

Optimalno oblikovanje i pozicioniranje energetski efikasnih zgrada

DUŠAN D. BAROVIĆ, Univerzitet „Union - Nikola Tesla“,

Fakultet za graditeljski menadžment, Beograd

ALEKSANDAR V. MILAJIĆ, Univerzitet „Union - Nikola Tesla“,

Fakultet za graditeljski menadžment, Beograd

DEJAN D. BELJAKOVIĆ, Univerzitet „Union - Nikola Tesla“,

Fakultet za graditeljski menadžment, Beograd

Originalni naučni rad

UDC: 69.032.2:620.9

DOI: 10.5937/tehnika1704481B

Zbog velikog broja promenljivih i složenosti funkcija cilja, optimalno projektovanje energetski efikasnih zgrada predstavlja težak kombinatorni problem višekriterijumske optimizacije. Stoga je neophodno opisati zgradu i njen položaj u okruženju što preciznije, ali i sa što manje promenljivih. U radu je opisana metodologija određivanja podesnog načina definisanja geometrije i orientacije zgrade, kao i elemenata od značaja za analizu njene energetske efikasnosti.

Ključne reči: optimizacija, energetska efikasnost, oblikovanje, pozicioniranje, orientacija

1. UVOD

Oblikovanje i pozicioniranje objekta predstavlja jedan od ključnih koraka u fazi izrade idejnog projekta. Kako se pri tome definiše položaj zgrade u prostoru i izloženost fasade spoljašnjim uticajima, time se direktno ili indirektno utiče na njene ekološke, ekonomske i estetske aspekte. U praksi se, međutim, odluka o obliku osnove najčešće donosi samo na osnovu estetskih kriterijuma i tehničkih zahteva, što bitno ograničava druge aspekte. To se može prevazići primenom adekvatno odabrane metode optimizacije u kojoj bi se zajedno s oblikom osnove razmatrali i konstruktivni sistem, materijali, tip i veličina prozora i izolacije i drugi parametri kako bi se primenom programa za simulaciju ponašanja zgrade u realnom okruženju stekao jasan uvid u njene energetske performanse i uticaj na životnu sredinu tokom čitavog životnog ciklusa.

Optimizacija geometrije energetski efikasnih zgrada nije nova tema. Rosenman i Gero [1] su se bavili optimizacijom oblika funkcionalnih celina u okviru pojedinačnih etaža. Caldas [2] je predložio metod za generisanje i optimizaciju prostornih modela u cilju za-

dovoljenja dva kriterijuma u pogledu performansi – maksimalnog iskorišćenja dnevne svetlosti i minimalne cene utrošene energije. Chouchoulias [3] je razvio prototip za generisanje prostornog modela kombinovanjem modularnih namenskih jedinica, nakon čega se vrši optimizacija elemenata konstrukcije. Sva tri ponuđena istraživanja zasnivaju se na pristupu „od dela ka celini“, čime se može doći do relativno širokog dijapazona oblika, ali, kao što je Caldas naglasio u [2], modularnim pristupom se do konačne konture osnove dolazi implicitno, što predstavlja poteškoću u generisanju ulaznih datoteka za programe za simulaciju.

Za razliku od opisanog pristupa, u metodi „od celine ka delovima“ polazi se od unapred zadate konture osnove objekta, na osnovu koje se zatim razvija unutrašnja organizacija prostora [4].

Prva istraživanja na tu temu [5, 6] bavila su se jednostavnijim problemima, u kojima se unapred prepostavljao pravougaoni oblik osnove, a zatim se za zadatu površinu nalazio optimalan odnos stranica. Jedrzejuk i Marks [7] optimizovali su zgradu simetrične osmougaone osnove zarubljivanjem pravougaonika, dok je Wang [8] u optimizaciji razmatrao pravougaone osnove i osnove L oblika. Preim秉tvo ovakvog pristupa ogleda se u jednostavnom definisanju geometrije zgrade za potrebe programa za energetsku simulaciju, ali zato postoje bitna ograničenja u pogledu raznovrsnosti jer su prikazane metode neprimenljive za složenije oblike osnova.

Adresa autora: Dušan Barović, Univerzitet „Union - Nikola Tesla“, Fakultet za graditeljski menadžment, Beograd, Cara Dušana 62-64

e-mail: dusan.barovic@gmail.com

Rad primljen: 28.06.2017.

Rad prihvaćen: 27.07.2017.

U radu je data analiza različitih načina opisivanja geometrije i orientacije objekta osnove proizvoljnog oblika, a da to ne bude nauštrb tačnosti proračuna. Dobijeni rezultati pokazuju da se ovakav pristup može efikasno primeniti u projektovanju, što predstavlja korak napred u primeni egzaktnih naučnih metoda za rešavanje realnih problema iz prakse.

2. FORMULACIJA PROBLEMA

U projektovanju energetski efikasnih objekata težnja je da se ostvari minimalan štetan uticaj na okolinu uz prihvatljive troškove gradnje i održavanja. Kako su savremeni materijali i elementi kojima se postižu bolji ekološki efekti obično značajno skuplji od tradicionalnih, jasno je da je da ne postoji savršeno, jedinstveno rešenje ovog problema, već da je reč o nalaženju kompromisa između suprotstavljenih težnji, što je u matematičkom smislu predmet višekriterijumske optimizacije. Kako funkcije cilja predstavljaju kvantifikovani opis željenih performansi objekta, problem je u prikazanom istraživanju opisan funkcijama cilja (1) i (2), tako da se traži minimizacija uticaja na okolinu ($LCEI$) i ukupnih troškova (LCC) tokom životnog veka objekta [9,10]:

$$\text{Min} : LCC_{(X)} = IC_{(X)} + OC_{(X)} \quad (1)$$

$$\text{Min} : LCEI_{(X)} = EE_{(X)} + OE_{(X)} \quad (2)$$

gde je X vektor razmatranih promenljivih, IC je cena gradnje objekta, OC je ukupan iznos troškova tokom životnog ciklusa objekta uključujući i cenu utrošene energije, a EE i OE su utrošci energije tokom gradnje i eksploracije objekta. Vektor promenljivih (X) obuhvata sve parametre koji se optimizuju, a to mogu biti geometrija osnove, materijali, tip i veličina prozora, tip izolacije itd.

Zbog složenosti funkcija cilja i velikog broja varijabli i mogućih vrednosti ili opcija za svaku od njih, ovakav problem nije podesno rešavati probanjem, odnosno nasumičnim ili intuitivnim izborom kombinacija promenljivih, nego primenom neke od numeričkih metoda višekriterijumske optimizacije u kombinaciji s programom za simulaciju ponašanja zgrade. U prikazanom istraživanju optimizacija je vršena genetskim algoritmom [11, 12] a za proračun energetskih performansi zgrade korišćen je program Athena [13].

Genetski algoritam spada u klasu evolucionih metaheuristika, što znači da se pri pretraživanju oblasti definisanosti ne razmatra jedno po jedno rešenje ponašob, nego čitav skup potencijalnih rešenja, koji se zove populacija. Primenom operatora selekcije, ukrštanja i mutacije oponaša se proces evolucije, tako da se svaka generacija rešenja poboljšava u odnosu na

prethodnu sve do ostvarenja kovergencije, tj. do pronađenja optimalnog rešenja.

U višekriterijumskoj optimizaciji, pogotovo u slučajevima suprotstavljenih funkcija cilja, ne postoji jedinstveno rešenje problema, nego čitav skup potencijalno odgovarajućih alternativa, odnosno Pareto optimalnih rešenja.

Rešenje se smatra Pareto optimalnim ako i samo ako u oblasti pretraživanja ne postoji nijedno koje je dominantno u odnosu na njega po bilo kom kriterijumu, tj. ako se ne može poboljšati vrednost jedne funkcije cilja a da pri tom ne dođe do pogoršanja neke druge. Skup svih Pareto rešenja jednog problema naziva se Pareto set ili Pareto front. Na osnovu Pareto fronta donosilac odluke stiče jasan uvid u ponašanje funkcija cilja pri promeni pojedinačnih parametara tako da može odabratи ono rešenje koje u datim uslovima predstavlja najprihvatljiviji kompromis.

Da bi bio usprešan u nalaženju rešenja, svaki algoritam pretrage treba da zadovolji dva osnovna cilja, a to su egzaktnost i efikasnost. Egzaktnost je sposobnost algoritma da temeljno pretraži prostor definisanosti i pronađe rešenja što bliža pravom Pareto frontu, dok se pod efikasnošću podrazumeva da se pretraga obavi u prihvatljivom vremenu. U literaturi se za procenu ovih performansi optimizacionih algoritama može naći čitav niz metrika [14, 15]. U prikazanom istraživanju su zbog relativne jednostavnosti i ilustrativnog karaktera korišćene metrike za ocenu generacijskog odstojanja i rasprostiranja rešenja [14]. Ocenom generacijskog odstojanja (GD) opisuje se tačnost dobijenog Pareto fronta preko odstojanja dobijenih rešenja od stvarnih Pareto optimalnih, dok se u oceni rasprostiranja (GS) razmatraju opseg i raznovrsnost dobijenih rešenja. U oba slučaja manja vrednost metrike označava bolju performansu algoritma.

Ako se dobijeni i globalni Pareto set označe s Q i P respektivno, tada se generacijsko odstojanje (GD) može izračunati kao:

$$GD = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N d_{ij}^2} \quad (3)$$

gde je N ukupan broj rešenja u Pareto setu Q , a d_{ij} je odstojanje i -tog rešenja Pareto seta Q od njemu najbližeg, j -tog rešenja Pareto seta P , odnosno:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{m=1}^M \left(\frac{f_i^m - f_j^m}{f_{\max}^m - f_{\min}^m} \right)^2} \quad (4)$$

gde je M ukupan broj funkcija cilja, a indeksi \min i \max označavaju ekstremne vrednosti funkcije cilja f^m u dатој populaciji.

Kvalitet rasprostiranja rešenja (GS) može se definisati kao:

$$GS = \frac{\sum_{m=1}^M d_m^e + \sum_{i=1}^{N-1} |d_{ij} - d_{sr}|}{\sum_{m=1}^M d_m^e + (N-1)d_{sr}} \quad (5)$$

gde je d_{sr} prosečna vrednost d_{ik} , dok je d_m^e odstojanje između ekstremnih rešenja Pareto setova P i Q za funkciju cilja f_m . Kako je za obe metrike neophodno znati pravi Pareto set, a u realnim problemima iz prakse to nikada nije slučaj, kao pravi Pareto set koriste se sva nedominirana rešenja iz eksterne populacije [16], koja se dobija čuvanjem elitnih jedinki tehnikom klastera [17].

Efikasnost optimizacionog algoritma meri se vremenom potrebnim za proračun (CPU), a u ovom slučaju je kao dodatni kriterijum korišćen i broj pokretanja programa za simulaciju, budući da se ovi programi aktiviraju pri razmatranju svake jedinke a iziskuju više vremena od bilo koje druge operacije. Stoga je važno da se geometrija objekta definiše što jednostavnije kako ne bi došlo do nepotrebogn opterećenja programa redundantnim rešenjima ili zaglavljivanja algoritma u lokalnim optimumima.

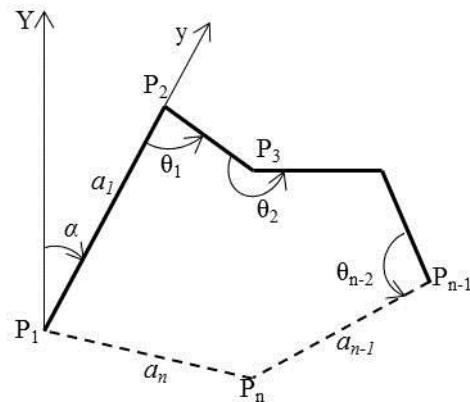
3. DEFINISANJE GEOMETRIJE OBJEKTA

Geometrijski oblik osnove objekta obično se definiše kao poligon zato što većina programa za simulaciju i procenu potrošnje energije podrazumeva da su spoljašnji zidovi pravolinijskih osa. Ovakav pristup ne predstavlja prepreku za rad sa složenijim oblicima, čak i za objekte s krivolinijskim zidovima, pošto se oni lako mogu aproksimirati pravolinijskim segmentima čija će dužina zavisiti od finoće podele.

3.1 Prikaz dužina-ugao

Kako se svaki poligon sastoji od određenog broja pravolinijskih segmenata, intuitivno se nameće ideja o opisivanju putem dužina stranica i uglova u temenima. Na taj način se za zadatu površinu S može definisati n -tostrani poligon tako što se odabere polazna tačka P_1 , a zatim se na osnovu dužine prve stranice (a_1) i orientacije zgrade u prostoru (α) definise položaj narednog temena P_2 (slika 1), pri čemu se za ugao α uzima ugao između odabrane referentne stranice poligona i jedne od osa globalnog koordinatnog sistema.

Postupak se uskcesivno ponavlja sve dok se ne definisu teme P_{n-1} i pravac stranice a_{n-1} (preko ugla θ_{n-2}), a položaj poslednjeg temena (P_n) određuje se iz uslova da površina dobijenog poligona bude jednak zadatoj površini S . Shodno tome, za opisivanje n -tougaone osnove objekta treba ukupno $2n - 3$ promenljive, a to su ugao orientacije objekta α , dužine stranica a_1, \dots, a_{n-2} i uglovi $\theta_1, \dots, \theta_{n-2}$.



Slika 1 – Prikaz dužina-ugao

Iako logičan, ovaj pristup ima dve potencijalno težavajuće okolnosti vezano za način rada optimizacionih programa. Prvi problem je epistaza, odnosno međuzavisnost promenljivih, što je situacija kada jedna promenljiva maskira ili menja svojstva ostalih [18]. Što je nivo epistaze viši, to je algoritmu teže da locira lokalni optimum. U oblikovanju zgrada, svaka fasada se opisuje dužinom i položajem korespondentne stranice poligona. Dužine stranica poligona su jednoznačne i međusobno nezavisne promenljive, tako da ne mogu dovesti do pojave epistaze, ali je njihov položaj dat implicitno jer proističe iz orijentacije zgrade (α) i svih prethodnih uglova θ , tako da promena bilo kog ugla u poligona direktno utiče na sve naredne. Druga teškoća je mogućnost pojave kodnog izomorfizma, odnosno da se zbog proizvoljnosti u izboru polaznog temena može desiti da dva različita vektora promenljivih mapiraju istu jedinku, što dovodi do redundantnosti rešenja [19].

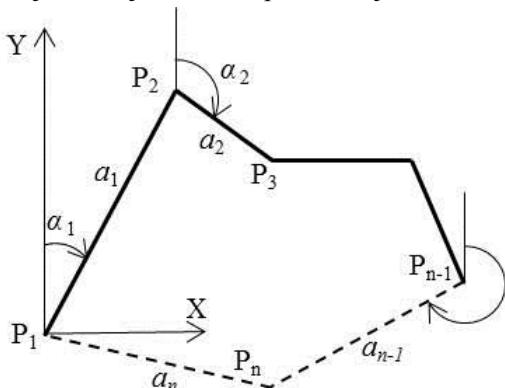
3.2 Prikaz dužina-nagib

Prikaz dužina-nagib bitno se razlikuje od prethodnog po tome što se položaj proizvoljne stranice poligona ne definiše se preko ugla koji ona zaklapa s prethodnom, nego preko njenog stvarnog nagiba, odnosno ugla koji zaklapa s y osom globalnog koordinatnog sistema, čime se eliminiše orijentacija objekta (α) kao podatak. Na ovaj način pravci stranica postaju nezavisne promenljive, čime se smanjuje mogućnost pojave epistaze.

Pri opisivanju n -tostranog poligona (slika 2), polazi se od prvog temena P_1 , a zatim se na osnovu nagiba prve stranice (α_1) i njene dužine (a_1) određuje položaj temena P_2 . Postupak se ponavlja sve dok se ne odredi položaj temena P_{n-1} , a položaj temena P_n određuje se na osnovu nagiba α_{n-1} i uslova da ukupna površina poligona mora biti jednak zadatoj.

Za opisivanje n -tostranog poligona neophodno je znati ukupno $2n - 3$ promenljive, a to su uglovi nagiba $\alpha_1, \dots, \alpha_{n-1}$ i dužine ivica a_1, \dots, a_{n-2} . Iako je ovim

značajno smanjen nivo epistaze, i dalje preostaje problem kodnog izomorfizma, što se može rešiti remapiranjem (prenumeracijom) temena ili propisivanjem jasnih pravila za numeraciju, čime se eliminiše proizvoljnost u njihovom raspoređivanju.



Slika 2 – Prikaz dužina-nagib

3.3 Dekartove i polare koordinate

Kako su zbog kanonskih transformacija Dekartov i polarni koordinatni sistem međusobno ekvivalentni, razmatraće se samo prikaz u Dekar-tovim koordinatama. U ovom slučaju položaj svakog temena eksplicitno je dat uredenim parom (x_i, y_i) , tako da je za opis n -tostranog poligona potrebno znati $2n - 3$ promenljive $(x_2, y_2, \dots, x_{n-1}, y_{n-1}, x_n \text{ ili } y_n)$, pošto se podrazumeva da se prvo teme nalazi u koordinatnom početku a da se preostala koordinata poslednjeg temena (y_n ili x_n) određuje na osnovu zadate površine poligona.

U poređenju s prethodnim pristupima, Dekartove koordinate imaju tri bitna nedostatka. Prvi je viši nivo epistaze, budući da nagib svake stranice poligona direktno zavisi od koordinata njenih temena, tako da su potrebna četiri podatka umesto dva.

Dруги проблем је то што су сада и дужине страна i углови implicitne promenljive jer проистичу из координата темена, тако да се генерише mnogo више nemogućih rešenja (onih u kojima postoji presek nesusednih stranica ili su narušeni zadati uslovi ograničenja), што značajno usporava kovergenciju.

Treći nedostatak je то је у овом приступу задавање razumnih graničnih vrednosti координата temena mnogo teže i ne može se izvršiti intuitivno, pogotovo za osnove složenih kontura. Iz navedenog je jasno da opisivanje poligona Dekartovim i polarnim koordinatama nije podesno za datu problematiku, па će se u nastavku analizirati samo pristupi dužina-ugao i dužina-nagib.

4. POSTAVKA EKSPERIMENTA

U cilju utvrđivanja najpodesnijeg pristupa u opisivanju geometrije objekta, proračun je sproveden primenom tri različita scenarija:

- 1) Scenario I: dužina-ugao;
- 2) Scenario II: dužina-nagib bez remapiranja;
- 3) Scenario III: dužina-nagib s remapiranjem.

Ideja je bila da se poređenjem scenarija I i II dobiju podaci o uticaju epistaze na konvergenciju, a da se poređenjem scenarija II i III utvrdi uticaj kodnog izomorfizma. Program je pušten u rad po tri puta za svaki scenario, a kao poredbeni kriterijumi korišćene su vrednosti metrika GD i GS definisane jednačinama (3) i (5) respektivno, kao i CPU vreme i broj aktiviranja simulacionog programa.

Za studiju slučaja odabрано je idejno rešenje poslovne zgrade u Beogradu. Objekat ima tri etaže, petougaonu osnovu zadate površine $1.000,0 \text{ m}^2$ i spratnu visinu $3,5 \text{ m}$. Usvojeno je da grejna sezona traje od oktobra do marta, a da se objekat rashlađuje od juna do septembra, tako da dnevna temperatura unutar objekta iznosi 22°C preko cele godine. Razmatrao se životni vek zgrade od 35 godina.

Geometrija osnove definisana je za scenario I dužinama stranica a_1, a_2 i a_3 , uglom α i temenim uglovima $\theta_1, \theta_2, \theta_3$, za scenario II i III dužinama stranica a_1, a_2 i a_3 i uglovima nagiba α_1 do α_4 , a preostale geometrijske veličine generišu se automatski tako da se dobije zahtevana površina osnove. Usvojeno je ograničenje da dužine svih stranica moraju biti između $5,0$ i $200,0 \text{ m}$, da temeni uglovi θ_i moraju biti između 15 i 345° , dok za uglove α i α_i nema ograničenja, tj. mogu iznositi od 0 do 360° .

Razmatrana su dva tipa noseće konstrukcije (TK), a to su čelični i betonski skelet. Fasadni zidovi sastoje se od sledećih slojeva: fasadna opeka, zazor (20 mm), čvrsta izolacija (promenljiva WI), parna brana, giter blok i gips-kartonske ploče debljine 12 mm . Ponudeno je šest tipova izolacije, a to su ekspandirani i ekstrudirani polistiren (EPS i XPS) debljina $76, 102$ i 127 mm , respektivno. Na raspolažanju je šest tipova prozora (W_i): s dvostrukim oknima bez ikakvog premaza (W_1), s refleksionim premazom na spoljašnjem staklu (W_2), s niskoemisionim premazom $e = 0,2$ ili $e = 0,1$ na spoljašnjoj strani unutrašnjeg okna (W_3 i W_4) i s niskoemisionim premazom $e = 0,2$ ili $e = 0,1$ na unutrašnjoj strani spoljašnjeg okna (W_5 i W_6). Veličina prozora za svaku fasadu definiše se koeficijentom zastakljenosti WW_i , tj. odnosom površine prozora i zida, koji ima vrednosti od $0,2$ do $0,8$. Za svaki zid se razmatra postoji li nadstrešnica (N_i), pri čemu je njena dubina (ND_i) u intervalu $0,1$ – $1,2 \text{ m}$, a visina je konstantna i iznosi $0,2 \text{ m}$.

Na osnovu probnih puštanja programa u rad za sva tri scenarija usvojeni su sledeći parametri genetskog algoritma: verovatnoća ukrštanja $0,9$; verovatnoća mutacije $0,007$; maksimalan broj generacija 300 ; veličina populacije 40 ; kapacitet eksterne

populacije 30; maksimalan broj elitnih jedinki koje se iz eksterne populacije uvode u novu iznosi 10. Proračun je sproveden u operativnom sistemu Windows 10 Pro 64 bit na računaru Intel Pentium G3260 3.3 GHz, 8 GB RAM.

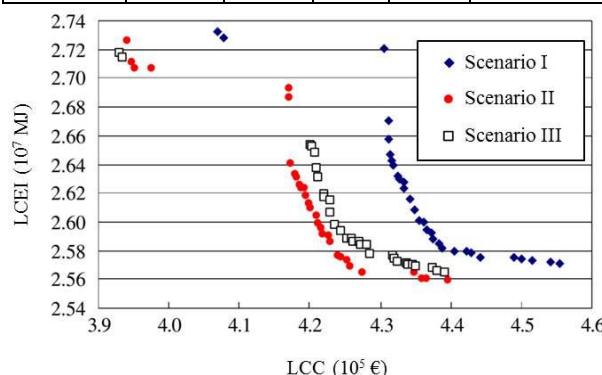
5. REZULTATI I DISKUSIJA

Na osnovu vrednosti metrika za ocenu egzaktnosti i efikasnosti razmatranih scenarija (tabela 1), može se uočiti su vrednosti *GD* upadljivo nepovoljnije (veće) za scenario I, dok su za scenarioje II i III približno iste veličine. Scenario III pokazuje veću ujednačenost rezultata ali je apsolutno najmanja vrednost *GD* (0,02) dobijena za scenario II. Izrazita razlika ove vrednosti *GD* u odnosu na ostale navodi na zaključak da je preporučljivo više puta ponoviti proračun, pošto nema garancije da će se jednim puštanjem programa u rad zaista dobiti najbolji mogući Pareto set.

Izrazito veće vrednosti *GD* za scenario I pokazuju da visok nivo epistaze bitno utiče na konvergenciju algoritma, dok relativno bliske vrednosti dobijene za scenarioje II i III znače da kodni izomorfizam nema bitan uticaj na konvergenciju. Na slici 3 prikazani su Pareto frontovi dobijeni trećim puštanjem programa u rad za sva tri scenarioja (I-3, II-3 i III-3). Može se uočiti da su Pareto frontovi međusobno udaljeniji što je veća razlika vrednosti metrike *GD*.

Tabela 1. Uporedni prikaz vrednosti metrika

Scenario	Ciklus	GD	GS	CPU [h]	Broj simulacija
I	I-1	0,027	0,69	36,6	9.396
	I-2	0,024	0,71	38,7	9.318
	I-3	0,036	0,72	35,8	9.006
II	II-1	0,009	0,47	29,4	7.850
	II-2	0,008	0,51	29,9	7.994
	II-3	0,002	0,52	29,2	7.792
III	III-1	0,008	0,54	29,0	8.055
	III-2	0,008	0,51	28,5	8.120
	III-3	0,009	0,52	30,1	7.902



Slika 3 – Pareto frontovi za scenarioje I-3, II-3 i III-3

Manja vrednost metrike *GS* ukazuje na bolji kvalitet Pareto fronta. I u ovom slučaju je scenario II dao najbolja rešenja a scenario I najgora. Iz jednačine (5) vidi se da vrednost *GS* zavisi od dva faktora, raspona i ravnomernosti raspodele rešenja duž Pareto fronta, koji su određeni vrednostima d_m^e i $(d_i - d_{sr})$. Kako je za sva tri scenarija primenjena tehnika klastera u cilju sprečavanja nagomilavajna rešenja u okolini lokalnih optimuma, jasno je da ravnomernost raspodele nema bitnog uticaja na vrednost *GS*, te da su stoga razlike u rezultatima posledica različitih raspona Pareto frontova.

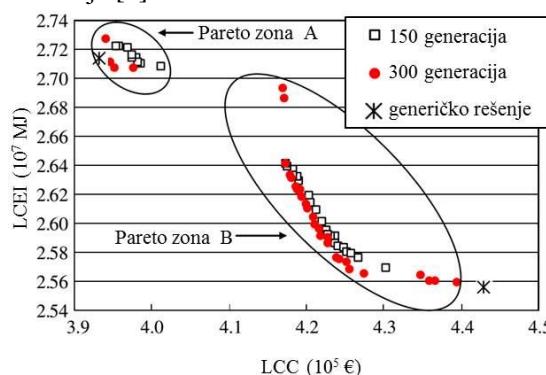
Efikasnost razmatranih programa ocenjivana je na osnovu vremena potrebnog za proračun (*CPU*) i broja aktiviranja simulacionih programa. Scenario I je iziskivao upadljivo više vremena i aktiviranja simulacija tokom razmatranih 300 generacija, dok su druga dva scenarioja i u ovom slučaju imala približno iste rezultate. U sva tri scenarioja prosečno *CPU* vreme po simulaciji iznosi 24 sekunde, što pokazuje da simulacije odnose najveći deo vremena, dok se vreme neophodno za dodatne operacije kao što je remapiranje može smatrati zanemarljivim. Činjenica da je broj pozivanja programa za simulaciju bio za oko 15% manji kod scenarioja II i III može se objasniti time što se pristupom dužina-nagib dobija više nemogućih rešenja nego pristupom dužina-ugao. Na osnovu dodatne analize izlaznih datoteka za svaku dvadesetu generaciju, uočeno je da se u scenariojima II i III generiše prosečno četiri nemoguća rešenja po generaciji, što je 10% u odnosu na veličinu populacije, dok se za scenario I tokom čitave evolucije pojavilo svega nekoliko nemogućih rešenja. Kako se program za simulaciju ne aktivira za nemoguća rešenja, razumljivo je što su za scenarioje II i III dobijena manja *CPU* vremena i broj simulacija. Takođe se može uočiti i pozitivan efekat poređenja svake generacije s prethodnom kako se za ponovljene jedinke ne bi pokretao program za simulaciju. Za scenario I broj pokretanja programa za simulaciju bio je za oko 15 % manji od ukupnog broja razmatranih jedinki, što je posledica činjenice da ovaj scenario daje vrlo malo nemogućih rešenja.

Praćenjem promene metrika uočeno je da vrednost *GD* opada rapidno u prvoj polovini evolucije a kasnije vidno sporije, što je saglasno činjenici da su genetski algoritmi veoma delotvorni u globlanoj pretrazi, tj. u pronalaženju obećavajućih zona, ali da nisu toliko dobri za finiju pretragu u okolini lokalnih ekstrema. Kod scenarioja II i III se već u stotoj generaciji dostiže vrednost *GD* koja je manja od konačne vrednosti te metrike za scenario I, što pokazuje da se pristupom dužina-nagib obež-beđuje značajno brža konvergencija. Vrednosti *GS* ne menjaju se monotono tokom evolucije, što se može objasniti prirodom elitističkog pristupa. Naime, kako nedominirana rešenja imaju

prioritet, može se dogoditi da vrednost metrike GS poraste kad god se dominantno Pareto rešenje iz nove generacije poredi s nedominantnim ali objektivno podobnjijim rešenjem iz prethodne.

Kako je najniža vrednost metrike GD dobijena u trećoj iteraciji scenarija II (II-3), što znači da je taj Pareto front najbliži globalnom, ti rezultati će se razmatrati u daljoj analizi. Na slici 4 prikazani su Pareto frontovi za scenario II-3 nakon 150 i 300 generacija. Može se zaključiti da Pareto front dobijen već posle 150 generacija vrlo dobro aproksimira konačni, kao i to da je pregledan, tako da donosilac odluke može steći dobar uvid u učinak variranja pojedinih karakteristika objekta. Pregled dobijenih rešenja dat je u tabeli 2.

Na Pareto frontu se vide dve jasno odvojene zone, A i B, koje korespondiraju s razmatranim tipovima konstrukcije i ukazuju na to da čelična konstrukcija ima nižu cenu, dok je betonska povoljnija u ekološkom smislu, što je saglasno rezultatima drugih sličnih istraživanja [8].



Slika 4 – Pareto frontovi za scenario II-3

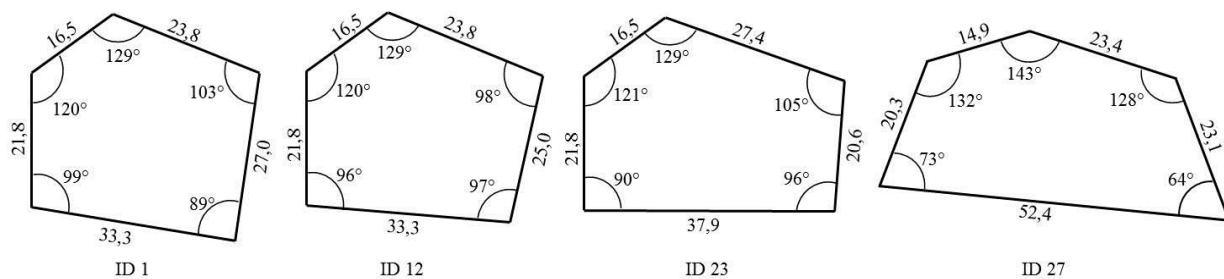
Tabela 2. Vrednosti promenljivih i funkcija cilja za Pareto front II-3

ID	α_1	α_2	α_3	α_4	a_1	a_2	a_3	TK	W	WW ₁	WI	N ₁	ND ₁	LCC (10^5 €)	LCEI (10^7 MJ)	Zona
1	-81	0	60	111	33,3	21,8	16,5	ČK	W ₅	0,20	I ₆	Ne	/	3,947	2,711	A
2	-81	0	60	111	33,3	21,8	16,5	ČK	W ₅	0,20	I ₆	Da	0,10	3,952	2,707	
3	-84	0	57	108	33,3	21,8	13,4	ČK	W ₅	0,24	I ₆	Da	0,17	3,977	2,705	
4	-84	0	60	105	32,5	21,8	16,5	BK	W ₁	0,22	I ₃	Ne	/	4,170	2,693	
5	-84	0	60	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₁	0,26	I ₃	Ne	/	4,172	2,686	
6	-84	0	57	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₅	0,25	I ₃	Ne	/	4,174	2,641	
7	-84	0	57	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₅	0,31	I ₃	Ne	/	4,180	2,633	
8	-84	0	57	111	32,5	21,8	16,5	BK	W ₅	0,33	I ₃	Ne	/	4,181	2,631	
9	-84	0	57	111	32,5	21,8	16,5	BK	W ₅	0,34	I ₃	Da	0,10	4,186	2,625	
10	-84	0	57	111	32,5	21,8	16,5	BK	W ₅	0,41	I ₃	Ne	/	4,188	2,623	
11	-84	0	57	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₅	0,41	I ₃	Da	0,10	4,194	2,618	B
12	-84	0	60	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₅	0,50	I ₃	Ne	/	4,199	2,613	
13	-84	0	57	111	32,5	21,8	16,5	BK	W ₅	0,50	I ₃	Da	0,10	4,201	2,610	
14	-84	0	60	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₅	0,54	I ₃	Da	0,10	4,210	2,604	

Iz vrednosti uglova nagiba ai vidi se da je u svim rešenjima prikazanog Pareto fronta fasadni zid a1 okrenut ka jugu, zid a2 pretežno ka zapadu, zidovi a3 i a4 pretežno ka severu, a zid a5 pretežno ka istoku. Primetno je da sve do rešenja ID 23 geometrija osnove vrlo malo varira, te da promena vrednosti funkcija cilja mahom potiče od menjanja konstruktivnih elemenata. Južni zid (a1) je u svim rešenjima najduži i dužina mu u većini rešenja iznosi 33,3 m, a tek u poslednjoj četvrtini Pareto fronta počinje naglo da raste do vrednosti 52,4 m, što govori o tendenciji ka maksimalnom iskorišćenju prirodne sunčeve svetlosti za grejanje i osvetljenje. Prva polovina rešenja je kompaktnog oblika bliskog pravilnom petougлу, a zatim osnove počinju da se izdužuju prateći izloženost južne fasade suncu kako bi se donekle smanjio efekat izloženosti južnog zida suncu tokom letnjih poslepodneva. Osim u dva slučaja (ID 3 i 4), optimalno rešenje su prozori s dvostrukim oknicima i niskoemisionim premazom (W3 i W5). Odnos površine prozora i zida varira jedino za južnu fasadu, dok za sve ostale ostaje nepromenljiv i iznosi 0,2. Nadstrešnica iznad prozora pojavljuje se samo u nekim rešenjima na južnom zidu i njena dubina uglavnom je jednaka minimalnoj ponuđenoj vrednosti od 0,1 m, dok se veće javljaju samo u poslednjim rešenjima zona A i B.

Najveća nadstrešnica (0,25 m) dobija se za poslednja dva rešenja, koja se odlikuju najvećom površinom južnog zida i najvećom površinom prozora, što je smisleno budući da na ostalim zidovima nema direktnog uticaja sunca ili ono pada pod uglom. Izolacija u zidovima zavisi jedino od materijala konstrukcije, tako da je u celoj zoni A izolacija XPS od 76 mm, a u celoj zoni B je EPS od 76 mm.

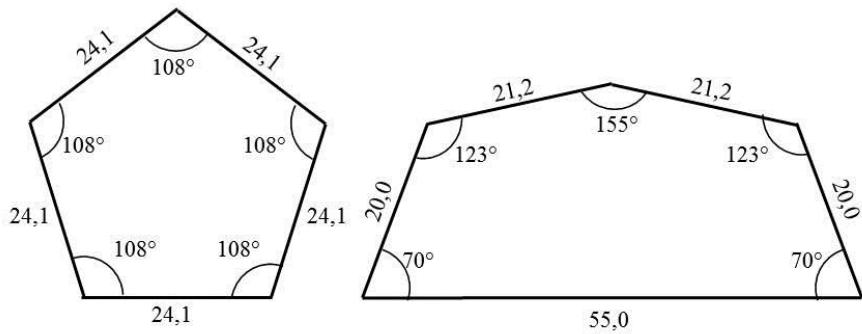
ID	α_1	α_2	α_3	α_4	a_1	a_2	a_3	TK	W	WW ₁	WI	N ₁	ND ₁	LCC (10 ⁵ €)	LCEI (10 ⁷ MJ)	Zona
15	-84	0	60	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₃	0,62	I ₃	Ne	/	4,211	2,599	
16	-84	0	60	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₃	0,61	I ₃	Da	0,10	4,216	2,596	
17	-84	0	60	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₃	0,65	I ₃	Da	0,10	4,218	2,591	
18	-84	0	65	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₃	0,65	I ₃	Da	0,10	4,228	2,590	
19	-84	0	60	111	33,3	21,8	16,5	BK	W ₅	0,73	I ₃	Da	0,10	4,229	2,586	
20	-84	0	60	111	34,8	21,8	16,5	BK	W ₃	0,80	I ₃	Da	0,10	4,240	2,576	
21	-84	0	60	111	34,8	21,8	14,9	BK	W ₃	0,80	I ₃	Da	0,10	4,244	2,575	
22	-90	0	60	111	34,8	21,8	16,5	BK	W ₃	0,80	I ₃	Da	0,10	4,253	2,573	
23	-90	0	60	111	37,9	21,8	16,5	BK	W ₃	0,80	I ₃	Da	0,10	4,257	2,568	
24	-90	0	60	105	40,9	21,8	14,9	BK	W ₃	0,80	I ₃	Da	0,10	4,275	2,565	
25	-84	23	71	108	49,4	20,3	14,9	BK	W ₅	0,80	I ₃	Da	0,17	4,359	2,562	
26	-84	23	71	108	49,4	20,3	14,9	BK	W ₅	0,80	I ₃	Da	0,25	4,366	2,560	
27	-84	23	71	108	52,4	20,3	14,9	BK	W ₅	0,80	I ₃	Da	0,25	4,396	2,559	



Slika 5 – Karakteristična rešenja iz Pareto fronta II-3

Kako predmetni objekat ima fiksiranu površinu osnove, može se zaključiti da je obim dobar pokazatelj kompaktnosti oblika. Obim osnove se menja od 122,0 m za prvo rešenje, do 134,0 m za poslednje, pri čemu za oko 60% rešenja ostaje pretežno stalan, oko 122,5 m. Na osnovu tendencije da cena raste a utrošak energije opada s porastom obima i dužine južne fasade, nezavisno su konstruisana još dva generička simetrična rešenja (slika 6), budući da se u praksi zbog urbanističkih i estetskih uslova uglavnom teži pravilnim oblicima osnova. Od svih petouglova zadate površine od 1.000,0 m² najmanji obim ima jednakostranični, čiji obim iznosi 120,5 m. Stoga je za prvu razmatranu zgradu na slici 6 odabran upravo taj oblik, dok su vrednosti ostalih parametara iste kao u prvom

rešenju u tabeli 2. Za takve ulazne podatke dobija se da vrednosti funkcija cilja iznose LCC = 3,932 · 10⁵ € i LCEI = 2,714 · 10⁷ MJ, što nije dominantno rešenje ali prošruje Pareto front ka minimalnoj ceni. Druga razmatrana osnova na slici 6, izrazito izdužena i izložena jugu, konstruisana je na osnovu poslednjeg rešenja, iz koga su preuzete vrednosti ostalih parametara, tako da vrednosti funkcija cilja iznose LCC = 4,429 · 10⁵ € i LCEI = 2,556 · 10⁷ MJ. I u ovom slučaju rešenje nije dominantno ali pomera Pareto front ka minimalnoj vrednosti potrošnje energije, iz čega se može se zaključiti da je genetski algoritam uspešno konvergirao ka stvarnom Pareto frontu, ali da je bilo problema u lociranju ekstremnih vrednosti, što je saglasno rezultatima drugih istraživanja [20].



Slika 6 – Generički kreirana rešenja

6. ZAKLJUČAK

Dobijeni rezultati pokazuju da se podesnom formulacijom problema i izborom adekvatne metode optimizacije već u fazi izrade idejnog rešenja može značajno suziti izbor parametara objekta jer projektant na osnovu Pareto fronta stiče jasan uvid u uticaj promena pojedinačnih elemenata na performanse objekta. Dalji rad na ovom polju mogao bi biti usmeren na istraživanje mogućnosti hibridizacije različitih optimizacionih algoritama u cilju poboljšanja pretrage u okolini lokalnih optimuma, a naročito u okolini krajnjih tačaka Pareto fronta.

LITERATURA

- [1] Rosenman M. A. Gero J. S. Evolving designs by generating useful complex gene structures, in: P.J. Bentley (Ed.), *Evolutionary Design by Computers*, Morgan Kaufman, San Francisco, pp. 345–364, 1999.
- [2] Caldas L. Evolving three-dimensional architecture form: an application to low-energy design, in: J.S. Gero (Ed.), *Artificial Intelligence in Design '02*, Kluwer, Dordrecht, Netherlands, pp. 351–370, 2000.
- [3] Chouchoulas, O. Shape evolution: an algorithmic method for conceptual architectural design combining shape grammars and genetic algorithms. Ph.D. Thesis, Department of Architecture and Civil Engineering, University of Bath, UK, 2003.
- [4] Mitchell W. J. *Computer-Aided Architectural Design*, Petrocelli/Charter, New York, 1977.
- [5] Bouchlaghem, N. Optimizing the design of building envelopes for thermal performance, *Automation in Construction*, Vol. 10, No. 1, pp. 101–112, 2000.
- [6] Peippo K. et al.. Multivariate optimization of design trade-offs for solar low energy buildings, *Energy and Building*, Vol. 29, No. 2, pp. 189–205, 1999.
- [7] Jedrzejuk H. Marks W. Optimization of shape and functional structure of buildings as well as heat source utilization: partial problems solution, *Building and Environment*, Vol. 37, No. 11, pp. 1037–1043, 2000.
- [8] Wang, W. et al., An object-oriented framework for simulation-based green building design optimization with genetic algorithms, *Advanced Engineering Informatics*, Vol. 19, No. 1, pp. 5–23, 2005.
- [9] Wang, W. et al., Applying multi-objective genetic algorithms in green building design optimization, *Building and Environment*, Vol. 40, No. 11, pp. 1512–1525, 2005.
- [10] Szargut J. et al. Exergy Analysis of Thermal, Chemical, and Metallurgical Process, Hemisphere, New York, 1998.
- [11] Grierson D. E, Khajehpour S. Method of conceptual design applied to office buildings, *Journal of Computing in Civil Engineering* 16 (2), pp. 83–103, 2002.
- [12] Caldas L.G., Norford L.K. Genetic algorithms for optimization of building envelopes and the design and control of HVAC systems, *Journal of Solar Energy Engineering*, Vol. 125, No. 3, pp. 343–351, 2003.
- [13] ATHENA EIE Version 3.0. The ATHENA sustainable materials institute, Ottawa, Canada, 2003.
- [14] Deb K. Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms, John Wiley & Sons, Chichester, UK, 2001.
- [15] Tan K.C. et al. Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: performance assessments and comparisons, *Artificial Intelligence Review*, Vol. 17, No. 4, pp. 253–290, 2002.
- [16] Fonseca C. M., Flemming P. J. Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms, *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, Part A*, Vol. 28, No. 1, pp. 26–37, 1998.
- [17] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 2, No. 4, pp. 257–271, 1999.
- [18] Davidor Y. Epistasis variance: a viewpoint on GA hardness, in: G. Rawlins (Ed.), *Foundations of Genetic Algorithms*, Morgan Kaufman, San Mateo, pp. 23–35, 1991.
- [19] Ronald et al. Representational redundancy in evolutionary algorithms, in: D. Fogel (Ed.), *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, IEEE Press, New York, pp. 631–637, 1995.
- [20] Zitzler E. et al. Performance assessment of multiobjective optimizers: an analysis and review, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 7, No. 2, pp. 117–132, 2003..

SUMMARY

OPTIMAL SHAPING AND POSITIONING OF ENERGY-EFFICIENT BUILDINGS

Due to the number of variables and the complexity of objective functions, optimal design of an energy-efficient building is hard combinatorial problem of multi-objective optimisation. Therefore, it is necessary to describe structure and its position in surroundings precisely but by as few variables as possible. This paper presents methodology for finding adequate methodology for defining geometry and orientation of a given building, as well as its elements of importance for energy-efficiency analysis.

Key words: optimisation, energy efficiency, shaping, positioning, orientation