Căutare aleatoare și căutare locală

1 CERINȚE

1. Să se implementeze o metodă de *căutare aleatoare* (random search) pentru problema rucsacului.
   - Să se genereze o soluție aleatoare și să se verifice dacă este validă.
   - Să se determine calitatea soluției generate.
   - Pentru *k* soluții generate aleator, să se determine cea mai bună soluție.

2. Să se implementeze una din cele trei variante ale metodei Hill-Climbing pentru problema rucsacului (cf numar din grupa):
   a. Random Hill-Climbing
   b. Steepest Ascent Hill-Climbing
   c. Next Ascent Hill-Climbing

Efectuați experimente pe cele două instanțe de problema rucsacului primite.

Observații:

- ✓ Aplicația trebuie să fie modularizată și să permită parametrizarea algoritmului și afișarea soluției.
- ✓ Aplicația trebuie să permită rularea algoritmului pe date de test specificate în program cât și încărcarea datelor din fișier.
- ✓ Testați algoritmul pentru o instanță manual setată de mărime mică pentru a urmări performanța. De asemenea, testați algoritmul în diverse variante pentru comparații pe cele 2 instanțe primite în cadrul laboratorului.
- ✓ Rezultatele experimentelor trebuie salvate (cu indicarea setărilor folosite: algoritmul, valori parametri, număr rulări, calitatea soluției – best/avg).

2 TERMEN DE PREDARE

- **Lab 2**

Total Punctaj Tema 1 = 100p

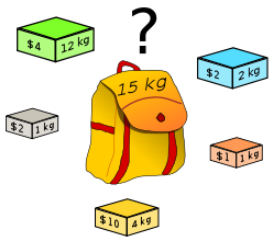
3 PREDAREA TEMEI PRIN MS TEAMS

Incarcati urmatoarele fisiere **INAINTE** de a incepe lab-ul in care este setat termenul de predare:

1. O arhiva cu codul sursa
2. Un document (Word/PDF) care sa contina:
   - ✓ Descrierea pe scurt a algoritmului implementat (pseudocod) si principalelor componente (reprezentare solutie, functie de fitness, operatori, etc)
   - ✓ Indicarea parametrilor algoritmului
   - ✓ Tabele/grafice cu rezultatele obtinute (comparatii pentru cel putin 3 seturi de valori ale parametrilor pentru fiecare instanta de problema)
   - ✓ Analiza rezultatelor

4 PROBLEMA RUCSACULUI

- n obiecte, fiecare obiect are o valoare (v) și o greutate (w)
- *Obiectiv: puneți în rucsac valoarea maximă fără a depăși greutatea maximă admisă W*
- $x_i = 1$ înseamnă obiectul i este pus în rucsac
- $x_i = 0$ înseamnă obiectul i nu este pus în rucsac



$$\text{maximize} \sum_{i=1}^{n} v_i x_i$$

$$\text{subject to} \sum_{i=1}^{n} w_i x_i \leq W \text{ and } x_i \in \{0,1\}.$$

5 RANDOM HILL-CLIMBING (RHC)

1. Se selectează un punct aleator **c** (*current*) în spațiul de căutare
2. Se alege un punct ***x*** din vecinătatea lui c: ***N(c).***

   Dacă *eval(x)* este mai bun decât *eval(c)* atunci ***c=x***.
3. Repetă pasul 2 până când un număr maxim de evaluări se atinge.
4. ***Returnează c.***

6 STEEPEST ASCENT HILL-CLIMBING (SAHC)

1. Se selectează un punct aleator **c** (*current hilltop*) în spațiul de căutare.
2. Se determină toate punctele *x* din vecinătatea lui c: $x \in N(c)$
3. Dacă oricare $x \in N(c)$ are un fitness mai bun decât c atunci c=x , unde x are cea mai bună valoare eval(x).
4. Dacă nici un punct $x \in N(c)$ nu are un fitness mai bun decât **c**, se salvează **c** și se trece la ***pasul 1.*** Altfel, se trece la ***pasul 2*** cu noul **c**.
5. După un numar maxim de evaluări, se returnează cel mai bun **c** (hilltop).

7 NEXT ASCENT HILL-CLIMBING (NAHC)

1. Se selectează un punct aleator **c** (*current hilltop*) în spațiul de căutare.
2. Se consideră pe rând vecinii x ai punctului c. Dacă eval(x) este mai bun decât eval(c), atunci c=x și nu se mai evaluează restul vecinilor lui c. Se continuă pasul 2 cu noul c și se consideră vecinii lui c mai departe (pornind din același punct din vecinătate unde s-a rămas cu vechiul c).
3. Dacă nici un vecin x al punctului c nu duce la o evaluare mai bună, se salveaza c și se continuă procesul de la pasul 1.
4. După un număr maxim de evaluări, se returnează cel mai bun **c** (hilltop).

8 REFERINȚE

J.D. Schaffer and L.J. Eshelman. "On crossover as an evolutionary viable strategy". In R.K. Belew and L.B. Booker, editors.*Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms,* pages 61-68, Morgan Kaufmann, 1991.

Melanie Mitchell and Stephanie Forrest. Fitness Landscapes: Royal Road Functions in., Back T., Fogel D. and Michalewicz, Z. (Eds.), Handbook of Evolutionary Computation. Oxford: Oxford University Press., 1997.