***Преглед оптимизације роја сјајних црва***

АПСТРАКТАН

Овај рад представља преглед метода заснованих на алгоритму оптимизације роја сvitaca (ГСО). ГСО је актуелни оптимизациони алгоритам инспирисан природом који симулира понашање свitaca. ГСО алгоритам је погодан за истовремени тражење више рijешења и различитих или једнаких вредности функције циља. Дат је низ рецензија које описују примjене ГСО алгоритама у различитим доменима, као што су груписање и разни проблеми оптимизације. Кључне речи — Груписање, Оптимизација, Интелигенција роја, Оптимизација роја светлећих црва.

УВОД

Понашање усамљеног мрава, пчеле, термита и осе често је превише једноставно, али њихове комбиноване и друштвене акције јесу највеће последице. Колектив и друштвено понашања живих бића мотивисаla су истраживачe да stvore лекције данашњег времена познатог као Рој Интелигенција (СИ). Историјски гледано, фразу СИ је створио Бени и Ванг у контексту ћелијске роботике . А група истраживача у различитим деловима света тренутно ради скоро у исто време на проучавању свестраног понашања различитих живих бића и посебно друштвених инсеката. Напори да се имитирају таква понашања путем компјутера је коначно резултovala фасцинантним пољем СИ. СИ системи се типично састоје од популације једноставних јединки који локално комуницирају једни са другима и са својим Животним срединама. Иако обично нема централизованa контролна структура која диктира како се поједине јединке морају понашати, ограничене интеракције између таквих јединки често доводе до појава глобалног понашања. Много биолошких створења као што су јата риба и јата птица јасно показују структурални поредак, са понашањем организама тако интегрисаним да иако могу да промене облик и правац, појављују се креће као јединствена кохерентна целина [2]. Главна карактеристика колективног понашања може се истаћи на следећи начин и јесте сажето на слици 1.

Хомогено је иста свака птица у јату као модел понашања. Јато се креће без вође, чак иако се чини да се појављују привремене вође. Локални најближи другови у јату само утичу на кретање сваке птице. Вид се сматра најважнијим чулима за групну организацију. Избегавају се судари се судари са оближњим друговима из јата. Усклађивање брзине се ради да се усклади брзина са оближњим пријатељима у јату. Центрирање јата је покушај да се остане у близини оближњег јата Појединци покушавају да одрже минималну удаљеност између себе и других у сваком тренутку. Ово правило је дато највиши приоритет и одговара често примећеном понашање животиња у природи [3]. Ако појединци нису изводећи маневар избегавања они имају тенденцију да буду привучени према другим појединцима (да избегну изолацију) и да се поравнају са суседима [4], [5]. ИИ.

ОПТИМИЗАЦИЈА РОЈА ГЛОВВОРМ Оптимизација роја светлећих црва (ГСО) је оригинал алгоритам за оптимизацију роја који је развио Крисхнананд и Гхосе који имитирају блиставо понашање светлећих црва [6]. Сваки светлећи црв носи луминесценцију количина која се зове луциферин, о којој одлучује функција вредност тренутне локације светлећег црва. Све кроз курс кретања, светлећа глиста идентификује своје суседе на основу област локалне одлуке и бира суседа који има а вредност луциферина већа од његове сопствене помоћу механизма вероватноће и креће се на путу до њега [7–12]. ГСО приступ је упоређен са комплетним алгоритмом претраге, Слика 1

Главни карактер колективног понашања ИСТРАЖИВАЧКИ ЧЛАНАК ОТВОРЕНИ ПРИСТУП Међународни часопис за информационе технологије (ИЈИТ) – том 3, број 2, мар – април 2017. ИССН: 2454-5414 ввв.ијитјоурнал.орг Страна 50 оптимизација парења медоносних пчела, алгоритам свитаца, Алгоритам оптимизације колоније мравље пчела и честица Алгоритам за оптимизацију роја. Експерименти су прошли користећи слике пет нивоа и експерименталне резултате показао да предложени ГСО приступ ефикасно идентификује до пет прагова који су веома близу оптималног прага идентификовани методом комплетне претраге. Штавише, у поређењу са новим техникама прага, време рачунања ГСО је конкурентно узимајући друго или треће место иза Фирефли алгоритма и алгоритам вештачког пчелињег друштва.ć

ИИИ. ГСО АЛГОРИТАМ ГСО је једна од популарних модерних интелигенција ројева метод који су увели Кришнананд и Госе [6]. ГСО је био први пут коришћен за оптимизацију мултимодалних функција са еквивалентом или неуједначеном вредности функције плана. У ГСО, рој светлећих црва С , који се састоји од м гловвормс, дистрибуира дистрибуира se у простор за претрагу функције циља. Сваки сјајни црв г ( ј =1...м) је додељена насумична позиција пј унутар дати простор за претрагу функције. Свитац ј г носи своје ниво луциферина lj , и има опсег вида који се зове локални распон одлуке рдj . Ниво луциферина зависи од вредност функције циља и положај свitca. Svitac са побољшаним положајем је светлијi од других, и стога има вишу вредност нивоа луциферина и веома је близу једног од оптималних решења. Сви сvitci траже суседство постављено унутар њиховог ограниченог опсега одлучивања, и затим се креће ка светлијем susjedu у комшилуку . Коначно, већина свitaca се окупља да би се napravile komapktne групе у простору за претрагу функција на више оптималнih локацијa циљне функције. У почетку, сви свitci носе једнак ниво луциферина (L0) . рд , радијални сензор дометa ср се иницијализују истом вредношћу (р0) . Након тога, итеративни процес се састоји од неколико ажурирања луциферина и pокрети свitaca се изводе да би се пронашло оптимално решења. Током ажурирања нивоа луциферина, циљna функција се процењује на тренутној позицији свitca ( пj) а затим се користи ниво луциферина за свe svitce нове вредности функције циља. Ниво луциферина Лj је ажуриран коришћењем следеће једначине:

Lj(т)=(1-p) Lj(t-1) +yF( ρj(t))

где Лj (т −1) ј је претходни ниво луциферина за свитац ј ; ρ је константа распада луциферина (ρ∈ (0,1)) ; γ је фракција побољшања луциферина, и Ф( пj (т)) представља вредност функције циља за свитац ј на тренутној позицији свitac (ј п) ; т је текућа итерација. После тога, сваки свitac ј истражује своје сопствени регион суседства да би издвоји суседе који имају највиши ниво луциферина применом следећег правила:

з pripada Нj (т) ифф дjz <rdj (т) и Лz (т) >Лj (т)

Где д је растојање и з је један од ближих свitaca свitcu ј , Нj (т) ј је комшилук , dјз је еуклидско растојање између свitaca ј и свитca з , рдj (т) је локални опсег одлуке за свитац ј , и Лz(т) и Лj (т) су нивои луциферина за свitce з и ј , редом. Након тога, да bi изаберali најбољeg комшијu из суседског скупа(komsiluka), вероватноће за све суседе се израчунавају коришћењем следеће једначине:

Probjz = (Lz(t) – Lj(t))/(∑ k∈n (t)Lk(t)- Lj(t))

Где з је један од комшилука Нj (т) оd свитca ј . Након тога, сваки свitac бира смер кретања помоћу методе рулета при чему свitac са већом вероватноћом има веће шансе да буде изабран из скупа суседства. Затим положај светлећег црва ( јп) се прилагођава на основу изабраног комшијскog положајa ( пз) користећи следећу једначину:

Pj(t) = pj(t-1)+(pz(t)- pj(t))/(Distance jz)

Константa, и dјз је Еуклидска удаљеност између свitaca ј и з . На крају ГСО итерације, локални распон одлука рдj прилагођава се следећим једначина:

рдj (т) = мин{рс,маx[0,рдj (т −1) + β(нт− | Н (т −1)|)]}

рдj (т −1) је претходни рдj , рs је радијални сензор константа опсега, β је константа модела, нт је константni параметар који се користи за ограничавање величине скупа суседства, и | Нj (т)| је стварна величина скупа суседства. У нашем предложеном алгоритам, ублажили смо корак ажурирања локалног опсега одлука и фиксirali вредност ј рд да буде исте вредности као и рs константa. Међутим, параметри нт и β су такође опуштенi. Fig. 1 је приказан дијаграм тока ГСО алгоритма у условиma рачунскe пrocedure.

V. ИСТРАЖИВАЊЕ ЛИТЕРАТУРЕ

Денг-ку и сарадници су предложили побољшање роја светлећих црва да би се схватио проблем вишеструко ограниченог мултицаст рутирања (МКМР) користећи побољшану стратегију кодирања. Са брзим побољшањем Интернета, захтева се више пословања, природа администрације система је захтевана је квалитета услуге (КоС). Ово је разлог зашто се предлаже вишеструко усмеравање КоС-а. Раније су неколико научника постојали бројни приступи да се сагледа проблем неограниченог управљања вишеструким преносом КоС-а, на пример, прорачун Дијкстра, Штајнерово дрво, итд. Како год било, ове конвенционалне технике су немоћне да реше проблем управљања вишеструким преносом КоС-а са више обавеза.

Рекреација долази у прилог томе да ГСО надмашује АЦО и ГА извршење за МКМР питање [13]. Зханг Иули и др. предложити методологију сарадње са више робота за ограничење извора мириса с обзиром на прилагођени ГСО прорачун (М-ГСО). Апликације за коришћење независних робота за праћење прамена и ограничавање извора мириса су далекосежне. Предложена је методологија сарадње са више робота с обзиром на промењени систем напредовања роја светлећих црва да би се постигло ограничење за различите изворе мириса. Овај систем може гарантовати роботима да почну да траже следећи извор мириса након откривања извора мириса и гарантује да различити роботи неће поново пронаћи овај извор мириса. Рекреација долази око потврђује да предложени М-ГСО може успешно да оснажи оквир робота да брзо и прецизно истражи и открије све изворе мириса који су постојали у затвореном окружењу [14]. Ј. Сентхилнатх и сарадници су користили прорачун ГСО груписања за прогресивни део и конвергацију програмираних вишефантомских сателитских слика. За што боље искоришћење земљишта и његових редовних добара, потребни су пристојни аутентични подаци о земљишту и његовим елементима. Сателитска слика је један од извора који може ухватити пролазни начин ових информација за коришћење земљишта. Подаци мапирања покривача доласка могу се користити за преглед искоришћености приспећа, у погледу уређења града и коришћења земљишта. За дату сателитску слику, ако нема података о истинитости на тлу, онда се ненадзирана процедура може повезати за природно уређење сателитске слике у одређена подручја копна. У овом раду је приказано коришћење прорачуна ГСО груписања за различите нивелисане делове и конвергирање програмираних вишенеземних сателитских слика. Више-неземаљска слика, на пример, тематска мапирана слика Ландсите 7 добијена из јужне области Индије се користи као допринос различитим нивоима приказа класификатора.

***Оптимизација роја светлећих црва и њена примена за слепо раздвајање сигнала***

Апстрактан

Традиционални алгоритми оптимизације за слепо одвајање сигнала (БСС) се углавном заснивају на градијенту, што захтева да функција циља буде континуирана и диференцијабилна, тако да су примене ових алгоритама веома ограничене. Штавише, ови алгоритми имају проблема са брзином и прецизношћу конвергенције. Да би се превазишли ови недостаци, овај рад представља модификовани алгоритам оптимизације роја светлећих црва (МГСО) заснован на новом правилу подешавања корака, а затим примењује МГСО на БСС. Узимајући ексес мешовитих сигнала као главну функцију БСС-а, МГСО-БСС успева да одвоји мешане сигнале у Матлаб окружењу. Резултати симулације доказују да је МГСО ефикаснији у хватању глобалног оптимума главне функције БСС алгоритма и да има већу брзину конвергенције и већу тачност у поређењу са оптимизацијом роја честица (ПСО) и ГСО. 1. Представљање

Проблем „коктел забаве“ се може посматрати као класичан пример слепог раздвајања сигнала: замислите да сте на забави код пријатеља где, током разговора са пријатељем, иако су звуци који допиру до ваших ушију компликована мешавина музике, други људи разговарају , чаше за вино звецкају, и тако даље, можете да разумете свог пријатеља и истовремено уживате у музици. Задатак слепог раздвајања сигнала (БСС) је да поврати непознате независне изворне сигнале добијене од сензора. БСС технологија је добила значајну пажњу последњих година због значајних потенцијалних примена као што су обрада сонарних и радарских сигнала [1, 2], бежична комуникација [3], геофизичка истраживања [4, 5], биомедицинска обрада сигнала [6, 7 ], обраду говора и слике [8, 9] и дијагностику грешака машине [10, 11]. БСС има две важне компоненте: функцију циља и алгоритам оптимизације. Функција циља је одговорна за одређивање статистичке независности сигнала раздвајања, а алгоритам оптимизације је да обезбеди да вредност функције циља достигне свој врхунац у наредним ажурирањима. Брзина конвергенције и тачност БСС-а се углавном ослањају на ово друго. Стога, како одабрати одговарајући алгоритам је кључни изазов БСС-а. Конвенционални алгоритми оптимизације за БСС су засновани на техникама градијента, али ове методе би добиле „лоше“ решење уколико се не дају одговарајући почетни параметри. Међутим, веома је тешко изабрати ове параметре због слепе хипотезе. Посебно, ови алгоритми се не могу користити када је ciljana функција дисконтинуирана и недиференцирајућа. Да би се решили горе наведени проблеми, алгоритми засновани на роју постепено су примењивани на БСС у последњих неколико година, као што су генетски алгоритми (ГА) [12, 13], оптимизација роја честица (ПСО) [12, 14] и вештачка пчела колонија (АБЦ) [15]. Алгоритми засновани на ројевима припадају породици оптимизација заснованих на популацији инспирисаних природом, а понашање њихових агената инспирисано је биолошким ројевима попут мрава, риба, пчела, жаба и бактерија, који међусобно делују у складу са одређеним законом понашања да кооперативно остварe неке неопходне задатке. У поређењу са конвенционалним приступима заснованим на градијенту, ове технике за БСС карактерише већа тачност, ефикасност и робусност. Међутим, постоји простор за побољшање перформанси ових алгоритама оптимизације у смислу њихове тенденције да падну у локални оптимум, стопе конвергенције и тачности прорачуна. ГСО акроним може означавати две различите оптимизације засноване на роју: Генетичка оптимизација роја [16, 17] и оптимизација роја сјајних црва. Генетичка оптимизација роја је хибридни еволуциони алгоритам који комбинује добро познати ПСО и генетски алгоритам (ГА). Оптимизација роја светлећих црва [18–23] коју су предложили Кришнананд и Гос имитира понашање да светлећи црв заједно са собом носи количину луминесценције која се зове луциферин да би размењивала информације са сапутницима. ГСО у овом раду се користи само за оптимизацију роја сјајних црва. ГСО може ефикасно да избегне пропуштање оптималног решења због интелигентних промена радијуса одлуке и веома је компетентан у хватању глобалног оптимума glavne функције у коначнодимензионалном векторском простору. Тренутно се ГСО успешно примењује у различитим областима, као што су проблем рутирања возила [24], проблем планирања пристаништа [25] и бежичне сензорске мреже [26]. Упркос горе наведеним предностима, стандардни ГСО има компромис између брзине конвергенције и тачности због фиксне величине корака (предложена величина корака је 0,03). У овом раду представљамо модификовани ГСО (МГСО) алгоритам да би се савладали горе наведени недостаци и затим применили МГСО на БСС; коначно, експеримент доказује ефикасност МГСО-БС. Остатак овог рада организован је на следећи начин: следећи одељак даје потпуну презентацију основног ГСО и описује предложене методе; Одељак 3 уводи принцип рада БСС; у одељку 4 је описан начин тражења новог БСС алгоритма заснованог на МГСО; у одељку 5, спроводимо експерименте да проценимо МГСО-БСС и анализирамо резултате симулације; последњи одељак садржи закључне напомене о овом раду.

2. Основна оптимизација роја светлећих црва

2.1. Алгоритамско представљање

У ГСО, рој светлећих црва се namjerno насумично распоређује у простор за решење. Сваки светлећи црв представља решење циљне функције у простору за претрагу и са собом носи одређену количину луциферина. Ниво луциферина је повезан са кондицијом тренутног положаја jedinke. Светлија особа значи бољу позицију (боље решење). Користећи пробабилистички механизам, свакe jedinke може привући само сусед чији је интензитет луциферина већи од његовог сопственог унутар домена локалне одлуке, а затим се креће ка њему. Густина суседа светлећег црва утиче на његов радијус одлучивања и одређује величину његовог локалног домена одлучивања: када је густина суседа ниска, домен локалног одлучивања ће се повећати како би пронашао више суседа; у супротном ће се смањити како би се омогућило да се рој подели на мање групе. Горњи процес се понавља све док алгоритам не задовољи услов завршетка. У овом тренутку, већина појединаца се окупља око светлијих светлећих црва. Укратко, ГСО укључује пет главних фаза: фазу ажурирања луциферина, фазу избора суседства, фазу рачунара вероватноће кретања, фазу кретања и фазу ажурирања радијуса одлуке.

2.2. Основни ГСО алгоритам

2.2.1. Луциферин-Фаза ажурирања

Ажурирање луциферина зависи од кондиционе вредности и претходне вредности луциферина, а његово правило [18–23] је дато као

𝑙𝑖 (𝑡+1) = (1−𝜌)𝑙𝑖 (𝑡) + 𝛾 Fitness(𝑥𝑖 (𝑡+1)).

Овде, l𝑖(𝑡) означава вредност луциферина светлеће глисте i у тренутку t, p је константа распада луциферина, y је константа повећања луциферина; 𝑥𝑖(𝑡 + 1) ∈ 𝑅naM је локација глиста i у времеnu t+1 и Fitness(𝑥𝑖(𝑡 + 1)) представља вредност кондиције на локацији глиста I у време t+1.

2.2.2. Фаза избора суседства

Суседи 𝑁𝑖(𝑡) [18–23] светлећих црва I u vremenu t се састоје од светлијих и могу се записати као

𝑁𝑖 (𝑡) = {𝑗 : 𝑑𝑖𝑗 (𝑡) < 𝑟𝑖 𝑑 (𝑡); 𝑙𝑖 (𝑡) < 𝑙𝑗 (𝑡)} .

Овде, 𝑑𝑖𝑗(𝑡) представља еуклидско растојање између светлећих црва i и j у време t , и 𝑟 𝑖 𝑑(𝑡) представља радијус одлуке светлећих црва i у време t.

2.2.3. Mogucnost pomjeraja-Kompjuterska faza

Светлећи црв користи правило вероватноће да се крећe ка другим светлећим црвима који имају виши ниво луциферина. Вероватноћа 𝑃𝑖𝑗(𝑡) [18–23] да се светлећа црва i креће ка свом суседу може се изразити на следећи начин:

𝑃𝑖𝑗 (𝑡) = 𝑙𝑗 (𝑡) − 𝑙𝑖 (𝑡) ∑𝑘∈𝑁𝑖(𝑡) 𝑙𝑘 (𝑡) − 𝑙𝑖 (𝑡) .

2.2.4. Фаза покрета

Претпоставимо да svetleci crv i бира svetleceg crva 𝑗∈𝑁𝑖(𝑡) sa 𝑃𝑖𝑗(� ; модел кретања светлеће глисте i са дискретним временом је дат са (4) као у [18–23]

𝑥𝑖 (𝑡+1) = 𝑥𝑖 (𝑡) +𝑠( (𝑥𝑗 (𝑡) − 𝑥𝑖 (𝑡))/( | 𝑥𝑗 (𝑡) − 𝑥𝑖 (𝑡)|)) .

Овде,|| \* ||представља оператор еуклидске норме, и s представља величину корака.

2.2.5. Фаза ажурирања радијуса одлуке

У сваком ажурирању, радијус одлуке светлећег црва i је дат на следећи начин:

𝑟 𝑖 𝑑 (𝑡+1) = min {𝑟𝑠, max {0, 𝑟𝑖 𝑑 (𝑡) + 𝛽 (𝑛𝑡 − | 𝑁𝑖 (𝑡) |)}} .

Овде 𝛽 је константа, 𝑟𝑠 означава сензорни радијус светлећег црва i и 𝑛𝑡 параметар је за контролу броја суседа. Слика 1 приказује сензорни радијус и радијус одлучивања светлеће глисте i.

Слика 1 Сензор и радијус одлучивања светлеће глисте.

2.3. Модификована оптимизација роја светлећих црва (МГСО)

За стандардни ГСО, ако је фиксна величина корака велика, сваки сјајни црв покрива велики скок (једнак величини корака). Због тога, ови светлећи црви могу да се крећу тако брзо да пропусте оптимално решење у ажурирањима. Када је растојање између светлећег црва и његовог најбољег суседа мање него s у (4), светлећа глиста би осцилирала. Међутим, ако се величина корака смањи, стопа конвергенције постаје спора. Сходно томе, тешко је одлучити о најприкладнијој величини корака. У овом раду, величина корака није фиксна и варира за сваки светлећи црв у свакој итерацији. Овде, нека величина корака светлећег црва буде функција броја ажурирања t, предлаже се динамичка стратегија величине корака за убрзање брзине конвергенције у раној фази претраге и побољшање тачности прорачуна у каснијој фази претраге. Функција величине корака (приказана на слици 2) је изражена на следећи начин:

s(𝑡) = 𝜇𝑒−𝜓𝑡 + 𝜉.

Слика 2 Крива предложене функције величине корака.

Овде , 𝜓 I 𝜇 су позитивни фактори, и 𝜉 корак је минимални праг. Ако је почетна величина корака у (6) једнака или мало већа од фиксне величине корака у (4), величина корака у реалном времену у (6) би била мања од оне у (4) на крају . Стога би вероватноћа и амплитуда осциловања агенса МГСО у близини оптималног решења била много мања од оних код стандардног ГСО. Посебно, када су вредности параметара у (6) правилно одабране, осцилација се може занемарити.

3. Слепо раздвајање сигнала

3.1. Математички модел

Овај одељак даје основне формулације [27] БСС-а и описује његове главне кораке. Општи системски модел за БСС је приказан на слици 3. На слици s(𝑘) = [𝑠1(𝑘), 𝑠2(𝑘), . . . , 𝑠𝑛(𝑘)]𝑇 je n-димензионални вектор непознатих изворних сигнала и тренутно и линеарно се меша помоћу насумичне матрице пуног ранга A ∈ R𝑚×n. Овде постоји претпоставка да је свака компонента статистички независна.

Слика 3 Модел система за БСС.

Уочени сигнали (такође звани мешовити сигнали) x(𝑘) = [𝑥1(𝑘), 𝑥2(𝑘), . . . , 𝑥𝑚(𝑘)]naT се могу изразити као линеарна трансформација изворног вектора на следећи начин: x (𝑘) = As(𝑘) + n (𝑘). Овде , A ∈ R𝑛×m је такође непознат, и n(𝑘) представља m-димензионални вектор адитивног шума и обично се занемарује. Задатак БСС-а је да добије матрицу раздвајања W ∈ R𝑚×n само на основу посматраних сигнала неким алгоритмом. Сигнали опоравка y(𝑘) = [𝑦1(𝑘), 𝑦2(𝑘), . . . , 𝑦𝑛(𝑘)]naT изворних сигнала могу се записати као:

y (𝑘) = Wx (𝑘)

3.2. Двосмислености слепог раздвајања сигнала

3.2.1. Амплитуда сигнала раздвајања

Да би се овај проблем јасно илустровао, (7) се може написати у облику

𝑥𝑖 (𝑘) = 𝑛 ∑ 𝑗=1 𝑎𝑖𝑗s𝑗 (𝑘) = 𝑛 ∑ 𝑗=1 ( 1 𝛽 𝑎𝑖𝑗) ⋅ (𝛽s𝑗 (𝑘)) .

Овде 𝑎𝑖𝑗 је (I,j) елемент матрице мешања A и 𝛽>0 константа. Разлог за ову амплитуду је тај што се било који скаларни множилац у извору 𝑠𝑗 увек може поништити дељењем одговарајућег реда 𝑎𝑖 od A са истим скаларом. На срећу, ова двосмисленост сигнала раздвајања је безначајна у већини апликација.

3.2.2. Сигнал за одвајање

Формула (7) се може написати и у облику

x = AP−1Ps

Овде P је матрица пермутације. Из (7) може се закључити да се P и његов инверз P na−1 може заменити у моделу. Елементи Ps су скуп оригиналних независних променљивих, али другачијим редоследом. Затим, матрица AP na−1 је само још једна непозната матрица за мешање.

3.3. Мерење перформанси алгоритма

Централна гранична теорема, класичан резултат теорије вероватноће, говори нам да расподела збира неколико независних случајних променљивих тежи ка Гаусовој расподели, под одређеним условима. Дакле, дистрибуција збира неколико независних случајних променљивих је обично ближа Гаусовој расподели него било која од оригиналних случајних променљивих. Према овој теорији, перформансе БСС алгоритма се могу мерити не-Гаусовношћу сигнала опоравка, када не-Гаусовност сигнала достигне максимум, алгоритам постиже висококвалитетно раздвајање мешовитих сигнала. Класична мера не-гаусовства је куртозис или кумулант четвртог реда [27]. Куртозис случајне променљиве је класично дефинисан на следећи начин:

kurt(𝑦) = 𝐸 [𝑦4 ] − 3 (𝐸 [𝑦2 ])2 .

За већину (али не баш све) не-Гусове случајне променљиве, ексцес је различит од нуле.

3.4. Претходна обрада сигнала

Уопштено говорећи, куртозис је тешко израчунати из измерених података јер су тачке података потребне за разумну тачност веома велике. Да би се превазишао овај проблем, кораци препроцесирања морају се извршити пре него што се мешовити сигнали раздвоје. Овај метод може да поједностави БСС за процену угла ротације функције густине вероватноће зглоба (ПДФ). На овај начин се трошак прорачуна може смањити за отприлике половину. Претходна обрада укључује центрирање и бељење (сферирање) података [27].

3.4.1. Центрирање

Одузимајући његов средњи вектор E[𝑥𝑖] од сигнала 𝑥𝑖, можемо центрирати сигнал x у променљиву са нултом средњом вредношћу. Међутим, то не значи да се средња вредност не може проценити. Након процене матрице мешања A са центрираним подацима, можемо да завршимо процену додавањем средњег вектора s назад на центриране процене s. Центрирање је описано на следећи начин:

x𝑖 = 𝑥𝑖 − 𝐸 [𝑥𝑖] .

3.4.2. Избељивање

Избељивање је критична процедура која смањује број параметара за израчунавање. Посматрани сигнал x се конвертује у избељени вектор v уз помоћ матрице за бељење V да би се обезбедио E[kk𝑇] = I (матрица идентитета). Процес се математички може изразити на следећи начин:

k (𝑘) = Vx (𝑘) = VAs(𝑘).

Постоји много начина за избељивање сигнала, као што су анализа главних компоненти (ПЦА) и декомпозиција сингуларних вредности (СВД). Матрица за избељивање одређена ПЦА приступом је дата као

V = D−1/2E naT.

Овде D је дијагонална матрица сопствених вредности матрице коваријансе C = 𝐸{x(𝑘)x(𝑘)𝑇} , и E ортогонална матрица која садржи сопствене векторе од C. Након што су мешовити сигнали избељени, уместо процене 𝑛 na2 коефицијената матрице A, потребно је само да проценимо ортогоналну матрицу мешања U = VA која има само n(𝑛 − 1)/2параметре, око половине броја параметара у матрици A.

4. Режим тражења новог БСС алгоритма заснованог на МГСО

Може се описати на следећи начин.

Корак 1. Прочитајте уочене сигнале x, а затим их центрирајте и избелите. Корак 2. Иницијализујте параметре за 𝜌, 𝛾, 𝛽, 𝑛𝑡, 𝑙0, i s, а затим генеришете одређени број матрица за раздвајање као појединаца светлећих црва и иницијализујте позицију 𝑥(𝑡) и радијус одлуке r𝑑(𝑡) ових светлећих црва, а затим израчунајте почетну вредност фитнеса сваке светлеће глисте у простору за претрагу .

Корак 3. Израчунајте оптималну локацију Xopt и оптималну способност Fitness(𝑥opt) ових честица.

Корак 4. Ажурирајте луциферин 𝑙(𝑡) према (1), потврдите скуп суседа N(𝑡)према (2) и израчунајте вероватноћу кретања P(𝑡) према (3).

Корак 5. Израчунајте следећу позицију 𝑥(𝑡 + 1) и следећи полупречник одлуке r𝑑(𝑡 + 1) за сваки светлећи црв, и обновите величину следећег корака s(𝑡 + 1).

Корак 6. Израчунајте оптималну кондициону вредност свих светлећих црва. Ако је ова вредност боља од , Fitness(𝑥opt), 𝑥opt i Fitness(𝑥opt) биће ажурирана.

Корак 7. Одредите да ли ћете задовољити услов прекида. Ако сте задовољни, искочите из петље; у супротном, пређите на корак 4.

slike

5. Симулациони експерименти

5.1. Експериментално окружење и подешавање параметара

У овој симулацији коришћена су три различита дигитализована сигнала приказана на слици 4; ови сигнали се мешају помоћу матрице

W = (0.5669 0.9616 0.2359 0.5997 0.4416 0.7706 0.5913 0.6925 0.1600)

без одлагања као у формули (7) (n занемарује се); мешовити сигнали су приказани на слици 5. Избор параметара игра важну улогу у перформансама МГСО алгоритма. Вредности главних параметара МГСО остају фиксне у овом експерименту и наведене у табели 1.

Табела 1 Вредности параметара БСС-МГСО у овом експерименту.

Слика 4 Изворни сигнали.

Слика 5 Мешани сигнали.

5.2. Резултати симулације и анализе

Слика 6 је обновљени сигнал добијен од ГМСО након 15 ажурирања; Слика 7 је дводимензионална мапа W𝑘(1, 1) i W𝑘(2, 1) приближно приказује траг светлећих црва који траже оптимално решење. Криве фитнеса на слици 8 значе да стандардни ПСО лако пада у локални оптимум; стандардни ГСО има добру способност да тражи оптималну вредност, али његова конвергенција није довољно брза у односу на друге; МПСО има најбоље понашање у погледу тачности и брзине. Слика 9 приказује дијаграме расејања изворног сигнала у односу на његову процену коришћењем МПСО алгоритма. Као што се може видети са слике 9, изворни сигнали су добро обновљени, али су њихови редоследи промењени: y1 је сигнал опоравка од s3, y2 је сигнал опоравка од s1, и y3 је сигнал опоравка од s2.

Слика 6 Сигнали опоравка.

Слика 7 Појава решења за МГСО.

Фигура 8 Фитнес криве добијене различитим алгоритмима оптимизације.

Слика 9 Расути дијаграми.

6. Закључци

Да би се дизајнирао одличан алгоритам оптимизације за БСС, у овом раду је предложена нова стратегија прилагођавања корака за основни ГСО. На основу анализе независних компоненти (ИЦА), модификовани ГСО (МГСО) успева да одвоји мешане сигнале коришћењем компјутерске симулације. Резултати експеримента показују да нови МГСО-БСС има јачу способност глобалне претраге и бржу стопу конвергенције од ПСО-БСС и ГСО-БСС, заједно са много већом прецизношћу. Стога се закључује да је МГСО алгоритам погоднији за БСС.

Гловворм-Сварм-Оптимизатион Детаљно објашњење и имплементација ГСО алгоритма у Питхон-у

Сварм Роботицс

Ројева роботика је приступ координацији система са више робота који се састоје од великог броја углавном једноставних физичких робота. Претпоставља се да жељено колективно понашање произлази из интеракције између робота и интеракције робота са околином. алтернативни текст Мултимодална оптимизација У примењеној математици, мултимодална оптимизација се бави задацима оптимизације који укључују проналажење свих или већине вишеструких (барем локално оптималних) решења проблема, за разлику од једног најбољег решења. ГСО Оптимизатион Оптимизација роја сјајних црва (ГСО) је алгоритам заснован на интелигенцији роја, који је представио К.Н. Крисхнананд и Д. Гхосе 2005. године, за истовремено израчунавање вишеструких оптима мултимодалних функција. Алгоритам дели неколико карактеристика са неким познатијим алгоритмима, као што су оптимизација колонија мрава и оптимизација роја честица, али са неколико значајних разлика. Агенси у ГСО се сматрају светлећим црвима који заједно са собом носе количину луминесценције која се зове луциферин. алтернативни текст Светлећи црви кодирају прикладност својих тренутних локација, процењену помоћу функције циља, у вредност луциферина коју емитују својим суседима. Светлећи црв идентификује своје суседе и израчунава своје покрете искоришћавањем адаптивног суседства, које је одозго ограничено опсегом сензора. Сваки светлећи црв бира, користећи вероватноћарски механизам, суседа који има вредност луциферина већу од његове сопствене и креће се ка њему. Ова кретања — заснована само на локалним информацијама и селективним интеракцијама суседа — омогућавају роју светлећих црва да се поделе у дисјунктне подгрупе које конвергирају на вишеструким оптимима дате мултимодалне функције. алтернативни текст За разлику од већине других еволуционих мултимодалних алгоритама оптимизације, својство поделе у подгрупе омогућава алгоритму да истовремено конвергира локалним оптимима различитих вредности, што га чини погодним за решавање проблема тражења више извора сигнала помоћу робота. О томе Детаљно објашњење и имплементација ГСО алгоритма Теме питхон алгоритми оптимизација оптимизација-алгоритми честица-рој-оптимизација рој-интелигенција-алгоритми светлећи црв Ресурси Реадме Лиценца МИТ Лиценсе Звездице 12 звездица Ватцхерс 0 гледам Форкс 3 виљушке Издања Нема објављених издања Пакети Ниједан пакет није објављен Језици Питхон 100,0% © 2022 ГитХуб, Инц. Услови Приватност Безбедност Статус Доцс Контактирајте ГитХуб Прицинг АПИ обука Блог О томе