

Struktura bivalnih potreb: primer uporabe trimerne komponentne analize

Gregor Sočan^{1} in Matej Blenkuš²*

¹*Univerza v Groningenu, Heijmansov inštitut, Groningen, Nizozemska*

²*Univerza v Ljubljani, Fakulteta za arhitekturo, Ljubljana*

Povzetek: Glavni namen raziskave je bil strukturiranje dejavnosti, ki se odvijajo v bivalnem prostoru, in lastnosti teh dejavnosti. 91 udeležencev je izpolnilo vprašalnik, v katerem so ocenili zaželeno izraženost sedmih lastnosti za osem pomembnih dejavnosti. Odgovori so bili analizirani s trimerno komponentno analizo (TKA). Izkazalo se je, da lahko tako dejavnosti kot lastnosti smiselno povzamemo z manjšim številom splošnih komponent. Rezultati so pokazali tudi kvalitativne medosebne razlike: identificirali smo pet skupin oseb z značilnimi vzorci interakcije med dejavnostmi in lastnostmi. V prispevku so podrobneje opisani tudi izvedba ter prednosti in omejitve TKA, saj se mnogi raziskovalci premalo zavedajo uporabnosti te metode.

Ključne besede: domače okolje, aktivnost, merjenje, trimerna komponentna analiza

The structure of dwelling needs: An application of three-way component analysis

Gregor Sočan¹ and Matej Blenkuš²

¹*Rijksuniversiteit Groningen, Heijmans Instituut, Groningen, the Netherlands*

²*University of Ljubljana, Faculty of Architecture, Ljubljana, Slovenia*

Abstract: The main goal of the study was the structuring of activities, performed within the residential space, and their properties. 91 participants filled in a questionnaire, where they rated the preferred level of seven properties for eight important activities. The answers were analysed by means of the three-way component analysis (3PCA). It turned out that both activities and properties could be meaningfully summarised by a smaller number of components. Results further revealed qualitative individual differences: five groups were identified with distinct patterns of activity-property interactions. The article also describes steps in performing 3PCA as well as its advantages and drawbacks. It is argued that many researchers are not sufficiently aware of the utility of 3PCA.

Key words: home environment, daily activities, measurement, three-way component analysis

CC=2240

*Naslov / address: mag. Gregor Sočan, Heijmans Instituut, Rijksuniversiteit Groningen, Grote Kruisstraat 2/1, 9712 TS Groningen, the Netherlands, e-mail: g.socan@ppsw.rug.nl

Arhitektura kot umetnostna disciplina stremi k estetski dovršenosti svojih stvaritev, po drugi strani pa si kot tehnična veda prizadeva ustvariti uporabne izdelke. Evropska načrtovalska praksa je v drugi polovici 20. stoletja pri iskanju odgovorov na vprašanje, kako načrtovati stanovanjske zgradbe, da bodo čim primernejše za bivanje, izhajala iz podobne implicitne predpostavke kot zgodnja eksperimentalna psihologija: ljudje se v osnovi vedejo približno enako, medosebne razlike pa so šum, ki je s praktičnega vidika sicer moteč, vendar teoretično irelevanten. To razmišljanje je privedlo do razvoja projektantskih normativov, ki predpisujejo, kako načrtovati stanovanjski objekt, da bo prilagojen »prototipičnemu človeku«. Seveda se je izkazalo, da so medosebne razlike na področju bivalnih potreb in navad marsikje le prevelike, da bi jih lahko uklenili v normative. Take primere je stroka prepustila *ad hoc* presoji posameznega načrtovalca, ne da bi jih skušala teoretično pojasniti. Da bi se lahko spoprijeli s tem »temnim poljem«, moramo uvesti diferencialnopsihološki pristop, ki temelji prav na proučevanju medosebnih razlik. Znotraj tega pristopa pa je prvi korak opis strukture bivalnih navad.

Ko se lotimo proučevanja strukture nekega pojava, moramo najprej poiskati njegove manifestne elemente. Človekovo bivanje v stanovanjskem prostoru je sestavljeno iz dejavnosti, ki se v stanovanju dogajajo. Te dejavnosti se vršijo v posameznih prostorih, ki imajo določene bolj ali manj specifične lastnosti (od povsem fizikalnih, kot sta velikost in svetlost, preko strukturnih, kot je središčna lega, do psiholoških, npr. stopnja zasebnosti). Nekateri prostori so po svojih lastnostih zelo ozko prilagojeni dejavnosti, ki so ji namenjeni (npr. shramba ali stranišče), drugi pa manj (npr. dnevna soba), skladno s tem pa se je uporabnik pripravljen bolj ali manj prilagoditi posameznemu prostoru. Dejavnosti so torej primarni elementi človekovega bivanja v stanovanjskem prostoru; da bi jim lahko smiselno priredili prostore, moramo poznati optimalne stopnje lastnosti prostorov, namenjenih dejavnostim. Prvi korak pri načrtovanju uporabniku prilagojenega bivalnega okolja mora biti zato študij dejavnosti in zanje značilnih lastnosti. Težava, na katero pri tem naletimo, je, da se v stanovanju odvija veliko število različnih dejavnosti, prav tako pa lahko le-te opišemo z velikim številom različnih fizikalnih in psihosocialnih lastnosti. Da bi število proučevanih spremenljivk ohranili v obvladljivih mejah, moramo to množico dejavnosti in lastnosti najprej strukturirati, t.j. izdelati njen parsimoničen opis.

Problem te raziskave se nanaša na strukturiranje človekovih bivalnih potreb, kot se izražajo v dejavnostih in lastnostih bivalnih prostorov, in ga lahko povzamemo v treh točkah:

1. ali lahko dejavnosti v bivalnem prostoru razvrstimo v skupine sorodnih dejavnosti?
2. ali lahko lastnosti teh dejavnosti povzamemo z manjšim številom splošnih lastnosti?
3. ali je ta struktura lastnosti in dejavnosti podobna pri vseh ljudeh ali pa lahko ločimo skupine oseb z različnimi strukturami?

Metoda

Udeleženci

V raziskavi je sodelovalo 93 odraslih udeležencev. Vzorec je bil priložnosten, pri čemer smo poskušali doseči dovolj veliko variabilnost glede na starost, spol, izobrazbo, tip gospodinjstva in vrsto sedanjega bivališča.

Osem udeležencev je imelo končano osnovno ali poklicno šolo, 50 štiriletno srednjo šolo in 35 višjo ali visoko šolo. Trinajst udeležencev je živelo v stolpnici ali večjem bloku, po 16 v manjšem bloku oz. v večstanovanjski hiši, 46 v enodružinski hiši, dva udeleženca pa v bivališču, ki ni sodilo v nobeno od teh kategorij. Največ udeležencev (57) je živelo v družini z otroci. 63 udeležencev je bilo ženskega, 30 pa moškega spola. Po starosti se je največ (37) udeležencev uvrščalo v kategorijo med 25 in 34 let, ker predvidevamo, da bo v prihodnjih letih iz te starostne skupine izhajalo tudi največ uporabnikov storitev arhitekta. Nadalje je bilo 28 udeležencev mlajših od 25 let, 12 udeležencev je bilo starih med 35 in 44 let, preostali pa so bili stari 45 let in več.

Pripomočki

Vprašalnik je bil sestavljen iz uvodnega dela, namenjenega zbiranju podatkov o spolu, starosti, izobrazbi in tipu gospodinjstva, ter ocenjevalnih lestvic za posamezne dejavnosti. V drugem delu je udeleženec ocenjeval stopnjo izraženosti desetih lastnosti na petstopenjski ocenjevalni lestvici. Osnovno navodilo za udeleženca je bilo naslednje:

»Zanima nas, kakšno bi bilo po vašem mnenju najprimernejše okolje za izbrane dejavnosti. Značaj okolja vsake dejavnosti posebej boste opisali s pomočjo lastnosti prostora. Na lestvici vrednosti od 1 do 5 boste ovrednotili npr. potrebno svetlost, potrebno tišino v prostoru, ipd. Značaj okolja določene dejavnosti boste si boste najlažje predstavljali, če si zamislite prostor, ki je izključno namenjen eni sami stvari in si v glavi ustvarili približno sliko o njem. Na podlagi te predstave ocenite lastnosti tega prostora. Če po vašem mnenju določena lastnost (npr. glasnost) za izbrano dejavnost ni značilna ali pomembna (npr. za shranjevanje oblek), označite vrednost 6, ni pomembno.«

Vsi udeleženci so ocenjevali skupino enajstih osnovnih dejavnosti, za katere smo predvidevali, da so tipične za veliko večino populacije (npr. spanje, uživanje hrane ipd.; gl. tudi Tabeli 2 in 3), poleg tega pa je udeleženec sam dodal in ocenil še morebitne druge dejavnosti, ki so pomembne v njegovem konkretnem primeru. Za podrobnosti o strukturi, sestavljanju in validaciji vprašalnika glej Blenkuš (2003).

Postopek

Zbiranje podatkov je potekalo individualno, pri čemer je udeleženec vprašalnik izpolnil sam, raziskovalec pa mu je bil na voljo za morebitna pojasnila. Izpolnjevanje vprašalnika je večinoma trajalo približno 35 minut.

Statistična analiza

Klasične tehnike strukturiranja, kot so faktorska analiza, analiza glavnih komponent in razvrščanje v skupine (clusterska analiza), lahko uporabimo samo, kadar je matrika podatkov dvodimenzionalna (npr., če bi iskali strukturo dejavnosti preko oseb). V našem primeru pa imamo trirazsežno matriko podatkov, torej osebe ' dejavnosti ' lastnosti prostorov, v katerem se dejavnosti dogajajo. Trenutno najustreznejši postopek obdelave takih podatkov verjetno predstavlja trismerna komponentna analiza (TKA). Ker je ta metoda pri nas takorekoč neznana, jo bomo v nadaljevanju nekoliko podrobneje predstavili.

Ker je TKA razširitev običajne analize glavnih komponent, se za začetek na hitro pomudimo ob klasičnem komponentnem modelu. Pri analizi glavnih komponent uvedemo obtežene vsote spremenljivk (komponente), ki optimalno povzemajo informacijo, vsebovano v merjenih spremenljivkah. Ker so komponente obtežene vsote spremenljivk, velja tudi obratno, zato lahko vrednost osebe i na spremenljivki j zapišemo kot obteženo vsoto Q komponent:

$$x_{ij} \cong \sum_{q=1}^Q a_{iq} b_{jq} \quad (1)$$

kjer je a_{iq} vrednost osebe i na komponenti q (t.i. komponentna točka), b_{jq} pa je vrednost spremenljivke j na komponenti q (običajno imenovana »nasičenost spremenljivke j s komponento q «). Ker je število komponent praviloma manjše od števila spremenljivk, ta opis ni povsem natančen, vendar pa velja, da prvih Q glavnih komponent povzame največji možni delež variance P analiziranih spremenljivk. V matrični obliki lahko komponentni model zapišemo kot

$$\mathbf{X} \cong \mathbf{A}\mathbf{B} \quad (2)$$

kjer je \mathbf{X} matrika (običajno standardiziranih) merjenih spremenljivk, \mathbf{A} matrika komponentnih točk in \mathbf{B} matrika nasičenosti. Matrika \mathbf{A} torej povzema informacijo o osebah, \mathbf{B} pa informacijo o spremenljivkah. Kljub temu, da je interpretacija elementov v obeh matrikah različna (nasičenosti variirajo med -1 in 1 , medtem ko so komponentne točke navadno porazdeljene po z porazdelitvi), pa lahko rečemo, da pri analizi glavnih

komponent informacijo o osebah in spremenljivkah povzamemo z istimi komponentami. Denimo, da smo analizirali več testov sposobnosti in izločili verbalno in prostorsko komponento. Spremenljivke z visoko nasičenostjo s prvo komponento bomo interpretirali kot mere verbalne sposobnosti, medtem ko bomo osebe z visokimi komponentnimi točkami za prvo komponento označili kot osebe z visoko verbalno sposobnostjo. Komponente za osebe in spremenljivke so torej iste: kakor lahko spremenljivke grupiramo v »verbalno« in »prostorsko« skupino, lahko na enak način razvrstimo tudi osebe, pri čemer se lahko v obeh primerih skupini do neke mere prekrivata.

Sedaj pogledjmo, kako bi komponentni model razširili na trimodalne podatke, torej podatke, ki variirajo v treh razsežnostih (modusih) namesto dveh. V psihologiji običajno naletimo na take podatke, kadar iste spremenljivke merimo ob več različnih priložnostih ali z več različnimi postopki. V našem primeru so te razsežnosti, kot že rečeno, osebe, dejavnosti in lastnosti. Najenostavnejši model za take podatke je PARAFAC (Harshman, 1970). Ta model je zelo enostavna posplošitev modela glavnih komponent, saj predpostavlja, da lahko vse tri moduse povzamemo z istimi komponentami. Žal je PARAFAC zelo restriktiven model in se le izjemoma dobro prilaga podatkom. Kompleksnejši, vendar v praksi bolj učinkovit je model trimerne komponentne analize (TKA). Model je oblikoval že Tucker (1966), vendar zaradi računske zahtevnosti sprva ni zbudil večjega zanimanja. Šele z razvojem učinkovitih algoritmov (npr. Kroonenberg in de Leeuw, 1980; Timmerman in Kiers, 2000) in programskih orodij je metoda dobila možnost za preboj v raziskovalno prakso. Model TKA lahko zapišemo takole:

$$x_{ijk} \cong \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q \sum_{r=1}^R a_{ip} b_{jq} c_{kr} g_{pqr} \quad (3)$$

x tudi tu označuje elemente matrike podatkov \mathbf{X} , ki pa ima sedaj tri dimenzije (v našem primeru osebe, dejavnosti in lastnosti); x_{ijk} je torej ocena lastnosti k za dejavnost j , ki jo je dala oseba i ; a_{ip} je »nasičenost« osebe i s p -to komponento oseb, b_{jq} je nasičenost dejavnosti j s q -to komponento dejavnosti, c_{kr} pa je nasičenost lastnosti k z r -to komponento lastnosti. Izraz »nasičenost s komponento p « bomo v nadaljevanju uporabljali kot sinonim za »vrednost na komponenti p «. Za razliko od analize glavnih komponent namreč pri TKA teh vrednosti praviloma ne moremo interpretirati kot korelacije. Kot vidimo, je pri TKA število komponent za posamezne moduse lahko različno, kar pomeni, da imajo lahko matrike nasičenosti \mathbf{A} , \mathbf{B} in \mathbf{C} različno število stolpcev. TKA torej enot različnih modusov (v našem primeru oseb, dejavnosti in lastnosti) ne opiše z istimi komponentami, kar je še ena razlika med TKA in analizo glavnih komponent. Poleg matrik nasičenosti imamo v modelu še t.i. jedrno matriko (angl. *core matrix*) \mathbf{G} z elementi g_{pqr} . Ta matrika vsebuje informacijo o interakciji

med komponentami vseh treh modusov. V našem primeru nam posamezen element g_{pqr} pove, kako visoko oceno lastnosti k je dala oseba i , ko je ocenjevala dejavnost j , pri čemer so nasičenost osebe i s komponento oseb p , nasičenost dejavnosti j s komponento dejavnosti q in nasičenost lastnosti k s komponento lastnosti r enake 1. Jedrna matrika je torej zgoščena matrika podatkov, kjer namesto izvornih oseb, dejavnosti in lastnosti nastopajo njihove komponente.

Komponente interpretiramo na enak način kot pri analizi glavnih komponent, tako da skušamo najti skupne lastnosti enot (spremenljivk ipd.) z visokimi nasičenostmi. Pri komponentah oseb je to nekoliko težje, vendar si lahko pomagamo z vrednostmi v jedrni matriki. Simbol \cong v enačbi (3) nas opozarja, da z modelom v praksi ne moremo natančno reproducirati vrednosti v matriki podatkov, ampak jih lahko le približno ocenimo.

Ker se model TKA v praksi nikoli natančno ne prilega podatkom, je potrebno oceniti stopnjo prilaganja. Podobno kot pri analizi glavnih komponent je najpripravnejša mera prilaganja odstotek oz. delež pojasnjene variance, ki je tu definiran kot razmerje med vsoto kvadratov ocenjenih in dejanskih vrednosti v matriki podatkov:

$$\%Var = 100 \times \frac{\sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q \sum_{r=1}^R \hat{x}_{pqr}^2}{\sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q \sum_{r=1}^R x_{pqr}^2} \quad (4)$$

Korake analize in interpretacijo rezultatov si bomo podrobneje ogledali v naslednjem poglavju. Bralec lahko podrobnejše informacije o TKA najde v Kiers in van Mechelen (2001) ali Kroonenberg (1983). Trismerna komponentna analiza žal še ni vključena v velike statistične pakete, kot sta SPSS ali SAS. Dva izmed programov za TKA, ki sta prilagojena predvsem uporabi v psihologiji, sta Kiersov (2001) Tucker3, ki smo ga uporabili tudi v tej raziskavi, in Kroonenbergov (1996) 3WAYPACK.

Rezultati

Udeleženci so skupno našli med 6 in 25 dejavnosti ($Me = 16$, $M = 16,0$, $SD = 3,8$). Ker trismerna komponentna analiza zahteva polno matriko podatkov, smo najprej opravili selekcijo dejavnosti in lastnosti ter izbrali le tiste, ki jih je ocenila velika večina udeležencev. Približen, vendar razmeroma konzervativen kriterij pri selekciji je bil manj kot 20 % manjkajočih vrednosti v celotni matriki podatkov ter po posameznih lastnostih in dejavnostih. Ob upoštevanju tega kriterija in ocene teoretične pomembnosti posameznih spremenljivk smo izbrali osem dejavnosti in sedem lastnosti (gl. Tabeli 2 in 3). Zaradi velikega števila manjkajočih odgovorov smo izločili tudi dva udeleženca.

Tabela 1: Deleži variabilnosti oseb, dejavnosti, lastnosti in njihovih interakcij.

Vir variabilnosti	SS %
Osebe	3,1
Dejavnosti	17,5
Lastnosti	16,7
Osebe × Dejavnosti	6,8
Osebe × Lastnosti	11,1
Dejavnosti × Lastnosti	12,3
Osebe × Dejavnosti × Lastnosti	32,4

Opomba: SS %: odstotek celotne vsote kvadratov.

Dobljena matrika je torej imela dimenzije $91 \times 8 \times 7$. Manjkajoče vrednosti smo nato (po testiranju naključnosti manjkanja) ocenili z EM algoritmom s pomočjo programa SPSS 10. Podrobnosti v zvezi z uporabo EM algoritma pri psiholoških podatkih opisujeta npr. Bunting in Adamson (2000).

Nadaljna analiza je sledila postopku, ki ga priporočata Kiers in van Mechelen (2001). V prvem koraku smo s pomočjo trismerne analize variance izračunali deleže skupne variabilnosti, ki odpadejo na posamezne vire. Namen tega postopka je preveriti, ali lahko rezultate smiselno povprečimo preko enega od modusov in se tako izognemo trismerni analizi. Pogoj za to pa je, da so vsaj nekatere interakcije med modusi zanemarljive, saj v nasprotnem primeru povprečevanje ni smiselno. Rezultati so prikazani v Tabeli 1. Najprej lahko ugotovimo, da na dejavnosti in lastnosti odpade približno enak delež vsote kvadratov, ki je precej večji od tistega za osebe. Nadalje lahko vidimo, da nobena od interakcij ni zanemarljiva – obe interakciji oseb sta celo bolj vplivni od samega glavnega učinka. S povprečevanjem bi torej zavrgli pomemben del variabilnosti: v najboljšem primeru, če bi povprečevali preko oseb in nato opravili analizo glavnih komponent na dejavnostih in lastnostih (z enim od teh modusov v vlogi oseb), bi že na začetku zavrgli $3,1\% + 6,8\% + 11,1\% = 21\%$ skupne vsote kvadratov. Pri povprečevanju preko lastnosti ali dejavnosti pa bi bila ta izguba še večja. Zato smo raje nadaljevali s trismerno analizo.

Prvi korak TKA je določitev števila komponent v vsakem od modusov. Kiers in van Mechelen (2001) navajata tri glavne kriterije, ki nas vodijo pri tej odločitvi:

1. ravnotežje med parsimoničnostjo in stopnjo prileganja modela: izbrana rešitev mora pojasniti čimvečji odstotek variance s čim manj komponentami;
2. interpretabilnost rešitve: rotirane komponente morajo biti vsebinsko enostavne za interpretacijo;
3. stabilnost rešitve: napaka vzorčenja ne sme imeti prevelikega vpliva na parametre

izbrane rešitve.

Odločitev o številu komponent mora temeljiti na primerjavi rezultatov več TKA z različnim številom komponent po posameznih modusih glede na opisane kriterije. Seveda je koristno, če lahko izbiro do neke mere omejimo že vnaprej: v našem primeru smo se npr. odločili, da rešitve z več kot tremi komponentami dejavnosti ali lastnosti ne pridejo v poštev, saj bi bile take komponente preslabo definirane (ker bi nasičale le po eno ali dve lastnosti). Pomagamo si lahko tudi tako, da primerjamo rešitve z enakim skupnim številom komponent in znotraj vsakega števila komponent izberemo rešitev z najvišjim odstotkom pojasnjene variance. Vrednosti za nekatere kombinacije prikazuje Tabela 6 v dodatku. Iz nje lahko npr. razberemo, da je pri sedmih komponentah najučinkovitejša rešitev s tremi komponentami oseb in po dvema komponentama dejavnosti in lastnosti itd. Na ta način lahko določimo manjše število (npr. 5-10) potencialno zanimivih rešitev, ki si jih nato podrobneje ogledamo (t.j., preverimo njihovo interpretabilnost in stabilnost). V našem primeru smo na koncu izbrali rešitev s petimi komponentami oseb, dvema komponentama dejavnosti in tremi komponentami lastnosti. Zanj smo se odločili iz naslednjih razlogov:

1. izmed rešitev z desetimi komponentami je ta rešitev pojasnila največji delež variance (27,2 %);
2. komponente oseb in lastnosti so bile pri tej rešitvi bolj interpretabilne kot pri rešitvah s podobnim številom komponent lastnosti oz. dejavnosti;
3. rešitev je bila še zadovoljivo stabilna; stopnjo prilaganja bi bilo sicer mogoče še dodatno dvigniti z dodajanjem komponent oseb, vendar bi te komponente (zaradi vedno manjšega števila oseb z visokimi nasičenostmi) postale preveč nestabilne.

Podobno kot pri analizi glavnih komponent lahko komponente vseh treh modusov rotiramo in tako izboljšamo interpretabilnost dobljene strukture. Tudi pri TKA velja, da rotirane rešitve pojasnijo enak delež variance kot nerotirane. Komponente smo rotirali s prilagojeno rotacijo Varimax. Kot je znano, je Varimax pravokotna rotacija, ki

Tabela 2: Matrika nasičenosti za dejavnosti.

	Osebni nadzor	Druženje
Druženje z družino	-0,06	0,74
Uživanje hrane	0,00	0,50
Sprejemanje obiskov	0,00	0,40
Opravljanje potrebe	0,66	-0,05
Umivanje	0,58	0,00
Oblačenje	0,40	0,09
Spanje	0,25	0,14
Gledanje TV	0,07	0,06

Opomba: Nasičenosti, višje od 0,30, so v krepkem tisku.

ohranja medsebojno nekoreliranost komponent.

V nadaljevanju si bomo najprej ogledali rotirani matriki nasičenosti za dejavnosti in lastnosti ter jedrno matriko. Nasičenosti za komponenti dejavnosti so prikazane v Tabeli 2. Nasičenosti so standardizirane, zato jih lahko interpretiramo kot korelacije z ustrezno komponento.

Prvo komponento, ki nasiča predvsem opravljanje potrebe, umivanje in oblačenje, smo poimenovali »dejavnosti osebnega nadzora«, saj pri njih posameznik praviloma zahteva visoko stopnjo osebnega nadzora nad situacijo. Druga komponenta, »dejavnosti druženja«, pa nasiča predvsem druženje z družino, uživanje hrane in sprejemanje obiskov, torej dejavnosti, ki se običajno odvijajo skupaj z drugimi ljudmi. Dveh dejavnosti, spanja in gledanja televizije, s tema komponentama nismo mogli dobro opisati. Spanje se, glede na relativno velikost nasičenosti, sicer nekoliko nagiba k prvi komponenti, vendar ne zelo izrazito. To morda sicer ni tako presenetljivo, če pomislimo, da veliko ljudi nima predsodkov pred spanjem na javnem mestu, npr. med potovanjem z vlakom, medtem ko bi tako stopnjo intimnosti le malokdo štel za zadostno za opravljanje katere od dejavnosti z visokimi nasičenostmi s prvo komponento. Gledanje televizije pa je dejavnost, ki sama po sebi niti ni družabna niti ne zahteva nikakršnega osebnega nadzora, zato ni čudno, da sta obe njeni nasičenosti zanemarljivi.

Prva komponenta lastnosti, »zahtevnost do prostora«, visoko nasiča le eno lastnost, pripravljenost prilagoditi se. Komponente, ki ustrezajo eni sami spremenljivki, v splošnem niso najbolj zaželene, vendar pa je pripravljenost prilagoditi se po eni strani s teoretičnega vidika pomembna lastnost, po drugi strani pa je njena vključitev izboljšala stopnjo prilaganja celotnega modela. Drugo komponento smo poimenovali »bistvenost prostora«, zanjo pa sta značilni predvsem visoka ocena pomembnosti ter v povprečju nekoliko višja zahtevana stopnja zasebnosti. Tretjo komponento, »obodnost prostora«, pa zaznamujejo predvsem obrobna lega, svetlost in relativna velikost prostora. Tudi tokrat se je ena lastnost, pogostost, povsem izmuznila komponentnemu prostoru, vendar se nam v nasprotju s pripravljenostjo prilagoditi se ni zdela dovolj pomembna, da bi

Tabela 3: Matrika nasičenosti za lastnosti.

	Zahtevnost do prostora	Bistvenost prostora	Obodnost prostora
Nizka pripravljenost prilagoditi se	0,98	0,08	0,01
Pomembnost	-0,05	0,91	0,02
Zahtevana stopnja zasebnosti	-0,05	0,35	-0,12
Obrobna lega	0,12	-0,02	0,78
Svetlost	-0,14	0,18	0,46
Relativna velikost	-0,10	-0,11	0,40
Pogostost	0,02	-0,01	0,00

Opomba: Nasičenosti, višje od 0,30, so v krepkem tisku.

Tabela 4: Standardizirana jedrna matrika.

Komponente oseb	Dejavnosti osebnega nadzora			Dejavnosti druženja		
	Zahtevnost	Bistvenost	Obodnost	Zahtevnost	Bistvenost	Obodnost
A1	0,01	0,76	-0,28	0,16	1,47	0,12
A2	0,08	-0,12	0,08	-0,14	0,01	1,72
A3	1,68	0,81	0,18	0,51	0,21	0,04
A4	0,28	-0,57	0,21	1,60	0,44	-0,13
A5	0,01	-0,02	1,48	1,73	0,10	-0,01
Prispevek %	19,2	10,3	15,8	19,2	15,8	19,7

Opomba: Prispevek %: prispevek posamezne kombinacije komponent lastnosti in dejavnosti kot delež skupne pojasnjene variance. Vrednosti, višje od 1, so natisnjene krepko, vrednosti, višje od 0,4, pa ležeče.

zaradi nje povečevali število komponent lastnosti.

Jedrna matrika, katere vrednosti so prikazane v Tabeli 4, morda nudi najzanimivejšo informacijo o trismerni strukturi. Kot smo že omenili, je jedrna matrika nekakšen povzetek izvirne matrike podatkov, kjer namesto spremenljivk in oseb nastopajo njihove komponente. Jedrna matrika torej parsimonično povzema interakcije med komponentami. V našem primeru ima ta matrika dimenzije $5 \times 3 \times 2$, ker pa bi bil tridimenzionalni prikaz nepregleden, navajamo plasti, ki se nanašata na dvoje komponent dejavnosti, eno poleg druge. V prid lažji preglednosti smo višje vrednosti označili s krepkim (nad 1) oz. ležečim (nad 0,4) tiskom. Te vrednosti smo določili na podlagi pregleda porazdelitve vseh absolutnih vrednosti v jedrni matriki. Ta odločitev je seveda do neke mere arbitrarna, saj jedrne vrednosti niso omejene navzgor ali navzdol.

Kako lahko interpretiramo vrednosti v jedrni matriki? Vzemimo primer pete vrednosti v prvi vrstici (1,47). Zamislimo si osebo, ki ima na komponenti oseb A1 vrednost 1 (torej en standardni odklon nad povprečjem). Nato predpostavimo še, da imamo dejavnost, katere nasičenost z »druženjem« je enaka 1 (torej gre za popolno mero te komponente) in še lastnost, katere nasičenost z »bistvenostjo« je prav tako enaka 1. Naša oseba bo pri kombinaciji te lastnosti in dejavnosti v povprečju dala standardizirano oceno 1,47. Enostavneje povedano: osebe z visoko pozitivno vrednostjo komponente A1 bodo nadpovprečno visoko ocenjevale bistvenost dejavnosti druženja. Te osebe bodo nekoliko, dasi manj izrazito, nadpovprečno (0,76) ocenjevale tudi bistvenost dejavnosti osebnega nadzora. Hkrati pa ne izstopajo v nobeno smer glede na ocene zahtevnosti pri dejavnostih osebnega nadzora (vrednost je 0,01, kar je skoraj enako povprečju). Osebe z nizko vrednostjo te komponente bodo ravnale ravno obratno: vsem dejavnostim (in še zlasti dejavnostim druženja) bodo dajale podpovprečne ocene bistvenosti. Na podlagi tega lahko oblikujemo karikirani opis teh dveh polov: osebe z visoko vrednostjo A1 smo glede na njihovo visoko oceno pomembnosti bivalnih dejavnosti označili z »prebiva v svetišču«, nasprotni pol, ki se mu nobena dejavnost ne zdi posebno bistvena, še zlasti pa ne družabne dejavnosti, pa s »prebiva v prenočišču«. Na ta način smo oblikovali karikirane opise še za preostale komponente oseb; navajamo

jih v Tabeli 5.

Poleg vrednosti jedrne matrike navajamo v Tabeli 4 še odstotke pojasnjene variance, ki jih pojasnijo posamezne kombinacije komponent lastnosti in dejavnosti. Te vrednosti so nam v pomoč pri presoji, katere komponente so pomembnejše pri razlagi medosebnih razlik. Na podlagi tega kriterija so najbolj pomenljive kombinacije obodnost dejavnosti druženja (19,7 %) ter zahtevnost tako dejavnosti osebnega nadzora kot druženja (po 19,2 %), najmanj variance pa pojasni kombinacija bistvenosti in dejavnosti osebnega nadzora (10,3 %).

V zvezi s komponentami oseb se lahko vprašamo, v kolikšni meri njihova vključitev poveča odstotek pojasnjene variance. Odgovor najdemo v Tabeli 6 v dodatku, če primerjamo rešitvi z dvema komponentama dejavnosti in tremi komponentami lastnosti ter eno oz. petimi komponentami oseb. Rešitev z eno komponento oseb pojasni manj kot desetino celotne variance, medtem ko naša rešitev s petimi komponentami pojasni 27 % variance ocen.

Pred zaključkom se moramo pomuditi ob še enem pomembnem vidiku trismerne komponentne analize in sicer ob stabilnosti izbrane rešitve. Kljub temu, da lahko našo rešitev smiselno interpretiramo, nam to ne bi dosti pomagalo, če bi bila rešitev preveč odvisna od napake vzorčenja. Za TKA žal nimamo razvitih analitičnih inferenčnih postopkov, za silo pa si lahko pomagamo z razpolovitvijo vzorca. Pri razpolovitveni metodi določimo komponente znotraj vsake od polovic vzorca in jih nato primerjamo med seboj (pri komponentah lastnosti in dejavnosti) oziroma z izvorno rešitvijo (pri komponentah oseb). Pri komponentah oseb je najustreznejša mera skladnosti koeficient korelacije, pri komponentah lastnosti in dejavnosti pa koeficient kongruentnosti. V našem primeru je bilo osem od desetih koeficientov korelacije med komponentami oseb v »polovični« in »celotni« rešitvi visokih med 0,96 in 0,99, preostala dva pa sta bila 0,74 (pri komponenti A1) in 0,88 (pri komponenti A4). Skladnost komponent oseb lahko torej označimo kot ustrezno visoko. Koeficienta kongruentnosti za komponenti

Tabela 5: Karikirani opisi komponent oseb.

Komp. oseb	Opis osebe z visoko vrednostjo komponente	Karikiran opis osebe s/z:	
		pozitivno vrednostjo	negativno vrednostjo
A1	Vse dejavnosti, še zlasti pa druženje, so bistvene.	prebiva v svetišču	prebiva v prenočišču
A2	Druženje je bolj obodno locirano.	druži se v paviljonu	druži se v votlini
A3	Do dejavnosti osebnega nadzora je precej zahteven in so mu bistvene.	prebiva zaščiten	prebiva nezaščiten
A4	Do druženja je zahteven, dejavnosti osebnega nadzora so nebistvene.	prebiva družabno	prebiva nedružabno
A5	Dejavnosti osebnega nadzora so obodne, do druženja je zahteven.	prebiva v »odprtem« prostoru	prebiva v celičnem prostoru

Opomba: komp.: komponenta

dejavnosti sta bila oba enaka 0,92, koeficienti kongruentnosti za komponente lastnosti pa so bili 0,83 (zahtevnost), 0,63 (bistvenost) in 0,99 (obodnost). Med koeficienti kongruentnosti je le koeficient za bistvenost opazno nižji, kot bi bilo zaželeno (približen kriterij je, naj bi bili ti koeficienti višji od 0,85), zato bi veljalo obravnavati to komponento z nekaj več previdnosti. Stabilnosti jedrne matrike ne moremo strniti v en sam koeficient, lahko pa primerjamo med seboj vrednosti za prvo in drugo polovico vzorca. V našem primeru se le-te med seboj sicer nekoliko razlikujejo, vendar pa so odstopanja majhna (večinoma pod 0,1). Vrednosti z relativno visokimi absolutnimi vrednostmi imajo enake predznake, poleg tega pa ni opaziti izrazitih odstopanj – t.j., če je neka vrednost jedrne matrike razmeroma visoka v prvi polovici vzorca, bo razmeroma visoka tudi v drugi polovici. V splošnem lahko torej zaključimo, da je izbrana rešitev zadovoljivo stabilna.

Razprava

Uvodoma smo problem naše raziskave strnili v tri vprašanja in zdaj je čas, da ponudimo odgovore nanje. Na prvo vprašanje, ali lahko dejavnosti v bivalnem prostoru razvrstimo v skupine sorodnih dejavnosti, lahko vsekakor odgovorimo pritrdilno. Izkazalo se je, da lahko večino najpomembnejših dejavnosti razvrstimo v dve široki skupini – dejavnosti druženja in dejavnosti s poudarjenim osebnim nadzorom. Podobno smo ugotovili, da lahko lastnosti, ki ustrezajo tem dejavnostim, povzamemo s tremi glavnimi komponentami, ki odražajo zahtevnost do prilagojenosti prostora, subjektivno pomembnost in lego glede na središče objekta. Nazadnje smo se vprašali, ali je struktura lastnosti in dejavnosti podobna pri vseh ljudeh ali pa lahko lahko ločimo skupine oseb z različnimi strukturami. Rezultati jasno kažejo, da se ljudje v tem pogledu ne razlikujemo le kvantitativno, ampak tudi kvalitativno – za različne skupine ljudi so značilni različni vzorci presojanja interakcije dejavnosti in lastnosti, upoštevanje teh razlik pa pomembno vpliva na prileganje modela podatkom.

Izbrana rešitev je pojasnila 27,2 % skupne variance. Ta vrednost se utegne zdeti majhna v primerjavi s tipičnimi vrednostmi, dobljenimi pri analizi glavnih komponent, vendar ne pozabimo, da moramo pri TKA modelirati eno dimenzijo več, poleg tega pa je šlo v našem primeru za prvo tovrstno raziskavo, temelječo na merskem instrumentu, ki je šele v postopku razvoja. Pri raziskovanju nas torej ni vodila želja, da bi dokončno in natančno opisali celotno strukturo bivalnih potreb – želeli smo predvsem ugotoviti, ali si od diferencialnopsihološkega pristopa k tej problematiki sploh smemo obetati obiranje vrednih plodov ter si ustvariti orientacijsko podobo o strukturi bivalnih potreb in zastaviti merski instrument, ki bi nam bil v pomoč tako pri raziskovanju kot pri praktičnem delu z uporabniki. Pričakujemo lahko, da se bo prileganje modelov izboljševalo skladno z izpopolnjevanjem merskega instrumenta in dopolnjevanjem teoretičnega vedenja o strukturi bivalnih potreb.

Opozoriti moramo še na nekaj omejitev naše raziskave. Kot je očitno iz opisa

vzorca, naš vzorec ni bil reprezentativen za celotno slovensko populacijo, saj so bili v njem nesorazmerno zastopane ženske ter mlajši in bolj izobraženi udeleženci z višjim SES. Vendar pa to ni nujno slabost, saj taka demografska struktura (zlasti, kar zadeva starost in izobrazbo) po našem mnenju bolje ustreza strukturi potencialnih uporabnikov storitev arhitekta. Poleg tega namen raziskave ni bil iskanje tipičnih vrednosti ampak strukture spremenljivk, za kar je bistvena predvsem primerno visoka variabilnost.

Zaradi razmeroma majhne velikosti vzorca ter do neke mere priložnostnega vzorčenja bi bilo nerealno zaključiti, da so komponente oseb, ki smo jih identificirali, edine pomembne komponente oseb, ki bi jih lahko našli v populaciji. Podobno velja za dejavnosti in lastnosti, katerih število je bilo dokaj majhno: če bi analizirali večje število spremenljivk, bi gotovo prišli do kompleksnejše podobe strukture dejavnosti in lastnosti. Vendar pa glede na to, da v analizo vključene spremenljivke spadajo med bolj relevantne dejavnosti oz. lastnosti, lahko pričakujemo, da naše komponente ustrezajo najpomembnejšim komponentam lastnosti in dejavnosti, ki bi jih dobili pri bolj izčrpni analizi. Končno je treba omeniti, da naša matrika podatkov ni bila brez manjkajočih vrednosti, zaradi česar smo morali te vrednosti oceniti naknadno. Tudi to pomanjkljivost omili dejstvo, da statistični testi niso pokazali odstopanja od naključnega manjkanja, kar nam je omogočilo uporabo EM algoritma za ocenjevanje manjkajočih vrednosti. Opozoriti je treba, da, odkar imamo na voljo učinkovite algoritme, kot je omenjeni EM, manjkajoči podatki niso več tako moteč pojav kot včasih (več o tem v Bunting in Adamson, 2000).

Naš sekundarni namen je bil praktični prikaz uporabe trismerne komponentne analize, ki je pri nas po krivici še dokaj slabo poznana. Prepričani smo, da rezultati, ki smo jih navedli, sami po sebi govorijo v prid uporabnosti in izčrpnosti TKA. Seveda pa ima TKA tudi svoje omejitve. Za začetek zahteva od uporabnika precejšen umski vložek: za razliko od analize glavnih komponent, ki jo lahko dandanašnji (žal) izvedemo le z nekaj kliki po menujih kakega standardnega statističnega paketa, moramo v procesu TKA sprejeti kar nekaj netrivialnih odločitev, pa tudi interpretacija rezultatov je bistveno kompleksnejša kot pri dvosmerni analizi. Seveda pa smo za trud poplačani z večjim bogastvom informacij, ki se skriva v rezultatih. TKA nadalje zahteva podatke, ki so vsaj približno na intervalni merski lestvici, poleg tega pa v matriki podatkov ne sme biti praznih mest. Končno omenimo, da TKA ni primerna za vsak tip trisernih podatkov. Če je npr. naš cilj predvsem ugotavljanje povezanosti med trisernimi podatki in zunanjimi prediktorskimi spremenljivkami, je najprimernejša metoda večnivojsko modeliranje (Snijders in Bosker, 1999). Če želimo vse tri moduse povzeti z istimi komponentami, bomo izbrali PARAFAC (Harshman, 1970). Za probleme, kjer je eden od modulusov čas, imamo na voljo specializirane modele TKA (Timmerman, 2001). Vseeno pa TKA ostaja najsplošnejša eksploratorna metoda za iskanje notranje strukture trisernih podatkov in upamo, da bo naš prispevek spodbudil slovenske raziskovalce k njeni pogostejši uporabi.

Literatura

- Blenkuš, M. (2003). *Uporabniku in okolju prilagojeno načrtovanje stanovanjske gradnje [User and environment adapted housing design]*. Neobjavljena doktorska disertacija [Unpublished PhD dissertation]. Ljubljana: Univerza v Ljubljani, Fakulteta za arhitekturo.
- Bunting, B.P. in Adamson, G. (2000). Assessing reliability and validity in the context of planned incomplete data structures for multitrait-multimethod models. V A. Ferligoj in A. Mrvar (Ur.), *Developments in survey methodology* (str. 37-53). Ljubljana: FDV.
- Harshman, R.A. (1970). Foundations of the PARAFAC procedure: Models and conditions for an »explanatory« multi-mode factor analysis. *UCLA Working Papers in Phonetics*, 16, 1-84.
- Kiers, H.A.L. (2001). *Tucker3* [Programska oprema; Software]. Groningen: Avtor.
- Kiers, H.A.L. in van Mechelen, I. (2001). Three-way component analysis: Principles and illustrative application. *Psychological Methods*, 6, 84-110.
- Kroonenberg, P.M. (1983). *Three-mode principal component analysis: Theory and applications*. Leiden: DSWO Press.
- Kroonenberg, P.M. (1996). *3WAYPACK User's manual: A package of three-way programs*. Leiden: Leiden University.
- Kroonenberg, P.M. in de Leeuw, J. (1980). Principal component analysis of three-mode data by means of alternating least squares algorithms. *Psychometrika*, 45, 69-97.
- Snijders, T.A.B in Bosker, R. (1999). *Multilevel analysis. An introduction to basic and advanced multilevel modeling*. London: Sage.
- Timmerman, M.E. (2001). *Component analysis of multisubject multivariate longitudinal data*. Neobjavljena doktorska disertacija [Unpublished PhD dissertation]. Groningen: RUG.
- Timmerman, M.E. in Kiers, H.A.L. (2000). Three-mode principal component analysis: Indicating the numbers of components and sensitivity to local optima. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 53, 1-16.
- Tucker, L.R. (1966). Some mathematical notes on three-way factor analysis. *Psychometrika*, 31, 279-311.

Dodatek

Tabela 6: Odstotek pojasnjene variance za nekatere rešitve z različnim številom komponent.

oseb	Št. komponent			% Var
	dejavn.	lastnosti	skupaj	
1	1	1	3	9,2
1	2	2	5	9,7
2	1	2	5	14,4
2	2	1	5	13,9
1	2	3	6	9,7
2	2	2	6	15,3
1	3	3	7	9,9
2	2	3	7	15,7
2	3	2	7	16,2
3	1	3	7	18,4
3	2	2	7	19,8
3	3	1	7	17,1
2	3	3	8	16,7
3	2	3	8	20,9
3	3	2	8	20,5
4	2	2	8	23,0
3	3	3	9	22,0
4	2	3	9	24,8
4	3	2	9	24,2
4	3	3	10	26,1
5	2	3	10	27,2
5	3	2	10	26,7
5	3	3	11	29,3
6	2	3	11	28,9
6	3	2	11	28,1
6	3	3	12	31,8
7	3	3	13	33,7

Opomba: %Var: odstotek pojasnjene variance.

Prispelo/Received: 15. 01. 2003
Sprejeto/Accepted: 24. 04. 2003