

半方差约束下的模糊随机收益率贷款组合优化模型

潘东静

(德州学院计算机系 德州 253023)

摘 要 银行贷款的收益率在很多情况下具有模糊随机性。将贷款收益率刻画为模糊随机变量,使用半方差作为风险度量方式,建立半方差约束下的模糊随机收益率贷款组合优化模型,目的是在一定的半方差约束和置信水平下,最大化贷款组合的收益率不小于预置收益率的本原机会测度。应用集成模糊随机模拟、神经网络、遗传算法的混合智能算法进行求解,最后通过实例验证了模型和算法的可行性和有效性。

关键词 本原机会测度,贷款组合,模糊随机变量,模糊随机模拟,混合智能算法

中图分类号 TP301 **文献标识码** A

Optimization Model of Loan Portfolio with Fuzzy Random Return Rates under Semivariance Constraint

PAN Dong-jing

(Department of Computer Science and Technology, Dezhou University, Dezhou 253023, China)

Abstract The return rates of loan in bank often have fuzzy random characteristic in many cases, this paper described the return rates as fuzzy random variables, used semivariance as the risk measure method, constructed the optimization model of loan portfolio with fuzzy random return rates under semivariance constraints. The purpose of the model is to maximize the primitive chance measure when the total return rate is no less than the preset value at a given confidence level under semivariance constraints. The hybrid intelligent algorithm was employed to solve the model, the algorithm integrates fuzzy random simulation, neural network and genetic algorithm. At last, numerical examples illustrate the feasibility and effectiveness of the model and the algorithm.

Keywords Primitive chance measure, Loan portfolio, Fuzzy random variable, Fuzzy random simulation, Hybrid intelligent algorithm

1 引言

目前,国内外许多文献对商业银行贷款组合决策问题进行研究。银行为分散风险,把贷款投放到不同的项目上,即贷款组合,其本质上也是一种投资组合,最终目标是希望贷款收益最大,风险最小。

自从 Markowitz^[1]对资产组合提出均值-方差模型后,很多学者致力于资产组合的研究,Altman^[2]提出的商业贷款组合分析模型,是在贷款组合收益大于等于目标收益的约束下,求解夏普指数的最大化;马志卫^[3]通过蒙特卡洛模拟,以贷款项目的财务内部收益率及其波动反映其收益和风险,建立组合收益最大、组合风险最小的贷款组合多目标规划决策模型;Li^[4]等在组合风险小于目标值的情况下,追求组合收益最大化,建立多阶段的均值方差组合优化模型;Sheedy 等^[5]在满足目标收益率的约束下,建立了风险变化时的资产分配决策模型;迟国泰等^[6]建立了在 VaR 约束下以贷款组合风险最小为目标的优化决策模型;宁玉富^[7]针对收益率为模糊变量的情形,给出了贷款组合优化决策的机会准则模型;Xiaoxia Huang^[8]提出了模糊环境下的均值-半方差投资组合模型;马惠民^[9]针对贷款组合优化模型的求解问题,提出了求解该问

题的二进制粒子群算法。在以前的研究中,有把贷款收益率刻画为随机变量或模糊变量的,实际上,贷款收益率经常受各种模糊和随机因素的影响,因此贷款收益率具有模糊随机性。本文将贷款收益率刻画为模糊随机变量,使用半方差作为风险度量方式,建立半方差约束下的模糊随机收益率贷款组合优化模型。

在风险度量中,方差作为一种风险度量方式已经被广泛采用,方差描述了收益率偏离其均值的程度,在一定程度上测量了金融资产价值的变化程度。然而,随着风险研究的发展,人们清楚地认识到用方差/标准差方法来度量投资项目的风险具有很大的弊端,主要表现在:(1)方差/标准差方法的假设较为严格,它要求投资收益率必须服从正态分布,这与实际出入较大,往往难以满足;(2)方差/标准差方法把样本值对于均值(数学期望)的所有波动,不管是向上的偏差还是向下的偏差,都计算为风险,这有违投资者对风险的真实心理感受。在实际的项目投资中,投资者关注的是收益低于期望值的可能性,而超出部分则是超额收益,通常不视为风险^[10]。因此,假定资产收益率的分布具有正偏度,使用方差/标准差有可能高估了风险的程度;假定资产收益率的分布具有负偏度,使用方差/标准差就有可能低估了风险的程度。为了避免方差度量

的风险,有些学者提出了下侧风险度量方法,如半方差法、下偏距等,半方差能较直观地反映贷款的风险程度,因此本文采用半方差作为风险的度量。

本文第2节介绍模糊随机的相关概念;第3节介绍半方差的概念和特性;第4节建立半方差约束下的模糊随机收益率贷款组合优化模型;第5节给出混合智能算法的求解过程;第6节用具体的实例阐明模型及算法的应用;最后对全文进行简单总结。

2 预备知识

模糊随机变量是模糊随机现象的一种数学描述,模糊随机变量的定义最初是 Kwakernaak^[12,13] 给出的,此后,很多学者对模糊随机现象进行研究,给出了模糊随机变量不同的数学定义,本文采用 Liu^[11] 提出的模糊随机变量的定义。

简单地说,模糊随机变量是从概率空间到模糊变量构成的集类的可测函数,其实质是一个取值为模糊变量的随机变量。

定义 1^[14] 假设模糊变量 ξ 的隶属函数为 μ , 对任何实数集 A , 称 $Cr\{\xi \in A\} = \frac{1}{2}(\sup_{x \in A} \mu(x) + 1 - \sup_{x \in A^c} \mu(x))$ 为模糊变量 ξ 的可信性测度; $E[\xi] = \int_0^{+\infty} Cr\{\xi \geq r\} dr - \int_{-\infty}^0 Cr\{\xi \leq r\} dr$ 为模糊变量 ξ 的期望值。

定义 2^[11] 假设 ξ 是一个从概率空间 (Ω, A, Pr) 到模糊变量集合的函数, 如果对于 R 上的任何 Borel 集 B , $Pos\{\xi(\omega) \in B\}$ 是 ω 的可测函数, 则称 ξ 为一个模糊随机变量。

例 1 (Ω, A, Pr) 为概率空间, 如果 $\Omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$, 并且 u_1, u_2, \dots, u_n 是模糊变量, 那么函数

$$\xi(\omega) = \begin{cases} u_1, & \text{若 } \omega = \omega_1 \\ u_2, & \text{若 } \omega = \omega_2 \\ \dots & \dots \\ u_n, & \text{若 } \omega = \omega_n \end{cases}$$

是一个模糊随机变量。

例 2 $\xi = (\rho, \rho+1, \rho+2)$, 其中 $\rho \sim N(0, 1)$, ξ 为一个模糊随机变量。

定义 3^[15,18] 设 $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ 为定义在概率空间 (Ω, A, Pr) 上的模糊随机向量, $f: R^n \rightarrow R^m$ 为可测函数, 则称

$$Ch\{f(\xi) \leq 0\}(\alpha) = \sup\{\beta | Pr\{\omega \in \Omega | Cr\{f(\xi(\omega)) \leq 0\} \geq \beta\} \geq \alpha\}$$

为模糊随机事件 $f(\xi) \leq 0$ 的本原机会, 它是从 $(0, 1]$ 到 $[0, 1]$ 的函数, 称 $Ch\{f(\xi) \leq 0\}(\alpha)$ 为模糊随机事件 $f(\xi) \leq 0$ 的 α 机会。

本原机会 $Ch\{f(\xi) \leq 0\}(\alpha)$ 是 α 的递减函数。

3 半方差的定义及特性

首先讨论模糊随机变量的期望值和方差概念。

定义 4^[11] 设 ξ 为定义在概率空间 (Ω, A, Pr) 上的模糊随机变量, 则称

$$E[\xi] = \int_0^{+\infty} Pr\{\omega \in \Omega | E[\xi(\omega)] \geq r\} dr - \int_{-\infty}^0 Pr\{\omega \in \Omega | E[\xi(\omega)] \leq r\} dr$$

为 ξ 的期望值, 为避免出现 $\infty - \infty$ 的情形, 要求上式右端中两个积分至少有一个有限。

定义 5^[11] 设 ξ 为模糊随机变量, 且期望值 e 有限, 则称 $V[\xi] = E[(\xi - e)^2]$ 为 ξ 的方差。

定义 6 设 ξ 为模糊随机变量, 且期望值 e 有限, 则称 $S[\xi] = E[(\xi - e)^-]^2$ 为 ξ 的半方差。其中

$$(\xi - e)^- = \begin{cases} \xi - e, & \text{若 } \xi \leq e \\ 0, & \text{若 } \xi > e \end{cases}$$

性质 若 ξ 为模糊随机变量, $V[\xi]$ 和 $S[\xi]$ 分别是 ξ 的方差和半方差, 则 $0 \leq S[\xi] \leq V[\xi]$ 。

4 具有半方差约束的贷款组合模型

设对 n 种项目进行贷款, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为决策向量, x_i 表示对第 i 种项目贷款的比例, $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ 为 n 种贷款的收益率组成的向量, ξ_i 为模糊随机变量, R_0 为预置的收益率水平, 在一定的半方差约束下, 如果决策者想极大化贷款组合的收益率不低于预置水平的机会, 可建立如下的相关机会规划模型。

$$\begin{cases} \max Ch\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}(\alpha) \\ s. t. \\ S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i] \leq \gamma \\ \sum_{i=1}^n x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \end{cases} \quad (M1)$$

如果 ξ 退化为一个随机向量, 极大化机会 $Ch\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}(\alpha)$ 意味着极大化概率 $Pr\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}$, 模型 (M1) 退化为 (M2)。

$$\begin{cases} \max Pr\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\} \\ s. t. \\ S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i] \leq \gamma \\ \sum_{i=1}^n x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \end{cases} \quad (M2)$$

如果 ξ_i 退化为一个模糊向量, 极大化机会 $Ch\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}(\alpha)$ 意味着极大化可信性 $Cr\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}$, 模型 (M1) 退化为 (M3)。

$$\begin{cases} \max Cr\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\} \\ s. t. \\ S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i] \leq \gamma \\ \sum_{i=1}^n x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \end{cases} \quad (M3)$$

5 混合智能算法求解过程

本文使用集成了模糊随机模拟、神经网络以及遗传算法的混合智能算法^[15-17] 对 (M1) 进行求解, 过程如下。

5.1 模糊随机模拟

设 ξ_i 为模糊随机变量, x_i 为决策变量, $i = 1, 2, \dots, n$, $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 为求解模型 (M1), 需要为

不确定函数

$$U_1: x \rightarrow Ch\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}(\alpha)$$

$$U_2: x \rightarrow S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i]$$

产生输入输出数据。计算 $Ch\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}(\alpha)$ 的模糊随机过程描述如下:

(1) 根据概率分布 Pr , 从样本空间 Ω 随机抽取样本 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N$;

(2) 利用模糊模拟计算 $\beta_k = Cr\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}, k=1, 2, \dots, N$;

(3) 置 n' 为 αN 的整数部分;

(4) 返回序列 $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N\}$ 中第 n' 个最大的元素。

计算 $S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i]$ 的模糊随机过程描述如下:

首先计算期望值 $E[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i]$, 步骤为: (1) 置 $e=0$; (2) 根据概率分布 Pr , 从样本空间 Ω 随机抽取样本 ω ; (3) $e \leftarrow e + E[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i(\omega)]$, 其中 $E[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i(\omega)]$ 可以通过模糊模拟得到; (4) 重复步骤 2 至 3 共 N 次; (5) 期望值 $e \leftarrow e/N$ 。

再根据 $S[\xi] = E[(\xi - e)^-]^2$, 通过模糊随机模拟计算 $S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i]$ 。

5.2 训练神经网络

因为 ξ_i 为模糊随机变量, 模糊随机模拟 $Ch\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}$

(α) 和半方差 $S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i]$ 的工作量很大, 当模糊随机模拟嵌入遗传算法后, 计算量会相当惊人, 为减少计算量, 训练神经网络来近似 $Ch\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}(\alpha)$ 和半方差 $S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i]$ 。神经网络使用多层前向神经网络, 本文设立了一个隐层, 采用反向传播算法训练神经网络, 神经网络有 n 个输入层神经元, 2 个输出层神经元, 2 个输出层神经元分别逼近 $Ch\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}(\alpha)$ 和半方差 $S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i]$ 。

5.3 遗传算法

初始化过程: 一个可行解 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 可以通过一个染色体 $V=(v_1, v_2, \dots, v_n)$ 表示出来, v_1, v_2, \dots, v_n 为基因, 是 $[0, 1]$ 区间随机产生的数, X 和 V 之间的关系为

$$x_i = v_i / (v_1 + v_2 + \dots + v_n), i=1, 2, \dots, n$$

从而可以保证 $\sum_{i=1}^n x_i = 1$ 总能够成立。对于模型 (M1), 使用训练好的神经网络计算 $S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i]$, 如果 $S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i] \leq \gamma$, 则对应的染色体 $V=(v_1, v_2, \dots, v_n)$ 是可行的, 否则是不可行的。

交叉变异过程: 对染色体进行交叉变异操作, 通过训练好的神经网络检验染色体的可行性, 计算可行染色体的目标值, 得到每个染色体的适应度, 通过旋转赌轮, 选择染色体, 重复此过程到满足终止条件, 最后将最好的染色体作为最优解。

5.4 混合智能算法

(1) 确定遗传算法中的种群规模 pop_size 、交叉概率 p_c 、变异概率 P_m 。

(2) 通过模糊随机模拟为不确定函数产生输入输出数据。

$$U_1: x \rightarrow Ch\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq R_0\}(\alpha)$$

$$U_2: x \rightarrow S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i]$$

(3) 根据产生的输入输出数据训练一个神经网络逼近不确定函数。

(4) 随机产生 pop_size 个可行的染色体, 并利用训练好的神经网络检验染色体的可行性。

(5) 通过交叉和变异更新染色体, 并利用训练好的神经网络检验子代染色体的可行性。

(6) 通过神经网络计算所有染色体对应的目标函数值。

(7) 按照目标函数值计算每一个染色体的适应度。

(8) 通过旋转赌轮选择染色体。

(9) 重复步骤 (5) 到步骤 (8) 直到完成给定的循环次数。

(10) 给出最好的染色体作为最优解。

6 算例分析

假设在模型 (M4) 中有 5 种贷款, 其收益率如表 1 所列。

假设预置的收益率 $R_0=0.05$, 置信水平 $\alpha=0.6$, 半方差约束为 0.005, 则模型 (M4) 表示如下:

$$\begin{cases} \max Ch\{\sum_{i=1}^n x_i \xi_i \geq 0.05\} (0.6) \\ s. t. \\ S[\sum_{i=1}^n x_i \xi_i] \leq 0.005 \\ \sum_{i=1}^n x_i = 1 \\ x_i \geq 0 \end{cases} \quad (M4)$$

利用混合智能算法求解模型 (M4), 算法中参数的设置如下: 模糊随机模拟 500 次, 2000 个训练样本, 神经网络有 5 个输入神经元, 8 个隐层神经元, 2 个输出层神经元。遗传算法迭代 500 代, 种群规模 $pop_size=30$, 交叉概率 $p_c=0.3$, 变异概率 $P_m=0.2$ 。

表 1 5 种贷款收益率

第 i 种贷款	收益率
1	$\xi_1 = (\rho_1 - 0.015, \rho_1 + 0.06, \rho_1 + 0.085, \rho_1 + 0.085)$ 其中 $\rho_1 \sim N(0.01, 0.02^2)$
2	$\xi_2 = (\rho_2 - 0.01, \rho_2 + 0.07, \rho_2 + 0.07)$ 其中 $\rho_2 \sim N(0.02, 0.03^2)$
3	$\xi_3 = (\rho_3 - 0.01, \rho_3 + 0.05, \rho_3 + 0.08, \rho_3 + 0.08)$ 其中 $\rho_3 \sim N(0.01, 0.03^2)$
4	$\xi_4 = (\rho_4 - 0.02, \rho_4 + 0.07, \rho_4 + 0.09, \rho_4 + 0.09)$ 其中 $\rho_4 \sim N(0.03, 0.03^2)$
5	$\xi_5 = (\rho_5 - 0.012, \rho_5 + 0.08, \rho_5 + 0.08)$ 其中 $\rho_5 \sim N(0.01, 0.04^2)$

通过运行智能算法, 得 α 水平下收益率大于等于 R_0 的最大本原机会测度为 0.501930, 最佳分配方案为 $x^* = (0.2310, 0.3008, 0.1236, 0.3401, 0.0045)$ 。遗传过程如图 1 所示。

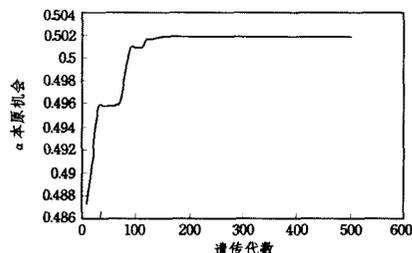


图 1 混合智能算法的遗传过程

为观察半方差约束对决策的影响,在不同的半方差约束下,通过运行智能算法,得到不同的最大本原机会测度和决策方案,如表 2 所列。

表 2 不同半方差约束下的最大机会测度和决策方案

半方差 约束	第 i 种贷款比例					最大本原 机会测度
	i=1	i=2	i=3	i=4	i=5	
0.004	0.2690	0.2122	0.1897	0.2234	0.1056	0.446751
0.005	0.2310	0.3008	0.1236	0.3401	0.0045	0.501930
0.006	0.8195	0.0484	0.0316	0.1004	0.0001	0.586291
0.007	0.9308	0.0048	0.0124	0.0518	0.0002	0.616019
0.008	0.9267	0.0126	0.0116	0.0474	0.0017	0.618533
0.009	0.9306	0.0092	0.0110	0.0472	0.0020	0.620623
0.01	0.9341	0.0085	0.0105	0.0452	0.0016	0.621724

结束语 本文使用半方差作为贷款组合中的风险度量方式,讨论在模糊随机环境下的贷款组合优化模型,将贷款收益率刻画为模糊随机变量,建立半方差约束下的模糊随机收益率贷款组合优化模型,并应用混合智能算法进行求解,通过实例验证了模型和算法的有效性。

参 考 文 献

[1] Markowitz H. Portfolio selection[J]. Journal of Finance, 1952, 7:71-93

[2] Altman E I. Corporate Bond and Commercial Loan Portfolio Analysis[R]. New York: New York University Salomon Center, 1997

[3] 马志卫,刘应宗. 基于蒙特卡洛模拟的贷款组合优化决策方法[J]. 管理科学, 2006, 19(3): 66-70

[4] Li D, Ng Wan-Lung. Optimal dynamic portfolio selection: Multi-period mean-variance formulation[J]. Mathematical Finance, 2000, 10(3): 387-406

[5] Trevor S E, Wood R J. Asset-allocation decisions when risk is changing [J]. Journal of Financial Research, 1999, 22(3): 301-315

[6] 迟国泰,姜大治,奚扬,等. 基于 VaR 收益率约束的贷款组合优化决策模型[J]. 中国管理科学, 2002, 10(6): 1-7

[7] 宁玉富,唐万生,严维真. 商业银行贷款组合优化决策的机会准则模型[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(21): 235-237, 244

[8] Huang Xiaoxia. Mean-semivariance models for fuzzy portfolio selection[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2008(217): 1-8

[9] 马慧民,叶春明. 粒子群算法在贷款组合优化决策中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2006(14): 219-221, 224

[10] 陆源,朱邦毅. 基于半方差的投资项目风险度量模型研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2005(7): 90-95

[11] Liu Y K, Liu B. Fuzzy random variables: A scalar expected value operator[J]. Fuzzy Optimization and Decision making, 2003, 2(2): 143-160

[12] Kwakernaak H. Fuzzy random variables- I. Definitions and theorems[J]. Information Sciences, 1978, 15: 1-29

[13] Kwakernaak H. Fuzzy random variables- II. Algorithm and examples for the discrete case[J]. Information Sciences, 1979, 17: 253-278

[14] Liu B, Liu Y-K. Expected value of fuzzy variable and fuzzy expected value models[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2002(10): 445-450

[15] Liu B. Fuzzy random chance-constrained programming[J]. IEEE Transactions on Fuzzy System, 2001, 9(5): 713-720

[16] Liu B. Fuzzy random chance-constrained programming[J]. IEEE Transactions on Fuzzy System, 2001, 9(5): 721-726

[17] Liu B, Zhao R Q, Wang G. Uncertain programming with Application[M]. Tsinghua University Press, 2003

[18] Gao J, Liu B. New primitive chance measures of fuzzy random event[J]. International Journal of Fuzzy System, 2001, 3(4): 527-531

[19] 占德胜,唐加山. 关于扰动广义 cox 保险风险模型的破产概率[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2007, 21(6): 782-784

(上接第 256 页)

[11] Stenger B, Ramesh V, Paragios N, et al. Topology free Hidden Markov models: Application to background modeling[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. 2001

[12] Sun Y R. Hierarchical Object-Based Visual Attention for Machine Vision[D]. 2003

[13] Wang Y, Ji Q. A Dynamic Conditional Random Field Model for Object Segmentation in Image Sequences[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005

[14] Wang Y, Loe K F, Wu J K. A Dynamic Conditional Random Field Model for Foreground and Shadow Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(2): 279-289

[15] Yaser S, Mubarak S. Bayesian Modeling of Dynamic Scenes for Object Detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(11): 1778-1792

[16] Yin P, Criminisi A, Winn J, et al. Tree-based Classifiers for Bilinear Video Segmentation[C]// Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2007

[17] Zhou Y, Xu W, Tao H, et al. Background Segmentation Using

Spatial-Temporal Multi-Resolution MRF[C]//IEEE Workshop on Motion and Video Computing. 2005

[18] Zhai Y, Shah M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues[C]//ACM International Conference on Multimedia. 2006: 815-824

[19] 陈睿,邓宇,向世明,等. 结合强度和边界信息的非参数前景/背景分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(6): 1278-1284

[20] 邹正平,卜佳俊,陈纯. 一种基于动态规划的视频分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(8): 743-746

[21] 高丽,杨树元,李海强. 一种有效的基于时空联合的视频对象自动分割新算法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 9(10): 1096-1104

[22] 褚一平. 基于条件随机场模型的视频目标分割算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2008

[23] 吴思,林守勋,张勇东. 基于动态背景构造的视频运动对象自动分割[J]. 计算机学报, 2005, 8(28): 1386-1392

[24] 王林波,赵杰煜. 基于贝叶斯学习的视频图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2005, 9: 1073-1078

[25] 赵明,李娜,陈纯. 采用统计推断的自动视频对象分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(3): 318-323