

Конспект лекций в области компьютерных наук, том. 7665, с. 92–99, 2012.
В: Хуан, Т. и соавт. (eds) 19-я Международная конференция по обработке
нейронной информации -

ICONIP'2012, Доха, Катар, 12-15 ноября 2012 г.

Имитируемый человеком Иммуноэволюционный

Вычислительный подход

Банда Се 1,2, Хун-Бо Го 1, Ю-Чу Тянь 1 и Маолин Тан 1

1 Школа электроники и компьютерных наук, Квинслендский
технологический университет,

GPO Box 2434, Brisbane QLD 4001, Австралия

Email: { y.tian, m.tang } @ qut.edu.au

2 колледж информатики, Тайюаньский технологический университет,

79 Yingze West Street, Тайюань, Шаньси 030024, КНР

Электронная почта: xiegang@tyut.edu.cn

абстрактный

Преждевременная сходимость к локальным оптимальным решениям является
одной из основных трудностей при использовании
алгоритмы обучения в реальных задачах оптимизации. Для предотвращения
преждевременной конвергенции и
явление вырождения, в этой статье предлагается новый подход вычисления
оптимизации, человек

Имитационный иммуноэволюционный алгоритм (HSIEA). Учитывая, что
преждевременная конвергенция

проблема связана с отсутствием разнообразия в популяции, HSIEA
использует клональный отбор

принцип теории искусственной иммунной системы, чтобы сохранить
разнообразие решений для поиска

налог. Даются математические описания и процедуры HSIEA, а также четыре
новых эволюционных

сформулированы операторы: клон, вариация, рекомбинация и отбор. Два
эталона

Функции оптимизации исследуются, чтобы продемонстрировать
эффективность предлагаемой HSIEA.

Ключевые слова: искусственный интеллект, искусственные иммунные
системы, эволюционный алгоритм,

Клональный отбор, эволюционные операторы

1. Введение

Эволюционные алгоритмы (EAs) являются одним из важных подходов в
стохастическом поиске

методы с существенными характеристиками параллелизма, адаптивности и
рандомичности.

Тем не менее, по-прежнему возникают сложные трудности при применении
советников в крупных и сложных

проблемы оптимизации в реальном мире. Одной из таких трудностей является преждевременная конвергенция, которая происходит, когда население достигает неоптимального состояния, в котором большинство операций больше не функционирует, чтобы произвести улучшенное потомство [1,2]. Много усилий было сделано для улучшения работы советников. Сен [3] и Yang et al. [4] предложили гибридную схему, в которой имитированный отжиг используется для адаптации. Этот генетический алгоритм убегает от локальных оптимумов и тем самым предотвращает преждевременную конвергенцию.

Принята версия 23 августа 2012

Между тем, алгоритм поиска табу был введен для увеличения скорости сходимости. Herrera и другие. [1] представили постепенные распределенные генетические алгоритмы с реальным кодом, которые применяют различные оператор кроссовера для каждой подгруппы для решения преждевременной проблемы. С использованием Концепция теории информации, Йе и Янг [5] и Бхаттачарья [6] разработали управляемые эволюционные операторы, чтобы избежать преждевременной конвергенции. Другие события в этой области включает ссылки [7] и [8]. Среди разработок различных советников, Mind Evolutionary Algorithm (MEA) [9,10] было предложено путем введения моделируемого человеком машинного обучения. Он имитирует человеческое мышление и обучение в определенных социальных средах [11]. Несмотря на это достижения, некоторые недостатки также выявлены в приложениях МЭС. Так как Операторы MEA случайным образом изменяют индивидуумов населения, номенон становится неизбежным. В частности, при решении сложной реальной проблемы характеристики проблемы, которые могут помочь устранить вырождение и улучшить конверсию скорость, игнорируются МЭС. Технологии искусственной иммунной системы - это новые разработки после искусственной нейронной сети. работает и советники. Было много успешных приложений искусственной иммунной системы, особенно в области оптимизации [12,13]. Принцип клонального отбора является основным и

Портант модель в искусственной иммунной системе. Се и др. [14] включили эту модель в

МЭС для решения проблемы преждевременной конвергенции. Тем не менее, детальное понимание

принцип выбора клона с приложениями в сложных реальных задачах оптимизации

еще предстоит разработать. Это мотивирует исследование этой работы.

В этой статье предлагается новый подход к оптимизации вычислений: имитация человека

эволюционный алгоритм (HSIEA). Подобно MEA, HSIEA имитирует эволюцию

процесс человеческого общества и использует коэволюцию и информационный механизм

низм. Однако HSIEA принципиально отличается от MEA по архитектуре алгоритмов.

туры и операторы. Будет показано, что HSIEA решает проблемы преждевременного и вырождения

проблемы и превосходит MEA в вычислительной эффективности.

Статья организована следующим образом. Раздел 2 формализует основы HSIEA.

Блок-схема HSIEA разработана в разделе 3. Затем две контрольные функции проведено исследование, чтобы выяснить хорошие показатели HSIEA в разделе 4. Наконец, в разделе 5

завершает работу

2. Основы HSIEA

Исследования в области развития человеческого интеллекта показали, что два важных

и существуют универсальные способы: сходные такси и диссимилиация. Подобные такси относятся к

способность человека принять существующую технику, подтвержденную другими, для обработки различных

проблемы; в то время как диссимилиация описывает мастерство человека в разработке инновационных

подход из существующих, чтобы иметь дело с неизвестными полями мира. Эти два разных

моды взаимодействуют друг с другом, чтобы управлять прогрессом развития человеческого интеллекта. В течение

этот прогресс, разделение общества и сотрудничество также развиваются с пониманием

что никто не выживет и не преуспеет без такой среды сотрудничества общества и

цели изучения каждого человека определены в одно и то же время. Из этого понимания

моделируемая человеком модель эволюционных вычислений может быть разработана с ее механизмом

будучи проиллюстрированным на рис. 1.

2

Рисунок 1. Механизм моделируемый человеком эволюционный gorithm.

Как эволюционный алгоритм на основе нескольких групп, HSIEA применяет поиск похожих такси
Схема для достижения местной оптимальной конкуренции.

Два типа процессов поиска похожих такси имеют были включены в HSIEA:

Такси и групповые аналог-такси.

В индивидуальном поиске-такси, частное лицо становится победителем в группе через местные ходатайство, и информация о победителе записывается в местные записки. Этот процесс выполняется многократно, выработка локального оптимального решения для каждой группы.

В группе поиск похожих такси, все группы обмениваются информация для пополнения знаний, которые не могут быть достигнута любой группой. Кроме того, глобальный заметки будут определять пространства параметров и количество итераций для каждой группы в следующей итерации. Группа аналогичных такси будет выбирается, когда индивидуальные такси-такси отвечают условиям терминала.

Поиск диссимилиации - это процесс поиска, в котором выбирается глобальное решение.

из местных оптимальных решений, полученных в поиске аналогичных такси. Вместе с

Эксплуатация подобных такси, некоторые люди производят несколько временных групп в курсе

поиска во всем пространстве решений. Если оценки какой-либо временной группы выше, чем

те из любой зрелой старшей группы, временная группа заменит старшую группу

и стать новой высшей группой. Таким образом, поиск диссимилиации является глобальной конкуренцией процесс.

Математически HSIEA формулируется как

$HSIEA = \{ \Phi, X, M, N, K, f(X), D(X_i, X_j),$

$O((T_C, P_C), (T_V, P_V), (T_R, P_R), (T_S, P_S)), E\},$

(1)

где Φ - антиген, т. е. оптимизированная функция для задачи численной оптимизации;
 X представляет пространство решения оптимизированной функции и математически представляет собой целое из набора антител $\{Ab_i(t)\}$, $Ab_i(t)$ обозначает t -й момент времени индивидуума; $M \in I$ это число исходных антител (кандидатов растворов); $N \in I$ - число групп с наибольшей аффинностью между антигеном и антителом; K - количество антител в каждой группе; $f(X)$ обозначает сродство между антигеном и антителом; $D(X_i, X_j)$ - сродство между антителами X_i и X_j ; O - операторы HSIEA; и E является терминалом критерий; соответственно. Четыре оператора HSIEA обозначены (T_C, P_C) для клона оператор, (T_V, P_V) для оператора вариации, (T_R, P_R) для оператора рекомбинации и (T_S, P_S) для выбора оператора соответственно.
 Определение 1 Аффинность антигена к антителу, обозначаемая $f(X)$, определяют как расчетную результат после замены антитела на антиген Φ . Он описывает степень соответствия оптимальное решение для функции объекта.
 Определение 2 Сродство антитело-антитело $D(X_i, X_j)$ является нормой между двумя аффинностями
 3

когда антитела X_i и X_j замещены на антиген Φ :

$$D(X_i, X_j) = f(X_i) - f(X_j), \quad (2)$$

где \cdot представляет любую норму.

Четыре эволюционных оператора HSIEA, т. е. Оператор клона, оператор вариации, оператор комбинации и оператор выбора соответственно описаны в следующих четырех определениях. Символ T_α указывает соответственно отображение соответствующих операторов, нижний индекс α обозначает операторы, t обозначает время итерации, Ab обозначает антитело, P_α обозначает вероятность.

Определение 3 Оператор клонирования (T_C, P_C) определяется как:

$$T_C(X) = [T_C(Ab_i(t)), i = P_C \times K, \quad (3)$$

$P_C =$

$$\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu(X))^2}{2\sigma^2}}$$

(4)

где K - размер группы антител, μ - ожидание X , а σ - стандарт Отклонение, выбранное из уравнения (5):

$$\sigma^2 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \Delta_{Ab_i}^2$$

$$\Delta_{Ab_i} = \Delta_{Ab_i}^{(t)}$$

$$\Delta_{Ab_i} = \Delta_{Ab_i}^{(t)}$$

$$0,1,$$

если $\Delta_{Ab_i} \geq 0,1$;

$\eta \Delta_{Ab_i}$, если $\Delta_{Ab_i} < 0,1$,

(5)

где Δ_{Ab_i} - евклидово расстояние в i - м измерении между новым победителем и

лучший победитель из старшего поколения; $0 < \eta < 1$ является константой. Затем поколение после

операция клонирования называется Ab'_i

$$i(t) = T V (Ab'_i(t)).$$

Определение 4 Оператор вариации $(T V, P V)$ определяется как:

$$T V [X] = [T V (Ab'_i(t))],$$

$$i = P V \times K,$$

(6)

$$P V = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \Delta_{Ab_i}^2$$

$$\Delta_{Ab_i} = \Delta_{Ab_i}^{(t)}$$

$$\Delta_{Ab_i} = \Delta_{Ab_i}^{(t)}$$

$$P D H$$

$$V$$

$$(1 - P V) (1 - D H), \text{ если } Ab'_i(t) \in Ab_i(t);$$

$$0,$$

$$\text{если } Ab'_i(t) \notin Ab_i(t),$$

$$i(t) / \in Ab_i(t),$$

(7)

$$\text{где } D H = d(Ab'_i(t), Ab_i(t))$$

$$i(t), Ab_i(t)$$

$i(t)$ представляет расстояние Хэмминга двух антител. Клон

вариационная операция с вероятностью $P V$ проводится на антителах,

генерируемых

клонирование. Поколение населения после операции вариации выражается

от Ab_i^*

$$i(t) = T V (Ab'_i(t))$$

я (T)).

Чтобы зарезервировать информацию о первоначальной совокупности, оператор вариации

применяется к новым антителам, сгенерированным операцией клона.

Определение 5 Оператор рекомбинации (T R , P R) описывается как:

$$T R (X) = [T R (A b *)$$

$$i (t)], i = P R \times K,$$

(8)

4

$$P R = \square$$

$$\square \square$$

$$\square \square$$

> 0, если те же числа 0, 1 в A b *

я (T) и A b #

я (T);

= 0, иначе,

(9)

где A b

#

$$i (t) = T R (A b *)$$

$$i (t) \cup T V (A b ')$$

i (t) представляет поколение после рекомбинации операция.

Определение 6 Оператор выбора (T S , P S) описывается как:

$$T S (X) = [A b #$$

$$я (T) | \max f (X) \text{ или } | \min \phi (x)]$$

(10)

$$P S =$$

$$\square$$

$$\square \square \square \square \square \square$$

$$\square \square \square \square \square \square$$

1,

если f (A b #

$$i (t) > f (A b i (t + 1));$$

exp (Δf / a), если Δf ≥ 0 и A b #

я (T) не лучшее антитело;

0,

если Δf ≥ 0 и A b

#

я (T) является лучшим антителом,

(11)

$$\text{где } \Delta f = f (A b i (t + 1)) - f (A b \#$$

$i(t)$, $a > 0$ представляет собой значение, относящееся к разнообразию антител Население. Чем выше разнообразие, тем выше значение.

Определение 7 Терминальный критерий E количественно описывается ограниченным числом

итераций или лучшее решение, которое не может быть улучшено за определенное количество итераций,

или комбинация обоих. Критерием прекращения может быть:

$|f^* - f_{best}| < \epsilon$; ИЛИ: $|f^* - f_{best}| < \epsilon |f^*|$, если $0 < |f^*| < 1$,

(12)

где f^* - оптимальное значение целевой функции; f_{best} - лучшая ценность цели

функция в текущем поколении.

3. Логический поток HSIEA

Исходя из основ, описанных в предыдущем разделе, логический поток и процедуры

HSIEA может быть разработан и показан на рисунке 2.

4. Численный эксперимент

В этом разделе исследуются две тестовые функции для демонстрации HSIEA:

Функция Михалевича, обозначаемая через f_1 , и повернутая

гиперэллипсоидная функция, обозначаемая через

f_2 :

$f_1 =$

5

\sum

$I = 1$

$\sin(x_i) \sin(i \cdot x_2)$

я

π)

20

, $x_i \in [0, \pi]$,

(13)

$f_2 = -$

5

\sum

$I = 1$

\square

\square

я

\sum

$J = 1$

$x_J \square$

\square

2

, $x \in [-65,536, 65,536]$.

(14)

Начать
 $Gen := 0$
 Распознать антиген
 Инициализировать M антител
 Вычислить $f(, X)$ и $D(X_i, X_j)$
 Построить N групп по $f(, X)$
 Если удовлетворить
 Терминал
 Рассчитайте $f(, X)$ лиц в группах
 выход
 Выполнить операторы
 Выбор людей с
 выше $D(X_i, X_j)$ и ниже
 $f(, X)$
 Выбор людей с
 выше $F(, X)$ и ниже
 $D(X_i, X_j)$
 $я := 0$
 клон
 $я = я + 1$
 $я = P C \times K$
 $j := 0$
 изменение
 $j = j + 1$
 $j = P D \times K$
 $я = P R \times K$
 рекомбинация
 $я := 0$
 $я = я + 1$
 выбор
 $Gen := Gen + 1$
 Y
 N
 N
 N
 N
 Y
 Y
 Y

Рисунок 2. Блок-схема HSIEA

Для функции Михайловича f_1 есть 5! локальная оптимума и глобальный минимум

$f_1 \min = -4,687$. Вращенная гиперэллипсоидная функция f_2 имеет глобальный минимум $f_2 \min = 0$ при

$x_i = 0, i = 1, \dots, 5$.

Чтобы сделать сравнение между HSIEA и MEA, мы рассмотрим скорость сходимости,

качество решения и производительность в автономном режиме [15]: X^*

$e(A) = 1$

$T \sum T$

$t = 1 f^*$

$e(Ab_i(t))$,

где f^*

$e(Ab_i(t)) = \text{best} \{f \in (Ab_1(t)), f \in (Ab_2(t)), \dots, f \in (Ab_i(t))\}$ - лучшая объектная функция

значение или лучшее средство на t -й итерации, T - количество итераций алгоритма.

б

Страница 7

В наших симуляциях начальное количество особей установлено равным $M = 200$. Терминал

количество итераций составляет 100 поколений, а предельное пороговое значение $\epsilon = 0,0001$. Число

успешных оптимизаций обозначается N_{TS} , а количество сбоев обозначается N_{TF} ,

соответственно. У нас $N_{TS} + N_{TF} = 100$.

Результаты суммированы в таблице 1 и на рисунках 3 и 4. Из этих результатов видно

по сравнению с MEA, HSIEA не только сходится быстрее, но и дает решение и автономное исполнение для обеих функций.

Таблица 1. Результаты HSIEA и MEA (порог $q = 0,0001$).

Тестовая функция

MEA

HSIEA

Реальное решение

N_{TS}

N_{TF}

Решение

N_{TS}

N_{TF}

Решение

$f_1 \min (13)$

0

100
-4,583
86
14
-4,679
-4,687
f 2 в (14)
0
100 1.296E + 1
97
3
4.979E-10
0
0 10 20 30 40 50 60 70 80 90 100
-5
-4,5
-4
-3,5
-3
-2,5

количество итераций
значение функции

1
2
1-МЭС
2-НСІЕА
0 10 20 30 40 50 60 70 80 90 100
-5
-4,5
-4
-3,5
-3
-2,5

количество итераций
производительность в автономном режиме

1
2
1-МЭС
2-НСІЕА

Рисунок 3. Оптимизация функции Михайловича в уравнении (13).

0 10 20 30 40 50 60 70 80 90 100
0
100
200
300

400
 500
 600
 700
 800
 900
 количество итераций
 значение функции
 1
 2
 1-МЭС
 2-HSIEA
 0 10 20 30 40 50 60 70 80 90 100
 0
 200
 400
 600
 800
 1000
 количество итераций
 производительность в автономном режиме
 1
 2
 1-МЭС
 2-HSIEA
 Рисунок 4. Оптимизация повернутой гиперэллипсоидной функции в уравнении (14).
 7

5. Вывод

В этой статье был разработан новый эволюционный алгоритм HSIEA. Алгоритм наследует преимущества метода MEA, а также вводит особенности искусственного иммунные системы. Из-за введения принципа клональной селекции HSIEA использовал несколько новых эволюционных операций, таких как распознавание антигена, клон, вариация, рекомбинация и отбор по сравнению с методом МЭА. Это делает HSIEA принципиально отличается от МЭА и других эволюционных алгоритмов. Эффективность подход HSIEA был продемонстрирован с помощью трех контрольных функций. Выражение признательности.

Автор Г. Се хотел бы поблагодарить Национальный фонд естественных наук Китая за его поддержку по гранту № 60975032.

Ссылки

- [1] Эррера Ф., Лозано М. М. : Постепенно распределенные генетические алгоритмы с реальным кодированием. *IEEE Trans. об эволюционных вычислениях* 4, 43–63 (2000)
- [2] Пашкович, В. : Свойства генетического алгоритма, расширенного случайным самообучением
Операторные и асимметричные мутации: исследование сходимости для задачи порошковой структуры
Индексирование. *Analytica Chimica Acta* 566, 81–98 (2006)
- [3] Сен, Л. : Гибридный генетический алгоритм для создания КИХ-фильтров с SPO-коэффициентами.
Обработка сигналов 87, 528–540 (2007)
- [4] Ян З., Тянь З., Юань, ZX: оценка максимального правдоподобия порога на основе GSA
Модель векторной коррекции ошибок. *Вычислительная статистика и анализ данных* 52, 109–120 (2007)
- [5] Yeh, C.-W., Jang, S.-S. : Разработка информационного алгоритма эволюции для
Глобальная оптимизация. *Журнал Global Optimization* 36, 517–535 (2006)
- [6] Бхаттачарья, М. : Использование ландшафтной информации для предотвращения преждевременной конвергенции в
Эволюционный поиск. В кн. : Учеб. Конгресс IEEE по эволюционным вычислениям (CEC 2006),
С. 560–564. IEEE Press, Нью-Йорк (2006)
- [7] Лян, Ч., Чунг, С.И., Вонг, К.П., Дуан, XZ: параллельная оптимальная реактивная мощность
Поток на основе совместной коэволюционной дифференциальной эволюции и системы питания
Распад. *IEEE Trans. по энергетическим системам* 22, 249–257 (2007)
- [8] Цзяо Л.К., Лю Дж., Чжун В.К. : Организационный коэволюционный алгоритм для
Классификация. *IEEE Trans. по эволюционным вычислениям* 10, 67–80 (2006)
- [9] Wang, C, Xie, K. : сходимость нового эволюционного алгоритма вычисления в непрерывном
Государственное пространство. *Int. J. Computer Math.* 79, 27–37 (2002)
- [10] Се, К., Цю, Ю., Се, G. : Анализ сходимости эволюционного алгоритма разума на основе
Функциональный анализ. В кн. : Учеб. 5-й IEEE Int. Conf. по когнитивной информатике (ICCI 2006) 2,
С. 707–710. IEEE Press, Нью-Йорк (2006)
- [11] Джи, Дж., Цзэн, Дж. К., Хан, Чехия: Эволюционная вычислительная модель расширенного мышления для

[12] Харт Э., Тиммис Дж. : Области применения АИС: прошлое, настоящее и будущее. прикладной

Soft Computing 8, 191–201 (2008)

[13] Юань С.Ф., Чу Ф.Л. : Диагностика неисправностей на основе машин опорных векторов с параметром

Оптимизация по алгоритму искусственной иммунизации. Механические системы и обработка сигналов

21, 1318–1330 (2007)

[14] Xie, G., Xu, XY, Xie, KN, Chen, ZH: алгоритм эволюции разума клона. В: Ван Л. Чен,

К. Онг, YS (ред.) ICNC 2005. LCNS, vol. 3611, с. 945–950, Springer, Heidelberg (2005)

[15] Digalakis, JG, Маргаритис, KG: экспериментальное исследование контрольных функций для

Генетические алгоритмы. Int. J. Computer Math. 79, 403–416 (2002)