

Razvrščanje z dominantnimi množicami

Taja Debeljak, Anže Marinko

Finančni praktikum

Finančna matematika, Fakulteta za matematiko in fiziko

Jesen 2017

1 Uvod

Grupiranje (ang. Clustering) je postopek razvrščanja predmetov znotraj razreda v podrazrede (cluster) tako, da so si predmeti znotraj istega podrazreda bolj podobni med sabo, kot so si podobni z elementi iz ostalih podrazredov.

Problem združevanja lahko opišemo z uteženim grafom, ki ga definiramo kot trojico $G = (V, E, \omega)$, kjer je $V = 1, \dots, n$ končna množica vozlišč, $E \subseteq V \times V$ množica usmerjenih povezav in $\omega : E \rightarrow \mathbb{R}$ funkcija, ki vsakemu vozlišču dodeli neko vrednost (težo). Vozlišča grafa G ustrezajo predmetom, ki jih je potrebno združevati.

Povezave predstavljajo, kateri predmeti so med seboj povezani, utežene povezave pa odražajo podobnosti med povezanimi predmeti. Poleg tega matrika $A_{i,j} = \omega(i, j)$ za vse $i, j \in V$ predstavlja podobnost med vozlišči. Imenujemo jo matrika podobnosti.

Osnovni lastnosti, ki morata zadostovati gruči, sta:

- Notranja homogenost: elementi, ki pripadajo gruči si morajo biti med seboj podobni
- Maksimalnost: gruče ne moremo dodatno razširiti z uvedbo zunanjih elementov

Definicija 1.1 Naj graf G predstavlja primer združevanja množic in naj bo $C \subseteq V$ neprazna podmnožica. Povprečna utežena vhodna stopnja glede na C je definirana kot

$$awindeg_C(i) = \frac{1}{|C|} \sum_{j \in C} A_{i,j}$$

kjer $|C|$ predstavlja velikost množice C . Za $j \in C$ definiramo

$$\phi_C(i, j) = A_{i,j} - awindeg_C(j)$$

Funkcija $\phi_C(i, j)$ je mera relativne podobnosti elementa i z elementom j glede na povprečno povezanost elementa i z elementi iz C .

Težo elementa i glede na množico C definiramo kot

$$W_C(i) = \begin{cases} 1 & ; \text{če } |C| = 1, \\ \sum_{j \in C \setminus i} \phi_{C \setminus \{i\}}(i, j) W_{C \setminus \{i\}}(j) & ; \text{sicer.} \end{cases}$$

Vrednost $W_C(i)$ nam pove koliko podpore prejme element i od elementov $C \setminus \{i\}$ glede na skupno podobnost z elementi iz $C \setminus \{i\}$. Pozitivne vrednosti nam povedo da je i močno koleriran z $C \setminus \{i\}$.

Skupna teža množice C pa je definirana z

$$W(C) = \sum_{i \in C} W_C(i)$$

Definicija 1.2 Dominantna množica

Neprazni množici $C \subseteq V$ za katero je $W(T) > 0$ za vsako neprazno množico $T \subseteq C$ pravimo dominantna množica, če velja:

1. $W_C(i) > 0$ za vse $i \in C$
2. $W_{C \cup \{i\}}(i) < 0$ za vse $i \notin C$

2 Povezava s teorijo optimizacije

Če se omejimo na simetrične povezanosti, torej A je simetrična matrika, potem lahko dominantno množico zapišemo kot rešitev naslednjega standardnega kvadratičnega programa

$$\max f(x) = x^T A x \quad (1)$$

$$\text{p. p. } x \in \Delta \subset \mathbb{R}^n \quad (2)$$

Kjer je $\Delta = \{x \in \mathbb{R}^n : \sum_{j \in V} x_j = 1 \text{ in } x_j \geq 0 \text{ za vsak } j \in V\}$ standardni simpleks iz \mathbb{R}^n .

Pravimo, da je x rešitev zgornjega problema če obstaja sosesčina x -a $U \subseteq \Delta$ za katero je $f(x) > f(z)$ za vsak $z \in U \setminus \{x\}$. Podpora $\sigma(x)$ za $x \in \Delta$ je definirana kot indeksna množica pozitivnih komponenta vektorja x , torej $\sigma(x) = \{i \in V : x_i > 0\}$.

Definicija 2.1 Otežen vektor

Za neprazno podmnožico C množice V lahko definiramo otežen vektor $x^C \in \Delta$, če ima množica C pozitivno skupno težo $W(C)$. V tem primeru je

$$x_i^C = \begin{cases} \frac{W_C(i)}{W(C)} & ; \text{ če } i \in C, \\ 0 & ; \text{ sicer.} \end{cases}$$

Za dominantno množico lahko torej vedno definiramo otežen vektor.

Izrek 1 Če je C dominantna množica A , potem je njen otežen vektor x^C rešitev zgornjega problema. Obratno, če je x^* rešitev zgornjega problema, potem je njegova podpora $\sigma = \sigma(x^*)$ dominantna množica od A pri pogoju, da je $W_{\sigma \cup \{i\}}(i) \neq 0$ za vse $i \notin \sigma$.

3 Povezava s teorijo grafov

Naj bo $G = (V, E)$ neusmerjen graf, kjer je $V = 1, 2, \dots, n$ množica vozlišč in $E \subseteq V \times V$ množica povezav v grafu. Dve vozlišči $u, v \in V$ sta sosednji, če

$(u, v) \in E$. Podmnožici vozlišč $C \subseteq V$ pravimo klika, če so si vsa vozlišča iz te množice med seboj sosednja.

Klika C na neusmerjenem grafu F je največja (maximal), če ne obstaja klika D na grafu G , tako da $C \subseteq D$ in $C \neq D$. Klika C imenujemo maksimalna (maximum) klika, če ne obstaja klika na grafu G , ki bi vsebovala več vozlišč kot največja klika C . Število vozlišč v maksimalni kliki imenujemo klično število (clique number) in ga označimo z $\omega(G)$.

Matrika sosednosti grafa G je kvadratna matrika A_G , kjer je $(A_G)_{i,j} = 1$, če $(i, j) \in E$, sicer pa $(A_G)_{i,j} = 0$.

Na matriko sosednosti v neusmerjenem grafu lahko gledamo kot na matriko podobnosti v problemu razvrščanja in posledično lahko uporabimo dominantno množico da najdemo združbe znotraj grafa.

Glede na povezavo z teorijo optimizacije, upoštevamo naslednji kvadratični program

$$\max f_\alpha(x) = x^T(A_G + \alpha I)x \quad (3)$$

$$\text{p. p. } x \in \Delta \subset \mathbb{R}^n \quad (4)$$

Kjer je I identična matrika, α realno število in Δ simpleks.

Izrek 2 *Naj bo graf G neusmerjen z matriko sosednosti A_G in naj bo $0 < \alpha < 1$. Vsaka največja klika C grafa G je dominantna množica od $A_\alpha = A_G + \alpha I$. Obratno, če je C dominantna množica od A_α potem je C največja klika v G .*

4 Povezava s teorijo iger

Teorija iger (za razliko od teorije optimizacije) lahko obravnava tudi nesimetrične matrike. Ideja je v zasnovi simetrične igre »clustering game« med dvema igralcema. Podatkovne točke V (akcije V ?) so čiste strategije, ki so na voljo igralcem, matrika A pa predstavlja njihova plačila. Oba igralca imata popolno znanje o poteku igre in sprejemata neodvisne odločitve o tem katero strategijo bosta izbrala. Matrika izplačil predstavlja prihodke, ki jih dobi igralec če se igra določena strategija. Torej če igralec 1 in 2 igrata strategijo $(i, j) \in V \times V$ potem igralec 1 dobi izplačilo $A_{i,j}$, igralec 2 pa $A_{j,i}$. Mešana strategija $x \in \Delta$ je verjetnost porazdelitve čistih strategij, ki modelira stohastično strategijo igre nekega igralca. Če igralec 1 in 2 igrata mešani strategiji $(x_1, x_2) \in \Delta \times \Delta$ potem sta pričakovani izplačili igralcev $x_1^T A x_2$ in $x_2^T A x_1$. Nashevo ravnovesje je profil mešane strategije $(x_1, x_2) \in V \times V$ pri katerem se noben od igralcev ne more povečati svojega izplačila ob nespremenjeni igri drugih igralcev, torej

$$y_1^T A x_2 \leq x_1^T A x_2 \text{ in } y_2^T A x_1 \leq x_2^T A x_1$$

Za vse $(y_1, y_2) \in \Delta \times \Delta$. Nashevo ravnovesje je simetrično če velja $x_1 = x_2$. v primeru simetričnega Nashevega ravnovesja se prejšni neenakosti združita v

$$y^T A x \leq x^T A x \text{ za vse } y \in \Delta$$

. Z vidika clustering game je simetrično ravnovesje tisto kjer imata oba igralca enake hipoteze o članstvu v grupi in noben od igralcev ne želi iz grupe. Še več, prejšni pogoj pomeni:

$$\begin{cases} (Ax)_i = x^T A x; & i \in \sigma(x) \\ (Ax)_i \leq x^T A x; & i \notin \sigma(x) \end{cases}$$

Ki pa ga lahko interpretiramo kot notranjo homogenost gruč predstavljeno z podporo $\sigma(x)$ od x -a, za pričakovano podobnost katerega koli elementa iz gruč z nekim drugim elementom bo enaka. Vendar pa Nash ne nujno zagotavlja pogoj maksimuma, kar lahko vseeno zagotovimo z izboljšanjem Nashevega ravnovesja poznan kot evolucijsko stabilna strategija (ESS). Simetrično Nashevo ravnovesje $x \in \Delta$ je evolucijsko stabilna metoda če poleg pogoja $y^T Ax \leq x^T Ax$ za vse $y \in \Delta$ zadostuje tudi pogoju $y^T Ax = x^T Ax \Rightarrow x^T Ax < x^T Ax$ za vse $y \in \Delta \setminus x$.

Izrek 3 *Naj bo A matrika podobnosti pri primeru problema združevanja in naj bo Γ clustering game. Če je C dominantna množica v A , potem je vektor x^C ESS od Γ . Obratno, če je vektor x ESS od Γ , potem je $C = \sigma(x)$ dominantna množica od A , če $(Ax)_i \neq x^T Ax$ za vse $i \notin C$.*

5 Razvrščanje z uporabo dominantnih množic

Naivna strategijabi lahko bilo oštevilčenje vseh podmnožic $C \subseteq V$ preverjanje pogojev iz Definicije 1. Ta rešitev je očitno precej neučinkovita, zato si bomo ogledali dve alternativni strategiji. Obe rešitvi izvirata iz teorije iger.

5.1 Dinamika replikatorjev

Dinamika replikatorjev (RD) je deterministična dinamična igra, ki je bila razvita v evolucijski teoriji iger. Ta teorija izvira iz zgodnjih sedemdesetih let kot poskus uporabe načel in orodja teorije iger v biološke namene za model evolucije živali. Predvideva idealni scenarij, s katerim so posamezniki ponavljajoč naključno prirejeni iz velike, idealno neskončne, populacije v igro dveh igralcev. V nasprotju s klasično teorijo iger se tukaj igralci naj ne bi obnašali racionalno ali naj ne bi imeli popolnih informacij o igri, ampak delujejo v skladu s podedovanim vedenjskim vzorcem ali čisto strategijo, in domneva se, da zaradi evolucijskega izbora proces sčasoma deluje na porazdelitev vedenja. Splošni razred evolucijskih enačb je podan z naslednjim nizom navadnih diferencialnih enačb:

$$\dot{x}_i = x_i g_i(x) \quad (5)$$

za $i = 1, \dots, n$, kjer pika pomeni odvod po času in je $g = (g_1, \dots, g_n)$ funkcija z odprtim definicijskim območjem, ki vsebuje Δ . Tukaj funkcija g_i določa stopnjo, po kateri čista strategija i replicira. Običajno je potrebno, da je funkcija g strogo naraščajoča, kar pomeni, da je Lipschitz kontinuiran in da je $g(x)^T x = 0$ za vsak $x \in \Delta$. Zgornji pogoj zagotavlja, da ima sistem diferencialnih enačb (5) enolično določeno rešitev za vsako začetno populacijsko stanje. Slednji pogoj, namesto tega zagotavlja, da je množica Δ zaprta za sistem diferencialnih enačb (5), saj katerikoli evolucijski vzorec, ki se začne v Δ ostane v Δ .

Za točko x velja, da je stacionarna (ali ravnovesna) točka za naše dinamične sisteme, če je $\dot{x}_i = 0$ ($i \in S$). Stacionarna točka x je stabilna, če za vsako okolico U od x obstaja okolica V od x , tako da $x(0) \in V$ implicira $x(t) \in U$ za vse $t \geq 0$. Stacionarna točka naj bi bila asimptotično stabilna, če obstaja pot, ki se začne v njeni okolici in k njej konvergira, ko $t \rightarrow \infty$.

Dinamika monopolne igre izplačil predstavlja širok razpon običajne izbirne dinamike, za katero držijo koristne lastnosti. Intuitivno, za monopolno dinamiko

izplačil se bodo strategije povezane z višjimi izplačili povečale pri višji stopnji. Formalno naj bi bila navadna dinamika izbora (5) monopolno-izplačilna, če $g_i(x) > g_j(x) \Leftrightarrow (Ax)_i > (Ax)_j$ za vse $x \in \Delta$ in $i, j \in V$.

Čeprav ta razred vsebuje veliko različnih dinamik, se izkaže, da si delijo veliko skupnih lastnosti. Za začetek, vsi imajo enako množico stacionarnih točk, saj je $x \in \Delta$ stacionarna točka pod kakršno koli izplačilno-monopolno dinamiko natanko tedaj, ko velja $(Ax)_i = x^T Ax$ za vsak $i \in \sigma(x)$.

Dobro znan podrazred izplačilno-monopolnih dinamičnih iger je podan z

$$\dot{x}_i = x_i[\phi((Ax)_i) - \sum_{j \in V} x_j \phi((Ax)_j)]$$

kjer je $\phi(u)$ naraščajoča funkcija u . Ti modeli se pojavijo v modeliranju evolucije vedenja z imitacijskimi procesi, kjer igralci občasno dobijo priložnost za spremembo svoje strategije.

Ko je ϕ identična funkcija, to je $\phi(u) = u$, dobimo standardne enačbe za replikator v odvisnosti od časa,

$$\dot{x}_i = x_i[(Ax)_i - x^T Ax] \quad (6)$$

katerih osnovna ideja je, da je povprečna stopnja povečanja \dot{x}_i/x_i enaka razliki med povprečno sposobnostjo strategije i in povprečno sposobnostjo celotne populacije.

Drug znan model se pojavi, ko je $\phi(u) = e_k u$, kjer je k pozitivna konstanta. Ko je k blizu 0, ta dinamika prestopi v standarden model replikatorja prvega reda upočasnjene za faktor k ; poleg tega, pa se za velike vrednosti k model približuje tako imenovani dinamiki najboljšega odgovora.

Dinamika replikatorjev in bolj v splošnem kakršno koli izplačilo monopolne dinamike imajo naslednje lastnosti:

Izrek 4 *V kakršni koli izplačilno-monopolni dinamiki velja:*

- *Nashevo ravnovesje je stacionarna točka;*
- *strogo Nashovo ravnovesje je asimptotično stabilno;*
- *stacionarna točka x^* , ki je meja notranje orbite, t.j. da je $\sigma(x(t)) = V$ za vsak $t \geq 0$ in $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = x^*$, je Nashevo ravnovesje;*
- *stabilna stacionarna točka je Nashevo ravnovesje;*
- *evolucijsko stabilna strategija (ESS) je asimptotično stabilna.*

V splošnem trditve iz izreka 4 ne veljajo v obratni smeri.

Poleg tega, če se omejimo na simetrične matrike izplačil, t.j., $A = A^T$, potem veljajo močnejše lastnosti:

Izrek 5 *Če je $A = A^T$, potem velja naslednje:*

- *$x^T Ax$ je strogo naraščajoča vzdolž katere koli nekonstantne poti po (6). Z drugimi besedami, za vse $t \geq 0$ imamo $\frac{d}{dt}[x(t)^T Ax(t)] > 0$, razen če je x stacionarna točka. Poleg tega vsaka taka pot konvergira proti (enolično določeni) stacionarni točki;*
- *x je asimptotično stabilna natanko tedaj, ko je x ESS.*

Da bi lahko izvajali dinamiko replikatorja v času, lahko uporabimo neko iterativno metodo, npr. metodo Runge-Kutta, za iskanje približka rešitev navadnih diferencialnih enačb. Druga možnost je, da lahko sprejmemo diskretno časovno podobo (6), ki je znana kot dinamika diskretnega replikatorja po času, ki jo dobimo z $x_i(t+1) = x_i(t) \frac{(Ax(t))_i}{x(t)^T Ax(t)}$, za $i \in V$. Opazimo, da je dinamika diskretnega replikatorja po času enostavno-invariantna, če je A nenegativna. To pa ni omejitev, ker vsaka izplačila A ohranijo svoje ravnotežje s konstantnim premikom. Torej, če ima A negativne elemente, lahko skonstruiramo matriko $\bar{A} = A + \mu E$ s pozitivnimi elementi z ustrezno izbiro $\mu > 0$, kjer je E matrika s samimi enicami.

Ker so ESS asimptotično stabilne v dinamiki replikatorjev po izrekih 3 in 4, lahko uporabimo to dinamiko za pridobivanje dominantnih množic, ki so v resnici v skladu z ESS, kot je bilo predhodno opisano. Poleg tega, če prevzamemo simetrične funkcije izplačil, spet opazimo povezavo s teorijo optimizacije, iz izhaja iz izreka 4, da dinamika replikatorjev lokalno maksimira $x^T Ax$. Končno, motivirana s povezavo s teorijo grafov, je bila dinamika replikatorjev uporabljena tudi za problem največje teže klika.

5.2 Dinamika okužb in imunizacije

Dinamika okužb in imunizacije je razred dinamike diskretnega časa, ki je bila uvedena, da bi premagali nekatere računalniške probleme s standardno evolucijsko dinamiko, ki vključujejo dinamiko replikatorjev. Naj omenimo nekaj problemov evolucijske dinamike kot dinamike replikatorjev: ima kvadratno kompleksnost prostora / časa na iteracijo, niso vse stacionarne točke Nasheva ravnovesja, konvergirajo le v limiti po številu iteracij in odkrivanje podpore ravnovesja je nerodno, če se dinamika ustavi pred pravilno konvergenco (tj. po končnem številu korakov).

Dinamika okužb in imunizacije je naslednja:

$$x(t+1) = \delta_{S(x)}(x)[S(x) - x] + x \quad (7)$$

, kjer smo zapisali x za $x(t)$. Funkcija $S : \Delta \rightarrow \Delta$ je funkcija izbire strategije, ki izpolnjuje naslednje lastnosti:

$$S(x) = \begin{cases} y & \text{za nek } y \in \Upsilon(x), \text{ če je } \Upsilon(x) \neq \emptyset, \\ x & \text{sicer,} \end{cases} \quad (8)$$

kjer $\Upsilon(x)$ predstavlja množico tako imenovanih infektivnih strategij za x in je definirana kot $\Upsilon(x) = \{y \in \Delta : (y-x)^T Ax > 0\}$.

Dokler obstaja $y \in \Upsilon(x)$, strategija x ne more biti ravnovesna po definiciji infektivne strategije. Če je temu tako, se dinamika (7) zmeša x in y (okuži x z y), dokler ne pride do kršitve Nashevih pogojev, ki ga povzroči y , kar se zgodi z upoštevanjem mešalnega faktorja $\delta y(x)$, ki je podan z

$$\delta y(x) = \begin{cases} \min\{\frac{(x-y)^T Ax}{(y-x)^T A(y-x)}, 1\}, & \text{če } (y-x)^T A(y-x) < 0, \\ 1, & \text{sicer.} \end{cases} \quad (9)$$

Dinamika okužb in imunizacije prinaša fiksno točko, ko je $\Upsilon(x) = \emptyset$. Če je temu tako, je tudi x Nashevo ravnovesje:

Izrek 6 Naj bo $x \in \Delta$ strategija. Potem so naslednje izjave ekvivalentne:

1. če $\Upsilon(x) = \emptyset$, za x ni infektivne strategije;
2. x je Nasheva strategija;
3. x je fiksna točka za dinamiko (7).

Dokaz: Omejimo se na dinamiko replikatorja. Če se omejimo na simetrične matrice izplačil, imamo povprečno izplačilo strogo naraščajoče vzdolž katere koli nekonstantne poti dinamike okužb in imunizacije:

Izrek 7 Naj bo $\{x(t)\}_t \geq 0$ pot po (7). Torej za vse $t \geq 0$, $u(x(t+1), x(t+1)) \geq u(x(t), x(t))$ z enakostjo natanko tedaj, ko $x(t) = x(t+1)$, pod pogojem, da je matrika izplačila simetrična.

Dokaz: Odvisno od izbire $S(x)$ v (7) lahko dobimo drugačno dinamiko. V preostalem delu bomo pregledali še eno posebno, ki je preprosta in vodi do lepih lastnosti. Naj bo $u \in \operatorname{argmax}_{j \in V} (Ax)_j$ in $v \in \operatorname{argmin}_{j \in \sigma(x)} (Ax)_j$ in naj bo

$$z^+ = e^u \text{ in } z^- = \frac{x_v}{1 - x_v}(x - e^v) + x,$$

kjer je e^u ničelni vektor z u -tim elementom 1. Funkcija izbire čiste strategije izbirna $S_{\text{čista}}$ je definirana kot

$$S_{\text{čista}}(x) = \begin{cases} z^+ & \text{če } (z^+ - z^-)^T Ax > 0 \\ z^- & \text{če } (z^+ - z^-)^T Ax < 0 \\ x & \text{sicer.} \end{cases}$$

Ker je iskanje prostora za infektivno strategijo zmanjšano z Δ do končne množice, ni očitno, da je $S_{\text{čista}}(x)$ dobro definirana izbirna funkcija, to je, da izpolnjuje (8). Vendar pa se lahko dokaže, da obstaja infektivna strategija za x natanko tedaj, ko je $S_{\text{čista}}(x)$ infektivna za x .

Druga lastnost, ki velja za čisto dinamiko okužb in imunizacije, ki si jo deli tudi z dinamiko replikatorjev, je karakterizacija ESS ravnovesja v smislu asimptotično stabilnih točk dinamike pri simetričnih matrikah izplačil.

Izrek 8 Stanje x je asimptotično stabilno za dinamiko okužb in imunizacije s funkcijo $S_{\text{čista}}$ kot funkcijo izbire strategije natanko tedaj, ko je x ESS, pod pogojem, da je matrika izplačil simetrična.

Dokaz. Ta izbirna funkcija kaže lepo lastnost, da je večanje kompleksnosti na iteracijo linearno tako v prostoru kot v času, v nasprotju z dinamiko replikatorja, ki ima kvadratno kompleksnost prostora / časa na iteracijo.

5.3 Iskanje več gruč

Dinamika replikatorja in dinamika okužb in imunizacije omogočata, da po konvergenči najdemo eno prevladujočo množico. Načeloma je cilj označiti vse dominantne množice za primere težav s problematiko združevanja, vendar je to v splošnem računsko intenzivno, ker imamo lahko eksponentno veliko gruč. V praksi je nedokončana, vendar dobra, pokritost dominantnih množic navadno zadostna za namene uporabe. Preglejmo nekatere računske strategije za (delno) označevanje dominantnih množic.

5.3.1 Strategija z več začetki

Prva strategija je zelo naiva in je sestavljena iz ponovnega zagona dinamike iz različnih, naključnih točk v simpleksu. Ta strategija je učinkovita, če so podatki sestavljeni iz nekaj gruč z velikimi bazeni privlačnosti, tako da je verjetnost vzorčenja točke, ki pripada posameznemu bazenu, relativno visoka. Jasno je, da ni nobenega zagotovila, da bo ta postopek večkrat izpisal iste gruč. Zato je korak po obdelavi namenjen prepoznavanju in izločevanju ponavljajočih se gruč. Strategija z več začetki je dolgoročno optimalna, ker bo na koncu naštel vse dominantne množice, vendar pa lahko zahteva zelo veliko število vzorcev, kar je v praksi neučinkovito.

5.3.2 Strategija luščenja

Ta strategija sledi drugačni filozofiji in se uporablja predvsem v primerih, ko nas ne zanima iskanje prekrivajočih se gruč. Ideja je spet zelo preprosta in je sestavljena iz iterativnega izvlačenja dominantne množice in odstranitve njenih točk. S tem je očitno zagotovljeno, da se nobena dominantna množica ne bo večkrat pridobivala. Vendar ta strategija ni optimalna, ker je na eni strani število dominantnih množic, ki jih je potencialno mogoče označiti, navzgor omejeno s skupnim številom točk; po drugi strani pa, razen prve dominantne množice, vsi naslednje niso nujno dominantne množice prvotnega problema razvrščanja, saj se vsakič, ko so točke dominantne množice odvzete, spremeni osnovni problem združevanja. Kljub pomanjkanju optimnosti je strategija luščenja računalniško privlačna in se jo v praksi uporabljala v številnih aplikacijah.

5.3.3 Strategija destabilizacije

Ta strategija temelji na dinamiki replikatorjev. Skicirali bomo idejo metode. Cilj je ohraniti optimalno rešitev, kot v strategiji z več začetki, vendar hkrati preprečiti, da bi večkrat naleteli na iste bazene privlačnosti. Ideja je, da se iterativno postavi dominantne množice, ki se sčasoma (in samo te) izločijo z dinamiko replikatorjev, da bi preprečili njihovo izločanje pri naslednjih ponovitvah. Da bi destabilizirali dominantno množico C , zadostuje, da se na prvotni graf dodana nova točka poveže tako, da karakteristični vektor x^C krši pogoje ESS, medtem ko niz neizračunanih ESS ostane nespremenjen. Kljub teoretični veljavnosti pristopa obstajajo nekatera praktična vprašanja s to metodo zaradi morebitnega pojavljanja periodičnih orbit, ki preprečujejo pridobivanje novih dominantnih množic. Poleg tega računska kompleksnost raste kvadratno (ob predpostavki, da je število iteracij dinamike replikatorjev stalno) s številom izločenih prevladujočih množic.

5.3.4 Tabu-seznam strategije

Zadnja strategija temelji na dinamiki okužb in imunizacije. Spet bomo preprosto skicirali splošno idejo. Strategija tabu-seznamov sledi cilju nepopolnega nabiranja dominantnih množic, ki so podobne strategiji luščenja, vendar kljub temu zagotavlja dobro pokritost in je brez žrtvovanja optimalne rešitve, kar pomeni, da so izločene gruč dominantne množice prvotnega problema z gručami. Zamišljeno je ohraniti tabu-seznam med procesom razvrščanja, to je seznamom točk, ki

jih ne bi smeli upoštevati med izločanjem dominantne množice. V nekaterih pogledih to počne tudi strategija luščenja, saj so vse točke že izločenih dominantnih množic dodane na tabu-seznam. Vendar, da bi preprečili možnost pridobivanja neveljavnih dominantnih množic, strategija tabu-seznamov preveri veljavnost domnevnih dominantnih množic, ki jih najdemo pod omejitvijo tabu-seznamov. V vsaki dominantni množici izločitvene iteracije je dominantna množica $C \subset V$ ugotovljena z izvajanjem dinamike okužb in imunizacij z naključno inicializacijo z omejitvijo, da ni mogoče uporabiti nobene točke v tabu-seznamu $T \subset V$, to je $C \subseteq V \setminus T$. Ta omejitev preprečuje, da bi bila C veljavna dominantna množica na splošno, to pomeni, da C ne bi bila dominantna množica glede na celotno množico točk V . Da bi preverili veljavnost domnevne dominantne množice C , se dinamika okužb in imunizacij ponovi, inicializira karakteristični vektor x^C in dovoljuje uporabo vseh točk (tudi tistih v tabu-seznamu). Naj $C' \subseteq V$ naj bo dominantna množica, ki je veljavna, vendar morda ni nova. Obstajata torej dva možna scenarija, v katerih C' lahko štejemo za novo veljavno dominantno množico, ki se doda končnemu rezultatu razvrščanja:

1. $C' \not\subseteq T$,
2. $C' \subseteq T$, toda C' prej še nismo našli. V prvem primeru se tabu-seznam posodablja z dodajanjem katere koli točke iz $C' \setminus T$ (npr. naključne), medtem ko ostane v prvem primeru tabu-seznam tak, kot je. Če se namesto tega izkaže, da je $C' \subseteq T$, toda je C' že bilo najdeno, zavrnilo C' in dodamo v tabu-seznam katero koli izmed točk iz $V \setminus T$.

Strategija tabu-seznam zagotavlja, da se bodisi veljavna in nova dominantna množica pridobi pri vsaki iteraciji, ali pa se seznam tabu poveča za eno, s čimer se omeji število iteracij na $\max(|V|, \#\text{najdenih gruč})$. Upoštevajmo, da bi lahko na časovno tabelo dodali še več točk, da bi pospešili proces združevanja, pri čemer bi sčasoma našli manjše število dominantnih množic.