# 仿真模拟(多人版)模型设计 4-3.1

### 1.1.1. 系统外环境(同单人版)

#### 1.1.1.1. 时间

环境中的基本事件单位为<u>帧(frame)</u>,每个帧为一个完整行动(action)或互动(interaction)的最小时间单位,不同类型的行动或互动所需时间都为 1 帧。另外,每1 帧称为一个<u>阶段(stage)</u>。整个模拟过程的总时间为 1 ,且 1 为 1 7,的整数倍。

## 1.1.1.2. 个体 (Agent)

个体(Agent)是模拟过程中所有行为和互动的主体,每次模拟过程中的个体数量为 $N_a$ 。

#### 1.1.1.3. 应对状态与适应度地形

在突发事件中,个体通过采取行动来应对外环境中的问题,这一过程可以通过 NK 模型来予以描述。在这一 NK 模型中,外环境的问题情景可以被描述为一张由参数 N 和 K 决定的适应度地形 (fitness landscape)。在适应度地形中,对当前问题情景所有可能的应对状态可以用一个包含 N 个组成成分的向量 RS $(x_1, \dots, x_N)$ 来表示,其中每个组成成分 $x_i$ 代表决定应对状态的一个因素。在本研究模型中,令所有影响因素仅有 2 种状态,并用 0 和 1 来作为每个因素的状态标记,即 $x_i \in \{0,1\}$ 。此时,在该问题情景中共存在  $2^N$  种可能的应对状态。任意个体在当前问题情景中的应对状态可以用唯一的因素状态标记组合来表示,例如 N=4 时,某一个体的应对状态可以表示为 RS(1,0,1,1)。任意一个应对状态的表现由适应分数  $F(x_1, \dots, x_N)$ 表示,适应分数越高,则表明当前应对状态越有效,其公式如下:

$$F(x_1, \dots, x_N) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} f_i(x_1, \dots, x_N)$$

上述公式中 $f_i(x_1,\cdots,x_N)$ 表示每个因素对应对状态有效性的贡献,其结果依赖于每个因素自己的状态和另外 K 个相关因素的状态。在本模型中,每个因素与另外 K 个随机因素相关,因素之间的相关关系通过一个邻接矩阵表示。在本研究模型中,令每一种因素状态组合对应的 $f_i(x_1,\cdots,x_N)$ 都是在(0,1)上满足均匀分布 U(0,1)的随机数。在这种情况下,当 K 在 0 到 N-1 之间且较大时,所有应对状态的适应分数近似于正态分布,且分布的均值和方差仅和 N 与 K 的取值有关(Altenberg,1997)。

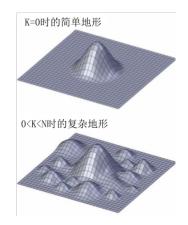
批注 [Microsof1]: 暂定 32

批注 [Microsof2]: 暂定 3200

**批注 [Microsof3]:** 暂定 50

批注 [Microsof4]: RS for Response State

如果将所有的应对状态视作一个二维平面上的坐标,并将每个应对状态的适应分数对应为坐标点的海拔高度,一个 NK 模型生成的适应度地形看起来就像一张三维地图。个体在模拟过程中的<mark>适应性改变</mark>就如同在这张地形图上徒步登山的过程。在过程中,每个应对状态都是一个节点向量,若两个节点汉明距离(Hamming Distance)为 1,则称这两个节点为相邻节点。一次<mark>适应性改变</mark>就是改变当前节点向量中任一组成成分的状态,从而使个体从一个节点移动到相邻的另一个节点,也就是从一个应对状态转变为另一个应对状态。每当个体采取适应性改变后,随着应对状态的改变,其当前的适应分数也发生相应改变。在地图中,每一个山峰就代表一个相对良好的应对状态,山峰高度越高就表明当前状态下对外环境中的问题解决度越高。根据 NK 模型原理,参数 N 的大小决定了应对状态的数量,即地图的尺寸。而参数 K 决定了适应度地形的崎岖程度,当 K=0 时,所有应对状态的适应分数间彼此独立,适应度地形中仅有唯一的一处山峰,任意应对状态下的适应性改变都殊途同归,最终收敛到唯一的最佳应对状态上。而当 K 接近 N 时,地形变得非常崎岖,地图中山峰遍布,相同适应分数的山峰散落各处,存在多种多样的局部最优应对状态。两种情况下的地形示意图如下所示:



#### 1.1.1.4. 适应度地形的动态变化

在一次模拟过程中,适应度地形会动态变化,即同样的应对状态随着时间的推移,其适应分数会发生改变。每次从初始适应度地形到最终适应度地形的变化时间定义为  $T_p$  帧。在变化过程中,每经过 1 个阶段时间( $T_f$  帧),地形更新一次。初始和最终适应度地形具有相同的参数,并通过前述的 NK 模型生成。在一个变化周期内,每个应对状态在第 1 个阶段的适应分数为:

$$F_i(x_1,\cdots,x_N) = F_{i-1}(x_1,\cdots,x_N) + \frac{F_p(x_1,\cdots,x_N) - F_1(x_1,\cdots,x_N)}{T_p/T_f}, \ \ 1 \leq i \leq T_p/T_f$$

 $F_1(x_1,\cdots,x_N)$ 表示应对状态在初始适应度地形中的适应分数, $F_p(x_1,\cdots,x_N)$ 表示在最终适应度地形中的适应分数。若 $T_p$ 大于等于T,则地形变化随模拟程序时间的结束而停止。若 $T_p$ 小于T,则在整个模拟过程中存在多次适应度地形的变化,此时前一次变化中的最终适应度地形即作为后一次变化中的初始适应度地形。

模拟环境生成后,会给予第一个初始适应地形图给出其中所有应对状态适应分数 的平均值  $\mu_{NK}$  和方差  $\sigma_{NK}{}^2$ 。

## 1.1.1.5. 问题情景中的应对要求 ESMf-req 和复杂度 ESMp-cplx 与时间压力 ESMp-ugt

问题情景的应对要求 ESM<sub>free</sub>是指在模拟环境中预设的,代表问题被解决的适应分数线。当所有个体应对状态的适应分数大于应对要求时,可认为群体成功解决了环境存在的问题。

问题情景的复杂度由适应度地形参数 K,以及地形动态变化时间 $T_p$ 所决定。当 K 较大时,适应度地形崎岖,寻找更高适应分数的应对状态变得困难。而 $T_p$ 较小时,应对状态的适应分数变化剧烈,适应性改变的结果较难预测。因此对于任意一次模拟过程,其问题情景的复杂度指标  $ESM_{p-cptx}$  可以通过以下公式合成:

$$ESM_{p-cplx} = 1 - 0.75^{\frac{T}{T_p}} \times \frac{1}{1 + e^{K-5}}$$

在环境中,每个阶段由 $T_f$ 帧组成。因此每个阶段个体寻找和调整行动方案的时间小于等于 $T_f$ 。因此 $T_f$ 数值较小时,反映出更高的问题时间压力。因此对于任意一次模拟过程,其问题情景的时间压力指标  $ESM_{p-ugt}$  可以通过以下公式合成:

$$ESM_{p-ugt} = 0.5 - 0.5 * tanh (0.1 * (T_f - 32))$$

## 1.1.2. 个体属性与对外环境的主观感知

### 1.1.2.1. 个体差异参数

环境理解能力 kinsight

个体的环境理解能力属性表示个体在多大程度上能够准确洞察环境中的信息。个体的环境理解能力参数  $k_{insight}$  在区间(0,1)上服从正态分布, $k_{insight}\sim N(0.5,0.2^2)$ 

批注 [Microsof5]: ESM for Environment Situation
Model, f-req for fitness requirement

批注 [Microsof6]: p-cplx for problem complexity

#### 行动积极度 kact

个体的行动积极度属性是指个体自身对采取行动解决问题的态度。在其他条件相同情况下,高行动积极度的个体有更高的行动动机。个体的行动积极度参数  $\mathbf{k}_{act}$  在区间 (0,1)上服从正态分布, $k_{act}\sim N(0.5,0.1^2)$ 

#### 个体探索倾向 kxplr

个体的探索倾向是指个体多大程度上倾向于发现新信息,制定新计划的行动。个体探索倾向参数  $\mathbf{k}_{ph}$  在区间(0,1)上服从正态分布, $\mathbf{k}_{xph}$   $\mathbf{k}_{xph}$   $\mathbf{k}_{xph}$   $\mathbf{k}_{xph}$ 

#### 个体利用倾向 kxplt

个体的利用倾向是指个体多大程度上倾向于利用已知信息来组织行动,个体利用倾向参数  $\mathbf{k}_{xplt}$  在区间(0,1)上服从正态分布, $k_{xplt}\sim N(0.5,0.3^2)$ 

### 1.1.2.2. 个体的情景意识

#### 己知应对状态集合 SSMrs-set

当个体获得代表某应对状态的节点的适应分数时,可认为个体对移动到这一节点的行动结果是已知的。因此,将这类应对状态称为已知应对状态,并包含于每个个体的已知应对状态集合 SSM<sub>rs-set</sub> 中。SSM<sub>rs-set</sub> 包含的已知应对状态来自于个体与环境的互动中。SSM<sub>rs-set</sub> 中的元素为应对状态、适应分数、更新时间的组合。已知应对状态集合SSM<sub>rs-set</sub> 可以通过 XXXXX 方式(见下文)被改变。

### 主观应对要求 SSMf-req

主观应对要求表示为  $SSM_{f-req}$ ,个体的<mark>初始  $SSM_{f-reg}$  为区间(0,1)上服从正态分布的</u>随机数, $SSM_{f-req} \sim N(ESM_{f-req}, 0.01 \times k_{insight}^{-1})$ 。</mark>

#### 主观问题复杂度 SSMp-cplx

主观问题复杂度表示为  $SSM_{p-cplx}$ ,个体的<mark>初始  $SSM_{p-cplx}$  为区间[0,1]上服从正态分布的随机数, $SSM_{p-cplx} \sim N(ESM_{p-cplx}, 0.01 \times k_{insight}^{-1})$ 。</mark>

主观问题时间压力

批注 [Microsof7]: SSM for Subjective Situation

Model, rs for response state.

批注 [Microsof8]: 单人版不改变

批注 [Microsof9]: 单人版不改变

主观问题时间压力表示为  $SSM_{p-ugt}$ , 个体的 $\overline{N}$  M  $SSM_{p-ugt}$  为区间[0,1]上服从正态分布的随机数,  $SSM_{p-ugt} \sim N(ESM_{p-ugt}, 0.01 \times k_{insight}^{-1})$ 

批注 [Microsof10]: 单人版不改变

## 主观适应分数 SSMf

主观适应分数  $SSM_{pl}$  是个体对所有应对状态的适应分数的主观感知。对于包含在已知应对状态集合中的节点,其主观适应分数即集合中该节点的适应分数。由于实际的适应度地形是动态变化的,因此即使是已知的节点其主观适应分数也可能是"过时"的。而对于所有未知的节点,其默认的主观适应分数为满足  $N(\mu_{NK},\sigma_{NK}^2)$ 分布的随机数。

批注 [Microsof11]: F for Fitness

#### 主观应对需求 SSMf-need

个体会根据感受到的主观应对要求和当前应对状态形成主观应对需求  $SSM_{f-need}$ 。 在  $T_i$ 时间的主观应对需求公式如下:

的主观应对而来公式如下:
$$SSM_{f-need}(T_i) = \alpha \times SSM_{f-need}(T_{i-1}) + (1-\alpha) \times \frac{1}{1 + e^{5(\frac{SSM_{fi}}{SSM_{f-req}} - 1)}}$$

 $\alpha$  表示主观应对需求的惯性系数, $SSM_f$ 是  $T_i$ 时间个体应对状态的适应分数,且  $SSM_{f-need}(T_0) = 0$ 。

#### 主观计划方案 SSMs

个体会根据自己的已知应对状态集合  $SSM_{reset}$ 中包含的信息来制定计划,具体见下文。当这些制定的计划被个体采纳后,就成为了个体的主观计划方案  $SSM_{s}$ 。主观计划方案是一个包含起点节点(与当前节点相邻的应对状态),目标节点(计划应对状态)和中间节点的队列。以队列中 n 个节点主观适应分数的加权平均数作为主观计划方案的得分  $SSM_{ssc}$ 。若 n=1,则方案得分即目标节点的的主观适应分数,若 n>1,则令目标节点权重为 0.5,其余节点权重为 0.5/n-1。若个体当前没有计划方案,则方案得分  $SSM_{ssc}=0$ 。

批注 [Microsof12]: S for schedule

## 1.1.3. 个体的行动过程(单人版)

#### 1.1.3.1. 个体的行动意愿

有时,尽管个体感知到了应对问题的需求驱力,但却不一定转化为真正的行动。 个体是否采取行动来解决问题取决于个体行动意愿 PROC<sub>a-m</sub> 和行动阈值 PROC<sub>a-h</sub>。 个体的行动意愿除了由主观应对需求决定外,还受到个体行动积极度、<mark>主观问题复杂</mark>度、主观问题时间压力等因素的影响。

SSM<sub>f-need</sub>, (0, 1),均值 0.85?,令 x<sub>fit</sub>=SSM<sub>f-need</sub>(T<sub>i</sub>),则有

cplx,K=5 时约为 0.625, 令 x<sub>c</sub>=SSM<sub>p-cplx</sub>, 则有

SSM<sub>p-ugt</sub> 尚未定义清楚,但大致在(0,1),

 $\diamondsuit$   $x_{fn}$ =SSM<sub>f-need</sub>( $T_i$ ), $x_c$ =SSM<sub>p-cplx</sub>, $x_u$ =SSM<sub>p-ugt</sub>,则个体的行动意愿 $PROC_{a-m} = f(x_{fn}) \times g(x_c) \times h(x_u)$ ,其中:

$$f(x_{fn}) = 0.5 \times \tanh \left(5 \times (x_{fn} - 0.75)\right) + 0.5 \times \tanh \left(5 \times (k_{act} - 0.5)\right) + 1$$
$$g(x_c) = 1 - 0.2 * \tanh \left(5 * (x_c - 0.625)\right)$$
$$h(x_u) = 1 + 0.1 * \cos(\pi(x_u - 0.5))$$

kact是个体的行动积极度

即个体行动积极度越高,越倾向于行动。问题越复杂,越不倾向于行动。时间压力与行动意愿呈倒 U 形关系,当压力适中时,更可能采取行动。

个体的行动阈值在没有互动时保持稳定,在存在多人互动时,可能会动态变化。

令随机变量  $X\sim N(PROC_{a-m}-PROC_{a-th},0.1^2)$ , 当 X 大于 0 时,则设定个体采取行动。

## 1.1.3.2. 群体结构多大程度能支持行动(无)

## 1.1.3.3. 个体的行动选项

当个体决定采取行动时,其潜在的行动选项包括走一步看一步、探索尝试、计划 执行。

走一步看一步

个体的走一步看一步是指个体在当前应对状态附近进行随机适应性改变的过程。 具体实现上,个体在当前节点周围无规则移动,从相邻的节点中随机选取 N/2 个节点,并移动到其中适应分数最高的节点,将节点的应对状态和适应分数记录下来。 批注 [Microsof13]: 多人版或许会动态调整

批注 [Microsof14]: 多人互动版会和群体结构状态有关

#### 探索尝试

个体的探索尝试是指个体探索未知环境形成方案的过程。在具体实现上通过一个 随机漫步过程来模拟。行动共分为 4 步:

- 1. 将当前应对状态作为初始节点并记做 RS。。在与 RS。相邻的 N 个节点中,选择一个节点记做 RS<sub>1</sub>,RS<sub>1</sub>选择方式为: 完全随机。将 RS<sub>1</sub>的应对状态和适应分数添加到个体行动结果预测集中。从 RS<sub>1</sub>开始随机漫步,并将第 i 次随机漫步的起点记做 RS<sub>1</sub>。
- 2. 以 RS<sub>i</sub> 为随机漫步起点,随机执行以下两种操作之一: a) 在与 RS<sub>i</sub> 相邻且远离 RS<sub>o</sub> 的节点集合中随机选择一个作为下次随机漫步的起点; b) 在与 RS<sub>i</sub> 相邻且不为 RS<sub>i</sub> 的节点集合中随机选择一个作为下次随机漫步的起点。
- 3. 将所选节点的应对状态和适应分数记录下来。
- 4. 将步骤 2-3 重复 <mark>7</mark> 次。

在每一帧中,个体的探索尝试行动共重复X次,每次向个体行动结果预测集添加8组应对状态和适应分数。

### 计划执行

个体的计划执行是指情景意识中存在主观计划方案时,按照计划路径逐步从当前 应对状态转变为目标应对状态的过程。在具体实现上,个体在这一帧中将当前应对状 态从当前节点移动到主观计划方案队列中的起点节点,并将该节点的应对状态和适应 分数记录下来。<del>,之后移除队列中的这个节点。</del>

### 1.1.3.4. 个体的行动选择逻辑

对于任一个体,每个行动选项在当前环境下都存在一个唯一的吸引指数  $ACT_a$ ,不同行动选项的吸引指数公式不同。个体对每个行动选项的偏好为  $ACT_p$ ,在  $T_i$ 时间,每个行动选项的偏好公式如下:

$$ACT_p(T_i) = \alpha \times ACT_p(T_{i-1}) + (1 - \alpha) \times ACT_a(T_i)$$

其中, α表示该行动主观偏好的惯性系数,  $ACT_p(T_0) = 0$ 

对所有行动选项的偏好进行 Softmax 归一化操作后,得到每个行动选项的 Softmax 值,称为这一选项的被选概率  $ACT_{or}$ 。所谓 Softmax 归一化操作是指:对于一组数据,

批注 [Microsof15]: 希望存在比随机漫步更好一点的探索方法,增加找到解决方案的可能性。

批注 [Microsof16]: 个体相对简单,只是计划路径的执行,不存在计划路径统一,分头行动,群体决策等过程。

取该元素的指数与所有元素指数和的比值,有 $S(x_i)=e^{x_i}/\sum_j e^{x_j}$ 。最终,个体根据不同选项的的被选概率随机选择这一帧执行的行动。

每个行动选项的偏好 ACT, 计算方式如下:

走一步看一步

走一步看一步是在缺乏有其他选项情况下个体采取的默认行动,其吸引指数是所有行为选项的标杆,是一个常数 C。C=0.5 试试?

$$ACT_{a-zybkyb}(T_i) = C_{zybkyb}$$

$$ACT_{p-zybkyb}(T_i) = \alpha \times ACT_{p-zybkyb}(T_{i-1}) + (1-\alpha) \times ACT_{a-zybkyb}(T_i)$$

探索尝试

探索尝试是创新与试错的过程,其吸引指数与个体探索倾向、已知应对状态集合、主观问题复杂度、主观问题时间压力等有关。

当已知应对状态集合

$$\diamondsuit \ \mathbf{x}_{sc} = \mathbf{SSM}_{s\text{-}sc}, \ \mathbf{x}_{xprt} = \mathbf{k}_{xplr}, \ \mathbf{x}_{u} = \mathbf{SSM}_{p\text{-}ugt}, \ \mathbf{x}_{c} = \mathbf{SSM}_{p\text{-}cplx}$$

$$f(x_{sc}) = 0.5 - \tanh (10 * (x_{sc} - SSM_{f-req}))$$

$$g(x_{xplr}) = 1 + 0.2 * \tanh (5 * (x_{xplr} - 0.5))$$

$$h(x_u) = 1 + 0.1 * \cos(\pi(x_u - 0.5))$$

$$l(x_c) = 1 + 0.2 * \tanh(5 * (x_c - 0.5))$$

探索尝试的最终吸引指数 $ACT_{a-tscs} = f(x_{xc}) \times g(x_{xplt}) \times h(x_u) \times l(x_c)$ 

$$ACT_{p-tscs}(T_i) = \alpha \times ACT_{p-tscs}(T_{i-1}) + (1-\alpha) \times ACT_{a-tscs}(T_i)$$

计划执行

计划执行是执行既定计划的过程,其吸引指数与主观计划方案、个体利用倾向、 主观问题时间压力<mark>等</mark>有关。

计划执行的前提是个体具有主观计划方案,当个体没有方案时,其吸引指数为 0。<del>个体利用倾向 k<sub>sut</sub>对计划执行吸引指数当影响函数。</del>

$$\Rightarrow x_{sc} = SSM_{s-sc}, x_{xplt} = k_{xplt}, x_u = SSM_{p-ugt},$$

$$f(x_{sc}) = 1 + \tanh\left(5 * (x_{sc} - SSM_{f-req})\right)$$

批注 [Microsof17]: 暂定 0.5

批注 [Microsof18]: 互动版中更多受群体结构影响

批注 [Microsof19]: 暂定 0.5

批注 [Microsof20]: 互动版中更多受群体结构影响

$$g(x_{xplt}) = 1 + 0.2 * \tanh (5 * (x_{xplt} - 0.5))$$
$$h(x_u) = 2 + \tanh(5 * (x_u - 1))$$

计划执行的最终吸引指数 $ACT_{a-jhzx} = f(x_{xc}) \times g(x_{xplt}) \times h(x_u)$ 

$$ACT_{p-jhzx}(T_i) = \alpha \times ACT_{p-jhzx}(T_{i-1}) + (1-\alpha) \times ACT_{a-jhzx}(T_i)$$

批注 [Microsof21]: 暂定 0.5

#### 1.1.4. 行动的结果反馈

#### 1.1.4.1. 个体情景意识的更新

#### 已知应对状态集合 SSMrs-set

若个体在  $T_i$ 帧决定采取行动,则其在  $T_i$ 帧记录的全部节点应对状态信息,适应分数,以及时间序号  $T_i$ 都更新到已知应对状态集合中。

#### 主观应对需求 SSMf-need

无论是否采取行动,都根据  $T_i$ 帧时个体所在节点的适应分数更新主观应对需求数值。

#### 主观计划方案 SSMs

当个体在  $T_i$ 帧采取探索尝试后,会在已知应对状态集合更新后生成一个备选计划 方案。备选计划的生成过程共 3 步,具体实现如下:

- 1. 选取更新时间在 8 帧以内,且主观适应分数大于当前应对状态适应分数的所有节点,按主观适应分数排序取前 10 个节点。若没有符合要求的节点,则过程终止。若仅有 1 个节点,则该节点被定位目标节点。若有 2 个以上节点,则按第 2 步选取目标节点。
- 2. 以所有备选节点的 Softmax 值为概率,随机抽取目标节点。
- 3. 计算所有目标节点与当前节点间最短路径的方案得分,计算方式如上文所述。 并以所有计划的方案得分的 Softmax 值为概率,随机抽取备选方案。

若个体在  $T_i$ 帧没有主观计划方案,则需要判断是否在  $T_{i+1}$ 帧采纳,采纳备选方案 的概率P=0.5+0.5tanh  $(100*SSM_{fi}*(SSM_{s-sc}-SSM_{fi})$ ,其中  $SSM_{s-sc}$ 是备选方案 得分, $SSM_{fi}$ 是  $T_i$ 时间所在节点的主观适应分数。若个体在  $T_i$ 帧已有主观计划方案,

则需要比较两个方案的得分,判定是否需要替换。替换原有方案的概率P=0.5+0.5tanh  $(50*(SSM_{s-sc}-SSM_{s-sci})$ ,其中  $SSM_{s-sci}$ 是  $T_i$ 时间已有方案得分。

#### 1.1.5. 系统结果参数(单人版)

## 1.1.5.1. 个体行为有效性指数

个体行为有效性指数为个体在每一帧的行动有效性得分。当个体选择不行动时, 其行得分即当前应对状态的适应分数; 当个体选择探索尝试时,其得分为随机漫步过 程中全部遍历节点的平均适应分数; 当个体选择计划执行和走一步看一步时,其得分 为移动到的新节点适应分数。

## 1.1.5.2. 群体行为有效性指数

在单人版中,个体间没有任何互动,彼此间所有行为相互独立。每一帧的群体行 为有效性指数即所有个体行为有效性的平均值。

## 其他附录

## 1. 可调指标列表

### 1.1. 可配置参数

类别	符号	取值范围	说明	
环境	N	[8,32]	问题情景的 NK 模型参数	
设置	K	[3,N-1]	问题情景的 NK 模型参数	
	T <sub>s</sub>	[10,+∞]	模拟环境的 stage 阶段数	
	$T_{\rm f}$	[10,+∞]	每个阶段的 frame 帧数	
	Tp	[10,+∞]	每个适应地形的持续周期 period, 即地形间转化所用时间(以阶	
			段为单位)	
	ESM <sub>f-req</sub>	[0.55,0.95]	环境应对要求对应的适应分数的百分位点。	
	Na	[1,100]	个体数量,a for agent	
个体	k <sub>insight</sub>	Ν(μ,σ^2)	个体环境理解能力 k <sub>insight</sub> 分布的参数设置,默认 N(0.5,0.2^2)	
差异	k <sub>act</sub>	Ν(μ,σ^2)	个体行动积极度 $k_{acr}$ 分布的参数设置,默认 $N(0.5,0.1^2)$	
参数				
个体	ACT <sub>t</sub>	N/A	个体行动阈值,默认 0.7	

批注 [Microsof22]: 暂定所有个体相同且固定,后续可能改为动态阈值。

t for threshold

## 1.2. 预留调整接口

类别	接口位置	说明
环境	1.4 活应八粉亦从云粉	表示从初始地形到最终地形过程中,每个应对状态适应
生成	1.4 适应分数变化函数	分数的变化函数。
	2.3 行动动机函数	个体当前采取行动的动机
	2.4.1 计划应对状态决定函数	从已知应对状态中,选择目标应对状态的函数。
	2.4.2 计划路径函数	从全部备选路径中,选择计划路径的函数
个体	3.1.1 探索尝试算法	暂定随机漫步情况下,需要预留漫步步数参数接口
行动	3.1.3 走一步看一步的范围	表示从多少范围内随机选择下一步的应对状态