

11章 進化する知性

サ ミンソン

11. 1 遺伝的プログラミングとは？

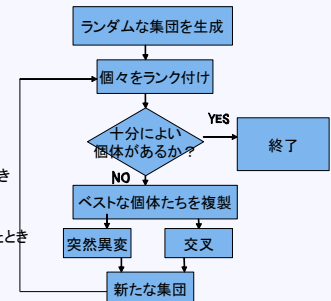
・ 遺伝的プログラミング

一生命の進化に
インスパイアされた
機械学習の技術

・ 終了条件

- 完全な解決法が発見されたとき
- 十分によい解決法が発見されたとき
- 何世代かにわたり改善が見られなかったとき
- 世代の数が特定の上限值に達したとき

・ プロセス

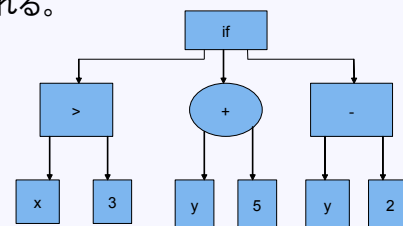


11. 1. 2 遺伝的プログラミング VS 遺伝アルゴリズム

- ・ 遺伝アルゴリズム: 進化的なプレッシャーを利用して最適な解を求める最適化のテクニック
一アルゴリズムが尺度基準を選択したら、最適なパラメータを探し出そうとする
- ・ 遺伝的プログラミング: 解決法がどの程度よいものかを計る方法を必要とする
一解決法はパラメータ集合ではなく、アルゴリズム自身であり、そのすべてのパラメータは進化的なプレッシャーにより自動的に設計される

11. 2 ツリー構造のプログラム

- ・ ほとんどのプログラミング言語では、インタプリタで読まれる際に、まず解析木の形にされる。



続き

- ```
def func(x,y);
 if x>3;
 return y + 5;
 else:
 return y - 2;
```
- ・ ツリーは例の解析木よりも非常に複雑な関数にもなりうる。
- ・ ツリー中の上位のノードを参照することでツリーを再帰的にできる

## 11. 2. 1 Pythonでツリーを表現する

- ・ 下の4つのクラスを作成する

- 一 wrapper: 関数ノードで利用される関数のラッパー
- 一 node: 子を持っているノード
- 一 paramnode: プログラムに渡されたパラメータたちの一つを返すだけのノードのクラス
- 一 constnode: 定数を返すノード

## 11. 2. 2ツリーの構築と評価

```
def exampletree():
 return node(ifw,[
 node(gtw,[paramnode(0),constnode(3)]),
 node(addw,[paramnode(1),constnode(5)]),
 node(subw,[paramnode(1),constnode(2)]),
])
)
```

## プログラム実行結果

```
>>> import gp
>>> exampletree=gp.exampletree()
>>> exampletree.evaluate([2,3])
1
>>> exampletree.evaluate([5,3])
8
```

## 11. 2. 3プログラムを表示する

- 遺伝的プログラミングはプログラムツリーを自動的に作っていくため、その構造がわからない → nodeクラスはすべてのノードが関数の名前の文字列を持つよう設計されている。  
→ 表示のための関数はこの文字列と子ノードの表示用の文字列を返せばよい

## プログラム例

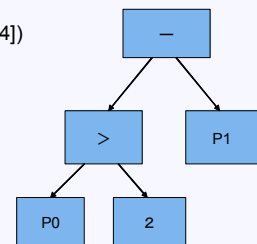
```
>>> import gp
>>> exampletree=gp.exampletree()
>>> exampletree.display()
if
isgreater
 p0 // =x
 3
add
 p1 // =y
 5
subtract
 p1 // =y
 2
```

## 11. 3最初の集団を作る

- ランダムなプログラムの集合で作る  
→ 初期の集団により多くの多様性が産まれる
- ランダムなプログラムを作るということは、ランダムな関数に関連付けられたルートノードを作り、必要な数のランダムな子ノードを作ること  
(子ノードはさらに自身のランダムな子ノードを持つ)

## プログラム例

```
>>> reload(gp)
>>> random1=gp.makerandomtree(2)
>>> random1.evaluate([7,1])
0
>>> random1.evaluate([2,4])
-4
>>> random1.display()
subtract
 p0
 2
 p1
```



## プログラム例(続き)

```
>>> random2=gp.makerandomtree(2)
>>> random2.evaluate([5,3])
120
>>> random2.evaluate([5,20])
800
>>> random2.display()
if
p1
multiply
p1
multiply
p0
add
3
p0
multiply
9
p0
```

