Hopfield 神经网络求解 TSP 问题:

1.1 核心算法说明

Hopfield 神经网络模型分为: 离散型(DHNN): 适用于处理联想记忆问题和连续性(CHNN): 适用于处理组合优化问题, TSP 问题是组合优化,选择用 CHNN来解决。

- 1. CHNN 算法说明:
- (1) 对于特定的问题,选择一种合适的表示方法,使得神经网络的输出与问题的解相对应;
- (2) 构造网络的能量函数, 使其最小值对应于问题的最佳解;
- (3) 将能量函数与 CHNN 算法标准形式相比较,推出神经网络权值与偏流表达式;
 - (4) 推出网络状态更新公式,并利用更新公式迭代求问题的最优解。

其中,标准 CHNN 模型的状态方程推导如下:

①设电容 C 两端的电压为 Uc,存储的电荷量为 Q,则 $C = \frac{Q}{U_C} \Rightarrow Q = CU_C$,则经过电容 C 的电流为 $i = \frac{dQ}{dt} \Rightarrow C\frac{dU_c}{dt}$,根据基尔霍夫电流定律,CHNN 等效电路的电流

$$C_i \frac{du_i}{dt} + \frac{u_i}{R_{i0}} = \sum_{j=1}^n \frac{1}{R_{ij}} (v_j - u_i) + I_i$$
 (RC 网络电容电流+RC 网络电阻电流=输

出电流+偏置电流)。令 Ti j 表示神经元之间连接的权值: $T_{ij} = \frac{1}{R_{ij}}$,则电流关

系 可 化 简 为
$$C_i \frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^n T_{ij} v_j - \sum_{j=1}^n T_{ij} u_j - T_{i0} u_i + I_i$$

$$\Rightarrow C_i \frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^n T_{ij} v_j - \frac{u_i}{R_i} + I_i$$

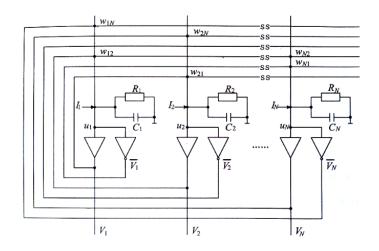
②在 Hopfield 网络中,由于网络的权重全程保持不变,神经元当前时刻状态和上一个时刻相关,故采用能量函数来衡量 Hopfield 网络的稳定性,由于 CHNN

 $E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} T_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^{n} v_i I_i + \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{R_i} \int_0^{u_i} f^{-1}(v_i) dv_i$ 的能量函数 E 是 单调下降的,故 Hopfield 网络是稳定的。

至此,有了 Hopfield 网络的 CHNN 模型的状态方程和能量函数,就可以来尝试抽象和转化 TSP 问题了。

2. TSP 问题的等效与转化:

将 Hopfield 神经网络等效为放大电子电路: Hopfield 的每一个神经元等效为一个电子放大器元件,每一个神经元的输入和输出,等效为电子元件的输入电压和输出电压;每一个电子元件(神经元)的输出电信号有正负值,正值代表兴奋,负值代表抑制,每一个电子元件(神经元)的输入信息,包含恒定的外部电流输入,和其它电子元件的反馈连接:



问题转化步骤:

(1) 对 N 个城市的 TSP 问题,用一个 N×N 的换位矩阵描述旅行路线,换位阵中每行每列有且只有一个元素为 1 ,其余全为 0 。为 1 的元素其横坐标 x 表示城市名,纵坐标 i 表示该城市在访问路线中的位置;

X	1	2	3	4	5
Α	0	1	0	0	0
В	0	0	0	1	0
С	1	0	0	0	0
D	0	0	0	0	1
E	0	0	1	http://blog.esdn.r	0 et/weixin 39707121

(2) 网络的能量函数由四部分组成,分别用来保证换位阵的合法性以及最终路线长度的最短;

$$E = \frac{A}{2} \sum_{x} \sum_{i} \sum_{j \neq i} v_{xi} v_{xj} + \frac{B}{2} \sum_{i} \sum_{x} \sum_{y \neq x} v_{xi} v_{yi} + \frac{C}{2} (\sum_{x} \sum_{i} v_{xi} - n)^{2} + \frac{D}{2} \sum_{x} \sum_{i} \sum_{y \neq x} d_{xy} v_{xi} (v_{y,i+1} + v_{y,i-1})$$

其中 A、B、C、D 为惩罚因子。

②
$$\frac{B}{2}\sum_{i}\sum_{x}\sum_{y\neq x}v_{xi}v_{yi}$$
 当每次最多只访问一个城市时取最小值 0;

$$\frac{C}{3}$$
 $(\sum_{x}\sum_{i}v_{xi}-n)^{2}$ 当所有 n 个城市一共被访问 n 次时取最小值 0;

$$\frac{D}{2}\sum_{x}\sum_{i}\sum_{y\neq x}d_{xy}v_{xi}(v_{y,i+1}+v_{y,i-1})$$
 当前路线总长度;

(3) 将能量函数与标准形式相比较,得到网络权值与偏流表达式为:

$$\begin{cases} W_{xi,yj} = -A\delta_{xy}(1 - \delta_{ij}) - B\delta_{ij}(1 - \delta_{xy}) - C - Dd_{xy}(\delta_{j,i+1} + \delta_{j,i-1}) \\ I_{yi} = C \cdot n \end{cases}$$

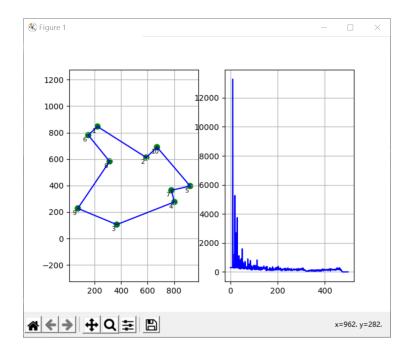
故网络更新公式为:

$$\begin{cases} \frac{du_{xi}}{dt} = -\frac{u_{xi}}{\tau} - A \sum_{j \neq i} v_{xj} - B \sum_{y \neq x} v_{yi} - C(\sum_{x} \sum_{i} v_{xi} - n) - D \sum_{y \neq x} d_{xy}(v_{y,i+1} + v_{y,i-1}) \\ v_{xi} = g(u_{xi}) = \frac{1}{2} \cdot [1 + \tanh(u_{xi} / u_0)] \end{cases}$$

- 1.2 程序实现
- 1、初始化网络基本参数和惩罚因子;
- 2、生成城市点矩阵和距离矩阵;
- 3、迭代开始:
 - (1) 用随机数初始化换位阵及状态阵:
- (2) 对状态阵及换位阵, 进行设置迭代次数的同步更新, 得最终换位阵的解 V;
- (3) 判断所得 V 的合法性,若为合法解,输出访问次序,旅行路线图及路线总长度,程序结束,否则,转到(1)。

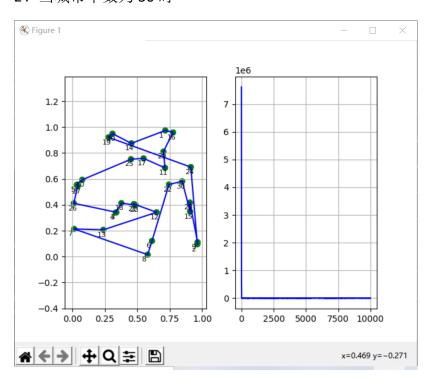
1.3 实验结果

1、当城市个数为10个时

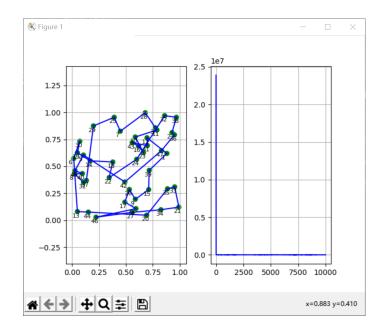


第185次迭代找到的次优解距离为: 2773.824248353564, 能量为: 210.95564859786924, 路径为: 1->6->8->9->3->4->5->7->10->2->1
第244次迭代找到的次优解距离为: 2773.8242483535637, 能量为: 285.2499106266979, 路径为: 6->8->9->3->4->5->7->10->2->1->6
第317次迭代找到的次优解距离为: 2738.208403547726, 能量为: 107.94526869448835, 路径为: 8->9->3->4->7->5->10->2->1->6->8
运行时间: 0.4198722839355469 秒

2、当城市个数为30时



3、城市个数为47个时



1.4 参数影响分析

1、惩罚因子的大小

惩罚因子 A、B、C、D 的相对大小可以反映对解的要求。根据上面的能量计算说明知道:其中 A、B、C 是为了保证合法解的项的权系数: A 是保证每行最多

一个 1 的权系数; B 是保证每列最多一个 1 的权系数; C 是保证共有 N 个 1; D 是保证路线总长度最短的项的权系数。

通过不断地调整参数实验发现: 当 C 相对于 A 和 B 较小时,实验很难出现合法解,多数解都有两列全为 O,程序往往陷入死循环。这说明,解的合法性的第三项没有得到足够的重视。因此,逐渐加大 C 并观察实验结果,发现 C 较大时出现合法解的频率明显提高,同时 C 较大时路线最短项的权系数 D 相对较小,因此,出现最优解的频率将有所下降。

D 较小时,相对更强调解的合法性,因此出现合法解的频率较大,但路线长度很大; D 较大时,出现合法解的频率有所降低,但路线长度明显变小,出现最优解的可能性相对增加; 而当 D 过大时,由于过度强调路线长度,很难出现合法解,因此程序易冻结。

2、步长 step

step 较大时,状态矩阵变化较大,会提高出现合法解的频率;但 step 过大时状态矩阵会由于变化剧烈而难以出现合法解; step 较小时会导致更新速度过慢甚至冻结。

3、初值 ^μ₀

 μ_0 较小,激励函数趋近于离散值,缩短出现寻优时间,但不易出现最优解; μ_0 较大,激励函数过于平坦,不利于收敛。