(School of Software Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China)³

Abstract Running-time analysis of the continuous evolutionary algorithm is a difficult problem now existing in the field at home and abroad. To deal with this issue, the paper gave an in-depth studies about the running time of evolutionary programming based on Lévy mutation(LEP). The procedure is as follows: First, LEP algorithm was modeled on the basis of an absorbing Markov process, which proved the optimal solution of the LEP convergence. Second, the expected first hitting time was used to evaluate the running time of LEP algorithm by taking its computational properties into consideration. Finally, based on the similar transformation of Lévy distribution, an estimation equation of LEP running time was proposed. The research results indicate that the upper bounds for the running time are directly influenced by the Lebesgue measurement of the optimal space, its population scale and the searching range.

Keywords Artificial intelligence, Evolutionary computation, Evolutionary programming, Computational time, Lévy mutation

1 引言

在进化计算领域,经典的进化算法包括了3类:遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、进化规划(Evolutionary Programming, EP)和进化策略(Evolutionary Strategy, ES)^[1]。GA主要针对离散优化问题,EP和ES较多用于求解连续优化问题。进化规划最初以有限状态机技术出现,后来被推广应用到连续优化问题、组合优化问题和实际的工程优化问题^[2]。

简单的进化规划算法来源于遗传算法的一个简化变型,主要是采用基于均匀分布的变异算子^[3]。比较成功的第一种进化规划算法是基于 Gauss 变异的进化规划,该算法适用于

峰值分布较密的优化问题,被证实比均匀变异进化规划算法能得到更好的求解结果^[4]。文献[5]将 Cauchy 分布引入到进化规划中,设计了针对峰值分布较疏的优化问题的 Cauchy 变异进化规划算法(FEP),得到了比 Gauss 变异进化规划更高效率的优化结果。为了更好地求解峰值分布非常稀疏的优化问题,从而弥补 CEP 和 FEP 的求解不足,文献[6]将 Lévy 分布引入到 EP 的变异算子设计,设计了 Lévy 变异进化规划(evolutionary programming based on Lévy mutation, LEP, LEP)。文献[7-11]也做了大量的相关研究,取得了一些好的结果。

除收敛性分析以外,现有 EP 的理论研究较少涉及计算

到稿日期:2011-01-11 返修日期:2011-04-18 本文受国家自然科学基金资助项目(61003066,61070033),教育部博士点基金资助项目(20090172120035),中央科研业务费资助项目(2009ZM0052),广东省科技计划资助项目(2009B010800026),广东省自然科学基金资助项目(9151008901000165,10151601501000015)资助。

蔡昭权(1970—),男,硕士,教授,CCF 会员,主要研究方向为计算机网络、软件技术、人工智能,E-mail:cai@hzu.edu.cn;罗伟(1982—),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为计算机网络应用、人工智能;张宇山(1975—),男,博士生,主要研究方向为数理统计;黄翰(1980—),男,博士,副教授,主要研究方向为进化计算方法的优化设计及其应用;罗勇为(1971—),男,硕士,高级实验师,主要研究方向为计算机网络教育应用。

时间复杂性分析相关的研究成果^[12,13]。收敛性仅仅是说明了 EP 最终能否以概率 1 收敛到全局最优解,而现实中 EP 应用主要还是关注多少次迭代 EP 可以达到最优解,即 EP 的时间复杂度如何。目前,均匀变异 EP、Gauss 变异 EP 和 Cauchy 变异 EP 的计算时间分析结论^[14]已经陆续被提出。本文将提出 LEP 算法的计算时间分析结果,完善这一算法的理论研究。

2 Lévy 变异 EP 算法

Lévy 变异 EP 算法比常见的遗传算法的框架^[1]相对简单,其详细步骤如下:

步骤 1 任意生成 K 个初始个体,每个个体是一对实值向量 (x_i, σ_i) ($i=1, \dots, K$), 其中: x_i 是待优化的目标向量; σ_i 是 x_i 的变异步长向量。设置迭代时间 $t=1$ 。按照文献^[5]的观点,一般 σ_i 各个分量的初值都不大于 2。

步骤 2 根据目标函数 $f(x_i)$ 评估每一个个体 (x_i, σ_i) 的适应值。

步骤 3 对于每个个体 (x_i, σ_i) , 执行下面公式生成子代个体 (x_i', σ_i') :

$$\sigma_i'(j) = \sigma_i(j) \cdot \exp\{\tau' N(0, 1) + \tau N_j(0, 1)\} \quad (1)$$

$$x_i'(j) = x_i(j) + \sigma_i'(j) \cdot L_j(\alpha) \quad (2)$$

式中, $x_i(j)$, $\sigma_i(j)$, $x_i'(j)$ 和 $\sigma_i'(j)$ 分别是向量 x_i , σ_i , x_i' 和 σ_i' 的第 j 个分量; 对于每 i 个 ($i=1, \dots, K$) 产生一次 $N(0, 1)$ 随机数, $N(0, 1)$ 是一个标准正态分布的随机变量; 而 $N_j(0, 1)$ 是对于每个 j ($j=1, \dots, n$) 产生一次的标准正态分布的随机变量; 参数 $\tau=1/\sqrt{2\sqrt{K}}$; $\tau'=1/\sqrt{2K}$; 对于每个 j ($j=1, \dots, n$) 产生一次 $L_j(\alpha)$ 随机数, $L_j(\alpha)$ 是一个满足系数 $\gamma=1$ 的 Lévy 分布随机变量, 详细见式(3)的 Lévy 分布密度函数。

$$L_{\alpha, \gamma}(y) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} e^{-\pi^2 q^2} \cos(qy) dq \quad (y \in R) \quad (3)$$

步骤 4 评估 K 个子代个体 (x_i', σ_i') ($i=1, \dots, K$)。

步骤 5 将父代个体和子代个体合并。对其中的每个个体 x_i ($i=1, \dots, 2K$), 从父代和子代的并集中选择出另外 q 个个体, 逐一比较两个个体的适应值。若个体 x_i 适应值较大, 则 x_i 得到一次获胜。

步骤 6 从父代和子代的并集中选择出 K 个获胜次数最多的个体作为下一次迭代的父代。当 100% 获胜的个体数大于 K 时, 选择 K 个目标函数值最低的个体作为下一代种群。

步骤 7 若满足停机条件(如 t 达到最大迭代次数, t 为迭代时间, 下文相同), 则输出当前最优解并退出; 否则, $t=t+1$, 返回步骤 3。

3 Lévy 变异 EP 的吸收态马尔可夫过程模型

Lévy 变异 EP 算法主要是用于求解连续优化问题, 为了建立 Lévy 变异 EP 的吸收态马尔可夫过程模型, 我们给出优化问题的一般性定义。

定义 1 假设一个全局极小化问题记为 (S, f) , 其中 $S \subseteq R^n$ 是一个在 n 维实数域 R^n 的有界子集, 而 $f: S \rightarrow R$ 是一个 n 维实值函数; 该优化问题是为了找到点 $x_{\min} \in S$, 满足: $f(x_{\min})$ 是在 S 上的最小值, 即 $\forall x \in S: f(x_{\min}) \leq f(x)$ 。

按照文献^[5]的观点, f 不一定需要是连续函数, 但要求

是有界的。这里仅仅研究无约束的连续优化问题。不失一般性, 考虑 $S \subseteq \prod_{i=1}^n [-b_i, b_i] \subseteq R^n, b_i > 0$ 。

本文的数学建模和理论分析需要基于以下假设: a) f 是有界函数; b) 整体的极小(极大)值点集 $\arg f^*$ 非空; c) f 是定义在 S 上的; d) $\forall \epsilon > 0$, 集合 $M_\epsilon = \{x \in S | f(x) \leq f^* + \epsilon\}$ 满足 M_ϵ 的 Lebesgue 测度 $m(M_\epsilon) > 0$ 。其中, $f^* = \min\{f(x) | x \in S\}$ (以极小化问题为例)。

假设 a) 是由本文研究问题的范围决定的, 假设 b) 是 EP 求解目标问题的必要属性, 假设 c) 考虑 S 中的解对应一个 f 值, 而 EP 求解过程是随机求得 S 中的解, 所以对于绝大多数的有界函数, 该假设都是成立的。不满足假设 d) 的问题是任何方法都难以求解的。因此, 假设是合理的。下面给出 Lévy 变异 EP 算法的 Markov 过程数学模型。

定义 2(随机过程) Lévy 变异 EP 算法 LEP 对应的随机过程为 $\{\xi_t\}_{t=0}^{+\infty}$, 其中: $\xi_t = \bigcup_{i=1}^K \{(x_{i,t}, \sigma_{i,t})\}$, $x_{i,t}$ 是 t 时刻的目标 n 维实向量, $\sigma_{i,t}$ 是第 t 次迭代的 x_i 的变异步长 n 维实向量。

定义 3(状态空间) Lévy 变异进化规划算法 LEP 对应的状态空间为 Y_L , 满足 $\xi_t \in Y_L$ ($t=0, 1, 2, \dots$)。

定义 4(最优状态空间) Lévy 变异进化规划算法 LEP 对应的最优状态空间为 $Y_L^* \subseteq Y_L$, $\forall \xi^* \in Y_L^*$ 满足: $\forall \epsilon > 0$, $\exists (x^*, \sigma_i) \in \xi^*$ 使得 $x_i^* \in M_\epsilon = \{x \in S | f(x) \leq f^* + \epsilon\}$ 。

定义 5(吸收态 Markov 过程) 给定一个马尔可夫过程 $\{\xi_t\}_{t=0}^{+\infty}$ ($\xi_t \in Y$), $Y^* \subset Y$ 为最优状态空间, 若满足: $P\{\xi_{t+1} \notin Y^* | \xi_t \in Y^*\} = 0, t=0, 1, 2, \dots$; 则称 $\{\xi_t\}_{t=0}^{+\infty}$ 为吸收态 Markov 过程。

吸收态马尔可夫过程反映了该马氏过程一旦到达最优状态空间, 就会吸附在其中永远不会出来。进化规划算法采用竞赛选择, 自然也是保留了当前最优解, 同样属于吸收态马尔可夫过程。

引理 1 设 Lévy 变异 EP 算法 LEP 对应的随机过程 $\{\xi_t\}_{t=0}^{+\infty}$, 则 $\{\xi_t\}_{t=0}^{+\infty}$ 是一个吸收态马尔可夫过程。

证明: 根据文献^[14]的引理 2, $\{\xi_t\}_{t=0}^{+\infty}$ 是一个吸收态马尔可夫过程。证毕。

若进化算法对应的随机过程满足吸收态马尔可夫过程的性质(定义 5), 可使用首次最优解期望时间作为研究进化算法时间复杂度的指标。首次最优解期望时间并非本文首次给出定义, 文献^[12,13]在研究进化算法期望时间复杂度估算时已经给出该定义, 这里给出类似的定义。

定义 6(首次最优解期望时间) Lévy 变异 EP 算法 LEP 对应的马尔可夫过程为 $\{\xi_t\}_{t=0}^{+\infty}$, 最优状态空间 $Y^* \subset Y$; 若 μ 是一个随机变量且满足: $\mu = t \Leftrightarrow \xi_t \in Y^* \wedge \xi_i \notin Y^* (i=0, 1, \dots, t-1)$, 则称 μ 的期望 $E\mu$ 为首次最优解期望时间。

引理 2 给出了首次最优解期望时间计算的最直接方法。

引理 2 给定 Lévy 变异进化规划算法 LEP 对应的吸收态 Markov 过程 $\{\xi_t\}_{t=0}^{+\infty}$, 如果满足: $\alpha \leq P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \notin Y_L^*\} \leq \beta (\alpha, \beta > 0)$ 且 $\lim_{t \rightarrow +\infty} \lambda_t = 1$, 则 LEP 算法首次最优解的期望时间 $E\mu^t$ 满足: $\beta^{-1}[1-\lambda_0] \leq E\mu^t \leq \alpha^{-1}[1-\lambda_0]$, 其中 $\lambda_t = P\{\xi_t \in Y_L^*\}$ 。

证明: 根据文献^[14]的推论 3, $\beta^{-1}[1-\lambda_0] \leq E\mu^t \leq \alpha^{-1}[1-\lambda_0]$ 。证毕。

引理 2 给出了当概率上下界与时间 t 无关时的一个结

论,同时给出了 LEP 算法参数与 E_{μ}^L 的关系。若下界 α 与进化规划算法的参数有关,则可以通过分析参数,实现 E_{μ}^L 的估算。下面将用定理 1 和推论 1 的结论研究 Lévy 变异 EP 算法的计算时间分析。

4 Lévy 变异 EP 的计算时间分析

Lévy 变异进化规划算法 (LEP) 主要针对峰值分布非常稀疏的函数优化问题,改进 CEP 求解的性能。式(2)中的变异扰动向量 $L=(L_1(\alpha), L_2(\alpha), \dots, L_j(\alpha))$, $L_j(\alpha)$ 是一个服从 $\gamma=1$ 的 Lévy 分布随机变量(见式(3)), $j=1, \dots, n$ 。

定理 1 设 Lévy 变异 EP 算法 LEP 对应的随机过程 $\{\xi_t\}_{t=0}^{+\infty}$, LEP 采用式(1)和式(2)的变异算子,则 LEP 满足:

$P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \notin Y_L^*\} \geq 1 - (1 - m(M_t \cap M_1) / (b_{\max}^{+1})^n)^K$
式中, $m(M)$ 为子空间 M 的 Lebesgue 测度, K 为种群规模, $b_{\max} = \max_{j=1, \dots, n} \{b_j\}$, $M_1 = \prod_{j=1}^n ([-b_j, -a_j] \cup [a_j, b_j])$, $|a_j| > 1$ ($j=1, \dots, n$)。

证明:由式(1)可知 Lévy 变异对任一个体 x_i 进行操作后,将产生一个随机向量 $L=(L_1(\alpha), L_2(\alpha), \dots, L_j(\alpha))$,其各个分量 $L_j(\alpha)$ 是独立同分布的随机变量,服从系数 $\gamma=1$ 的 Lévy 分布, $j=1, \dots, n$,其密度函数为:

$$L_{a,1}(y) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} e^{-qy} \cos(qy) dq \quad (y \in R) \quad (4)$$

根据定义 5,若 $\exists t$ 使得 $\xi_t^i \in Y_L^*$, 则 $\forall \epsilon > 0, \exists (x_i^*, \sigma_i) \in \xi^*$ 使得 $x_i^* \in M_t = \{x \in S | f(x) \leq f^* + \epsilon\}$ 。根据式(2), $P\{x_i' \in M_t\} = P\{L \in M_t'\}$, 其中 $M_t' = \{x | x \in \prod_{j=1}^n [\sigma_i^{-1}(j) \cdot (-2b_j), \sigma_i^{-1}(j) \cdot 2b_j]\} \supseteq S = \prod_{j=1}^n [-b_j, b_j]$ 。因此, $M_t' \supseteq M_t$, 于是有 $P\{x_i' \in M_t\} = \int_{M_t} L_{a,1}(y) dm \geq \int_{M_t} L_{a,1}(y) dm$ 。考虑当 $|y| > 1$ 时, $L_{a,1}(y) \sim \frac{1}{y^{\gamma+1}}$, 即下式成立:

$$P\{x_i' \in M_t\} \geq \int_{M_t} L_{a,1}(y) dm \geq m(M_t \cap M_1) / (b_{\max}^{+1})^n \quad (5)$$

因此, $P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \notin Y_L^*\} = 1 - \prod_{i=1}^K (1 - P\{x_i' \in M_t\})$, 即有下式成立:

$$P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \notin Y_L^*\} \geq 1 - (1 - m(M_t \cap M_1) / (b_{\max}^{+1})^n)^K \quad (6)$$

证毕。

由定理 1, 可以很自然地得到下面的推论。

推论 1 设 Lévy 变异 EP 算法 LEP 对应的随机过程 $\{\xi_t^{EP}\}_{t=0}^{+\infty}$, LEP 采用如式(1)~式(3)的 Lévy 变异, 当 $M_1 = \prod_{j=1}^n ([-b_j, -a_j] \cup [a_j, b_j])$ 且 $M_t \cap M_1 \neq \emptyset$ 时, 若 $|a_j| > 1$ ($j=1, \dots, n$), 则有: a) $\lim_{t \rightarrow +\infty} \lambda_t = 1$; b) LEP 首次最优解的期望时间满足: $E_{\mu}^L \leq (1 - \lambda_0) \cdot (1 - (1 - m(M_t \cap M_1) / (b_{\max}^{+1})^n)^K)^{-1}$ 。

证明:

a) 根据定理 1, 可知 $P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \notin Y_L^*\} \geq 1 - (1 - \frac{m(M_t \cap M_1)}{(b_{\max}^{+1})^n})^K$ 。当 $M_t \cap M_1 \neq \emptyset$ 时, 有 $m(M_t \cap M_1) / (b_{\max}^{+1})^n > 0$ 。

可记 $l_{t-1} = 1 - (1 - \frac{m(M_t \cap M_1)}{(b_{\max}^{+1})^n})^K > 0$, 且有 $\lim_{t \rightarrow +\infty} \prod_{i=0}^{t-1} [1 - l_i] = 0$ 。

$\forall t=1, 2, \dots$, 有:

$$\lambda_t = (1 - \lambda_{t-1}) P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \notin Y_L^*\} + \lambda_{t-1} P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \in Y_L^*\} \quad (7)$$

因为 $\{\xi_t\}_{t=0}^{+\infty}$ 为吸收态 Markov 过程, 所以 $P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \in Y_L^*\} = 1$, 于是有:

$$\begin{aligned} \lambda_t &= (1 - \lambda_{t-1}) P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \notin Y_L^*\} + \lambda_{t-1} \\ &\Rightarrow 1 - \lambda_t = [1 - P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \notin Y_L^*\}] (1 - \lambda_{t-1}) \\ &\Rightarrow 1 - \lambda_t \leq (1 - l_{t-1}) (1 - \lambda_{t-1}) = (1 - \lambda_0) \prod_{i=0}^{t-1} (1 - l_i) \\ &\Rightarrow \lim_{t \rightarrow +\infty} \lambda_t \geq 1 - (1 - \lambda_0) \lim_{t \rightarrow +\infty} \prod_{i=0}^{t-1} [1 - l_i] \geq 1 - (1 - \lambda_0) \\ &\quad \lim_{t \rightarrow +\infty} \prod_{i=0}^{t-1} (1 - l_i) \\ &\Rightarrow \lim_{t \rightarrow +\infty} \lambda_t \geq 1 \quad (\text{因为 } \lim_{t \rightarrow +\infty} \prod_{i=0}^{t-1} (1 - l_i) = 0) \end{aligned}$$

因为概率 $\lambda_t \leq 1$, 所以 $\lim_{t \rightarrow +\infty} \lambda_t = 1$ 。

b) 因为 $P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \notin Y_L^*\} \geq 1 - (1 - \frac{m(M_t \cap M_1)}{(b_{\max}^{+1})^n})^K = L > 0$, 根据引理 2, LEP 的期望收敛时间 $E_{\mu}^L \leq (1 - \lambda_0) \cdot (1 - (1 - m(M_t \cap M_1) / (b_{\max}^{+1})^n)^K)^{-1}$ 。证毕。

因为 Lévy 分布的密度函数很难得到确定的解析式做分析, 定理 1 利用 Lévy 分布在 $|y| > 1$ 时的性质得到了式(6), 但是仅仅当 $M_t \cap M_1 \neq \emptyset$ 时, 结论才有意义。尽管如此, 当 $M_t \cap M_1 \neq \emptyset$ 时, 即邻域 M_t 中的点 y 不满足 $|y| > 1$ 时, $P\{\xi_t \in Y_L^* | \xi_{t-1} \notin Y_L^*\} \geq 0$ 也是个显然的结论。

推论 1 的结论同样是要求 $M_t \cap M_1 \neq \emptyset$, 即邻域 M_t 中的点与当前个体的距离要满足远大于 1。而且当 M_t 中的点比较分散时, 需要产生的随机数 y 范围够大才能达到这些点。因此, 随机数 y 范围越大, $m(M_t \cap M_1)$ 将有可能越大, 进而首次最优解的期望时间 E_{μ}^L 将更少。这一点可以近似地解释 LEP 为何能比 CEP^[4] 和 FEP^[5] 更有效地求解峰值分布稀疏的函数优化问题。

分析结果表明, 最优解集的 Lebesgue 测度与变异分布的关键参数对 Lévy 变异 EP 算法起着决定作用; 理论上解释了 LEP 为何能比 CEP 和 FEP 更有效地求解峰值分布稀疏的函数优化问题。

参考文献

- [1] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems [M]. Cambridge, MA: MIT press, 1992
- [2] Fogel L J, Owens A J, Walsh M J. Artificial Intelligence through Simulated Evolution [M]. New York: Wiley, 1996
- [3] Fogel D B. An introduction to simulated evolutionary optimization [J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1994, 5(1): 3-14
- [4] Bäck T, Schwefel H P. An overview of evolutionary algorithms for parameter optimization [J]. Evolutionary Computation, 1993, 1(1): 1-23
- [5] Yao X, Liu Y, Lin G. Evolutionary programming made faster [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(2): 82-103
- [6] Lee C Y, Yao X. Evolutionary algorithm with adaptive Lévy mutations [C] // Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation, Seoul, Korea: IEEE Xplore, 2001: 568-575
- [7] Fogel D B. Evolving artificial intelligence [D]. University of California, San Diego, CA, 1992
- [8] Rudolph G. Convergence rates of evolutionary algorithms for a

class of convex objective functions [J]. Control and Cybernetics, 1997, 26(3): 375-390

- [9] 刘峰, 刘贵忠, 张苗生. 进化规划的 Markov 过程分析及其收敛性[J]. 电子学报, 1998, 26(8): 76-79
- [10] 高永超, 李歧强. 退火进化规划算法及其收敛性[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(3): 577-580
- [11] 杜海峰, 公茂果, 刘若辰, 等. 自适应混沌克隆进化规划算法[J]. 中国科学 E 辑: 信息科学, 2005, 35(8): 817-829

(上接第 185 页)

中的平均 P/R 值为 64.9%/66.3%, COV 融合的方法使分类准确率得到了较大提高, 这说明了 COV 融合对场景分类是十分有效的。

结束语 本文首次将 LabelMe 非均匀的图像标注进行均匀化处理, 使其底层视觉特征的处理相对简单, 进而对区域子概念做识别。对不同的视觉特征及其融合的识别效果做了对比, 并利用所识别的子概念提取了图像的 COV 特征, 进而通过对训练集的图像类别建模, 对测试集进行分类。这个过程中, 对不同子概念的识别方法产生的 COV 特征及融合的 COV 特征的分类效果做了横向对比分析, 同时也对 COV 特征融合及底层视觉特征融合的分类效果做了纵向的对比。实验结果表明, 对 COV 特征进行融合能取得良好的分类效果。

参考文献

- [1] Datta R, Joshi D, Li J, et al. Image retrieval: Ideas, influences, and trends of the new age[J]. ACM Comput. Surv., 2008, 40(2): 1-60
- [2] Flicker M, Sawhney H, Niblack W, et al. Query by image and video content: The qbic system[J]. Computer, 1995, 28(9): 23-32
- [3] Smeulders A W M, Member S, Worring M, et al. Content-based image retrieval at the end of the early years[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22: 1349-1380
- [4] Choi Y, Rasmussen E M. Users' relevance criteria in image retrieval in American history[J]. Information Processing & Management, 2002, 38(5): 695-726. <http://www.sciencedirect.com/science/article/B6VC8-44M2C2F-3/2/bffb7decc20305f925f1f6-40cc31f27e>
- [5] Eakins J P, Briggs P, Burford B. Image retrieval interfaces: A user perspective[C]//CIVR. 2004: 628-637
- [6] Boutell M R, Brown C M, Luo J. Review of the state of the art in semantic scene classification[EB/OL]. <http://hdl.handle.net/1802/284>, 2002
- [7] Payne A, Singh S. Indoor vs. outdoor scene classification in digital photographs[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(10): 1533-1545. <http://www.sciencedirect.com/science/article/B6V14-4FX23D4-4/2/3a59f47d1a21c4dba5021f3c02352a66>
- [8] Oliva A, Torralba A. Modeling the shape of the scene: A holistic representation of the spatial envelope[EB/OL]. Available: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=?doi=10.1.1.2,2001>
- [9] Rasiwasia N, Vasconcelos N. Scene classification with low-dimensional semantic spaces and weak supervision[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 2008: 1-6
- [10] Vogel J, Schiele B. Natural scene retrieval based on a semantic modeling step[C]//CIVR. Springer Verlag, 2004
- [11] Vogel J. Semantic scene modeling and retrieval[D]. Technische Wissenschaften ETH Zürich, Zürich, 2004
- [12] Boutell M R, Luo J, Shen X, et al. Multi-label semantic scene classification[R]. 2003
- [13] Boutell M R, Luo Jie-bo, Shen Xi-peng, et al. Learning multi-label scene classification[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1757-1771. <http://www.sciencedirect.com/science/article/B6V14-4CF14JX-1/2/a17089f241a1d23f218e55d2c8d9f763>
- [14] Zhou Zhua, Zhang Mling. Multi-instance multilabel learning with application to scene classification[EB/OL]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.67.4619>, 2007
- [15] Russell B C, Torralba A, Murphy K P, et al. Labelme: A database and webbased tool for image annotation[J]. Int. J. Comput. Vision, 2008, 77(1-3): 157-173
- [16] Park D K, Jeon Y S, Won C S. Efficient use of local edge histogram descriptor[C]//MULTIMEDIA '00: Proceedings of the 2000 ACM workshops on Multimedia. New York, NY, USA: ACM, 2000: 51-54
- [17] Wu P, Ro Y M, Won C S, et al. Texture descriptors in mpeg-7[C]//CAIP '01: Proceedings of the 9th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns. London, UK: Springer-Verlag, 2001: 21-28
- [18] Won C S, Park D K, Park S-J. Efficient use of mpeg-7 edge histogram descriptor[J]. ETRI Journal, 2002, 24(1): 23-30
- [19] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621. <http://ci.nii.ac.jp/naid/10019290755/en/>
- [20] Clausi D A. An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization[J]. Can. J. Remote Sensing, 2002, 28(1): 45-62
- [21] Tseng B, Lin C-Y, Naphade M, et al. Normalized classifier fusion for semantic visual concept detection[C]//Image Processing, 2003. ICIP 2003. Proceedings. 2003 International Conference. vol. 2, sept. 2003
- [22] 伍卉. 基于综合特征的图像语义分类技术的研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2009