

SAVREMENE METODE OPTIMIZACIJE OBRADNIH PROCESA

Miloš Madi ¹⁾, Miroslav Radovanovi ¹⁾

Kategorija rada:
PREGLEDNI RAD

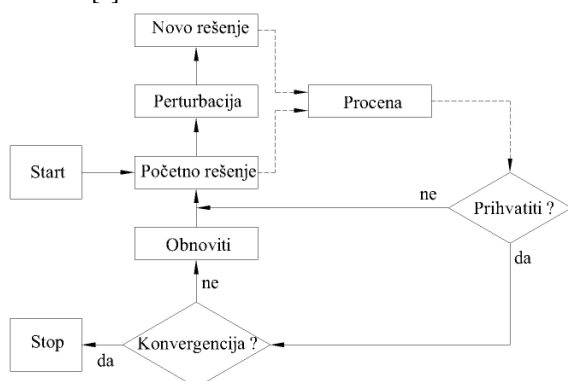
AFILIJACIJA/ADRESA:
1) Mašinski fakultet, Niš

Rezime: Optimizacija obradnih procesa je jedan od ključnih elemenata proizvodnje. Optimizacioni metodi obradnih procesa su najbitniji alati kojima se postiže kontinuirano poboljšanje kvaliteta proizvoda i istovremeno smanjenje troškova i vremena izrade proizvoda. U tu svrhu se koriste klasične metode optimizacije, ali sve više i savremene metode optimizacije kao što su: genetski algoritmi, veštačke neuronske mreže, simulirano kaljenje, tabu pretraživanje i dr. U ovom radu dat je kratak opis savremenih metoda optimizacije koje se koriste u optimizaciji obradnih procesa. Takođe, u radu je dat pregled najčešće korišćenih savremenih metoda optimizacije primenjenih u obradnim procesima.

Ključne reči: obradni procesi, optimizacija, savremeni metodi optimizacije

1. UVOD

Poslednjih godina razvijene su optimizacione metode koje se konceptijski razlikuju od klasičnih metoda matematičkog programiranja. Ove metode se nazivaju savremene ili metaheurističke metode optimizacije. Pod metaheurističkim metodama optimizacije se podrazumevaju metode direktnog traženja koje konvergiraju ka globalnom optimumu pomoću određenog verovatnosnog pravca i ideje heuristike. Većina ovih metoda je bazirana na određenim karakteristikama ili ponašanjima bioloških, molekularnih ili neurobioloških sistema. Ove metode su postale popularne u proteklih nekoliko godina za rešavanje složenih inženjerskih problema. Metodologija optimizacije metaheurističkim metodama je prikazana na slici 1 [1].

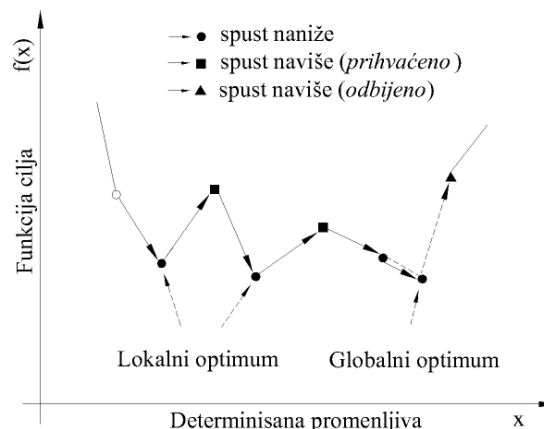


Slika 1. Metodologija optimizacije metaheurističkim metodama

Perturbacijom početnog rešenja stvara se novo rešenje. Ono se sa druge strane procenjuje kroz poređenje sa početnim rešenjem. U slučajevima kada je novo rešenje superiornije od prethodnog, ali i kada je nešto inferiornije, novo rešenje može postati novo početno rešenje sa unapred određenom verovatnošću. Slučajnim prihvatanjem inferiornijeg početnog rešenja, ovi metodi mogu da izbegnu lokalne optimume i ostvare globalni optimum, kao što je prikazano na slici 2 [1].

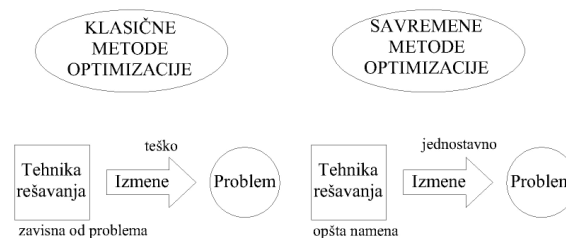
Na ovaj način, algoritmi se uglavnom karakterišu na način koji izdaje novo rešenje, kako da nominuju novo rešenje i kako da izvrše korekciju rešenja. Usled određenih karakteristika samih algoritama sa jedne i velikog napretka softvera i hardverskih komponenti sa druge strane, ovi metodi se široko primenjuju za rešavanje složenih problema u oblasti optimizacije proizvodnje. Metaheurističke metode su naročito

pododne za rešavanje problema koji se ne mogu dobro matematički formulirati. Upotrebljavaju se i za dobro definisane probleme koji se mogu rešavati matematičkim metodama.



Slika 2. Izbegavanje lokalnog i ostvarivanje globalnog optimuma

Jedna od najbitnijih karakteristika ovih metoda koja ih je učinila veoma popularnim je fleksibilnost. Na slici 3 su prikazane karakteristike klasičnih i savremenih metoda optimizacije.



Slika 3. Karakteristike klasičnih i savremenih metoda optimizacije

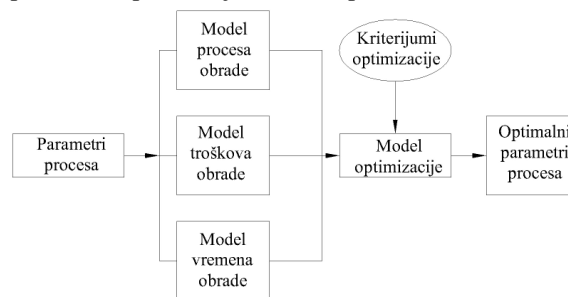
Osnovu savremenih – metaheurističkih metoda optimizacije čine algoritmi koji se lako mogu modifikovati i adaptirati kako bi zadovoljili specifične zahteve postavljenog zadatka.

2. OPTIMIZACIJA OBRADNIH PROCESA

Optimizacija obradnih procesa je jedan od najčešće istraživanih problema. Glavni ciljevi kod optimizacije obradnih procesa su: smanjenje troškova obrade, povećanje proizvodnosti i povećanje profita. Takođe, može se uzeti kombinacija ovih ciljeva pa se tada pristupa rešavanju višeciljnog problema optimizacije. Glavna poteškoća koja se javlja u optimizaciji obradnih procesa je znanje o samom procesu. Pre postavljanja modela optimizacije potrebno je definisati: funkcije

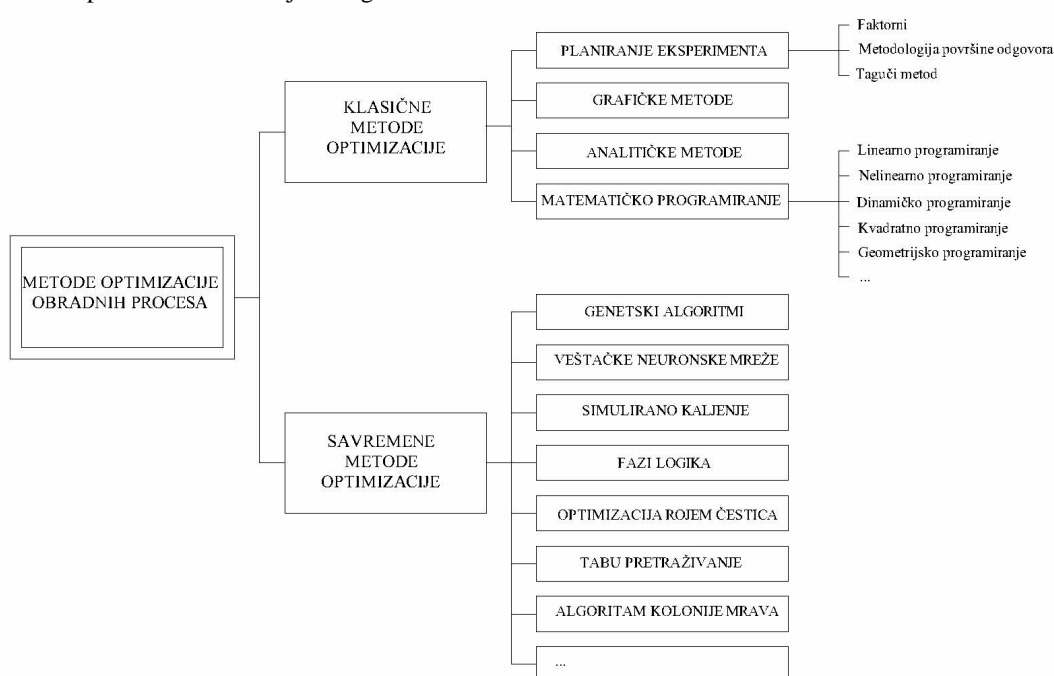
stanja procesa, funkcije cilja, funkcije ograničenja i kriterijume optimizacije. Funkcije stanja obradnog procesa najčešće su: sile (otpori) rezanja, snaga rezanja, temperatura rezanja, habanje alata, postojanost alata i kvalitet obradene površine. Funkcije cilja najčešće su: vreme obrade, troškovi obrade, tačnost obrade, proizvodnost, ekonomičnost, profit itd. Funkcije ograničenja se odnose na ograničenja vezana za karakteristike: mašine, alata i obratka. Kriterijumi optimizacije najčešće su: minimizacija vremena i troškova obrade ili maksimizacija proizvodnosti i profita, mada mogu biti i neki drugi, kao što je ostvarivanje zadatog kvaliteta obradene površine. Međutim zadatak optimizacije nije jednostavan iz razloga što su mnogi faktori obradnog procesa međusobno povezani i promena jednih utiče na druge. Za određivanje troškova i vremena obrade, potrebno je, na primer, da se postojanost alata izrazi kao funkcija brzine rezanja. Osim toga obradni procesi se najčešće vrše u nekoliko prolaza, pri čemu je poslednji fina obrada dok se prethodni označavaju kao gruba obrada.

Kod obrade u više prolaza, brzina rezanja, korak i dubina rezanja u svakom prolazu su primarne promenljive. Na slici 4 prikazan je blok dijagram procedure optimizacije obradnih procesa.



Slika 4. Blok dijagram procedure optimizacije obradnih procesa

Za optimizaciju obradnih procesa mogu se koristiti različite metode, a one se pre svega mogu klasifikovati na klasične i savremene metode optimizacije, slika 5.



Slika 5. Klasifikacija metoda optimizacije obradnih procesa

U klasične metode spadaju: teorija planiranja eksperimenta, grafičke metode, analitičke metode i metode matematičkog programiranja. U metode matematičkog programiranja ubrajaju se: metode linearnog i nelinearnog programiranja, dinamičko programiranje, kvadratno programiranje, geometrijsko programiranje, celobrojno programiranje, stohastičko programiranje, višekriterijumsko programiranje i dr.

3. SAVREMENE METODE OPTIMIZACIJE

Savremene metode optimizacije su moderne i popularne metode za rešavanje složenih inženjerskih optimizacionih problema. U savremene metode optimizacije spadaju: genetski algoritmi, veštačke neuronske mreže, simulirano kaljenje, fazi logika, optimizacija rojem čestica, tabu pretraživanje, algoritam kolonije mrava, algoritam razbacanog pretraživanja, memetički algoritam, diferencijalna evolucija i dr.

Simulirano kaljenje i tabu pretraživanje spadaju u grupu algoritama koji u svakom koraku traže samo jedno rešenje. Sa druge strane, algoritam kolonije mrava, optimizacija rojem čestica i genetski algoritmi su algoritmi bazirani na populaciji rešenja.

Genetski algoritmi su algoritmi pretraživanja zasnovani na mehanizmima prirodne selekcije, evolucije i genetike. Genetske algoritme je osmislio Džon Holand 1975 godine. Poznati su i pod nazivom evolucijski algoritmi, a spadaju u grupu modernih alata za optimizaciju funkcija koji lakše lociraju globalni optimum. To je iz razloga što genetski algoritam traži optimalno rešenje u prostoru rešenja polazeći od grupe tačaka umesto od jedne početne tačke. Genetski algoritmi koriste samo funkciju cilja za traženje optimalnog rešenja, a ne i njene izvode ili neke druge dodatne podatke. Funkciju cilja nije potrebno predstaviti matematičkim jednadžinama ili bilo kojim a priori znanjem. Podaci koji se procesiraju genetskim algoritmom sadrže niz stringova (ili

hromozoma) kona ne dužine kod kojih se svaki bit zove alel ili gen. Osnovni objekat genetskog algoritma je hromozom, a njegova iskorisćenost se naziva fitness. Kvantitativnu meru korisnosti, tj. ispravnosti predloženog rešenja (hromozoma) daje fitness funkcija. Određeni broj stringova se zove populacija, a populacija u određenom trenutku vremena generacija. Generisanje po etne populacije stringova se vrši na slučajan način. Genetski operatori vrše operacije nad genima radi zamene njihovog mesta u samom hromozomu. Osnovni operatori su reprodukcija, ukrštanje (krossover) i mutacija, a koriste se za traženje populacije rešenja. Reprodukcija ili selekcija je proces u kome se pojedini binarni stringovi kopiraju u sledećoj generaciji u skladu sa kriterijumom. Reprodukcija se realizuje kroz takozvani postupak takaruleta. Posle reprodukcije primenjuje se operator ukrštanja. Cilj ukrštanja je stvaranje novih stringova razmenom informacija između stringova. Ukrštanje je glavni operator kojim se generišu novi stringovi sa boljim fitness vrednostima. Nakon ukrštanja vrši se mutacija da bi se obezbedila određena slučajnost kod novih hromozoma. Naime, iako reprodukcija i ukrštanje generalno vode ka boljim rezultatima, oni ne donose nikakav nov kvalitet ili informacije na nivou bita. Kao izvor drugačijih vrednosti bita, koristi se mutacija bita, čime se slučajno izabrani bit u hromozomu invertuje. Mutacija može dovesti do degenerativnih rešenja (koje se proces verovatno brzo eliminisati) ili do potpuno novog rešenja. Ovim osnovnim operatorima, ali i mnogim drugim, generiše se nova populacija iz inicijalne populacije u vidu iterativnog procesa. Reprodukcijom, ukrštanjem i mutacijom po etne populacije generiše se nova populacija koja se procenjuje prema unapred definisanom terminacionom uslovu. Procedura se nastavlja uzimajući i trenutnu populaciju kao inicijalnu sve dok se terminacioni uslov ne zadovolji.

Veštačke neuronske mreže su pojednostavljeni matematički modeli funkcija ljudskog mozga. Metodi zasnovani na primeni veštačkih neuronskih mreža su bazirani na ogromnoj raunarskoj moći i savremenih računara koji obrađuju veliki broj podataka koji se paralelno procesiraju. U originalu metod je korišćen za optimizaciju od strane Hopfilda i Tenka 1985. godine. Veštačke neuronske mreže predstavljaju novu generaciju sistema za obradu informacija. Za razliku od računarskih sistema koji vrše sekvencijalnu obradu podataka, veštačke neuronske mreže se zasnivaju na paralelnoj obradi podataka. Veštačke neuronske mreže su sistemi koji se sastoje od velikog broja procesnih elemenata (neurona ili vorova) koji su međusobno povezani. Neuroni su grupisani u slojeve preko kojih je mreža povezana sa okolinom. Prvi sloj (ulazni) je obično ulazni bafer u kome se podaci prezentuju mreži. Svaki ulazni podatak odgovara određenoj ulaznoj promenljivoj. Sa druge strane, u poslednjem sloju (izlaznom) se računaju izlazi iz mreže. Slojevi između prvog i poslednjeg se nazivaju skriveni slojevi. Neuroni u mreži su međusobno povezani preko težina koje se obično podešavaju u samom procesu učenja ili treniranja mreže u cilju poboljšanja performansi mreže. Osnovnu računarsku snagu neuronskih mreža čini: masivni paralelizam, sposobnost obučavanja i generalizacija, što ih čini veoma pogodnim za mnoge primene. Veštačke neuronske mreže se najčešće

kombinuju sa ostalim metodama optimizacije, pri čemu se primenjuju za modeliranje korelacija između parametara procesa obrade.

Obradni proces	Optimizacioni metod	Istraživa (i), godina
Struganje	Genetski algoritmi	Alberti, N. i dr., 1999
		Onwubolu, G. i dr., 2001
		Wang, X., 2002; Chowdhury, K., 2002
		Cus, F., 2003; Schrader, S., 2003; Chen, C., 2003
		Wang, X. i dr., 2005
		Ahmad N. i dr., 2006
		Abburri, N.R. i dr., 2007; Al-Aomar, R. i dr., 2007
	Car Z. i dr., 2009	
	Veštačke neuronske mreže	Rangwala, S. S. i dr., 1989
		Wang, J., 1993; Matsumura, T. i dr., 1993
Simulirano kaljenje	Cus, F. i dr., 2006	
	Chen, M.C. i dr., 1996, 1998	
Genetski algoritmi Simulirano kaljenje	Baykasoglu, A. i dr., 2002	
	Saravanan, R. i dr., 2003	
Optimizacija kolonijom mrava	Vijayakumar, K. i dr., 2003	
Genetski algoritmi Simulirano kaljenje Optimizacija kolonijom mrava	Satishkumar, S. i dr., 2006	
Glodanje	Genetski algoritmi	Liu, Y. i dr., 1999
		Shunmugam, M.S. i dr., 2000
		Krimpenis, A. i dr., 2002
		Wang, X. i dr., 2004
		Ozcelik, B. i dr., 2005
		Reddy, N.S.K. i dr., 2006; Milčner, M. i dr., 2006
	Palanisamy, I.R. i dr., 2007	
	Veštačke neuronske mreže	Roy, U. i dr., 1996
		Liu, Y. i dr., 1999
	Veštačke neuronske mreže Genetski algoritmi	Tansel, B. i dr., 2006
Wang, Z.G. i dr., 2004		
Fazi logika	Ip, W.L.R., 1998	
	Al-Wedyan, H. i dr., 2001	
	Tandon, V. i dr., 2002	
Brušenje	Veštačke neuronske mreže	Sathyanarayanan, G. i dr., 1992
	Fazi logika Veštačke neuronske mreže	Chen, Y.T. i dr., 1998
Bušenje	Tabu pretraživanje	Kolahan, F. i dr., 1996
Visokobrzinsko glodanje	Genetski algoritmi Simulirano kaljenje	Wang, Z.G. i dr., 2006
	Simulirano kaljenje	Juan, H. i dr., 2003
Laserska obrada	Veštačke neuronske mreže	Dhupal, D. i dr., 2007
	Veštačke neuronske mreže	Dhara, S.K. i dr., 2008
Elektroeroziona obrada	Veštačke neuronske mreže	Assarzadeh, S. i dr., 2008
	Veštačke neuronske mreže Genetski algoritmi	Mandal, D. i dr., 2007
	Simulirano kaljenje	Yang, S.H. i dr., 2009

Tabela 1. Primena savremenih metoda optimizacije u obradnim procesima

Simulirano kaljenje je heuristički algoritam baziran na konceptu modeliranja i simulacije termodinamičkog sistema tj. oponaša pronalazak stanja minimalne energije u procesu kaljenja metala. Metod je razvijen od strane

Kirkpatrick, Gelata i Vekia. Optimizacija se postiže oponašanjem u inka temperature u kretanju estica kroz stanja različitih energija i postepenim "smanjivanjem temperature". Kod simuliranog kaljenja prati se ponašanje samo jednog rešenja u procesu. Po evši od slu ajnog ili drugim metodama na enog po etnog rešenja pokušava se slu ajnim varijacijama tog rešenja na i bolje rešenje. U tom procesu se u pojedinim koracima može do i i do inferiornijeg rešenja da bi se izbeglo zaglavljivanje u lokalnom minimumu. Zatim, u daljnim iteracijama se "temperatura" postepeno smanjuje (što zna i da se slu ajne varijacije smanjuju) sve do "apsolutne nule". Najnovije varijante algoritma simuliranog kaljenja automatski popravljaju parametre optimizacije za vreme prora una prema "iskustvu" iz pre ašnjeg toka procesa.

Fazi logika. Kod primene klasi nih metoda, rešavanje optimizacionog problema zahteva precizno matemati ko formulisanje. Me utim, mnogi problemi iz realnog života koji se rešavaju su neprecizni i neizvesni. Metode fazi optimizacije su razvijene za rešavanje optimizacionih problema koji sadrže funkcije stanja, funkcije cilja i ograni enja u nepreciznoj formi koja uklju uje neodre ene i jezi ke opise. Fazi pristup za jedno i višekriterijumsku optimizaciju u inženjerskom projektovanju prvi je primenio Rao 1986. godine. Razvoj teorije fazi skupova, od strane Zadeh-a, omogu io je da se neizvesnost, nepreciznost, nejasnost i nepotpunost eliminiše. Fazi pristup se koristi u onim slu ajevima gde postoji izvor neizvesnosti i nepreciznosti bilo koje vrste. U fazi pristupu, neizvesnosti se opisuju fazi skupovima i fazi brojevima. Modeli na bazi fazi logike imaju sposobnost prepoznavanja, predstavljanja, interpretiranja i koriš enja podataka i informacija koji su neprecizno definisani. Teorija fazi logike ima složen matemati ki aparat u svojoj osnovi, me utim, prakti na primena se relativno lako može nau iti. Uspešna primena fazi logike u optimizaciji pre svega se ogleda u kombinaciji sa klasi nim metodama. Ova metoda se pokazala kao vrlo uspešna, posebno za rešavanje problema automatskog upravljanja u realnom vremenu, kada je potrebno vrlo brzo odrediti približno rešenje.

Optimizacija rojem estica je stohasti ki algoritam koji se bazira na populaciji rešenja. Pripada skupu algoritama inteligencije roja koji se temelje na sociološko-psihološkim principima. Osnove algoritma postavili su Kenedi i Eberhart 1995. godine. Optimizacija rojem estica kao optimizacioni metod puža procedure za pretragu bazirane na populaciji u kojoj individualci (estice) imaju dve osnovne karakteristike, svoju poziciju (stanja) i brzinu. U skladu s tim, u sistemu koji je inicijaliziran populacijom nasumi nih rešenja - esticama, estice lete po multidimenzionalnom prostoru za pretraživanje. Za vreme leta, svaka estica podešava svoju poziciju na bazi vlastitog iskustva i na osnovu iskustva svojih najbližih suseda, a sa tim znanjima koristi najbolju poziciju na koju je naišla ona sama ili njen sused. Svaka estica unutar sistema pamti koordinate unutar prostora problema koje predstavljaju najbolje postignuto rešenje te estice. Ta vrednost se ozna va kao sopstveno najprikladnije rešenje.

estice me usobno razmenjuju informacije i podešavaju sopstvene pozicije i brzine na bazi informacija o dobrim

pozicijama. Na taj na in ponašanje roja estica se bazira na kombinaciji tri jednostavna faktora: kohezija, odvajanje i poravnanje. Ako se u roju odre de me usobni susedi svake estice, estica mora pamti ti i najbolje rešenje do kojeg je došla bilo koja susedna estica. Ukoliko su sve estice me usobni topološki susedi, najbolje rešenje takvog roja je globalni optimum. Takvi na ini pretraživanja imaju svoje prednosti, ali i mane. Tako e traženje lokalnog optimuma bolje istražiti prostor rešenja, ali e konvergencija biti sporija. Optimizacija rojem estica ima mnogo sli nosti sa tehnikama evolucijskog ra unanja poput genetskih algoritama. Pomo u optimizacije rojem estica optimum se traži obnavljanjem generacija. Za razliku od genetskih algoritama, kod algoritma optimizacije rojem estica ne postoje evolucijski operatori kao što su krossoveri ili mutacije.

Tabu pretraživanje je jedan od metoda matemati ke optimizacije koji spada u klasu metoda lokalnog traženja. Osnove tabu pretraživanja je postavio Fred Glover. Algoritam tabu pretraživanja po inje iz inicijalne ta ke (rešenja) koje je dobijeno na slu ajan na in kombinacijom procesnih promenljivih i kre e postepeno ka poboljšanom rešenju tj. ta ki. U okolini se generišu vektori rešenja, a najbolji vektor se bira na principu heuristi kog pristupa. Kod ovog algoritma, tzv. tabu lista igra veoma zna ajnu ulogu. Ona omogu uje ispitivanje prostora rešenja koji bi ostao neistražen, ali i zaglavljivanje u lokalnom minimumu. Ova lista sadrži odre en broj rešenja koja su prona ena. Najbolji vektor rešenja zamenjuje najstariji vektor u tabu listi, a ostali vektori dobijaju status aktivnih, ime se smanjuje rizik od nalaženja istog rešenja. U slede oj iteraciji, tabu aktivni vektori postaju zabranjeni za traženja novih rešenja u okolini. Na ovaj na in, tabu lista ini da se istražuje uvek novi deo podru ja pa samim tim i raste verovatno a nalaženja globalnog optimuma. Metoda tabu pretraživanja se naj eš e kombinuje sa drugim metodama optimizacije.

Algoritam kolonije mrava je algoritam inspirisan ponašanjem kolonije mrava. Metod je razvio Marko Dorigo 1992. godine. Algoritam kolonije mrava se zasniva na strategiji mrava kod skupljanja hrane gde glavnu ulogu igra supstanca feromon koju mravi ostavljaju za sobom nakon što prona u hranu. Na taj na in indirektno signaliziraju drugim mravima da prate taj trag kako bi i oni pronašli isti izvor hrane. Takav oblik komunikacije poznat je pod nazivom stigmergije gde agenti komuniciraju preko okoline koju su modificirali drugi agenti. Kod algoritma kolonije mrava, kolonija mrava ograni ene veli ine kolektivno pretražuje svoju okolinu kako bi pronašla dobra rešenja zadatog optimizacionog problema. Svaki mrav gradi rešenje u kona nom broju koraka gde svaki korak predstavlja parcijalno rešenje. Odabir parcijalnog rešenja mrav bazira na dva faktora. Prvi faktor uzima u obzir heuristiku specifi nu za problem, koja se naziva vidljivost. Drugi faktor predstavlja poverenje u prethodno gra ena rešenja cele kolonije što se krije iza pojma feromon. Algoritam kolonije mrava se naj eš e kombinuje sa genetskim algoritmom, ali i drugim matemati kim metodama optimizacije.

Razbacano pretraživanje je metod koji se uspešno primenjuje na složene optimizacione probleme i

razlikuje se od ostalih metoda. Ovaj algoritam poseduje mehanizam za generisanje novih rešenja za razliku od ostalih pristupa kod kojih se pribegava randomizaciji. Osnovni koncepti i principi ovog metoda su postavljeni 1960-ih, a predložio ih je Fred Glover 1977. godine.

Memeti ki algoritam je pristup koji je proizašao iz genetskih algoritama, a predstavljen je od strane Moskata. Kombinacijom lokalnog traženja i „krossover“ operatora, mogu e je obezbediti znatno bržu konvergenciju nego klasi nim genetskim algoritmom. Iz ovog razloga, zove se algoritam genetskog lokalnog traženja ili hibridni genetski algoritam. Treba ista i da je ovaj algoritam najpogodniji za paralelna izra unavanja.

Diferencijalna evolucija je verzija genetskih algoritama gde je kodiranje izvršeno realnim brojevima, a razvijena je od strane Prajsa i Storna 1995. godine. Iako je veoma jednostavan optimizacioni metod na bazi populacije, poznat je kao veoma mo an metod za primene iz realnog života.

4. PRIMENA SAVREMENIH METODA OPTIMIZACIJE U OBRADNIM PROCESIMA

Savremene metode optimizacije su svestrane i imaju prednost pri rešavanju zadataka optimizacije obradnih procesa. Me utim, ne postoji jedinstvena smernica ili kriterijum kojim bi se izabrao najbolji metod optimizacije ili ocenila efikasnost odre enog metoda optimizacije. U tabeli 1 dat je pregled primene savremenih metoda optimizacije u obradnim procesima.

5. ZAKLJU AK

Optimizacija obradnih procesa je jedna od važnih oblasti istraživanja proizvodnih tehnologija. Razvoj savremenih metoda optimizacije je motivisan injenicom da se pojedini optimizacioni problemi nisu mogli rešiti klasi nim metodama optimizacije ili je rešavanje bilo vrlo složeno i vremenski zahtevno. Vešta ke neuronske mreže, genetski algoritmi, simulirano kaljenje i tabu pretraživanje su savremene metode optimizacije koje se uspešno primenjuju za optimizaciju obradnih procesa. Svaka od ovih metoda ima odre ene prednosti, ali i nedostatke. Nema "univerzalne" i "najbolje" metode za optimizaciju obradnih procesa. Zbog toga, postoji trend stvaranja hibridnih metoda optimizacije kako bi se nedostaci pojedinih metoda eliminisali, a istovremeno maksimalno iskoristile prednosti. Na taj na in se najracionalnije pronalaze optimalna rešenja.

6. LITERATURA

- [1] Shimizu, Y., Zhang, Z., Batres, R.: *Frontiers in Computing Technologies for Manufacturing Applications*, Springer, 2007.
- [2] Jawahir, I.S., Wang, X.: Development of hybrid predictive models and optimization techniques for machining operations, *Journal of Materials Processing Technology*, 185, 2007, pp. 46-59.
- [3] Radovanovi , M.: Optimizacija parametara obrade laserskog se enja, *IMK-14, Istraživanje i razvoj*, godina IV, broj (8-9) 2-3, 1998, pp. 65-68.
- [4] Alberti, N., Perrone, G.: Multipass machining optimization by using fuzzy possibilistic programming and genetic algorithms, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Part B. Journal of Engineering Manufacture*, 213, 1999, pp. 261-273.
- [5] Rangwala, S.S., Dornfeld, D.: Learning and optimization of machining operations using computing abilities of neural networks, *IEEE Transactions of Systems, Man & Cybernetics*, 19, 1989, pp. 299-314.
- [6] Madi , M., Radovanovi , M.: Vešta ke neuronske mreže i njihova primena u proizvodnim procesima, *IMK-14, Istraživanje i razvoj*, godina XV, broj 32-33, 3-4/2009, pp. 39-43.
- [7] Chen, M.C., Tsai, D.M.: A simulated annealing approach for optimization of multi-pass turning operations, *International Journal of Production Research*, 34, 1996, pp. 2803-2825.
- [8] Saravanan, R., Asokan, P., Vijayakumar, K.: Machining parameters optimisation for turning cylindrical stock into a continuous finished profile using genetic algorithm (GA) and simulated annealing (SA), *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 21, 2003, pp. 1-9.
- [9] Vijayakumar, K., Prabhakaran, G., Asokan, P., Saravanan, R.: Optimization of Multi-pass turning operations using ant colony system, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 43, 2003, pp. 1633-1639.
- [10] Satishkumar, S., Asokan, P., Kumanan, S.: Optimization of depth of cut in multi-pass turning using nontraditional optimization techniques, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 29, 2006, pp. 230-238.
- [11] Liu, Y., Wang, C.: A modified genetic algorithm based optimization of milling parameters, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 15, 1999, pp. 796-799.
- [12] Roy, U., Liao, J.: A neural network model for selecting machining parameters in fixture design, *Integrated Computer-Aided Engineering*, 3, 1996, pp. 149-157.
- [13] Tansel, I.N., Ozelik, B., Bao, W.J., Chen, P., Rincon, D., Yang, S.Y., Yenilmez, A.: Selection of optimal cutting conditions by using GONNS, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 46, 2006, pp. 26-35.
- [14] Wang, Z.G., Wong, Y.S., Rahman, M.: Optimization of multi-pass milling using genetic algorithm and genetic simulated annealing, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 24, 2004, pp. 727-732.
- [15] Ip, W.L.R.: A fuzzy basis material removal optimization strategy for sculptured surface machining using ball-nosed cutters, *International Journal of Production Research*, 36, 1998, pp. 2553-2571.

- [16] Tandon, V., El-Mounayri, H., Kishawy, H.: NC end milling optimization using evolutionary computation, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 42, 2002, pp. 595-605.
- [17] Sathyanarayanan, G., Joseph Lin, I., Chen, M.K.: Neural network modelling and multiobjective optimization of creep feed grinding of superalloys, *International Journal of Production Research*, 30, 1992, pp. 2421-2438.
- [18] Chen, Y.T., Kumara, S.R.T.: Fuzzy logic and neural networks for design of process parameters: a grinding process application, *International Journal of Production Research*, 36, 1998, pp. 395-415.
- [19] Kolahan, F., Liang, M.: A tabu search approach to optimization of drilling operations, *Computers and Industrial Engineering*, 31, 1996, pp. 371-374.
- [20] Wang, Z.G., Wong, Y.S., Rahman, M., Sun, J.: Multi-objective optimization of high-speed milling with parallel genetic simulated annealing, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 31, 2006, pp. 209-218.
- [21] Juan, H., Yu, S.F., Lee, B.Y.: The optimal cutting-parameter selection of production cost in HSM for SKD61 tool steels, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 43, 2003, pp. 679-686.
- [22] Dhupal, D., Doloi, B., Bhattacharyya, B.: Optimization of process parameters of Nd:YAG laser microgrooving of Al_2TiO_5 ceramic material by response surface methodology and artificial neural network algorithm, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Part B. Journal of engineering manufacture*, 221, 2007, pp. 1341-1351.
- [23] Assarzadeh, S., Ghoreishi, M.: Neural-network-based modeling and optimization of the electro-discharge machining process, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 39, 2008, pp. 488-500.
- [24] Mandal, D., Pal, S.K., Saha, P.: Modeling of electrical discharge machining process using back propagation neural network and multi-objective optimization using non-dominating sorting genetic algorithm-II, *Journal of Materials Processing Technology*, 186, 2007, pp. 154-162.
- [25] Yang, S.H., Srinivas, J., Mohan, S., Lee, D.K., Balaji, S.: Optimization of electric discharge machining using simulated annealing, *Journal of Materials Processing Technology*, 209, 2009, pp. 4471-4475.
- [26] Dragiša Viloti, Dejan Movrin, Mladimir Milutinovi, Ognjan Lužanin, **PRIMENA SAVREMENIH METODA U PROJEKTOVANJU TEHNOLOGIJE KOVANJA**, GODINA XVI BROJ (35) 2/2010, UDK/ 621, ISSN 0354 – 6829.str. 1 -6.

MODERN OPTIMIZATION METHODS IN MACHINING

Abstract: *Machining optimization is one of the key elements in today's manufacturing. Machining optimization methods are one of the most important tools that continually assure better product quality along with cost and production time reduction. Therefore, traditional optimization methods are being used, but recently there is an increasing trend of using modern optimization methods like: genetic algorithms, artificial neural networks, simulated annealing, tabu search, etc. This paper presents the brief description of modern optimization methods which are mostly being used in optimization of machining processes. Also, the paper reviews the most used modern optimization methods applied in the field of machining.*

Key words: *Machining, optimization, modern optimization methods*

Datum prijema rada: 18. 12. 2009. god.