算法隐含并行性的物理模型

王　鹏[1,2]，常　征[2]

(1. 电子科技大学计算机学院　成都　610054;　2. 成都信息工程学院并行计算实验室　成都　610225)

【摘要】利用物理学原理对算法的隐含并行性进行了分析，提出算法的不确定性和高熵态是隐含并行性出现的根源，但算法的隐含并行性会导致算法结果的不确定性。智能算法中先验知识确定程序的搜索方向，隐含并行性提供了对解空间的高速并行搜索，为研究和设计智能算法提供了理论基础。提高算法的先验信息量和隐含并行能力可以得到具备较高智能水平的算法。

关　键　词　先验知识;　熵;　高熵态;　隐含并行性;　不确定性
中图分类号　TP301.6　　**文献标识码**　A　　doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2009.04.026

Physical Model of Implicit Parallelism in Algorithms

WANG Peng[1, 2] and CHANG Zheng[2]

(1. School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China　Chengdu　610054;
2. Parallel Computing Laboratory, Chengdu University of Information Technology　Chengdu　610225)

Abstract　According to the analysis of the implicit parallelism in algorithms, a physical model of implicit parallelism in algorithm is proposed. The uncertainty and high entropy state of algorithm bring forward implicit parallelism, but the implicit parallelism of algorithms may cause the uncertainty of algorithm results. In the proposed model, the search direction in result space is decided by the apriori knowledge and the high speed parallel search ability is decided by the implicit parallelism. The implicit parallelism of genetic algorithm and simulated annealing algorithm are analyzed by this model.

Key words　apriori knowledge;　entropy;　high entropy state;　implicit parallelism;　uncertainty

并行技术是现代计算机技术发展的主要趋势之一，人们为了解决日益增长的计算需求，提出了并行计算概念。并行计算技术已被广泛应用于军事、气象、科学等领域，并正在发挥着越来越大的作用，并行计算能力甚至成为了衡量一个国家科技力量的重要标准。

还有一种并行技术经常被用于一些不确定性算法(特别是部分智能算法)中，解决非确定性多项式(non-deterministic polynomial，NP)问题的非精确求解，该类并行技术被称为算法的隐含并行性[1-7]。

隐含并行性研究最多的当属遗传算法。遗传算法具有的在解空间对模式的隐含并行搜索能力，使它成为解决NP优化问题的一种重要方法。已经证明，种群规模为n时，遗传算法能对n^3个模式进行并行处理。研究算法的隐含并行性机理是并行计算领域还尚开发的重要领域，对计算效率的提高有不可估量的影响[8]。

隐含并行性的并行特性在一些自然计算算法中经常出现，因此隐含并行性的形成机理必然与自然界的某些物理现象相联系，而自然计算只不过是在算法设计时利用了这些物理现象的规律，从而形成隐含并行计算能力。

本文从遗传算法和模拟退火算法的隐含并行性入手，利用物理学中的不确定性原理以及热力学中的熵概念，对隐含并行产生的物理本质进行研究，指出算法的隐含并行性来自于算法系统的不确定性，通过构造高熵态的系统可以实现具有良好隐含并行性的算法。

1　算法的隐含并行性

1.1　遗传算法的隐含并行性

文献[9-10]模拟生物遗传特性提出遗传算法，为求解复杂系统优化问题提供了一个通用框架，并广泛应用于函数优化、组合优化和自动控制问题。遗传算法的隐含并行性为求解上述复杂问题提供了一

收稿日期：2008 – 09 – 25；修回日期：2009 – 05 – 29
基金项目：国家自然科学基金(60702075)；中国博士后科学基金(2007410385)；四川省教育厅自然科学重点项目(07ZA014)
作者简介：王　鹏(1975 –)，男，博士后，副教授，主要从事并行计算和量子算法方面的研究.

个重要的全局化方法。实践证明，遗传算法对于组合优化中的NP完全问题非常有效。

遗传算法对于NP类问题的强大处理能力是由于它的隐含并行性，遗传算法的隐含并行性(implicit parallelism)表明：遗传算法每一代除了对n个串的处理外，实际上还处理大约$O(n^3)$个模式，从而每代只执行与群体规模成比例的计算量，就可以达到并行地对大约$O(n^3)$个模式进行有效处理的目的，并且无额外存储。

在遗传算法的隐含并行性作用下，根据模式定理(schema theorem)，具有短的定义长度、低阶、适应值在群体平均适应值以上的模式，在遗传算法迭代过程中将按指数增长率被采样，从而可较快地求出问题的结果。

1.2 模拟退火算法的隐含并行性

文献[11]基于物理学中关于固体物质的退火过程与一般的组合优化问题之间的相似性，提出模拟退火(simulated anealing，SA)算法，并逐渐发展成为一种迭代自适应启发式概率性搜索算法。

Metropolis准则是模拟退火算法中的重要数据处理方法，该准则能以一定的概率接受能量上升(即产生恶化解)的新状态，而能量下降是优化的总目的。新解的产生遵循Metropolis准则，一个新的状态从现有的状态中产生。

Metropolis准则描述如下：

在温度T下由初始解S产生新解S'，计算增量$\nabla t' = C(S') - C(S)$，其中$C(S)$为评价函数。如果$\nabla t' < 0$，则接受S'作为当前的新解，否则，以概率$e^{(-\nabla t'/T)}$接受S'作为新的当前解。

模拟退火算法通过Metropolis准则以一定的概率接受恶化解，实现对解空间的并行搜索。每一个根据Metropolis准则所录用的恶化解就代表一类具备一定特征的解空间模式集合，这与遗传算法相似，相当于实现了对大量隐含模式的搜索，因而模拟退火算法能实现对旅行商问题(traveling salesman problem，TSP)等问题的求解工作。可以认为模拟退火算法所呈现的智能性是由Metropolis准则所提供的算法并行搜索能力造成的。

2 算法隐含并行性的物理学分析

根据前面的介绍，可以发现具备隐含并行能力的算法都不同程度地运用了随机性原理，这是因为随机性带来了不确定性，随机方法的运用正是该类算法对自然界不确定性的模仿，并因此具备了强大的隐含并行数据处理能力。

不确定性是自然界的一个普遍规律，Heisenberg的不确定性原理已对该普遍规律进行了严格的证明。不确定性所带来的并行性为人工智能的发展提供了一个重要方法。计算机算法作为解决物质世界问题的一种工具，也应该符合不确定性规律。

物理学中的热力学提供了研究不确定性的物理模型。如果把计算机连同软件的运行过程看作是热力学系统的等温变化过程，该热力学系统在变化过程中根据需要可以向系统外吸收能量，也可向系统外排出能量。

根据计算机的热力学模型，本文给出隐含并行性的热力学定义。

定义 不需要额外向系统输入能量，即不造成系统的熵值降低的计算过程，为隐含并行计算过程。因为该计算过程的熵变$\nabla S = 0$，所以该计算过程是一种可逆计算过程。具备隐含并行能力的算法系统应处于高熵状态。

根据定义可以发现，实现隐含并行性的代价是计算结果的不精确。因为隐含并行计算过程不会造成系统熵值降低，该过程无法使系统向更精确的方向发展，所以隐含并行计算过程是一个无需耗能的过程。如遗传算法运行过程中，系统只需向针对n个种群的计算输入能量，而无需向隐含模式输入能量。遗传算法本身并不保证一定能求出最优解，该现象正是由于遗传算法采用了隐含并行计算使系统处于高熵态，从而降低了计算的精确性。很多求解复杂问题的不确定算法都不同程度地采用了隐含并行计算，实现对解空间的并行搜索。

隐含并行性与一般的算法并行化有本质的区别，隐含并行性是算法自身的内在属性，并行过程在理论上无需外界能量的输入[12]；而一般的算法并行化并不是算法的内在属性，而只是任务的分散化，是需要耗能的过程。隐含并行性通常能实现较高的并行能力。

量子计算的并行性也是隐含并行性[13-15]，在对迭加态进行测量之前，系统处于完全不确定状态，是具有指数级的隐含并行性，$\nabla S = 0$。实际上，一些具有隐含并行性的算法都可以采用量子力学中的方法对其进行描述，如模拟退火算法在Metropolis准则的作用下，当$\nabla t' \geqslant 0$时，算法系统处于不确定的迭加态中，用Dirac算符描述如下：

$$\mathrm{SA} = (1 - e^{(-\nabla t'/T)})\,|S> + e^{(-\nabla t'/T)}\,|S'> \tag{1}$$

式中 SA为模拟退火算法所构造的迭加态；$|S>$和

$|S'>$分别为初始解态和新解态。式(1)表明，在Metropolis准则的作用下，当$\nabla t' \geqslant 0$时，算法构造出一个初始解态和新解态的不确定性迭加态，从而可实现对解空间的并行搜索。

如果将算法(如遗传算法)的整体行为按系综理论简化并作为一维量子谐振子，算法的搜索行为从群体角度呈现为广义力在解空间把算法结果向最优解拉近，即先验知识使搜索行为出现方向性，谐振子的力学参数k作为广义力学参数，谐振子的势能$V(x)=\frac{1}{2}kx^2$作为广义势能，其中x是相对最优解的距离。设定态薛定谔方程为：

$$\left(-\frac{\hbar}{2m}\frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}x^2}+\frac{1}{2}kx^2\right)\psi(x)=E\psi(x) \tag{2}$$

式中　m为广义质量；$\hbar$为普郎克常数；E为能量；$\psi(x)$为波函数。求解方程式(2)，可得一维量子谐振子模型下算法系统的基态波函数为高斯形式：

$$|\psi_0(x)|^2=C\mathrm{e}^{-a^2x^2} \tag{3}$$

式中　$\psi_0(x)$为基态波函数；C为常数；a为与k相关的常数。

式(1)表明，在一维量子谐振子模型下，算法系统处于基态时，按高斯分布在最优解附近出现。可利用该模型作为物理数学工具分析算法隐含并行性的作用机理，解释算法从高能态向基态跃迁的过程。

根据以上讨论可得到如下推论：

推论 1　计算机系统的熵越高，实现的隐含并行能力越高。

隐含并行性的热力学解释为构造具有良好隐含并行能力的算法提供了理论依据，如遗传算法就是通过概率的使用，提高系统的熵值，使算法处于较高的隐含并行状态，从而实现对复杂问题的非精确求解。

根据Shannon在信息论中定义的信息熵为：

$$H(x)=-\sum_x P(x)\,\mathrm{lb}P(x) \tag{4}$$

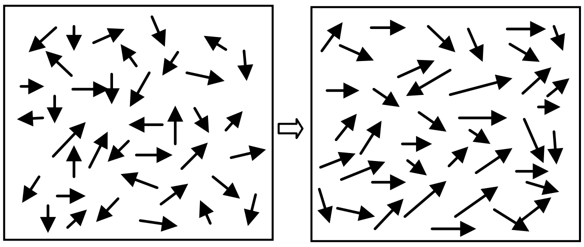
式中　$P(x)$为概率函数。一条信息或一个系统信息量的大小与信息或系统的不确定性有直接的关系。不确定性越大，熵也越大，信息的含量也就越大。因此可以认为，信息量的度量代表不确定性的多少。为了实现算法对解空间的高速搜索，需要构造一个处于高不确定性状态的搜索系统，使算法系统处于高“信息熵”状态。

推论 2　提高系统的隐含并行能力，需要提高系统的信息量，即提高系统的不确定性。

然而算法只具备隐含并行性是无法求出结果的，因为隐含并行性并不知道正确解的方向，算法要向正确方向搜索，必需要有先验知识的支持，所以认为一个算法需要包括两个部分：

(1) 先验知识

先验知识主要是保证算法系统能向正确的方向搜索运行，根据不同的问题构造合理的目标函数、启发式规则，使智能系统能向正确的方向在解空间进行搜索，从而得到问题的解。这部分信息主要来自于先验知识。先验知识的作用如图1所示。



a. 无先验知识的搜索　　b. 有先验知识的搜索

图1　先验知识的作用示意图

图1a和图1b之间的空心箭头标明的是正确解方向。图1a为不采用先验知识时的算法搜索情况，所有的搜索都是盲目的搜索；图1b为采用了先验知识时的算法搜索情况，整个搜索具备一定的方向性，提高了解空间搜索效率。通过提高先验知识的数量使算法从无序搜索变为有序搜索，虽然每一次独立的搜索还具有一定的随机性，但算法的总体搜索方向具有了方向性，即形成了局部不确定性和整体确定性的统一。

(2) 隐含并行搜索系统

通常算法需用解决的问题都具有巨大的解空间，甚至有很多问题是NP类问题，如果算法不具备对解空间的并行搜索能力，则算法将退化为普通的强力搜索算法。因此认为算法系统具备智能的根源在于其算法所具有的不确定性，这与人的思维方式是相同的。人的智能就是一种不确定性智能，虽然不能保证得到的结果是绝对最优，但却能保证在大多数时候得到的是一个较优的可行解。

先验知识和隐含并行搜索系统共同形成了具备高信息熵的算法系统，保证了算法能向正确的方向对解空间进行高速并行搜索，从而形成系统对问题的智能处理能力。按照Shannon的信息熵理论，在具有相同先验信息的前提下，具有不确定性的系统含有的信息量比确定性系统的信息量多，从自然规律来看，含有较多信息量的系统必然就是一个智能系

统，如人的大脑。

3 结　论

本文针对在算法研究中时常出现的隐含并行性，通过物理学方法对其做出合理的解释，指出算法系统中的不确定性是造成隐含并行性的原因，构造高熵态的算法系统可以实现算法隐含并行性。隐含并行性和先验知识共同构成了智能算法的速度和方向两个要素。算法的隐含并行性提供了一种高效的并行化方法，利用算法自身的本质属性，可实现对解空间的高速搜索，为实现高性能计算提供了新的思路。

本文研究工作得到成都信息工程学院发展基金(KYTZ200819)的资助，在此表示感谢。

参 考 文 献

[1] 涂序彦. 人工智能: 回顾与展望[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
TU Xu-yan. Artificial intelligence: review & prospect[M]. Beijing: Science Press, 2006.

[2] 王　鹏, 吕　爽, 聂　治, 等. 并行计算应用及实战[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008.
WANG Peng, LÜ Shuang, LIE Zhi, et al. Parallel computing: application and practice[M]. Beijing: China Machine Press. 2008.

[3] LI De-yi, CHEUNG D, NG V, et al. Uncertainty reasoning based on cloud models in controllers[J]. Computers and Mathematics with Application Elsevier Science, 1998, 35 (3): 99-123.

[4] BERTONI A, DORIGO M. Implicit parallelism in genetic algorithms[J]. Artificial Intelligence, 1993, 61(2): 307-314.

[5] DING Li-xin, KANG Li-shan. Analysis of implicit parallelism in evolutionary algorithms: a stochastic version[C]//Fourth International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications. [S.l.]: [s.n.], 2001: 172-179.

[6] ALDEN H W, MICHAEL D V, JONATHAN E R. Implicit parallelism[C]//Proceedings of GECCO 2003. [S.l.]: Springer Verlag Lecture Notes in Computer Science, 2003: 1003-1014.

[7] FANG Lei, ZHANG Huan-chun, JING Ya-zhi. A new fuzzy adaptive genetic algorithm[J]. Journal of Electronic Science and Technology of China, 2005, 3(1): 57-71.

[8] 付朝江, 张　武. 非线性动力有限元重叠区域分裂的隐式并行算法[J]. 计算力学学报, 2006, 23(6): 783-788.
FU Chao-jiang, ZHANG Wu. An implicit parallel algorithm for nonlinear dynamic finite element analysis with overlapped domain decomposition[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2006, 23(6): 783-788.

[9] HOLLAND J H. Outline for a logical theory of adaptive systems[J]. Journal of the Association for Computing Machinery，962(3): 297-314.

[10] HOLLAND J H. Genetic algorithm and the optimal allocations of trials[J]. SIAM Journal of Computing, 1973, 2: 88-105.

[11] KIRKPATRICK S, GELATT C D, VECCHI M P. Optimization by Simulated Annealing[J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.

[12] BENNETT C H. Logical reversibility of computation[J]. IBM Journal of Research and Development, 1973, 17(6): 525-532.

[13] WANG Peng, LI Jian-ping. Quantum Interpretation of Frequency Operator[C]//ICNC ’07: Third International Conference on Natural Computation. [S.l.]: IEEE Computer Society Press, 2007: 613-618.

[14] FEYNMAN R P. Simulating physics with computers[J]. International Journal of Theoretical Physics, 1982, 26(21): 467-488.

[15] BENNETT C H, DIVINCENZO D P. Quantum information and computation[J]. Nature, 2000, 404(3): 247-255.

编　辑　熊思亮