

文章编号: 1001-9081(2008)05-1236-04

基于改进蚁群算法的 CT 图像边缘检测方法研究

张景虎^{1,2}, 郭 敏¹, 王亚文³

(1 陕西师范大学 计算机科学学院, 西安 710062 2 曲阜师范大学 物理工程学院, 山东 曲阜 273165
3 西安工业大学 计算机科学与工程学院, 西安 710032)
(guomin@snnu.edu.cn)

摘 要: 将蚁群算法 (ACA) 应用于 CT 图像边缘检测领域, 提出一种新的 CT 图像边缘检测方法。为了提高检测效率、精确度和对各类 CT 图像的适应性, 对蚁群算法进行了改进, 并针对图像中的不同内容采取不同的转移策略和信息素更新规则。实验结果表明了该算法的有效性, 满足了 CT 图像三维重建的需求。
关键词: 蚁群算法; 边缘检测; CT 图像
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Research of CT image edge detection based on improved ant colony algorithm

ZHANG Jinghu², GUO Min¹, WANG Yawen³

(1. College of Computer Science Shaanxi Normal University Xi'an Shaanxi 710062 China
2. College of Physics and Engineering Qufu Normal University Qufu Shandong 273165 China
3. College of Computer Science and Engineering Xi'an Technological University Xi'an Shaanxi 710032 China)

Abstract: Ant Colony Algorithm (ACA) was applied in CT image edge detection and a new method of CT image edge detection based on ant colony algorithm was proposed. In order to improve the efficiency of algorithm, detection accuracy and adaptability to various CT images, the basic ant colony algorithm was modified by applying different transfer principles and pheromone updating rules in accordance with different contents of CT image. The computer experiments demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm, which satisfies the demand of 3D reconstruction of CT image.
Key words: Ant Colony Algorithm (ACA); edge detection; CT image

0 引言

计算机断层成像技术 (Computed Tomography, CT) 是一种利用被测物体某一个截面上的各个方向的投影数据来重建截面图像的一种方法, 广泛应用于人体组织成像、工业无损断层检测等领域。医学二维断层图像序列的三维重建技术是根据 CT 技术对采样的序列图像进行计算机处理, 以从中恢复器官的三维表面形状, 在临床医疗和研究方面具有重要价值。纵览当前三维重建的各种方法, 如何准确有效地检测出 CT 图像的边缘是实现三维重建的关键所在。

传统的边缘检测方法是基于空间运算的, 借助空域微分算子利用卷积来实现, 主要起到高通滤波的作用, 如 Sobel 边缘算子、Roberts 边缘算子、Kirsch 边缘算子、高斯-拉普拉斯边缘算子等。针对 CT 图像的特点, 人们又提出多种检测方法, 如基于 Gabor 滤波器虚部的方^[1]、基于数学形态学的方法^[2]等。由于 CT 图像本身的复杂性, 同一组织结构具有不同的灰度, 而同一灰度值的像素又可能属于不同的组织结构, 而且在图像中包含丰富有用细节的同时, 又存在着噪声、容积效应及正常变异^[3]等, 因而还没有一种方法能适用于所有类型 CT 图像的边缘检测。

蚁群算法 (Ant Colony Algorithm, ACA)^[4] 是近几年发展起来的一种新型概率搜索算法, 它利用生物信息激素作为蚂蚁选择后续行为的依据, 并通过蚂蚁间的协同与交互来完成全局寻优搜索过程。该算法具有高适应性、正反馈性和分布

式处理等特点, 已被成功用于解决诸如旅行商问题 (Traveling Salesman Problem, TSP)^[5]、图着色问题等复杂问题。将蚁群算法用于图像分割和边缘检测领域, 主要分为三大类: 1) 基于图像边缘特征的蚁群算法^[6-7]; 2) 基于模糊聚类的蚁群算法^[8-9]; 3) 与其他算法的融合, 如遗传算法^[10]、Snake 模型^[11]、Markov 随机场^[12]等。本文提出了一种基于图像边缘特征的改进蚁群算法, 用于 CT 图像边缘检测, 提高了对复杂 CT 图像的适应性, 大量实验结果证明了其有效性。

1 蚁群算法基本原理

蚁群算法又称蚂蚁算法, 由意大利科学家 M. Dorigo 等人受自然界蚂蚁觅食过程启发而提出的一种新型搜索优化算法。昆虫学家经过观察发现, 蚂蚁在寻找食物源时, 能在走过的路径上释放一种分泌物, 称为信息激素, 一定范围内的其他蚂蚁能够感知这种特殊物质的存在及其强度, 并由此影响它们以后的行为。从同一巢穴出发的一群蚂蚁各自通过随机路径找到一相同食物源时, 通过较短路径找到食物源的蚂蚁可以在相同时间内在自己经过的路径上搬运更多次数的食物回巢, 从而在路径上留下更多的信息激素, 以致该路径上的信息激素强度不断增强, 后来的蚂蚁根据路径上信息激素的强度, 以较大的概率选择该路径, 从而更加增强了该路径上信息激素强度, 这样一个正反馈的过程就使得最终大多数蚂蚁都会选择这条最短的路径去搬运食物, 这就是蚁群算法搜索寻优的过程, 在实际问题中人工蚂蚁还有记忆所走路径的功能。

2 蚁群算法 CT 图像边缘检测原理^[6]

蚁群算法应用于边缘检测的原理是将 CT 图像抽象成一无向图, 然后将一群蚂蚁随机播撒到图中, 图中的边缘点看作蚂蚁要寻找的“食物”, 各个蚂蚁将根据蚁群算法的路径选择机制逐步行走, 根据像素信息激素强度和能见度引导函数求得概率从其 3×3 邻域 (如图 1 所示) 像素中选择一个作为下一步转移位置, 通过多次循环迭代最终使大多数蚂蚁聚集到图像边缘上, 从而完成检测过程, 本文中该方法也称传统蚁群算法。在算法迭代过程中, 每只蚂蚁 $k(k=1, 2, \dots, m)$ 根据概率转换规则生成一个有 t_{max} 步过程的行动路线。整个算法的迭代过程以 t 为刻度, $1 \leq t \leq t_{max}$ 其中 t_{max} 是预先设定的算法最大迭代次数。

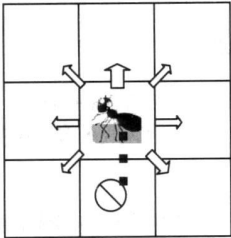


图 1 蚂蚁 3×3 邻域

在第 t 次迭代时, 每只蚂蚁由像素 i 转到其 3×3 邻域 (记作: D) 像素 j 所需要的条件如下:

- 1) 每只蚂蚁都只有一个记忆空间, 或者称为禁忌列表。在一个完整的行程中, 该列表内容是逐渐增加的。该表是用来表示第 k 只蚂蚁已经访问的像素集 J_k 。它存储了直至时刻 t 的所有已访问像素, 利用该表可避免第 k 只蚂蚁重复访问同一个像素, 禁忌列表的长度对检测结果有一定影响。
- 2) 能见度是以本地信息为基础的, 代表了由像素 i 到 j 的启发性愿望, 被用来引导蚂蚁的搜索, 其定义与实际问题的有关, 因为在基于图像边缘特征检测中是以灰度梯度作为基本判别条件的, 故定义为像素 i 到 j 的梯度 $\eta_{ij} = \nabla I_{ij}$
- 3) 像素 i 到 j 路径上遗留的虚拟信息素 τ_{ij} 是一种动态的全局信息, 它反映了蚂蚁在问题解决过程中的经验积累, 代表了由像素 i 到 j 的获知性愿望, 该参数是实时在线更新的。蚂蚁选择由像素 i 到 j 的路径时所依据的转换规则如式 (1):

$$P_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{j \in D} [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}, \quad j \notin J_k \quad (1)$$

若 $j \in J_k$, 则 $P_{ij}^k(t) = 0$ 式中 α 和 β 是两个可以调整的参数, 用于控制信息素和能见度的相对权值。如果 $\alpha = 0$ 则灰度梯度最大的像素容易被选择, 就有些类似经典的随机贪婪算法。如果 $\beta = 0$ 则只有信息素放大机制在独自工作, 这将导致算法迅速获得一个可能是非最优的解, 检测结果不准确。因此在信息素浓度和能见度之间需要确定一种折中关系。

一次移动结束后, 每只蚂蚁 k 在路径 (i, j) 即像素 j 上留下一定的信息素 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 。在第 t 次迭代时 (当所有蚂蚁移动一次后, 迭代次数计数器加 1), $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 的计算方法如式 (2):

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \nabla I_j / Q & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁选择像素 } j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中 Q 是一个预置参数, ∇I_j 是像素 j 处的灰度梯度。

若没有信息素挥发的路径搜索很可能导致初始化随机波

动的进一步放大, 从而得到一个非最优检测结果, 为了保证对解空间的充分搜索, 必须引入信息素挥发机制。在算法设计中, 引入信息素挥发系数 $\rho(0 < \rho < 1)$ 来模拟挥发过程, 每条路径 (像素 ij) 都遵循一致的信息素挥发规则:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (3)$$

其中 $\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t)$ m 是蚂蚁的数量。图像中每个像素点的初始化信息素浓度是一个小的正常数 τ_0 , 也就是说在 $t=0$ 时刻, 各像素点上信息素浓度相同。蚂蚁的数量 m 是一个非常重要的参数, 在此算法中, 它是一个不随时间变化的常数。如果 m 过大, 则算法会较早地强化次优解, 并收敛于不好的解。但是偏小的 m 则由于信息素挥发问题而不能获得预期的群体协作行为。

当循环完预置的迭代次数后, 整个算法结束, 然后根据图像中各像素上经过的蚂蚁个数与设定的阈值比较来确定目标边缘, 然后再对边缘图像细化处理最后得到最终结果, 完整过程如图 2

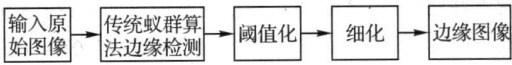


图 2 蚁群算法 CT 图像边缘检测过程

3 改进蚁群算法 CT 图像边缘检测过程

传统蚁群检测算法在对 CT 图像进行边缘检测时是把图像中所有的像素同等对待, 蚂蚁在转移时采取统一的选择策略, 各像素点信息激素的更新也没有区别, 这势必使得检测边缘的精确度降低, 背景和噪声中的某些像素点被误检测为边缘点, 实际中的某些边缘点被漏检, 对噪声的敏感性高, 某些噪声点被误检为边缘。另外该方法对不同种类 CT 图像的适应性较低, 对各类 CT 图像检测效果千差万别。针对以上缺陷, 本文对该方法进行了改进, 对 CT 图像中不同内容针对其特点做不同的处理, 使用不同的选择策略和信息素更新策略, 形成一种自适应检测方法, 有效提高了检测精度和适应性。一幅 CT 图像中包括目标、背景、边界和噪声等内容, 区别目标和背景的一个重要特征是像素灰度, 因此选用像素的灰度值作为区分的一个特征, 边界点或噪声点往往是灰度发生突变的地方, 而该点处的梯度体现出这种变化, 是反映边界点与背景或目标区域内点区别的重要特征; 对于梯度值较高的边界点和噪声点, 可以利用像素的 3×3 邻域进行区分^[8], 在一幅图像中, 与背景或目标内区域点灰度值相近的 3×3 邻域的像素个数一般为 8 与边界点灰度值相近的 3×3 邻域像素个数一般大于或等于 6 而对于噪声点, 该数值一般小于 4。邻域特征的提取方法为: 将当前像素和邻域像素的灰度差与灰度差阈值作比较, 小于该阈值的邻域像素个数即所要提取的邻域特征。在大致区分出所在区域后, 再逐步细化, 使用蚂蚁进行详细的检测。

1) 背景和目标内区域。为了使蚂蚁尽快远离此区域而聚集到边缘上, 采取的措施是将该区域蚂蚁的转换规则修改为随机选择, 结合实际蚂蚁运动的惯性原理^[13], 使蚂蚁沿最初选择的固定方向运动直到图像边缘区, 这较大地提高了算法的收敛速度。由于此区域的像素点对边缘的检测影响甚小, 所以此区域像素点信息素对蚂蚁转移没有影响, 故对信息素不更新, 使其保持初值。

2)在噪声点。由于 CT拍摄系统的性能和被检部位等固定因素的原因,使得图像中的噪声不可避免。对噪声必须做特殊处理,否则会将噪声误检为边缘。对于噪声点,与区域内点灰度值相近的 3×3 邻域的像素一般也认为是噪声点^[7],故蚂蚁在转移时应剔除掉这些点。设这些像素点构成一集合为 N 则转换规则如式(4):

$$p_{ij}^k(\eta)=\begin{cases}\frac{[\tau_{ij}(\eta)]^\alpha\cdot[\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{i\in J_i\cap D}[\tau_{ii}(\eta)]^\alpha\cdot[\eta_{ii}]^\beta}, & i\notin J_i^k\text{且} i\notin N \\ 0 & i\in J_i^k\text{或} i\in N\end{cases}\quad (4)$$

为了让其他蚂蚁以最低的概率再次选择噪声点,一旦蚂蚁选择了噪声点,应使该点处的信息素快速衰减,而且不释放新的信息素,故加大挥发系数 ρ ,信息素更新规则修改为式(5):

$$\tau_{ij}(\eta)=(1-\rho)\cdot\tau_{ij}(\eta)\quad (5)$$

其中 ρ 为一较大值。

3)在边缘区。为了进一步提高蚂蚁系统算法在图像边缘区的搜索性能,参考文献[5],转换规则修改如下:在像素 i 上的蚂蚁 k 从其 3×3 邻域中选择下一个像素 j 时遵循的转换规则为式(6):

$$j=\begin{cases}\arg\max_{i\in J_i\cap D}[\tau_{ij}(\eta)]^\alpha\cdot[\eta_{ij}]^\beta, & q\leq q_0 \\ J & q> q_0\end{cases}\quad (6)$$

其中 q 是均匀分布在 $[0,1]$ 的随机变量, q_0 是一个可调整的参数。 $J\in J_i^k$ 是按照式(7)确定的概率随机选择的像素:

$$p_{ij}^k(\eta)=\frac{[\tau_{ij}(\eta)]^\alpha\cdot[\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{i\in J_i\cap D}[\tau_{ii}(\eta)]^\alpha\cdot[\eta_{ii}]^\beta}\quad (7)$$

由上述描述可见,在 $q> q_0$ 时,此转换规则与传统蚁群算法是一致的,其概率随机选择特性决定了能够扩大蚂蚁搜索空间,防止过早陷入局部最优解,可以有效检测出图像中的某些细微边缘;当 $q\leq q_0$ 时,其转换规则就来源于与像素间的启发性知识和以信息素形式存在的获得性知识,由于没有概率随机因素的影响,故可大大加快蚂蚁搜索的进程,提高了算法效率。通过调整 q_0 来影响搜索可使算法既能获得较精确的边缘,也能降低算法的时间复杂度,提高执行效率。

为了获取图像最丰富的边缘信息,避免漏掉细微边缘,应该避免算法过早陷入一非最优解,为此应扩大算法搜索空间,而信息激素浓度对搜索过程有重要影响,所以必须降低边缘像素点信息激素浓度增加的速度,为此信息素的更新规则修改为:

$$\tau_{ij}(\eta)=(1-\rho)\cdot\tau_{ij}(\eta)+\rho\cdot\Delta\tau_{ij}(\eta)\quad (8)$$

此时可使已经被很多蚂蚁经过的像素的吸引力不至于太强,从而间接促进蚂蚁探索那些仍未被访问的像素,使蚂蚁不会集中收敛于单一路径,有利于发现更多的边缘,提高了算法检测质量。

4 改进算法的伪代码

```
/*初始化*/
对各参数  $\alpha, \beta, \rho, \rho', q_0, m, \tau_0, t_{max}$ 进行初始化
For  $i=1$  to  $m$  do
     $\tau_{ij}(0)=\tau_0$ 
End For
For  $k=1$  to  $m$  do
```

```

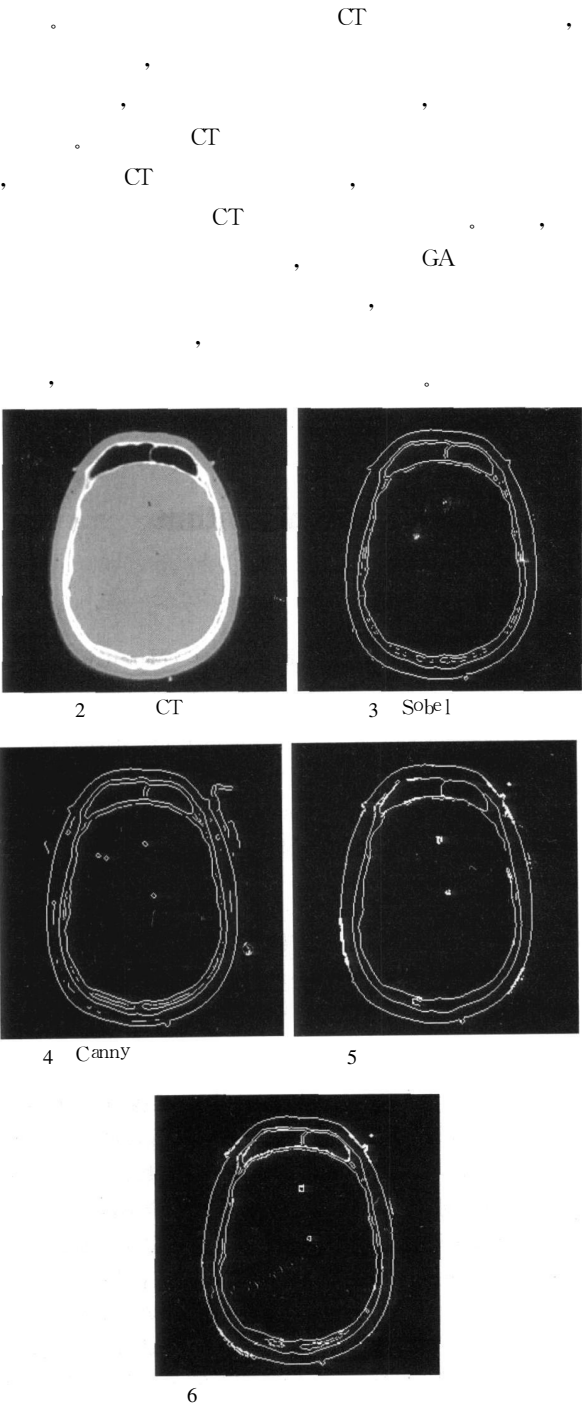
    k
End For
/*
For  $t=1$  to  $t_{max}$  do
    For  $k=1$  to  $m$  do
        k  $3\times 3$ 邻域像素中与 k
        num
        If
            If k  $t_{max}$  then
                Else
            End If
        End If
        If
            :
             $p_{ij}^k(\eta)=\frac{[\tau_{ij}(\eta)]^\alpha\cdot[\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{i\in J_i\cap D}[\tau_{ii}(\eta)]^\alpha\cdot[\eta_{ii}]^\beta}, i\notin J_i^k, i\notin N$ 
            , k :
             $\tau_{ij}(\eta)=(1-\rho')\cdot\tau_{ij}(\eta)+\rho'$ 
        End If
        If
            i k  $3\times 3$ 邻域中选择下一个像素 j
            :
             $j=\begin{cases}\arg\max_{i\in J_i\cap D}[\tau_{ij}(\eta)]^\alpha\cdot[\eta_{ij}]^\beta, & q\leq q_0 \\ J & q> q_0\end{cases}$ 
             $J\in J_i^k$  :
             $p_{ij}^k(\eta)=\frac{[\tau_{ij}(\eta)]^\alpha\cdot[\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{i\in J_i\cap D}[\tau_{ii}(\eta)]^\alpha\cdot[\eta_{ii}]^\beta}$ 
            , k :
             $\tau_{ij}(\eta)=(1-\rho)\cdot\tau_{ij}(\eta)+\rho\cdot\Delta\tau_{ij}(\eta)$ 
        End If
    End For
End For
For  $t=t_{max}+1$  to  $t_{max}+1$  do
End For
```

5 实验结果及分析

为了验证 , DICOM
256×256的256级灰度人体头部CT ,
CT ,
WindowsXP VisualC++ 6.0和Matlab6.5
 ,
。2为原始的CT , 3~6分别为使用 Sobel
、Canny 、
。
:
 $\alpha=2.5 \beta=2 \rho=0.04 \rho'=0.15 q_0=0.9 m=500$
 $\tau_0=1 t_{max}=500$, Sobel
 , Canny

6 结语

蚁群算法是一种较新的应用于组合优化问题的启发式搜



[1] Gabor, 2007 40(7):833-838

[2] , 2006 21(3):66-69

[3] , 2004 28(3):34-37

[4] DORIGO M, DICAROG, STÜTZLE T. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *Future Generation Computer Systems* 2000 16(8):5-7

[5] DORIGO M, GAMBARDIELLA L M. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 1997 1(1):53-66

[6] NEZAMABADIPOUR H, SARYAZDI S, RASHEDI E. Edge detection using ant colony algorithm. *Soft Computing—A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications* 2006 10(7):623-628

[7] ZHUANG XIN-HUA. Image feature extraction with the perceptual graph based on the ant colony system. *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC 2004)*. Washington, DC: IEEE Computer Society 2004: 6354-6359

[8] HAN YAN-FANG, SHI PENG-FEI. An improved ant colony algorithm for fuzzy clustering in image segmentation. *Neurocomputing* 2007 70(4/6):665-671

[9] LI CHUN-MAO, WANG LING-ZHI, WU SHUN-JUN. Ant colony fuzzy clustering algorithm applied to SAR image segmentation. *Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Radar (CIE06)*. Washington, DC: IEEE Computer Society 2006: 1-4

[10] , 2005 42(4):735-738

[11] Snake. 2007 26(3):245-248

[12] , 2006 31(7):86-89

[13] CHIALVO D R, MILLONAS M M. How swarms build cognitive maps. *The Biology and Technology of Intelligent Autonomous Agents* [S. l.]: NATO ASI 1995:439-450.

(上接第 1235 页)

[2] SIEGMAIER S, SIRENGERT M, KLEIN T, et al. A simple and flexible volume rendering framework for graphics hardware-based raycasting. *Proceedings of the 4th International Workshop on Volume Graphics*. Washington, DC: IEEE Computer Society 2005:187-195

[3] KLEIN T, SIRENGERT M, SIEGMAIER S, et al. Exploiting frame-to-frame coherence for accelerating high quality volume raycasting on graphics hardware. *Proceedings of the 16th IEEE Visualization Conference (VIS 2005)*. Washington, DC: IEEE Computer Society 2005:223-230

[4] LEUNG W, NEOPHYTOU N, MUELLER K. SMD-aware ray casting. *Proceedings of the 5th International Workshop on Volume Graphics* 2006. Washington, DC: IEEE Computer Society 2006:59-62

[5] Microsoft DirectX SDK EB/OL. [2007-11-10]. <http://msdn.microsoft.com/directx/>

[6] RUIJTERS D, VILANOVA A. Optimizing GPU volume rendering. *Journal of WSCG* 2006 14(1/3):9-16

[7] SCHARSACH H, HADWIGER M, NEUBAUER A. Perspective iso-surface and direct volume rendering for virtual endoscopy applications. *Proceedings of the Eurographics/IEEE-VGTC Symposium on Visualization* 2006. [S. l.]: Eurographics Association 2006:315-322

[8] REZK-SALAMA C, KOLB A. A vertex program for efficient box-plane intersection. *Proceedings of Vision, Modeling and Visualization (VMV 2005)*. Amsterdam: IOS Press 2005:115-122