

AMEBA konkrety

Selekcja

- N - wielkość populacji, f_i - fitness i -tego osobnika w pop.
- Ruletkowa: N razy losowy wybór proporcjonalnie do f_i
- Turniejowa: N razy najlepszy osobnik z losowej k -kombinacji (jeśli $k=N$, to steepest, jeśli $k=1$, to random walk \rightarrow napór selekcyjny proporcjonalny do k)
- Losowa według reszt (z lub bez powtórzeń): tyle i -tego osobnika kopii w nowej pop. ile część całkowita z $e_i = N * f_i / \sum(f)$, pozostałe miejsca losowo z prawd. równym części ułamkowej e_i (albo w malejącej kolejności jeśli deterministyczna, albo ruletkowo jeśli z powtórzeniami)
- Porządkowa: losowo według funkcji prawdopodobieństwa od miejsca w rankingu f_i
- Elitarna: dowolna metoda selekcji, ale najlepszy zawsze przechodzi
- Model ze ścisaniem: nowe osobniki zastępują najbardziej podobne w starej pop. (symulacja walki o ograniczone zasoby w ekologicznych niszach)
- Model wyspowy: podział na podpopulacje, w których ewolucja odbywa się niezależnie, z okresową migracją \rightarrow większa eksploracja
- Selekcja konwekcyjna: podział na podpopulacje na podstawie podobieństwa wartości funkcji celu osobników [najlepsi, średni, najgorsi] \rightarrow poprawa eksploracji przez balans presji selekcyjnej
- Selekcja negatywna: usuwanie genotypów z pop., żeby zrobić miejsce na inne

Skalowanie (pomaga utrzymać stały napór selekcyjny podczas ewolucji)

- Selekcja np. turniejowa i rankingowa nie zależą od konkretnych wart. f_i , więc skalowanie nie ma sensu
- Prawd. wybrania i -tego osobnika przed skalowaniem: $p_i = f_i / \sum(f)$
- Liniowe: $f' = a * f + b$
- Sigma-obcinające: $f' = \max(0, f - \mu + c * \sigma)$ [μ - średni fitness pop., σ - odch. std. fitnessu pop., c - napór selekcyjny (im większe c , tym mniejszy napór)]
- Mediana: $p' = 1 / (1 + \exp((f_i - \text{median}(f)) / \sigma))$

Krzyżowanie

- Jednopunktowe, wielopunktowe, jednorodne
- Tasowanie: losowa zamiana *pozycji* bitów w rodzicach przed krzyżowaniem (po krzyżowaniu pozycje są przywracane)
- Adaptacyjne: miejsca cięcia podlegają ewolucji, dynamiczny wybór operatora
- Z wieloma przodkami: liczba rodziców \sim różnorodność

Strategie ewolucyjne

- Dwuelementowa (1+1)-ES: osobnik mutant zastępuje przodka jeśli jest lepszy i dopuszczalny (podobnie do Local Search)
- Wieleelementowa: populacja i krzyżowanie dwóch osobników - potomek zastępuje najgorszego w populacji
- Wieleelem. (μ/ρ , λ)-ES: selekcja tylko z potomków (μ - n rodziców, ρ - n rodziców potomków, λ - n potomków)
- Wieleelem. ($\mu/\rho + \lambda$)-ES: selekcja z rodziców i potomków
- Reprezentacja osobnika: wektor zmiennych, gdzie zmienna to jej wartość, odch. std. (stałe lub ewoluowane) i kąt odchylenia (opcjonalnie)
- Mutacja: zmiana wektora cech o losową wartość z rozkładu normalnego
- Krzyżowanie: jednorodne lub arytmetyczne
- CMA-ES: adekwatna strategia dla problemów źle uwarunkowanych (gdzie błędy numeryczne zbyt wpływają na wynik)
 1. ustal środek populacji
 2. próbuj rozwiązania z macierzy kowariancji
 3. oceń rozwiązania
 4. przesun środek populacji (rankingowa średnia ważona jakością)
 5. rozproszenie nowych osobników jest proporcjonalne do prędkości z jaką przemieszcza się środek populacji
 6. aktualizuj macierz kowariancji, żeby rozciągnąć rozkład w kierunku przemieszczenia środka populacji (podążanie za gradientem oczekiwanej jakości rozwiązań)

Programowanie genetyczne

- Generowanie drzew (np. do populacji początkowej): **Full** (drzewa o tej samej głębokości) / **Grow** (różna głębokość i kształt) / **Ramped half-and-half** (połowa pop. Full, połowa pop. Grow - *zapewnia zróżnicowanie pop. początkowej*)
- Krzyżowanie: wymiana losowych poddrzew u obu rodziców
- Mutacja: zastąpienie losowego poddrzewa losowo wygenerowanym poddrzewem
- Własności: **domknięcie** (funkcje działają dla dowolnego inputu), **wystarczalność** (elementy pozwalają na zbudowanie rozwiązania)
- Problemy: **puchnięcie** (rozwiązanie: kara za rozmiar w f-i celu / limit na rozmiar)

Koewolucja

- kilka gatunków wpływających na siebie; ocena osobników jednej pop. może zależeć od osobników w innej pop.)

Koewolucja kooperacyjna

- Optymalizacja złożonych problemów będzie skuteczniejsza, jeśli zostaną zdekomponowane na części
- Usuwanie gatunku: jeśli wkład gatunku do współpracy jest poniżej progu (różnica między fitnesssem z nim i bez niego)
- Dodawanie gatunku: gdy stagnacja (brak wzrostu fitnessu)

Koewolucja konkurencyjna

- osobnik reprezentuje wiedzę o strategii, ocena np. przez wiele partii z pozostałymi osobnikami
- Problemy: chcemy ciągłej konkurencji (arms race), nie chcemy stagnacji (MSS - mediocre stable state), ciężko rozróżnić wygraną z przeciętnym i złym osobnikiem
- Rozwiązania problemów (cykle, nieprzechodność relacji porównania, brak postępu)
 - CFS (competitive fitness sharing): każdy osobnik ma jednostkę zasobu, którą dzieli po równo i oddaje osobnikom z którymi przegrał
 - HoF (hall of fame): każdy osobnik musi grać z każdym osobnikiem z hall of fame

Reprezentacja zmiennoprzecinkowa

- Krzyżowanie
 - Arytmetyczne: dziecko = $r_1 \cdot p + r_2 \cdot (1-p)$
 - Simpleksowe: c = centroid rodziców - najgorszy rodzic
- Mutacja
- Naprawianie mutacji
 - Pochłaniaj (clip), Powtarzaj (generuj aż wyjdzie), Zastępuj (generuj z losowego przodka aż wyjdzie)
 - Ignoruj (zostaw wartość przodka), Zawijaj (modulo), Flat (random uniform)
 - Odbijaj (jak $x = d$ powyżej górnej granicy, to ustaw $x = d$ poniżej górnej granicy; jak $x = d$ poniżej dolnej granicy, to ustaw $x = d$ powyżej dolnej granicy)

Pytania "z dyskusji"

- Czy do dobrego działania algorytmu ewolucyjnego potrzebny jest niedeterministyczny element: **NIE**
- Czy mutacja jest niezbędna - **TAK**, ponieważ zabezpieczenia algorytmu przez zbyt szybką zbieżnością, umożliwia wyjście z lokalnego optimum, odpowiedzialna jest za eksplorację (wprowadzenie różnorodności)
- Czy krzyżowanie jest potrzebne: **NIE**, mutacja jest wystarczająca, aczkolwiek umiejętne wykorzystanie krzyżowania pozwala nam zachować odpowiedni balans eksploracji/eksploatacji
- Sensowny sposób radzenia sobie z mutantami spoza dozwolonego przedziału: **ODBIJAJ**, bo nie zmienia rozkładu wartości i zachowuje podobieństwo do oryginalnej wart.

- Różnice między AE steady state i generacyjnym - w steady state tylko kilka osobników w populacji zostaje zmieniona, w generacyjnym wszystkie osobniki ulegają modyfikacji (selekcja i reprodukcja)
- **Epistaza to stopień zależności pomiędzy różnymi genami w chromosomie i ich łączny wpływ na fitness.** Dla skuteczności AE tym **lepiej, im mniejsza epistaza**, lecz dla niektórych definicji funkcji celu, reprezentacji i użytych operatorów, zjawisko epistazy jest korzystne. Ostatecznie w optymalizacji chodzi nie o niską epistazę, tylko o korzystny związek między topologią przestrzeni przeszukiwania, a krajobrazem przystosowania.
- Wielkość populacji ~ bezwładność algorytmu (przy większych pop. algorytm reaguje wolniej, ale mniejsze ryzyko utknięcia w opt. lokalnym)
- Prawdopodobieństwo mutacji: $1/\text{liczba zmiennych decyzyjnych}$, albo $1/\text{wielkość populacji}$
- Selekcja: losowa według reszt (bez lub z powtórzeniami), albo turniejowa

Inne bzdury

- Niepożądany algorytm genetyczny
- Operatory łączenia, cięcia i mutacji (prosta) łańcuchu bitów, selekcja turniejowa
- Eksperymentalnie dobre w problemach zwodniczych
- Hierarchiczny algorytm genetyczny
 - automatyczne odkrywanie zależnych elementów
 - próbkowanie specjalnie skonstruowanych rozwiązań pozwala zdekomponować
 - po dekompozycji niezależna optymalizacja
- Problem zwodniczy
- Ewolucja różnicowa:
 - -
- DPX (distance preserving crossover): $\text{dist}(d, r1) = \text{dist}(d, r2) = \text{dist}(r1, r2)$
- Globalna wypukłość
- FDC (fitness distance correlation)
 - Jeśli korelacja jest wysoka, to warto zaczynać od dobrych rozwiązań. Wtedy dywersyfikację można uzyskać niewielkimi zakłóceniami rozwiązań.
- Embriogeneza: mapowanie genotyp -> fenotyp
- Specjalizacja: dwa organizmy dobre w dwóch różnych zadaniach są lepsze niż dwa średnie w obu ($a*b > a/2 * b/2$)
- Specjacja: specjalizacja pod postacią podziału na gatunki o różnych niszach
 - podobne osobniki w okolicach ekstremum można nazwać gatunkiem
- Tworzenie skutecznych operatorów krzyżowania:
 - znajdź cechy wpływające na wartość f-i celu
 - stwórz miary odległości bazujące na tych cechach
 - jeśli miary determinują globalną wypukłość, wykorzystaj te cechy budując operator DPX