模仿学习: 一种新人工生命动画方法

班晓娟 [1] 徐卓然 [1] 刘 浩 [1]

摘 要 提出一种新的人工生命动画方法—模仿学习. 模仿是一种非常有效的掌握运动技能的学习方式. 一项运动技能为无数个相关运动序列的集合. 通过模仿代表性运动序列, 将蕴含的局部运动技能泛化, 可获得完整的运动技能. 模仿学习以运动相似度匹配和简单–复杂行为方法论为核心, 并以进化计算为优化方法. 模仿学习降低进化计算对传统评价函数的依赖, 减少评价函数设计时间, 提高优化复杂目标的能力, 因此提高了制作效率. 基于 PhysX 仿真平台, 本文以人工猫的着陆行为验证了本文方法的有效性, 并取得了良好的效果.

关键词 模仿学习, 简单–复杂行为方法论, 运动相似度匹配, 进化计算, 人工生命动画

引用格式 班晓娟, 徐卓然, 刘浩. 模仿学习: 一种新人工生命动画方法. 自动化学报, 2012, **38**(4): 518−524

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.00518

Imitation Learning: A New Approach in Artificial Life Animation

BAN Xiao-Juan[1] XU Zhuo-Ran[1] LIU Hao[1]

Abstract This paper proposes a new artificial life animation approach — imitation learning. Imitation is a highly effective learning method for acquiring motion skill which can be regarded as a set of numerous motion sequences. Imitating representative motion sequences to acquire the local motion skill and generalizing them can achieve the entire motion skill. The cores of imitation learning are motion similarity and simple-compose behavior methodology, and evolutionary computation is used as an optimization method. Imitation learning decreases the dependence of evolutionary computation on traditional fitness function and the time spent on designing a suitable fitness function. It also increases the ability of optimizing complex goal. So it increases the efficiency of producing animation. We verify our method by training an artificial cat robot to learn landing behavior based on PhysX simulation framework, which achieves a good result.

Key words Imitation learning, simple-compose behavior, motion similarity matching, evolutionary computation, artificial life animation

Citation Ban Xiao-Juan, Xu Zhuo-Ran, Liu Hao. Imitation learning: a new approach in artificial life animation. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(4): 518−524

在人工生命动画中, 提高动画制作效率一直是研究人员追求的目标. 自然界中, 通过模仿代表性运动, 并举一反三, 获得完整的运动技能是一种非常有效的掌握运动技能的方法. 目前, 人工动物掌握运动技能的方法主要可分为两类: 基于运动学或动力学模型的方法和基于进化计算的方法.

基于运动学或动力学模型的方法从运动学或动力学模型中推导出运动控制律, 并根据此控制律控制人工动物. 如 Tu 等[1] 人工鱼身体由多组弹簧组成, 预定义的行为被转换为弹簧参数的变化驱动弹簧收缩与伸展. 多组弹簧周期性的收缩与伸展完成人工鱼身体的摆动. Wu 等[2] 人工鸟由关节连接起的骨架和弹性羽毛组成, 通过控制关节的转动力矩来扇动翅膀. 一些研究者将运动捕获与此方法结合, 即从运动捕获数据中提取运动特征作为运动律的参数. 如 Liu 等[3] 在人类角色动力学模型中引入了生物力学特性, 包括肌肉使用偏好、腱和韧带与肌肉的弹性机制等. 并使用非线性逆优化从运动数据中提取物理参数.

基于运动学或动力学模型的方法较关键帧动画提高了制作效率和复用性. 但不同动物运动律不同, 每制作新的人工动物, 都需要研究其特有的运动律.

基于进化计算的方法试图通过优胜劣汰找到适合的运动律. Sims[4−5] 研究了同时进化人工动物形态与控制系统. Sims 用有向图来表达人工动物的形态, 节点代表躯干, 节点间的连接代表关节. 节点包含控制器, 节点间的连接定义了节点间信号的传递. Sims 使用遗传编程进化有向图, 得到多种多样的人工动物. Tanev 等[6] 通过连接形态相同的段构成人

收稿日期 2011-07-18 录用日期 2011-11-10
Manuscript received July 18, 2011; accepted November 10, 2011
国家自然科学基金 (60973063), 北京自然科学基金 (4092028), 中央高校基本科研业务费专项资金 (FRF-TP-09-016B), 教育部新世纪人才支持计划 (NCET-10-0221) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60973063), Beijing Natural Science Foundation (4092028), Fundamental Research Funds for the Central Universities (FRF-TP-09-016B), and Program for New Century Excellent Talents in University of Ministry of Education of China (NCET-10-0221)
本文责任编委 孙长银
Recommended by Associate Editor SUN Chang-Yin
1. 北京科技大学计算机与通信工程学院 北京 100083
1. School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083

工蛇, 相邻段间可以垂直或水平的转动, 并通过遗传编程来优化对各段的控制. 人工蛇获得了蛇形移动、跨越障碍、穿越管道和崎岖地形的能力. 基于进化计算的方法具备较好的鲁棒性, 其制作效率较运动模型方法更高, 甚至在设计外形的同时就可以自动生成控制器结构. 然而, 优化 "更美观"、"更优雅" 等复杂目标始终是进化计算的软肋. 究其原因, 为复杂目标选取恰当的评价函数非常困难. 如 Secretan 等[7] 研究了这种情况下交互进化的作用.

人工动物进行模仿学习时不需要明确的评价函数, 而是根据样本运动来校正自身的运动. 本文提出一种新的人工生命动画方法–模仿学习, 降低进化计算对传统评价函数的依赖, 减少评价函数设计时间, 提高优化复杂目标的能力, 因此提高了制作效率. 基于 PhysX 仿真平台, 本文以人工猫的着陆为例验证了方法的有效性, 并取得了良好的效果.

1　模仿学习概念

自然界中, 模仿是动物掌握运动技能最直接、有效的学习方式. Marriott 等[8] 研究了模仿在种群中的作用.

一项运动技能是一个抽象概念, 是无数多个运动序列的集合. 例如: 对于射击运动, 目标可能出现在任意位置, 因此瞄准动作也存在差异. 而全部可能的射击动作组成了一项射击技能.

为阐述模仿学习的概念, 首先定义运动技能 F 和局部运动技能 f 如下.

定义 1. 运动技能 F 为函数: $O = F(I)$. 其中 I 为传感器信号, O 为完成运动所需的效应器信号. $I \in X$, $O \in Y$, X, Y 为输入、输出全体集合.

定义 2. 对于一个由 F 产生的运动序列 M, 局部运动技能 f 为函数: $O' = f(I')$. $I' \in x$, $O' \in y$, $x \subset X$, $y \subset Y$ 为运动序列 M 的输入、输出.

性质 1. $O' = F(I')$, 但 $O = f(I)$ 不一定成立. 即 f 在定义域 x 内与 F 等价, 但在定义域 $i \subset X$, $i \nsubseteq x$ 上不一定与 F 等价. 若已知多个 $f_1, f_2, \cdots, f_n$, 可采用简单–复杂行为方法论拟合 F:

$$O = f_k(I),\ \ k = T(I) \tag{1}$$

即 T 根据当前输入, 从 $f_1, f_2, \cdots, f_n$ 中选择 f_k 作为当前 F, 称为 T 分派 f_k.

定义 3. 对于一个运动技能, 其 F 未知. 但已知多个运动序列 $M_1, M_2, \cdots, M_n, M_n$ 通过 F 产生. 则: 1) 使用包含运动相似度的评价准则拟合 M_1, M_2, $\cdots$, M_n 中蕴含 $f_1, f_2, \cdots, f_n$; 2) 通过简单–复杂行为方法论, 优化 T 拟合 F 的过程称为模仿学习.

本文使用人工神经网络拟合 f 和 T', 以进化计算为优化方法, 以实际运动序列与样本序列的匹配度作为进化计算的适应度. 这种方法较通过 M_1, M_2, $\cdots$, M_n 直接优化 F 具备更好的收敛性.

2　模仿学习系统结构

为应用模仿学习概念, 本文提出模仿学习的系统结构如图 1 所示. 模仿学习过程分为准备阶段和训练阶段. 在准备阶段, 应用运动特征提取从样本运动中提取并储存样本特征. 运动特征提取包含时空特征提取及概率特征提取两步. 在训练阶段, 基于进化计算和简单–复杂行为方法论优化控制器. 其中, 进化计算的适应度结合运动相似度与评价函数. 下面分别详细论述系统各部分的实现方法.

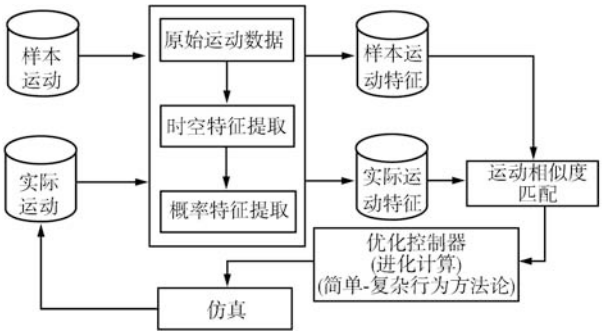

图 1　模仿学习系统结构

Fig. 1　System structure of imitation learning

3　运动特征提取

在运动特征提取领域, Pullen 等[9] 提出各关节点运动时角度关系可以作为动作特征. Liu 等[10] 采用层次化运动描述, 并通过动态聚类算法建立了相应的运动检索树. Lee 等[11] 提出了两层运动特征方法. 其中底层用马尔科夫链来表达运动细节特征. 高层是运动数据的归纳, 表征了帧的分布和转换.

本文综合上述思想, 采用时空特征提取及概率特征提取两步完成运动数据的特征提取, 并以人工猫为例展示了本文的方法.

3.1　时空特征提取

人工动物模型可抽象为关节与骨骼的组合. 图 2 为人工猫的关节与骨骼. 动物骨骼具备层次特征, 即父节点运动带动子节点运动. 为此, 指定一个 root 节点, 如图 2 中节点 1 为 root 节点; 节点 2、3 为 root 节点的子节点; 节点 4、5、8 为节点 2 的子节点, 以此类推.

人工动物的运动数据 M 可视为由每帧采样得到的姿势序列 $M = (F_1, F_2, \cdots, F_{TM})$. 在任意帧人工动物的姿势表示为: $F = (r^2, \cdots, r^{15})$, 其中 $r^n \in \mathbf{R}^3$ 代表节点 n 与父节点间的方向角.

定义关节点 j 的逻辑特征为

$$b_j = (front(i,j), left(i,j), above(i,j)) \quad (2)$$

其中, i 为 j 的父关节点. 布尔函数 *front, left, above* 为真仅当 j 在 i 前、左、上, 其可分析 r^n 象限求得. 则人工猫逻辑特征可表示为

$$B = (b^2, \cdots, b^{15}) \quad (3)$$

使用主成分分析法 (Principle component analysis, PCA)[12] 方法降维 B 为 L, 则时空特征为

$$SF = (L_1, L_2, \cdots, L_{TM}) \quad (4)$$

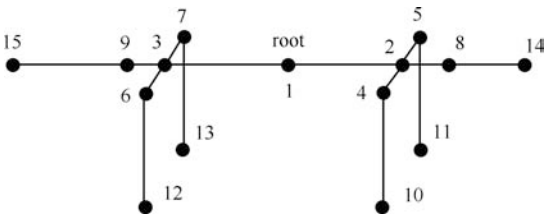

图 2 人工猫的关节骨骼模型

Fig. 2 Model of joints and bones of an artificial cat

3.2 概率特征提取

人工动物的运动可视为随机过程, 因此可将运动建模为一次马尔科夫模型. 因此运动的概率特征为

$$TF = (P_2, P_3, \cdots, P_{15}) \quad (5)$$

其中, P_i 为节点 i 逻辑特征 b_i 的条件转移矩阵.

$$P_i = \begin{bmatrix} p_i(0,0,0|0,0,0) & \cdots & p_i(0,0,0|1,1,1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_i(1,1,1|0,0,0) & \cdots & p_i(1,1,1|1,1,1) \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $p_i(n,m,p|k,w,z)$ 为相邻两帧间出现头一帧 $b_i = (n,m,p)$, 后一帧 $b_i = (k,w,z)$ 的总数除以总帧数.

4 运动相似度计算

在运动索引及匹配领域, 文献 [13−15] 提出使用 R 树及其变体的多维索引结构来索引降维数据. Kahveci 等[16] 提出 CS-index 方法对长度相同的时间序列进行索引. Lee 等[17] 提出将特征序列划分为一些包含在最小边界矩形中的子序列, 以在检索时排除无关序列. 针对本文特征提取的特点, 运动相似度计算应包括时空相似度计算、概率相似度计算.

4.1 时空相似度计算

时空相似度本质上为两个运动序列间的距离, 为克服欧氏距离对时间轴对齐的严格要求, 本文使用动态时间卷曲算法 (Dynamic time warping, DTW) 对齐时间轴, 完成相似度的计算.

设实际运动与样本运动时空特征为 SF'、SF. 定义它们间的距离为

$$D = \frac{1}{2}(DTW(SF, SF') + DTW(SF', SF)) \quad (7)$$

其中, $DTW(SF, SF')$ 代表以 SF 为参考的 DTW 距离, $DTW(SF', SF)$ 代表以 SF' 为参考的 DTW 距离. DTW 的计算方法如下:

1) 设 $n \times n$ 矩阵 $DTW[n,n]$, $n = TM$. $DTW[0,0] = 0$, $DTW[1,\cdots,n,1,\cdots,n] = \infty$.

2) for $i = 1$ to n

for $j = 1$ to n

a) $d = |L_i - L'_i|$

b) $DTW[i,j] = d + \min(DTW[i-1,j], DTW[i,j-1], DTW[i-1,j-1])$

3) $DTW[n,n]$ 即为所求 DTW 距离.

4.2 概率相似度计算

概率特征相似度计算过程即概率特征向量的距离计算:

$$S = \sum_{i=2}^{15} |P_i - P'_i| \quad (8)$$

其中, P, P' 分别为样本的概率特征和实际运动的概率特征.

5 控制器优化

人工动物可分为四个部分: 模型、效应器、传感器、控制器. 模型通常由躯干与关节组成. 效应器位于关节上用于驱动关节运动. 控制器根据传感器信息控制效应器来驱动人工动物运动.

本文控制器优化方法分两步: 1) 对于每一个运动样本, 训练一个神经网络作为简单行为. 进化目标为实际运动匹配运动样本. 2) 以式 (1) 方法连接简单行为和复杂行为神经网络. 复杂行为神经网络产生分派信号, 根据分派信号从简单行为集合中选择一个神经网络, 使其控制效应器. 训练复杂行为神经网络, 进化目标为实际运动匹配全部运动样本.

基于进化计算的神经网络优化方法如下: 1) 为神经网络编码基因单元, 创建种群; 2) 对个体计算适应度; 3) 对种群进行交叉变异操作, 产生下一代种群; 4) 转步骤 2), 或者退出.

Gomez 等[18] 研究了一种协同进化的方法. Stanley 等[19] 研究了进化神经网络结构的方法.

Dürr 等[20] 研究了一种基于模拟基因编码 (Analog genetic encoding) 的进化方法.

基于如上研究, 本文同时进化控制器中神经网络的结构及权值. 为此, 需要改变交叉操作以适应不同结构的神经网络. 本文将一个神经网络的结构及权值编码为一个基因单元. 在进行交叉时, 对两个基因单元进行交叉. 若两个基因单元的结构相同, 则对网络权值进行交叉, 权值交叉以神经元为单位. 同时, 引入淘汰概念, 即移除适应度低的基因单元, 并补充随机产生的基因单元以丰富种群中的网络结构.

一个神经网络的基因单元编码可表示为一个四元组: $G_{\text{unit}} = \langle I, O, h, W \rangle$. 其中各项分别为: 输入向量、输出向量、隐层神经元数和权值. 所有网络的输出向量相同. 隐层神经元数和输入向量在创建个体时随机取值. 输入向量的元素选自全部可选输入. 权值通过进化计算优化.

通常, 利用评价函数计算个体适应度. 在本文中, 利用运动相似度与评价函数共同计算个体的适应度.

6　实验研究

为验证本文所述方法, 制作一个人工猫, 并训练其完成从空中落下并安全着陆. 人工猫从空中释放后, 首先需要调整到面朝下姿势, 然后需要伸展四肢使其在着陆时保持平衡, 图 3 为一只猫的着陆行为. 本文采用 NVIDIA 公司推出的 PhysX 物理引擎完成此实验.

6.1　人工猫模型

人工猫的躯体由头、尾、四肢、上身、下身组成, 通过关节将它们连接在一起, 如图 4 和图 5 所示. 效应器被安置在人工猫的腰、四肢及尾的关节上. 腰及尾部的关节可以在 x-y 平面、x-z 平面两个自由度上摆动, 摆动幅度为 ± 60°. 四肢的关节可以在 x-y 平面、y-z 平面两个自由度上摆动, 摆动幅度为 ±90°. 关节的自由度及范围如图 4 和图 5 所示. 人

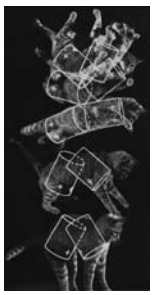

图 3　猫的着陆行为

Fig. 3　Landing behavior of a cat

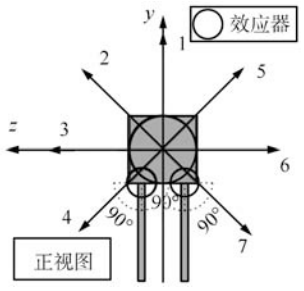

图 4　人工猫模型正视图

Fig. 4　Front view of artificial cat model

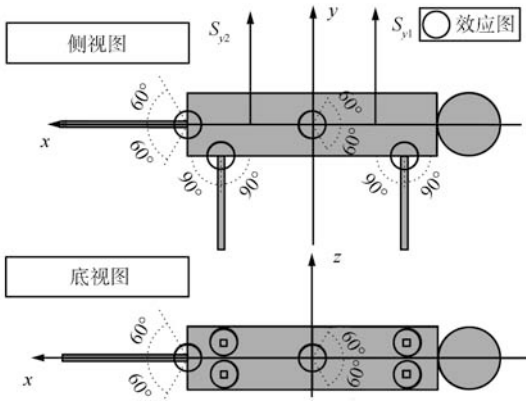

图 5　人工猫模型侧视图和底视图

Fig. 5　Side view and bottom view of artificial cat model

工猫的传感器取上身和下身的局部 y 轴 S_{y1}, S_{y2}; 腰和尾部关节在两个自由度弯曲的角度, 分别记为 S_{s1}, S_{s2}, S_{t1}, S_{t2}; 腰部关节距地的距离 S_h, 四肢关节在两个自由度弯曲的角度, 分别记为 $S_{l1}, S_{l2}, \cdots, S_{l8}$.

6.2　人工猫控制器

人工猫控制器如图 6 所示. 一个简单行为由分别控制腰、尾和四肢的三种神经网络组成. 由于控制器包含若干个简单行为, 三个圆角矩形分别代这三种神经网络的集合. 复杂行为的神经网络产生分派信号, 根据分派信号从每种神经网络集合中选择一个神经网络, 使其控制对应效应器. 为保证人工猫行为的稳定, 引入一个基于规则的模块, 起到直腰的作用, 即 $S_{s1} = S_{s2} = 0$.

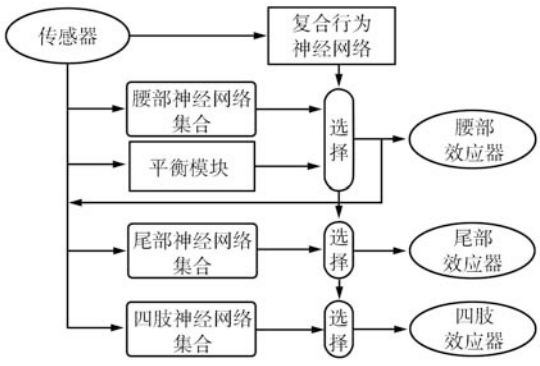

图 6　人工猫控制器

Fig. 6　Artificial cat controller

6.3　控制器编码

若记 $S_{s1}, S_{s2}, S_{t1}, S_{t2}, S_{y1}, S_{y2}, S_h, S_{l1}, S_{l2}, \cdots, S_{l8}$ 为 I^{T}, 则各神经网络集合的可选输入及输出如表 1 所示.

表 1 基因单元取值

Table 1 Gene unit values

ANN	可选输入	输出向量
Spine	I^{T}	V_{s1}, V_{s2}
Tail	I^{T}, V_{s1}, V_{s2}	V_{t1}, V_{t2}
Legs	I^{T}, V_{s1}, V_{s2}	V_{l1}, $V_{l2}, \cdots, V_{l8}$
Compose	I^{T}	s_1, s_2, s_3

表 1 中, $V_{s1}, V_{s2}, V_{t1}, V_{t2}$ 为腰及尾部效应器的角速度, 分别对应 $S_{s1}, S_{s2}, S_{t1}, S_{t2}$. $V_{l1}, V_{l2}, \cdots, V_{l8}$ 为四肢效应器的角速度, 分别对应 $S_{l1}, S_{l2}, \cdots, S_{l8}$. s_1, s_2, s_3 为腰、尾、四肢的分派信号. 由于腰部关节的层级高于尾及四肢, 因此尾和四肢的可选输入中包括腰的输出.

这样, 在简单行为训练阶段, 控制器的完整编码包括腰、尾、四肢三个基因单元. 而在复合行为训练阶段, 控制器编码只包含复合神经网络的基因单元.

6.4 行为评价

训练任务为: 将人工猫以不同姿势置于地面 3 米高度, 训练人工猫安全着陆. 图 4 中数字编号的向量为训练初始姿势的 S_{y1}, S_{y2} 方向.

每一姿势训练一个简单行为, 称为一个子训练. 每个子训练的仿真时间间隔为 1/100 (s), 仿真步数为 200 步. 对每一个子训练, 评价函数定义为

$$f = \frac{Average(H)}{Variance(H) + 1} \tag{9}$$

其中, $H = \{S_h(t) | t > T\}$. $S_h(t)$ 是 S_h 在第 t 个仿真点的值. T 是满足 $S_h(t) < 500\,\mathrm{mm}$ 的第一个时间点.

行为最终的评价值包含三部分: 评价函数 f, 时空相似度 D, 概率相似度 S. 定义两个简单行为的比较操作:

$$M_1 < M_2 \Leftrightarrow \begin{cases} f_1 < f_2, & f_1 \neq f_2 \\ D_1 < D_2, & f_1 = f_2,\ D_1 \neq D_2 \\ S_1 < S_2, & f_1 = f_2,\ D_1 = D_2 \end{cases} \tag{10}$$

定义复杂行为的比较操作:

$$N_1 < N_2 \Leftrightarrow bigger(N_1, N_2) < bigger(N_2, N_1) \tag{11}$$

其中, $bigger(N_1, N_2)$ 为 N_1 中简单行为适应度大于 N_2 中对应行为的个数.

6.5 运动样本

观察猫的实际着陆运动如图 3 所示, 可得出腰部关节在这个运动中起到主要作用的结论, 并且腰部关节运动接近圆周运动. 这样, 固定尾及四肢关节, 可编写控制规则 $V_{s1} = f_1(t)$, $V_{s2} = f_2(t)$ 控制腰部关节进行仿真. 对每一子训练, 手工调整控制规则, 使人工猫能大致完成翻身行为. 使用图 2 所示关节骨骼模型提取运动特征, 作为运动样本.

6.6 实验结果

6.6.1 运动相似度的收敛性作用

为验证运动相似度在训练收敛中的作用, 进行一组对比实验. 在实验 1 中, 只使用评价函数 f 作为适应度进行子训练 1. 在实验 2 中, 采用评价函数与运动匹配结合的方式进行子训练 1. 图 7 为两次实验中最优个体评价值及运动相似度曲线. 为方便比较, 曲线做了归一化处理. 从图 7 可看出, 实验 1 的评价值 f_1 不仅没有收敛, 而且没有呈现出收敛的趋势. 究其原因, 评价函数只对运动的最后阶段进行评价, 导致适应度曲面不能反映出运动实际适应度的梯度. 而对于实验 2, 时空相似度 D_2、概率相似度 S_2 首先升高, 然后评价函数 f_2 开始升高. 这说明运动相似度起到了平滑适应度曲面的作用, 使优化过程具备更好的收敛性.

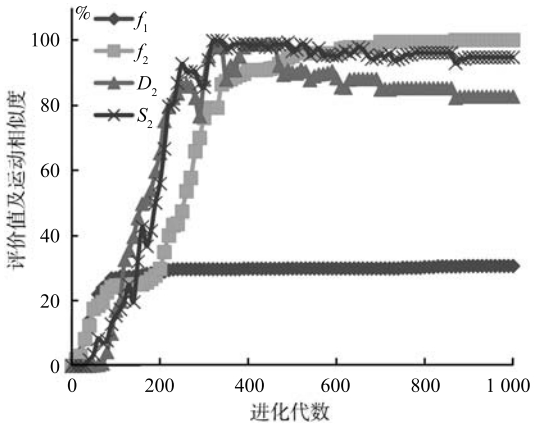

图 7 实验 1 和实验 2 评价值及运动相似度

Fig. 7 Fitness and motion similarity in Trial 1 and Trial 2

6.6.2 简单 – 复杂行为的收敛性作用

为验证简单 – 复杂行为在训练收敛中的作用, 进行一组对比实验. 在实验 3 中, 训练一个神经网络完成全部 7 个子训练. 图 8 为 1 000 代后, 最优个体运动中身体 S_{y1}, S_{y2} 与地面夹角曲线. 面朝上状态的夹角为 90°, 面朝下状态的夹角为 −90°. 由于撞击地面后夹角不能反映运动状态, 因此只取 75 步前夹角曲线. 图 9 为腰关节距地面距离 S_h 的曲线.

由图 8 和图 9 可看出, 人工猫在落地前身躯与面朝下姿势相距较远, 因此人工猫身躯直接撞击地面, 经过数次反弹后倒在地面上, 没有完成进化目标. 因此证明在训练任务复杂情况下, 这种方法难以使训练收敛.

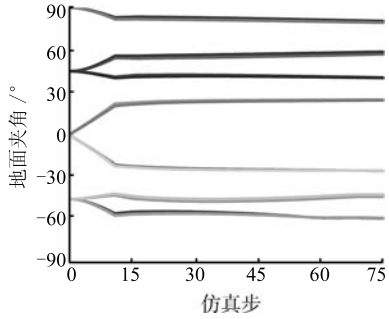

图 8　实验 3 身体与地面夹角

Fig. 8　Angle between body and ground in Trial 3

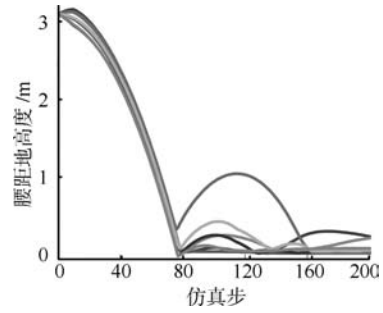

图 9　实验 3 腰关节高度

Fig. 9　Height of joint on spine in Trial 3

在实验 4 中使用简单 – 复杂行为方法论优化人工猫控制器. 从图 10 (意义同图 8) 中可看出, 在落地前人工猫已接近面朝下姿势. 因此在图 11 (意义同图 9) 中, 人工猫没有撞击地面, 而是与地面保持一定距离, 说明其已安全着陆, 达到了训练目标.

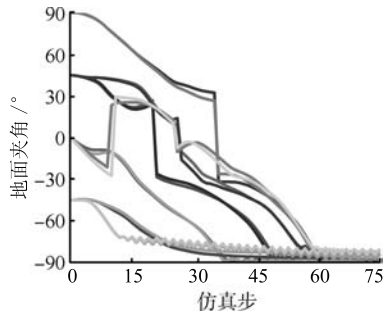

图 10　实验 4 身体与地面夹角

Fig. 10　Angle between body and ground in Trial 4

6.6.3　泛化能力

在实验 5 中, 为验证本文方法的泛化能力, 使训练后的人工猫从四个非训练位置落下. 从图 12 (意义同图 8) 可看出, 人工猫进行了姿势调整以在接触地面前保持面朝下姿势. 从图 13 (意义同图 9) 中可看出, 人工猫在接触地面后在一段时间内保持了身体平衡, 说明人工猫以四肢落地避免了伤害. 因此, 本文方法具备一定的泛化能力.

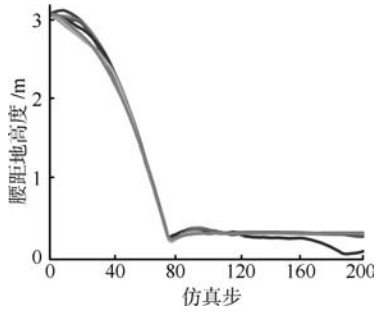

图 11　实验 4 腰关节高度

Fig. 11　Height of joint on spine in Trial 4

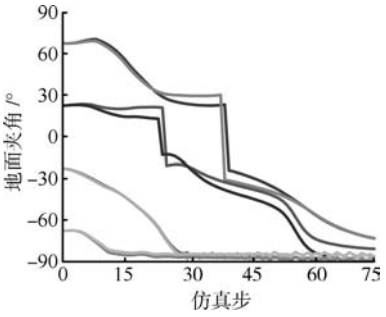

图 12　实验 5 身体与地面夹角

Fig. 12　Angle between body and ground in Trial 5

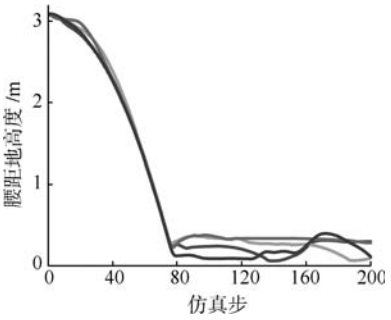

图 13　实验 5 腰关节高度

Fig. 13　Height of joint on spine in Trial 5

6.7　运动动画

图 14 为训练后人工猫从位置 1 下落时的运动动画快照. 图 14 所示动画与图 3 猫的运动非常相似.

7　结论

实验结果表明, 结合运动相似度和评价函数使适应度曲面更平滑, 提高了进化计算的收敛性, 降低了评价函数的设计难度. 采用简单 – 复杂行为方法论可提高收敛性, 克服在复杂训练任务中单神经网络训练不收敛的问题. 同时, 简单 – 复杂行为方法论具备一定泛化能力, 能对运动技能进行拟合. 并且训练后得到的动画与实际运动非常符合.

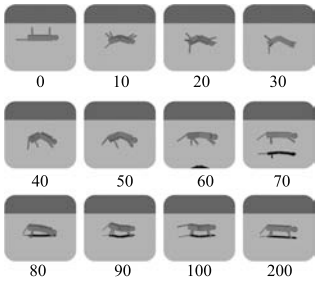

图 14 动画快照

Fig. 14 Snapshots of animation

因此, 模仿学习降低进化计算对评价函数的依赖, 减少评价函数设计时间, 提高优化复杂进化目标的能力, 提高了制作效率.

实验中, 人工猫在新着陆任务中不能一直保持平衡, 说明泛化能力不足. 这是神经网络过拟合导致的, 如何提高泛化能力是下一步研究的重点. 同时, 如何合理地对运动进行采样, 划分代表性运动序列也是下一步的研究重点.

References

1 Tu X, Terzopoulos D. Artificial fishes: physics, locomotion, perception, behavior. In: Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. Orlando, USA: ACM, 1994. 43−50

2 Wu J C, Popovic Z. Realistic modeling of bird flight animations. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, **22**(3): 888−895

3 Liu C K, Hertzmann A, Popovic Z. Learning physics-based motion style with nonlinear inverse optimization. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, **24**(3): 1071−1081

4 Sims K. Evolving virtual creatures. In: Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. Orlando, USA: ACM, 1994. 15−22

5 Sims K. Evolving 3D morphology and behavior by competition. *Artificial Life*, 1994, **1**(4): 353−372

6 Tanev I, Ray T, Buller A. Automated evolutionary design, robustness, and adaptation of sidewinding locomotion of a simulated snake-like robot. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, **21**(4): 632−645

7 Secretan J, Beato N, D′Ambrosio D B, Rodriguez A, Campbell A, Folsom-Kovarik J T, Stanley K O. Picbreeder: a case study in collaborative evolutionary exploration of design space. *Evolutionary Computation*, 2011, **19**(3): 373−403

8 Marriott C, Parker J, Denzinger J. Imitation as a mechanism of cultural transmission. *Artificial Life*, 2010, **16**(1): 21−37

9 Pullen K, Bregler C. Motion capture assisted animation: texturing and synthesis. *ACM Transactions on Graphics*, 2002, **21**(3): 501−508

10 Liu F, Zhuang Y, Wu F, Pan Y. 3D motion retrieval with motion index tree. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, **92**(2−3): 265−284

11 Lee J, Chai J, Reitsma P S A, Hodgins J, Pollard N S. Interactive control of avatars animated with human motion data. *ACM Transactions on Graphics*, 2002, **21**(3): 491−500

12 Jolliffe I T. *Principle Component Analysis*. New York: Spring, 1986

13 Guttman A. R-trees: a dynamic index structure for spatial searching. *ACM SIGMOD Record*, 1984, **14**(2): 47−57

14 Mukai N, Watanabe T, Jun F. R-tree based optimization algorithm for dynamic transport problem. *Lecture Notes in Computer Science*. 2006, **4252**: 1095−1102

15 Li C, Pradhan G, Zheng S, Prabhakaran B. Indexing of variable length multi-attribute motion data. In: Proceedings of the 2nd ACM International Workshop on Multimedia Databases. Washington D. C., USA: ACM, 2004. 75−84

16 Kahveci T, Singh A, Gurel A. Similarity searching for multi-attribute sequences. In: Proceedings of the 14th International Conference on Scientific and Statistical Database Management. Edinburgh, UK: IEEE, 2002. 175−184

17 Lee S L, Chun S J, Kim D H, Lee J H, Chung C W. Similarity search for multidimensional data sequences. In: Proceedings of the 16th International Conference on Data Engineering. San Diego, USA: IEEE, 2000. 599−608

18 Gomez F, Schmidhuber J, Miikkulainen R. Accelerated neural evolution through cooperatively coevolved synapses. *Journal of Machine Learning Research*, 2009, **9**: 937−965

19 Stanley K O, Miikkulainen R. Evolving neural networks through augmenting topologies. *Evolutionary Computation*, 2002, **10**(2): 99−127

20 Dürr P, Mattiussi C, Floreano D. Neuroevolution with analog genetic encoding. *Lecture Notes in Computer Science*, 2006, **4193**: 671−680

班晓娟 北京科技大学计算机科学与技术系教授. 主要研究方向为人工智能, 人工生命和计算机动画.
E-mail: banxj@ustb.edu.cn
(**BAN Xiao-Juan** Professor in the Department of Computer Science and Technology, University of Science and Technology Beijing. Her research interest covers artificial intelligence, artificial life, and computer animation.)

徐卓然 北京科技大学计算机科学与技术系硕士研究生. 主要研究方向为人工智能和神经网络. 本文通信作者.
E-mail: xuzhuoran0106@gmail.com
(**XU Zhuo-Ran** Master student in the Department of Computer Science and Technology, University of Science and Technology Beijing. His research interest covers artificial intelligence and neural network. Corresponding author of this paper.)

刘 浩 北京科技大学计算机科学与技术系硕士研究生. 主要研究方向为人工智能和神经网络.
E-mail: liuhao520@gmail.com
(**LIU Hao** Master student in the Department of Computer Science and Technology, University of Science and Technology Beijing. His research interest covers artificial intelligence and neural network.)