КОГНИТИВНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

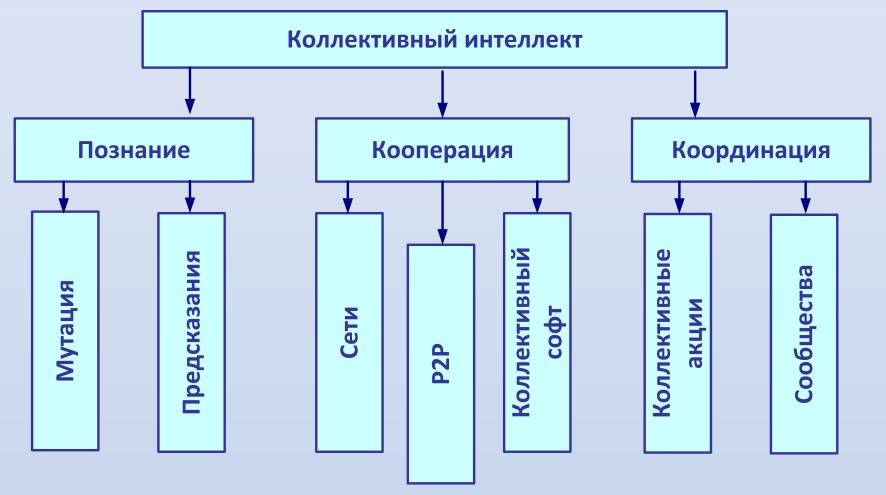
122 «Комп'ютерні науки» КНм-21 2021 / 2022 навчальний рік

КОЛЕКТИВНИЙ ІНТЕЛЕКТ

(Коллективный разум)

(Роевой интеллект, Swarm intelligence)

- 1. Загальний огляд методів колективного інтелекту
- 2. Алгоритм рою бджол
- 3. Алгоритм колонії мурах



Социология: Способность группы находить более эффективное решение задачи, чем лучшее индивидуальное решение.

Роевой интеллект (РИ, Swarm intelligence, X. Бени, В.Цзин, 1989 г.) предложен для описания функционирования системы клеточных роботов. Задачей РИ является изучение и описание коллективного поведения децентрализованной самоорганизующейся системы, при этом методы РИ рассматривается прежде всего, как некие специфические механизмы поисковой оптимизации.

Системы РИ состоят из множества агентов (многоагентная система), локально взаимодействующих между собой и с окружающей средой. Сами агенты **просты**, но все вместе, локально взаимодействуя, создают так называемый **РИ**. Примером в природе может служить колония муравьев, рой пчел, стая птиц, рыб и т.д.

Алгоритмы РИ:

- Пчелиный алгоритм (рой пчел, bees algorithm, ABC algorithm).
- Муравьиный алгоритм (Ant colony optimization).
- Метод роя частиц (Particle swarm optimization).
- Оптимизация передвижением бактерий (Bacterial foraging optimization).
- Стохастический диффузионный поиск (Stochastic diffusion search).
- Алгоритм гравитационного поиска (Gravitational search algorithm).
- Алгоритм капель воды (Intelligent Water Drops algorithm).
- Светляковый алгоритм (Firefly algorithm).

Общая идея (ABC algorithm, Dervis Karaboga, 2005).

Имитация поведения роя пчел при поиске мест, где можно добыть как можно больше нектара. Сначала из улья вылетают в случайно направлении какое-то количество «пчелразведчиков», которые пытаются отыскать участки, где есть нектар.

Через какое-то время пчелы возвращаются в улей и особым образом сообщают остальным где и сколько они нашли нектара.

После этого на найденные участки отправляются другие пчелы («фуражиры»), причем чем больше на данном участке предполагается найти нектара, тем больше пчел летит в этом направлении. И т.д.

Стандартная постановка задачи поиска экстремума:

Задано:

- Допустимое множество независимых
- переменных $X = \{\vec{x} | g_i(\vec{x}) \le 0, i = 0, 1, ..., m\} \in \mathbb{R}^n$
- Целевая функция отображение $f: \mathbb{X} \to \mathbb{R}$
- Критерий поиска (*min* или *max* целевой функции)

Решение: найти такое $\vec{x}^* \in \mathbb{X}$, что

$$f(\vec{x}^*) = \max_{\vec{x} \in \mathbb{X}} f(\vec{x})$$

Решением задачи занимается теория математического программирования.



```
Инициализация
алгоритма. 1
```

1. Задается

у - число «пчел-разведчиков»,

Threshold – порог расстояния между пчелами,

А – параметр области локального поиска,

В – число пчел, посылаемых в наилучшие области,

P – число пчел, посылаемых в перспективные области,

К – максимальное число итераций,

W – число наилучших значений функции,

p-s-b – число перспективных значений функции

k := 0 – число итераций.

Формирование начального положения «разведчиков» 2

- 2. Задается
- \mathbf{s} «пчел-разведчиков» (каждая своими координатами \vec{x}), равномерно распределенных на множестве \mathbb{X} . Если расстояние между пчелами меньше **Threshold**, остается пчела с большим значением функции.

Для всех пчел вычисляются значения целевой функции $f(\vec{x})$

- Выбор - лучших - перспективных 3
- 3. Все значения целевой функции для \mathbf{s} «пчелразведчиков» упорядочиваются по убыванию $\mathbf{f}(\vec{x}^{[1]}) > \mathbf{f}(\vec{x}^{[2]}) > \cdots > \mathbf{f}(\vec{x}^{[S]})$. Из них выбирается \mathbf{h} наилучших значений (пчел) и \mathbf{p} перспективных значений (пчел), наиболее близких к наилучшим.

Задание наилучших и перспективных областей 4

- 4. Выбранным на шаге 3 значениям ставятся в соответствие области локального поиска, каждая из которых представляет собой гиперкуб:
 - центр гиперкуба определяется координатами соответствующей пчелы разведчика \vec{x} ,
 - сторона гиперкуба 2А.

Таким образом определяется **b** наилучших и **p** перспективных областей.

Генерация новых решений

- 5. В каждой из наилучших областей случайным образом (равномерное распределение) генерируется **В** новых решений, а в перспективных областях генерируется **Р** решений (пчела разведчик завербовала **В** и **Р** пчел соответственно «пчел-фуражиров»). Во всех найденных точках рассчитывается значения целевой функции.
- 6. Простейшее условие окончания: Если k<K, то k+=1 и к шагу 3 Если k=K, то к шагу 7.
- 7. Определить максимальное $f(\vec{x})$



Метод роя пчел. Простой пример

Целевая функция

$$F(x,y) = -(x^2 + y^2)$$

Решение $\vec{x} = (0, 0), F(0,0) = 0$

S = 10 - число «пчел-разведчиков»,

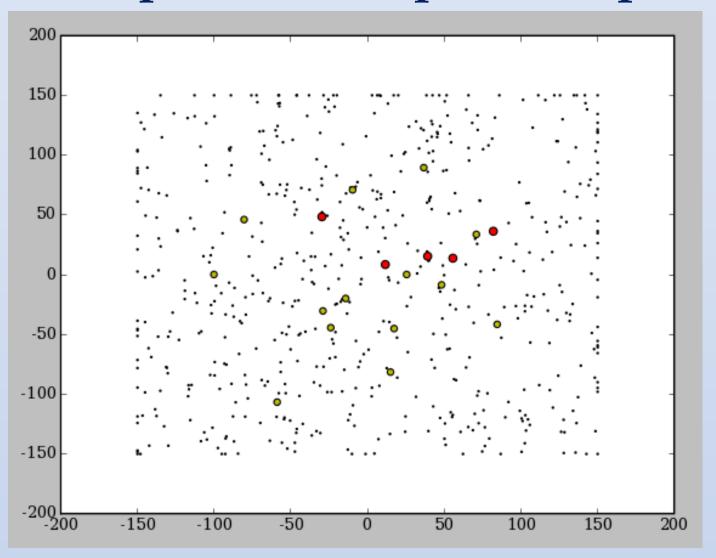
В = 5 - число пчел, посылаемых в наилучшие области,

P = 2 - число пчел, посылаемых в перспективные области,

W = 2 - число наилучших значений функции (наилучших участков),

W = 3° - число перспективных участков, A = 10 - размер области участка (локального поиска).

Метод роя пчел. Простой пример



Марко Дориго (Marco Dorigo), 1992 г. - Ant Colony Algorithm

Предложил имитировать поведение колонии муравьев поиска кратчайшего пути от муравейника до источника пищи.

Каждый раз проходя от муравейника до пищи и обратно, муравьи оставляют за собой дорожку феромонов. Другие муравьи, почувствовав такие следы на земле, инстинктивно устремляются к нему. Эти муравьи тоже оставляют за собой дорожки феромонов, чем больше муравьев проходит по определенному пути, тем более привлекательным он становится для их сородичей. При этом, чем короче путь до источника пищи, тем меньше времени требуется муравьям на него – а следовательно, тем быстрее оставленные на нем следы становятся заметными.

Муравьиные алгоритмы используют многоагентные системы, агенты которых функционируют по крайне простым правилам. Они крайне эффективны при решении сложных комбинаторных задач — таких, например, как задача коммивояжера, первая из решенных с использованием данного типа алгоритмов.



Задача коммивояжёра



Задача: найти маршрут посещения всех городов ровно один раз **> гамильтонов цикл**.

Задача коммивояжера относится к числу трансвычислительных, т.е. уже при относительно небольшом числе городов (66 и более) она не может быть решена методом перебора вариантов никакими теоретически мыслимыми компьютерами за время, меньшее нескольких миллиардов лет.

Вероятность того что (k-тый) муравей перейдет из города i в город j

 $P_{i,j}^{(k)} = \frac{\tau_{i,j}^{\alpha} \eta_{i,j}^{\beta}}{\sum_{m} \tau_{i,m}^{\alpha} \eta_{i,m}^{\beta}}$

Здесь

k — номер муравья

 $m{m}$ — индекс всех городов, достижимых из $m{i}$ -го города,

 $au_{i,m}$ — количество феромона между i-м и j-м городом,

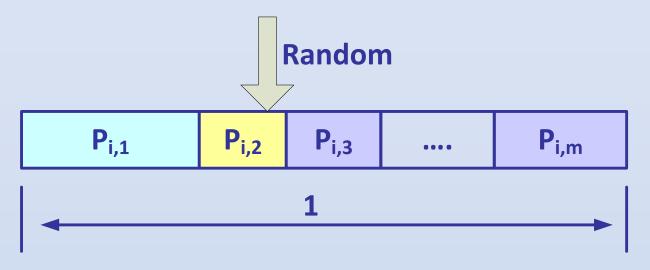
 $\eta_{i,m}$ — величина, обратная расстоянию между i-m и j-m городом (близость городов), $\eta_{i,m}={}^1/_{W_{i,m}}$,

 α — регулируемая константа учета следа (определяется опытным путем),

 $m{\beta}$ - регулируемая константа учета видимости (определяется опытным путем).

$$\sum_{m} P_{i,m}^{(k)} = 1$$

Выбор *j*-го города перехода (принцип рулетки):



Формируется равномерно распределённое число R в диапазоне 0...1.

Выбирается такое *ј*, что

$$\sum_{j=1}^{k} P_{i,m}^{(k)} < R < = \sum_{j} P_{i,m}^{(k)}$$

Добавка феромона, которое делает муравей \boldsymbol{k} на итерации \boldsymbol{t} при переходе между \boldsymbol{i} - \boldsymbol{M} и \boldsymbol{j} - \boldsymbol{M} городом

$$\Delta \tau_{i,j}^{(k)}[t] = \begin{cases} \frac{Q}{L_{k[t]}}, & \text{if } (i,j) \in T_{[t]}^{(k)} \\ 0, & \text{if } (i,j) \notin T_{[t]}^{(k)} \end{cases}$$

Здесь

k — номер муравья

t – номер итерации,

Q — константа,

 $L_{k[t]}$ — длина маршрута, пройденная муравьем $m{k}$ из города $m{i}$ в город $m{j}$,

города i в город j, $T_{[t]}^{(k)}$ — маршрут k го муравья на итерации t.

Новое значение феромонов на итерации t+1

$$\tau_{i,j\,[t+1]} = (1-\rho)^* \tau_{i,j\,[t]} + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{i,j\,[t]}^{(k)}$$

Здесь

ho — коэффициент испарения феромона (от итерации к итерации.

Разновидности муравьиных алгоритмов

AS – базовый муравьиный алгоритм.

ASE – базовый муравьиный алгоритм с элитными муравьями.

ASR – ранговый муравьиный алгоритм.

MMAS – максиминный муравьиный алгоритм.

Рекомендована ЛІТЕРАТУРА

- Саймон Д. Алгоритмы эволюционной оптимизации. М.: ДМК Пресс, 2020. 1002 с.
- Скобцов Ю.А., Федоров Е.Е. Метаэвристики. Донецк, Изд-во «Ноулидж», 2013. 426 с.

Посилання

- https://towardsdatascience.com/gas-and-nns-6a41f1e8146d
- https://habr.com/ru/post/246951/

Контрольні запитання

- 1. Надайте загальний опис алгоритму бджолиної сім'ї (рою бджол). Наведіть приклад.
- 2. Надайте загальний опис алгоритму колонії мурах для вирішення задачі комівояжеру.

The END Mod 3. Lec 10