

Zadovoljstvo korisnika mobilnim uslugama

Obadić, Nikolina

Master's thesis / Diplomski rad

2019

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Pula / Sveučilište Jurja Dobrile u Puli**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:137:315158>

Rights / Prava: [In copyright](#)/[Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-09-20**



Repository / Repozitorij:

[Digital Repository Juraj Dobrila University of Pula](#)



SVEUČILIŠTE JURJA DOBRILE U PULI
FAKULTET INFORMATIKE U PULI

NIKOLINA OBADIĆ

ZADOVOLJSTVO KORISNIKA MOBILNIM USLUGAMA

Diplomski rad

Pula, lipanj 2019.

SVEUČILIŠTE JURJA DOBRILE U PULI
FAKULTET INFORMATIKE U PULI

NIKOLINA OBADIĆ

ZADOVOLJSTVO KORISNIKA MOBILNIM USLUGAMA

Diplomski rad

JMBAG: 0303046010, redoviti student

Studijski smjer: Informatika

Predmet: Informacijski management

Znanstveno područje: Društvene znanosti

Znanstveno polje: Informacijske i komunikacijske znanosti

Znanstvena grana: Informacijski sustavi i informatologija

Mentor: Doc. Dr. sc. Darko Etigner

Pula, lipanj, 2019.

IZJAVA O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI

Ja, dolje potpisani _____, kandidat za magistra _____ovime izjavljujem da je ovaj Diplomski rad rezultat isključivo mogega vlastitog rada, da se temelji na mojim istraživanjima te da se oslanja na objavljenu literaturu kao što to pokazuju korištene bilješke i bibliografija. Izjavljujem da niti jedan dio Diplomskog rada nije napisan na nedozvoljen način, odnosno da je prepisan iz kojega necitiranog rada, te da ikoji dio rada krši bilo čija autorska prava. Izjavljujem, također, da nijedan dio rada nije iskorišten za koji drugi rad pri bilo kojoj drugoj visokoškolskoj, znanstvenoj ili radnoj ustanovi.

Student

U Puli, _____, _____ godine



IZJAVA
o korištenju autorskog djela

Ja, _____ dajem odobrenje Sveučilištu Jurja
Dobrile

u Puli, kao nositelju prava iskorištavanja, da moj diplomski rad pod nazivom

koristi na način da gore navedeno autorsko djelo, kao cjeloviti tekst trajno objavi u javnoj internetskoj bazi Sveučilišne knjižnice Sveučilišta Jurja Dobrile u Puli te kopira u javnu internetsku bazu završnih radova Nacionalne i sveučilišne knjižnice (stavljanje na raspolaganje javnosti), sve u skladu s Zakonom o autorskom pravu i drugim srodnim pravima i dobrom akademskom praksom, a radi promicanja otvorenoga, slobodnoga pristupa znanstvenim informacijama.

Za korištenje autorskog djela na gore navedeni način ne potražujem naknadu.

U Puli, _____ (datum)

Potpis

SADRŽAJ

Uvod.....	1
1. Modeliranje strukturnih jednadžbi.....	2
1.1. CB-SEM metoda.....	2
1.2. PLS-SEM metoda.....	3
1.3. Modeli puta.....	5
1.4. Pravila odabira ispravne metode.....	6
1.5. Veličina uzorka.....	7
1.6. Nedostajuće vrijednosti.....	8
1.7. Karakteristike modela.....	9
1.7.1. Mjerenje modela.....	9
1.8. Izgradnja modela.....	11
1.9. Specificiranje strukturnog modela.....	12
1.10. Hijerarhijski model.....	16
1.11. Specificiranje modela mjerenja.....	18
1.12. Reflektivni i formativni model mjerenja.....	18
1.12.1. Razlike između reflektivnih i formativnih pokazatelja.....	21
1.13. Mjerenje pomoću jedne stavke u konstrukt.....	21
2. Model zadovoljstva kupaca.....	23
2.1. Švedski barometar lojalnosti kupaca.....	24
2.2. Norveški barometar zadovoljstva kupaca.....	25
2.3. Europski indeks zadovoljstva potrošača.....	26
2.4. Američki indeks zadovoljstva kupaca.....	28
3. Izgradnja modela na temelju provedenog istraživanja.....	31
3.1 Procjena strukturnog modela.....	39

3.2 Bootstrapping analiza	41
3.3. Nove mjere unutar SmartPLS programskog paketa.....	44
3.4. Rezultati istraživanja	46
Zaključak.....	49
Popis slika.....	54
Popis tablica.....	55

Uvod

U ovom radu pobliže će interpretirati će se istraživanje koje će mjeriti zadovoljstvo korisnika mobilnim uslugama te će se pokušati odbaciti nul hipoteza koja glasi „Svaki klijent zadovoljan je svojim mobilnim uslugama“.

U prvom poglavlju definirati će se modeliranje strukturnih jednadžbi, PLS-SEM metoda i CB-SEM metoda. Što su one i gdje se koriste. Zatim, govorit će se o modelu puta (eng. *Path model*). Nakon toga slijede pravila za odabir ispravne metode na temelju prikupljenih podataka i veličina uzorka koju je potrebno prikupiti da bi model bio relevantan. Na kraju poglavlja govorit će se o nedostajućim vrijednostima kod uzorka i kako se nositi s njima.

U drugom poglavlju će se pobliže objasniti karakteristike modela i kako se mjeri model. Slijedeće poglavlje opisivati će samu izgradnju modela, specificirat će se strukturni model, hijerarhijski model, koja su specificiranja kod modela mjerenja, zatim kakvi su to reflektivni i formativni modeli mjerenja i njihove razlike i kako se izvršava mjerenje modela kada postoji samo jedna stavka u konstrukt.

Nakon toga dolazi poglavlje koje govori o modelu zadovoljstva kupaca, gdje i kada je model nastao, kakav je to švedski barometar lojalnosti kupaca, norveški barometar, europski i američki indeksi zadovoljstva kupaca. Na temelju američkog indeksa zadovoljstva kupaca procjenjuje se zadovoljstvo klijenata teleoperaterskim uslugama.

Slijedeće poglavlje koje je ujedno i zadnje, govorit će o izgradnji samog modela, o procjeni strukturnog modela, o bootstrapping analizi te novim mjerama koje su uvedene u SmartPLS programski alat pomoću kojeg se izgrađuje model. U sklopu zadnjeg poglavlja obradit će se i rezultati koji su nastali obradom prikupljenih podataka putem anketnog upitnik te zaključiti da li je nul hipoteza istinita ili ne.

SmartPLS je software paket koji se sastoji od grafičkog sučelja za modeliranje SEM (eng. *Structural Equation Modeling*) pomoću metode PLS (eng. *Partial Least Squares*). Kreatori ovog software-a, koji je nastao 2005. godine su Ringle, Wende i Will. Software je stekao

veliku popularnost ubrzo nakon objavljivanja, ne samo što je dostupan svim akademskim članovima kao što su populacije studenata ili istraživača već i zbog jednostavnog korisničkog sučelja i naprednih mogućnosti kreiranja izvještaja.

1. Modeliranje strukturnih jednadžbi

Modeliranje strukturnih jednadžbi (eng. *SEM – Structural equation modeling*) je oblik multivarijantne analize druge generacije. Popularan oblik modeliranja kojim se teorijski testiraju linearni i aditivni uzročni modeli. Pomoću SEM modela zainteresirane strane ispituju učinke i odnose koji postoje između varijabli interesa kako bi se odredili prioriteta resursa te na taj način bili bolje uslužni prema svojim klijentima. Također SEM model vrlo je popularan zbog činjenice kako se pomoću njega mogu iskoristiti latentne varijable. Latentne varijable koriste se u statistici te označavaju nešto skriveno koje se, za razliku od vidljivih varijabli, teško uočavaju i nisu izravne te se pomoću matematičkih modela prikazuju. Matematički modeli nastoje objasniti promatrane latentne varijable te se takvi modeli nazivaju još i latentni varijabilni modeli. Modeli koji koriste latentne varijable primjenjuju se danas u mnogim disciplinama kao što je marketing, inženjering, medicina, strojno učenje i druge. Prednost korištenja latentnih varijabli nad promatranim odnosno vidljivim varijablama je da služe za smanjivanje dimenzioniranosti podataka. Ukoliko postoji preveliki broj promatranih varijabli lako se može izgubiti razumijevanje podataka. Latentne varijable mogu se agregirati u modelu te na taj način postavlja se temeljni koncept koji olakšava razumijevanje podataka. Također takve varijable lako povezuju istovremeno vidljive podatke iz „stvarnog svijeta“ sa simboličnim podacima iz „modeliranog svijeta“.

Danas postoje dva pristupa SEM modelu:

1.1. CB-SEM metoda

CB-SEM (eng. *Covariance-based Structural Equation Modeling*) je metoda bazirana na kovarijanci koja se primarno koristi za potvrđivanje ili odbacivanje teorija odnosno skupa odnosa između više varijabli koje se mogu empirijski testirati. Cilj CB-SEM je procijeniti parametre modela koji minimaliziraju razlike koje su nastale između promatrane kovarijance matrice uzorka. Izračunata je prije same analize i matrice kovarijance koja je nastala nakon potvrđivanja teorijskog modela na skupu prikupljenih podataka. Kod korištenja ove metode

potrebno je imati više od 200 uzoraka i potrebno je ispravno provjeravanje podataka. Rezultati tih zajedničkih čimbenika nisu poznati niti su potrebni u procjeni parametara samog modela. Kod modela također se ne fokusira na objašnjenje dobivenih rezultata već se samo testira i potvrđuje teorija¹.

1.2. PLS-SEM metoda

PLS-SEM (eng. *Partial Least Squares Structural Equation Modeling*) je metoda modeliranja strukturalnih jednadžbi s najmanjim kvadratima koja se prvenstveno koristi za razvoj teorija u istraživačkom načinu tako da se fokusira na objašnjene varijance u zavisnim varijablama kod ispitivanja samog modela. Metoda je vrlo učinkovita sa malim veličinama uzoraka (≤ 100) i nema nikakve pretpostavke o prikupljenim podacima. Metoda osim brojnih prednosti također ima i svoje nedostatke. Postoje ograničenja koja dolaze do izražaja ukoliko modeli sadržavaju uzročne petlje ili kružne odnose između latentnih varijabli iako se rješenja za ove probleme konstantno pokušavaju pronaći i svaka verzija softvera ima sve manje ograničenja.

Česta pogreška koja se događa kod odabira SEM metode i odabira modela za obradu podataka je da su procjene parametara krive tj. nisu optimalne kod konzistencije. Zagovaratelji CB-SEM metode snažno naglašavaju razliku između tih dviju metoda ali kod simulacijskih studija dokazano je da su razlike između PLS-SEM i CB-SEM tijekom procjena vrlo male ukoliko modeli zadovoljavaju minimalne preporučene standarde u smislu broja indikatorskih opterećenja. Ta minimalna razlika posebno je uočljiva kada modeli imaju četiri ili više pokazatelja, a indikatori zadovoljavaju zajedničke standarde. U tom slučaju razlike gotovo da i nema između ta dva modela ako se proučava točnost samih parametara.²

Jedan od software-a koji se koristi za modeliranje PLS-SEM metode je Smart PLS software.

¹ Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition (str 35)

² Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition (str 36)

SEM Software / Applications

CB-SEM	PLS-SEM
AMOS	SmartPLS
LISREL	PLS-Graph
MPLUS	PLS-GUI
EQS	SPADPLS
SAS	LVPLS
R	WarpPLS
SEPATH	PLS-PM
CALIS	semPLS
LISCOMP	Visual PLS
Lavaan	PLSPATH
COSAN	XLSTAT

Slika 1. Softveri za korištenje SEM modela

(Izvor: https://gloserv.org/wp-content/uploads/dr.olya_.pdf)

SmartPLS je jedan od softvera koji se sastoji od grafičkog sučelja za modeliranje SEM (eng. *Structural Equation Modeling*) pomoću metode PLS (eng. *Partial Least Squares*). Kreatori ovog software-a, koji je nastao 2005. godine, su Ringle, Wende i Will. Software je stekao veliku popularnost ubrzo nakon objavljivanja, ne samo što je dostupan svim akademskim članovima kao što su populacije studenata ili istraživača već i zbog jednostavnog korisničkog sučelja i naprednih mogućnosti kreiranja izvještaja.

	CBSEM (LISREL, AMOS, EQS, Mplus)	PLS (SmartPLS, PLS Graph, XLSTAT)
Theory	Strong	'Flexible'
Distribution assumptions	Multivariate normality	Non-parametric
Sample size	Large (at least 200)	Small (30-100)
Analytical focus	Confirming theoretically assumed relationships	Prediction and/or identification of relationships between constructs
Number of indicators per construct	Depending on aggregation (or parceling); ideally 4+	One or more (see consistency at large)
Indicators to construct	Mainly reflective (can use MIMIC for formative)	Both reflective and formative
Improper solutions/factor indeterminacy (unique solution)	Depends on model	Always identified
Type of measurement	Interval or ration (otherwise need PRELIS)	Categorical to ratio
Complexity of model	Large models (>100 indicators) problematic	Can deal with large models

Slika 2. Razlike između CB-SEM i PLS-SEM modela
(Izvor: https://www.researchgate.net/post/How_to_choose_SEM-AMOS_or_SEM-SmartPLS_for_data_analysis)

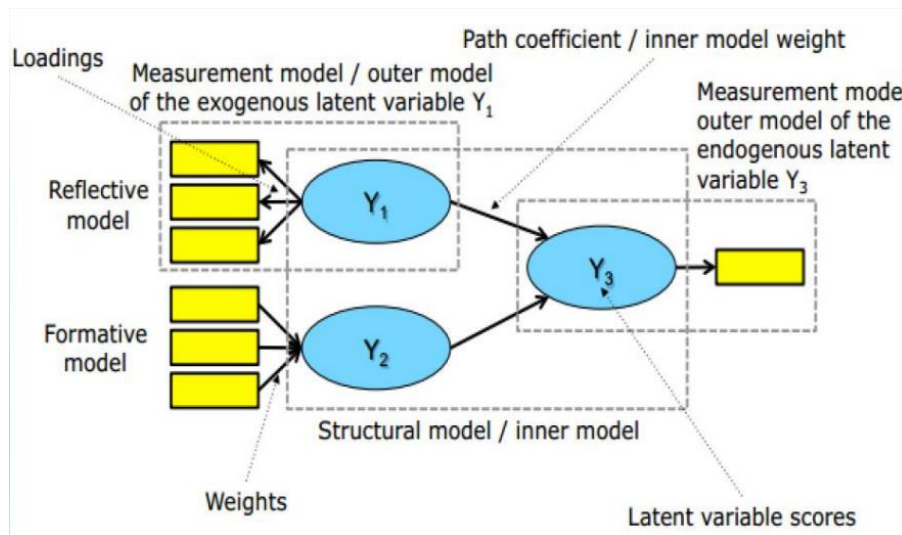
S obzirom na veličinu prikupljenih podataka u ovom istraživanju koristit će se metoda PLS-SEM.

1.3. Modeli puta

Modeli puta (eng. *Path models*) su dijagrami koji se koriste za vizualno prikazivanje hipoteza i varijabilnih odnosa koji se ispituju kod primijenjene SEM modela. Konstrukcijske varijable tj. varijable koje nisu izravno izmjerene, prikazane su u modelima puta u obliku krugova ili ovala. Pokazatelji, koji se još nazivaju i stavke ili manifestne varijable, izravno su izmjerene i sadrže sirove podatke. Oni se u modelu prikazuju u obliku pravokutnika. Odnosi između konstrukata kao i između konstrukata i njihovih pokazatelja prikazani su pomoću strelica. U PLS modelu, strelice su uvijek jednostruke tako da uvijek predstavljaju usmjerene odnose. Jednosmjerne strelice smatraju se prediktivnim odnosima i s jakim teorijskom podrškom mogu se tumačiti kao uzročne veze. PLS model sastoji se od dva elementa. Prvi element naziva se strukturni model koji se također naziva još i unutarnji

model u kontekstu PLS-SEM koji predstavlja konstrukcijske varijable (one koje su prikazane krugovima ili ovalima).

Strukturni model prikazuje odnose tj. put između konstrukata. Drugi element naziva se model mjerenja koji prikazuje odnos između konstrukata i pokazatelja (manifestne varijable) koje su prikazane pomoću pravokutnika, također služi kao baza za dobivanje relevantnih rezultata.



Slika 3. Prikaz PLS-SEM modela (Izvor: https://gloserv.org/wp-content/uploads/dr.olya_.pdf)

1.4. Pravila odabira ispravne metode

Kod biranja između dvije metode postoje pravila koja zadovoljavaju odabir pojedine metode. Ukoliko se odabere metoda PLS-SEM tada se treba obratiti pažnja na sljedeće stavke:

- veličina uzorka je mala ili/i podaci nisu normalno distribuirani,
- ako je u planu korištenje latentne varijable u kasnijim analizama,
- ako je strukturni model složen tj. veliki,
- ako je cilj predviđanje ključnih konstrukata ili identificiranje istih koji su formalno izmjereni, a dio su strukturnog modela.

Ako je odluka pala na korištenje CB-SEM modela tada se moraju zadovoljiti sljedeći uvjeti:

- cilj CB-SEM metode je potvrđivanje teorije ili usporedba alternativnih teorija,

- uvjeti pogreške zahtijevaju dodatnu specifikaciju u obliku kovarijance,
- strukturni model ima kružne veze,
- kod istraživanja potrebno je zadovoljiti globalni kriterij prikladnosti.

1.5. Veličina uzorka

Na odabir modela također utječe i veličina uzorka prikupljenih podataka. Svaki model ima minimalnu veličinu uzorka kako bi model bio validan. Osim veličine uzorka, na odabir utječu neke karakteristike samih podataka kao što su neobični podaci, mjerne ljestvice koje se koriste kod prikupljanja uzorka. Na primjer mala veličina prikupljenih uzoraka koji su daleko od prihvatljive količine u odnosu na sveukupnu populaciju nad kojom se izvršava istraživanje. Istraživači koji koriste PLS-SEM metodu sa neprihvatljivom malom količinom uzoraka najčešće vjeruju da postoji „magija“ u pristupu kod PLS-SEM metode. Omogućuje im da dođu do rezultata koje smatraju reprezentativnim, a koji bi predstavljali učinke nad populacijom koja broji nekoliko milijuna jedinki³. Niti jedna metoda, uključujući i PLS-SEM metodu, nema svojstva „magije“ niti se mogu učinci kvalitetno mjeriti na premaloj populaciji nad kojom su prikupljeni uzorci i primijeniti na cjelokupnu populaciju kao vjerodostojni rezultati. Takav način istraživanja doveo je do skepticizma kod korištenja PLS-SEM metode.

Uzorak se definira kao izbor elemenata određene veličine ili pojedinaca iz veće populacije koja se sastoji od tih pojedinaca. Pojedinci koji sudjeluju u uzorkovanju su posebno odabrani u tom procesu kako bi predstavili populaciju u cjelini. Da bi uzorak bio dobar mora sadržavati sličnosti i različitosti pronađene unutar populacije na način da je moguće iz malog uzorka izvesti zaključke o cjelokupnoj populaciji. Veličina populacije i varijacije istraživanih varijabli posebno utječu na veličinu uzorka koju je potrebno prikupiti u procesu uzorkovanja. Minimalna veličina uzorka osigurava da rezultati statističke metode kao što su PLS-SEM modeli imaju određenu statističku snagu, da su robusni i da se na temelju modela može generalizirati cjelokupna populacija. Nedovoljna veličina uzorka može dovesti do rezultata koji se uvelike razlikuju od rezultata drugog uzorka korištenjem drugog modela. Kod razmatranja veličine uzorka prilikom primjene PLS-SEM metode postoje grube

³ Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition (str. 37)

smjernice koje daju naslutiti najpovoljniju veličinu uzorka kao što je smjernica da minimalna veličina uzorka u PLS analizi trebala bi biti veća za 10 puta od broja formativnih pokazatelja koji su korišteni za mjerenje jednog konstrukta ili 10 puta veća od broja puteva koji su usmjereni na određeni konstrukt u modelu. Također postoje i preporuke koje uzimaju u obzir statističku veličinu utjecaja i učinka.

U nastavku rada određivanje veličine uzorka fokusirat će se na PLS-SEM metodu zbog samog korištenja iste metode u istraživanju „Zadovoljstvo klijenata s teleoperaterskim uslugama“. Ukupna složenost strukturnog modela ima neznatan utjecaj sa veličinom uzorka kod PLS-SEM metode. Razlog je taj što algoritam ne izračunava sve odnose u modelu u isto vrijeme već umjesto toga koristi se regresija najmanjih kvadrata (eng. *OLS – Ordinary Least Squares*) za procjenu parcijalnih regresijskih odnosa modela. Različita istraživanja potvrdila su da PLS-SEM metoda jako dobro reagira kod malih veličina uzoraka. Također istraživanja su pokazala da se rješenje modela može dobiti sa PLS-SEM metodom i onda kada druge metode ne konvergiraju ili daju rješenja koja nisu točna.

Tako se iz istraživanja može vidjeti da se kod korištenja CB-SEM metode često događaju problemi na složenim modelima, posebno kada je veličina uzorka ograničena ili mala. Takvi modeli tada imaju problema i kod identifikacije i konvergencije kada su u pitanju formativne mjere.⁴

1.6. Nedostajuće vrijednosti

Kao i kod drugih statističkih analiza tako i kod PLS-SEM analize potrebno je nedostajuće vrijednosti zamijeniti ukoliko je postotak tih vrijednosti u nekom razumnom okviru koji ne narušava kvalitetu izrade modela. Preporučljivo je imati manje od 5% nedostajućih vrijednosti od ukupne veličine prikupljenog uzorka. Također kao i kod drugih analiza i u ovoj se primjenjuju metode popunjavanja nedostajućih vrijednosti zamjenom za srednju vrijednost, najbližim susjedom ili algoritmom koji izračunava maksimizaciju očekivanja. Općenito, takvi načini popunjavanja vrijednosti u PLS-SEM modelu rezultiraju tek neznatno drugačijim procjenama koje ne utječu na samu kvalitetu cijelog modela. Osim popunjavanja nedostajućih vrijednosti, istraživači takve vrijednosti, alternativno mogu obrisati. Ukoliko se odluče na eliminaciju vrijednosti brisanjem, moraju biti svjesni da to može utjecati na

⁴ Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition (str. 39)

same rezultate na način da se mogu smanjiti varijacije u podacima ili može doći do predrasuda kada su određene skupine opažanja obrisane tj. nepostojeće.

Upotreba PLS-SEM modela ima još nekih ključnih prednosti koje su vezane za samu karakteristiku podataka. U situacijama kada je teško ili gotovo nemoguće udovoljiti strožim zahtjevima tradicionalnih multivarijantim tehnikama kao što je na primjer normalna distribucija podataka, tada je takva metoda poželjna za korištenja. Ona pruža veću fleksibilnost koju opisuje pojam „soft modeling“. Taj pojam osmislio je Wold koji je ujedno i razvio metodu. Cilj „Soft modeling-a“ je identifikirati prediktivne veze, a ne uzročne stvarajući tako optimalno linearni prediktivni odnos između varijabli. Takvi odnosi interpretiraju se kao najbolji skup predviđenja koji su dostupni za određena istraživanja s obzirom na sva teorijska, mjerna, distribucijska i praktična ograničenja koja su implicitna u podacima. Glavni cilj takvog modeliranja je fokusirati se na empirijske podatke (model mjerenja), a ne na strukturne modele. S obzirom da je PLS-SEM orijentiran više na predviđanje latentnih i manifestnih varijabli, dobiju se kvalitetniji rezultati zbog toga što su latentne varijable ograničene u prostoru manifestnih varijabli.⁵ PLS-SEM model pruža vrlo robustan model procjene na temelju podataka koji mogu biti normalno distribuirani kao i sa onim podacima koji imaju vrlo nenormalna distribucijska svojstva.

1.7. Karakteristike modela

PLS-SEM model je vrlo fleksibilan u svojim svojstvima modeliranja. Osnovni oblik modela zahtjeva da svi modeli koji se izgrađuju budu bez kružnih veza ili veza između latentnih varijabli u strukturnom modelu. Modeli sa uzročnim petljama vrlo su rijetka pojava. Baš ta pojava uzročnih petlji u modelu ograničava primjenjivost modela na sve tipove izgradnje modela kod kojih se zahtijevaju.

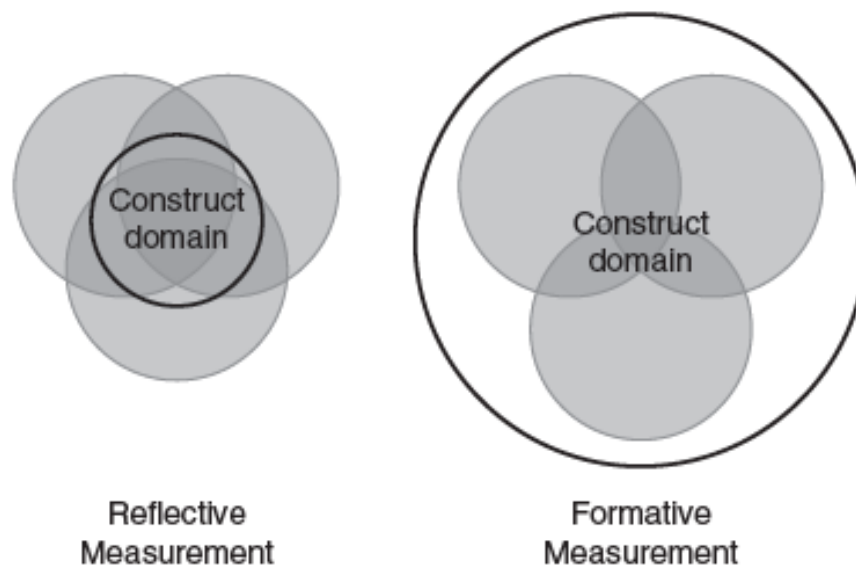
1.7.1. Mjerenje modela

Teškoće koje nastaju kod mjerenja modela jedna su od glavnih prepreka za dobivanje rješenja kod korištenja CB-SEM modela. Kod korištenja CB-SEM modela, ukoliko se za procjenu složenosti modela koristi mnogo latentnih varijabli i/ili pokazatelja, često je nemoguće napraviti procjenu takvog modela. Nasuprot tome, PLS-SEM se dobro snalazi u

⁵ <http://www.sis-statistica.org/old/htdocs/files/pdf/atti/RSMi0602p201-210.pdf> (str2)

takvim situacijama s obzirom da nije ograničen identifikacijom i drugim tehničkim pitanjima.

Kod razmatranja modela koji se sastoji od reflektivnih i formativnih mjerenja, ključno je pitanje odabir modela. PLS-SEM se s lakoćom nosi sa formativnim i reflektivnim mjernim modelima i smatra se primarnim pristupom kada hipotetski model uključuje formativne mjere.



Slika 4. Grafički prikaz mjerenja

(Izvor Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition, str. 64)

Cilj mjerenja modela je osigurati pouzdanost i valjanost mjera konstrukata te se tako nastoji pružati podrška za njihovo uključivanje u model puta.

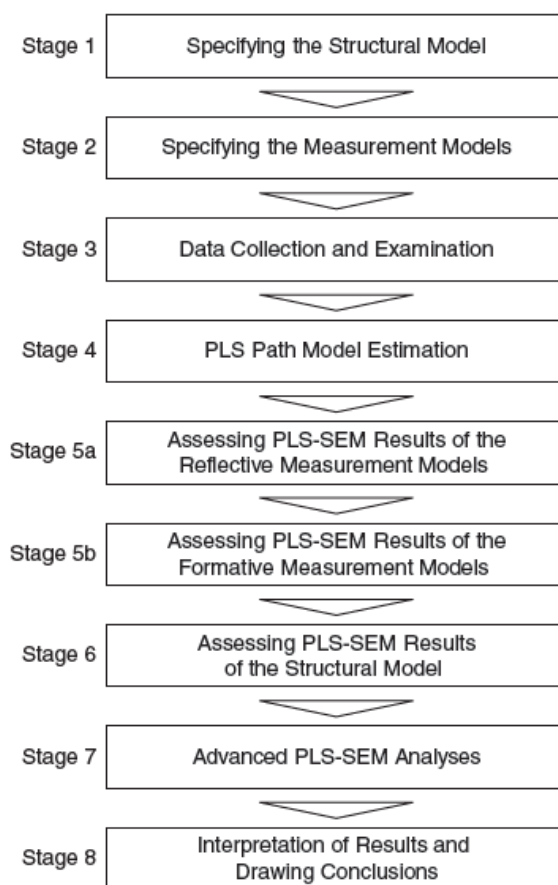
Postoje dvije važne mjere, prva je pouzdanost gdje se pomoću alata za procjenu dobivaju stabilni i dosljedni rezultati, a mjerenja se izvršavaju pomoću alata za određivanje pouzdanosti unutarnje konzistencije (eng. *Internal Consistency Reliability*) i indikatora pouzdanosti (eng. *Indicator reliability*). Druga važna mjera je valjanost i ona se odnosi na mjeru u kojoj konstrukt mjeri zadane vrijednosti koje su predviđene za mjerenje, a vrijednosti se dobivaju mjerenjem konvergentne valjanosti (eng. *Convergent validity*) i diskriminativne valjanosti (eng. *Discriminant validity*). Konvergentna valjanost je stupanj

do kojeg je mjera korelirana s onim mjerama s kojima bi, prema teoriji, treba biti korelirana odnosno sa mjerama sličnog koncepta.⁶

Može se zaključiti da je PLS-SEM metoda vrlo sposobna za procjenu vrlo složenih modela ukoliko se zadovoljavaju određeni uvjeti kao što je minimalna veličina uzorka. Ta metoda može doći do rezultata sa gotovo svim modelima različitih veličina što uključuje i one modele koji sadrže desetine konstrukata i stotine varijabli. PLS-SEM praktički je bez konkurencije kada su u pitanju modeli puta sa latentnim varijablama vrlo kompleksni u svojim strukturnim odnosima.

1.8. Izgradnja modela

Postoje faze u izgradnji modela osim prikupljanja podataka i interpretiranja dobivenih rezultata. Između prve faze i zadnje faze izvršavaju se slijedeći koraci :



⁶ Dario Pavić, Varijable i mjerenje, kvantitativne metode istraživanja

Slika 5. Faze izgradnje modela (Izvor: Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition str. 43)

Proces započinje specificiranjem strukturnog i mjernog modela. Sljedeća faza je prikupljanje i pregled podataka te rješavanja onih podataka koji sadržavaju nedostajuće vrijednosti. Nakon toga dolazi faza izvođenja analize te se nakon analize radi razmatranje iste i procjena rezultata. Da bi se rezultati kvalitetno procijenili, potrebno je znati kako procijeniti reflektivne i formativne modele mjerenja. Nakon što se podaci smatraju pouzdanim i valjanim, na temelju već prethodno utvrđenih kriterija, ocjenjuje se strukturni model. Na temelju dobivenih rezultata interpretira se i donosi konačan zaključak za odrađeno istraživanje.

1.9 Specificiranje strukturnog modela

U početnoj fazi istraživanja potrebno je kod prvog koraka učiniti pripremu dijagrama koji daju prikaz hipoteze. Hipoteza je temeljna za istraživanje te prikazuje odnose između varijabli koji će se ispitati. Priprema modela omogućuje istraživačima da vizualno razmotre odnose između varijabli te na neki način organiziraju svoje ideje i zamisli. Ovakav model omogućuje i dijeljenje ideja među istraživačima koji zajedno sudjeluju na projektu.

Kao što je već ranije spomenuto modeli puta (eng. *Path model*) sastoje se od dva elementa. Prvi je strukturni ili unutarnji, a opisuje odnose između latentnih varijabli i od modela mjerenja (eng. *Measurement model*) koji opisuje odnose između latentnih varijabli i njihovih mjera i pokazatelja.

Tijekom razvijanja strukturnog modela, u obzir se uzimaju dva važna pitanja, a to su:

- koji je redoslijed konstrukata i
- kakvi su odnosi između njih.

Oba su vrlo važna za koncept modeliranja jer predstavljaju hipoteze i njihov odnos prema teoriji koja se testira. Sam redoslijed konstrukata u strukturnom modelu temelji se na logici, teoriji ili praktičnim iskustvima. Postoji redoslijed konstrukata koji se prikazuje s lijeva na desno i obrnuto. Ukoliko je redoslijed s lijeva na desno tada se na lijevoj strani nalazi neovisni konstrukt i zavisna varijabla na desnoj. To se interpretira tako da konstrukti na lijevoj strani pretpostavljaju da prethode i da mogu predvidjeti konstrukte na desnoj strani.

Konstrukti koji djeluju samostalno, kao nezavisne varijable nazivaju se i egzogenim latentnim varijablama. Pomoću strelica označeni su smjerovi u kojima djeluju konstrukti. Strelice nikada ne pokazuju prema njima već uvijek od njih. Konstrukti koji se nalaze s desne strane modela nazivaju se još i endogenim latentnim varijablama i strelice pokazuju u njih. Ukoliko postoje konstrukti koji djeluju kao oboje, ovisne i neovisne varijable, njih se naziva također endogenim latentnim varijablama, a ako su i dio modela tada je njihov položaj na sredini samog dijagrama.



Slika 6. Primjer modela sa tipovima varijabli(Izvor: Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition Str. 51)

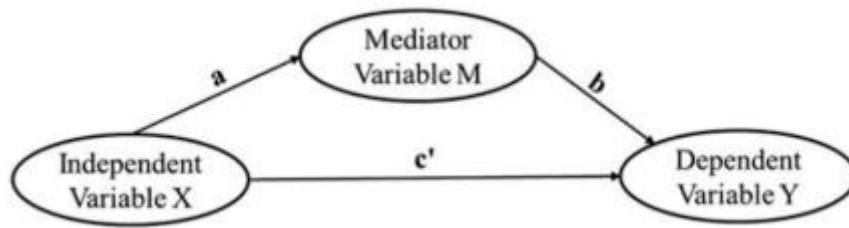
Slika prikazuje model koji se sastoji od tri tipa konstrukata i njihovih odnosa. Konstrukat sa krajnje lijeve strane predstavlja takozvanu egzogenu latentnu varijablu. On je modeliran tako da služi za predviđanje konstrukta zadovoljstva. Slijedeći konstrukat je konstrukat zadovoljstva koji pripada endogenoj latentnoj varijabli koja ima dvostruki odnos kao i samostalni konstrukat koji predviđa odanost.

Na krajnjoj desnoj strani nalazi se endogena latentna varijabla koja predstavlja konstrukat lojalnosti i predviđena je zadovoljstvom. Postupak određivanja konstrukata rijetko kada je jednostavan zadatak zbog postojeće kontradiktorne teorijske perspektive koje mogu dovesti do različitih razmještajnih pozicija latentnih varijabli. Pozicioniranje često ovisi o samom istraživaču i njegovoj logici. Na primjer neki istraživači pretpostavljaju da zadovoljstvo kupaca prethodi i predviđa korporativni ugled dok drugi tvrde da korporativna reputacija predviđa zadovoljstvo kupaca. Istraživači bi se uvijek morali voditi i logikom i teorijskim znanjem kako bi odredili redoslijed konstrukata u modelu. Ponekad teorija može biti nejasna ili nedosljedna pa istraživači moraju koristiti vlastitu logiku i znanje kako bi što bolje moguće odredili redoslijed latentnih varijabli. U velikim, složenim modelima, istraživači mogu prilagoditi redoslijed konstrukata i do nekoliko puta dok pokušavaju što točnije

prikazati teorijske koncepte. Isto tako moguće je imati i više alternativnih konkurentnih modela koji onda testiraju drugačiji redoslijed. Međutim, na kraju se ipak mora odabrati samo jedan model nad kojim će se izvršavati istraživanje i to je odluka istraživača koja može biti jako izazovna ukoliko imaju dvojbe.

Nakon što se odredi redoslijed konstrukata, odnosi između njih moraju se uspostaviti sa strelicama kao što je u prethodno navedeno, prema određenim pravilima. Kod određivanja smjera strelica konstrukata, istraživači se suočavaju sa kompromisom koji moraju izbalansirati između teorijske ispravnosti, uključujući i one odnose koji su pod snažnim utjecajem teorije i modela u praksi. U većini slučajeva, istraživači proučavaju linearne nezavisne ovisne odnose između dva ili više konstrukata u modelu. Međutim, teorija može sugerirati da su modeli odnosa puno složeniji i da uključuju odnose posredovanja ili umjerenosti. Postoji nekoliko vrsta različitih odnosa te postoje različiti načini kako ih se procjenjuje i interpretira pomoću PLS-SEM modela.

Prva vrsta je posredovanje (eng. *Mediation*). Na slici 5. prikazan je učinak posredovanja kada treća varijabla ili konstrukt intervenira između dva druga srodna konstrukta. Posredovanje se može opisati kao djelovanje između izravnih i neizravnih učinaka. Izravni učinci su oni odnosi koji povezuju dva konstrukta sa jednosmjernom strelicom. Indirektni su pak oni odnosi koji uključuju niz odnosa sa barem jednim uključenim konstruktom. Ukratko, neizravni učinci se karakteriziraju kao posrednički učinak. Na primjer zadovoljstvo kupaca može biti modelirano kao mogući posrednik između ugleda i odanosti. Najčešća primjena posredovanja je objašnjenje zašto postoji veza između egzogenog konstrukta i endogenog konstrukta. Na primjer mogu se promatrati odnosi između dvaju konstrukta, ali ne mora biti 100%-tna sigurnost zašto baš taj odnos postoji. Ako je takav odnos jedini koji postoji tada se postavljaju objašnjena odnosa u smislu jedne varijable koja služi kao „intervenirajuća“ koja djeluje na način da prima ulaze iz egzogenog konstrukta i prevodi ih u izlaz koji se zatim prosljeđuje u endogeni konstrukt.



Slika 7. Prikaz mediating-effect (Izvor: Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition ,str. 175)

Uloga takve posredničke varijable je ta da se otkrije pravi odnos između neovisnih i ovisnih konstrukata.⁷ U modelu se „mediating“ efekt modelira kao zadovoljstvo. Cilj u ovakvoj analizi uglavnom je objašnjenje modela iako se u zadnje vrijeme koristi i u svrhu predviđanja.

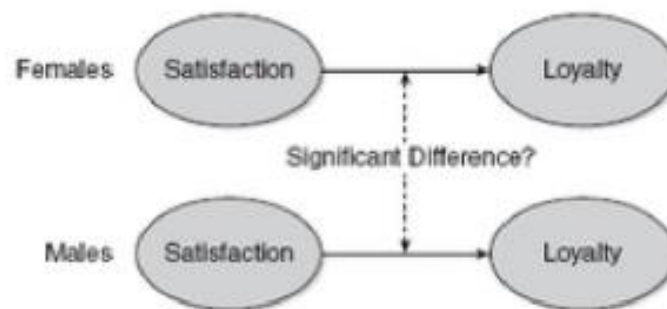
Nasuprot posredovanju je umjerenost (eng. *Moderation*). S „moderation“, treća varijabla može izravno utjecati na odnose između egzogenih i endogenih latentnih varijabli ali na malo drugačiji način. To se događa onda kada „moderation“, nezavisna varijabla odnosno konstrukt mijenja snagu ili čak smjer odnosa između dva konstrukta u samom modelu.

Na primjer ukoliko se obrati pažnja na dohodak anketiranog klijenta, on značajno utječe na snagu odnosa koji se stvorio između zadovoljstva kupca i lojalnosti istog. U tom kontekstu, prihod služi kao moderatorska varijabla u odnosu zadovoljstvo -> lojalnost. Također odnos između zadovoljstva i lojalnosti je slabiji za one osobe koje imaju visoke prihode. Što znači da kod osoba koje zarađuju više, postoji malo ili nimalo veze između zadovoljstva i odanosti dok za osobe koje imaju niska primanja često postoji jaka veza između tih dviju varijabli. Oba koncepta utječu na samu snagu odnosa između dviju latentnih varijabli no presudna je razlika u tome što moderatorska varijabla ne ovisi o egzogenoj latentnoj varijabli dok kod posredovanja ovisi, a to se može vidjeti na primjeru prihoda koji predstavlja moderatorsku varijablu ne ovisi o egzogenoj latentnoj varijabli koja predstavlja zadovoljstvo.

Postoje dvije vrste „moderation“ odnosa. Jedan se naziva kontinuirani dok je drugi kategorijski. Razlika između tih dva odnosa je u tome što postoji kontinuirani moderirajući učinak onda kada je varijabilna varijabla metrički izmjerena dok kategorični ublažava učinak kada je moderatorska varijabla kategorijska kao na primjer kada je ta varijabla spol. Ukoliko je učinak kategorijski tada varijabla može poslužiti za grupiranje te ona preusmjerava

⁷ Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition (str53)

podatke u poduzorke. Nakon toga se takav model procjenjuje za svaki pojedini poduzorak. Budući da je cilj svakog istraživanja usporedba modela i učenje o značajnim razlikama između prikupljenih poduzoraka, procjene takvih modela obično se uspoređuju pomoću multigrupne analize. Takva analiza omogućava istraživačima da testiraju razlike između identičnih modela koji su procijenjeni za različite skupine ispitanika koji su sudjelovali u istraživanju. Cilj kod multigrupne analize je utvrditi da li postoje značajne statističke razlike između pojedinačnih modela različitih grupa ispitanika. Ovakav postupak razlikuje se od testiranja teorijskih modela na način da se multigrupnom analizom uspoređuje isti model sa različitim uzorcima ispitanika. Na primjer takva metoda može se primijeniti na ispitivanju procjene zadovoljstva lojalnosti kod muškog i ženskog spola. Može se utvrditi da li je odnos statistički značajan i za muški spol i za ženski spol ukoliko je snaga odnosa slična ili pak sasvim različita. Ispituje se ista stvar na dvije različite skupine ispitanika kao što je ovdje, na primjer, razlika u spolovima ispitanika.



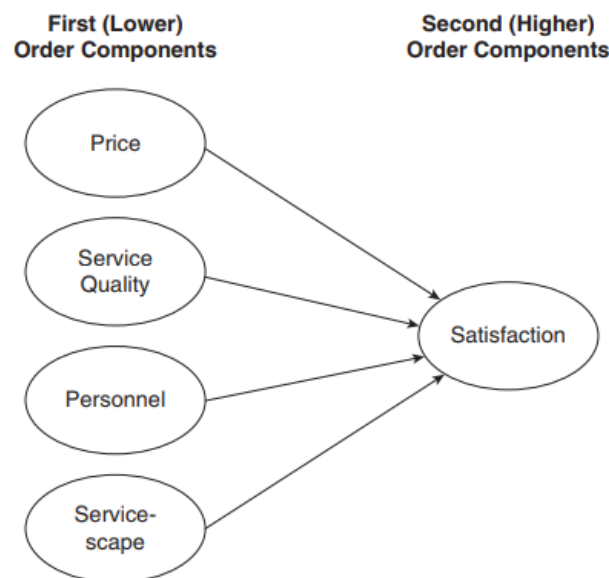
Slika 8. primjer multi grupne analize(Izvor: Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition, str. 55)

Različiti pristupi pretvaraju kontinuiranu varijablu u kategorijsku pomoću vrijednosti kao što su aritmetička sredina i median.

1.10. Hijerarhijski model

U svim dosadašnjim razmatranjima uvijek su se pojavljivale komponente prvog reda u kojem se nalazi samo jedan sloj konstrukata. Međutim, u slučajevima kada su modeli za ispitivanja vrlo složeni na način da se mogu opcionizirati na više razina, tada se upotrebljava model višeg reda ili hijerarhijski model. On najčešće uključuje testiranje struktura drugog reda koji sadrži dva sloja komponenti. Sastoji se od dva dijela.

U prvom dijelu ili u prvoj fazi potrebno je dobiti rezultate latentnih varijabli za konstrukte prvog reda. U toj fazi, konstrukti drugog reda nisu uključeni. U drugoj fazi, rezultati konstrukata prvog reda služe kao manifestne varijable konstrukata drugog reda tako je mjerenje konstrukata prvog reda svedeno na pojedinačne stavke. Takvo smanjenje korisno je iz statističkih razloga zbog izbjegavanja multikolinearnosti i iz praktičnih razloga kao što je dvostruko brojanje.⁸ Hijerarhijski pristup modelu omogućuje da se konstrukti drugog reda smjeste u endogeni položaj unutar strukturnog modela. Hijerarhijski model može se definirati i kao hibridni jer se sastoji od pristupa koji dijeli manifestne varijable konstrukata prvog reda na dva dijela tako da prva polovica služi za mjerenje konstrukata prvog reda dok druga služi za mjerenje drugog reda i izgradnju modela. Koristi se onda kada se želi eliminirati pitanje umjetno koreliranih reziduala. Pristup je još uvijek dosta nedefiniran i nejasan u slučajevima kako postupiti kod neparnih konstrukata te ne govori o tome koje specifične pokazatelje treba dodijeliti konstruktima prvog i drugog reda. Još jedna velika mana ovog pristupa je nedostatak formalnih testova bez kojih se ne dobije nikakva empirijska podrška za ili protiv tog hijerarhijskog konstrukta. Takav pristup je vrlo rijedak u praksi. Pristup hijerarhijskog modeliranja ponekad dovodi do veće štetnosti i smanjuje složenost modela. Teorijski moguće je napraviti model sa višestrukim redovima varijabli iako se obično modeli ograničavaju na dva sloja.



⁸ <https://www.emeraldinsight.com/doi/full/10.1108/IMDS-07-2016-0286>

Slika 9. primjer hijerarhijskog modela (Izvor: Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition, str. 59)

Na primjer takav pristup mogao bi se koristiti kod mjerenja općeg zadovoljstva zajedno sa nekoliko konstrukata prvog reda koji obuhvaćaju različite attribute zadovoljstva kao što su zadovoljstvo cijenom, kvalitetom usluge, osobljem i zadovoljstvo uslugama. Takvi konkretni konstrukti prvog reda mogu tvoriti apstraktniji konstrukt zadovoljstva.⁹

1.11. Specificiranje modela mjerenja

Nasuprot strukturnog modela, model mjerenja predstavlja vezu između konstrukata i njihovog odgovarajućeg indikatora varijable koji se općenito naziva i vanjskim modelom. Osnova za određivanje tih odnosa je teorija mjerenja i ona je nužna za dobivanje korisnih rezultata. Testovi hipoteza uključuju strukturne odnose između konstrukata koji će biti valjani ili pouzdani na način na koji model mjerenja izmjeri konstruktne.

Istraživači obično imaju nekoliko pristupa između kojih mogu birati. Međusobno se pristupi ne razlikuju mnogo. Činjenica je da danas gotovo svi istraživači koriste utvrđene pristupe mjerenja koji su objavljeni u prethodnim istraživanjima ili u nekim priručnicima. Međutim ponekad se u specifičnim situacijama, istraživač suočava sa nedostatkom postojećeg modela kojeg je odabrao za korištenje te u takvoj situaciji mora razviti vlastiti skup mjera ili modificirati postojeće kako bi dobio što relevantnije podatke. Odluka koju donosi istraživač o tome koje će pokazatelje odabrati za mjerenje određenog konstrukta predstavlja temelj za ostatak analize.

1.12. Reflektivni i formativni model mjerenja

Tijekom razvijanja konstrukata, moraju se razmotriti dva tipa mjernih specifikacija koji su prilično široki pojmovi, a to su reflektivni i formativni modeli mjerenja koji su već spomenuti u prethodnom poglavlju 2.1. Reflektivni model ima već dugu tradiciju i izravno se temelji na klasičnoj teoriji testova. Prema ovoj teoriji, mjere predstavljaju učinke ili manifestacija temeljnog konstrukta. Budući da reflektivna mjera diktira da su sve stavke pokazatelja uzrokovane istim konstruktom, pokazatelji sa određenim konstruktom morali bi biti međusobno jako povezani. Osim toga pojedinačne stavke međusobno trebaju biti

⁹ Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition(str 39)

zamjenjive te se bilo koja pojedinačna stavka može izostaviti bez mijenjanja cijelog značenja konstrukta sve dok taj konstrukt ima dovoljnu pouzdanost. Ukoliko se promjeni standard usporedbe, svi će se pokazatelji istovremeno promijeniti. Skup reflektivnih mjera obično se nazivaju ljestvica ili skala.

Nasuprot tome nalazi se formativni model mjerenja koji se ponekad naziva i još B način mjerenja u PLS-SEM modelu. Temelji se na pretpostavci da pokazatelji tvore konstrukt pomoću linearnih kombinacija. Stoga se najčešće ovaj mjerni model naziva formativnim indeksom. Važna značajka kod ovog pokazatelja je ta da nije zamjenjiv sa reflektirajućim pokazateljima. Prema tome, svaki indikator za konstrukt obuhvaća specifičan aspekt domene samog konstrukta. Ukoliko ih se uzme zajedno, oni tvore ultimativno značenje konstrukta što podrazumijeva da izostavljanje indikatora potencijalno može promijeniti samu prirodu konstrukta. Kao posljedica toga, širina pokrivenosti domene konstrukta izuzetno je važna kako bi se osiguralo da je sadržaj adekvatno obuhvaćen.

Tek nedavno, istraživači su počeli također razlikovati još dvije vrste pokazatelja kod formativnog mjerenja. Tako su prvog nazvali kompozitni, a drugog uzročni pokazatelj¹⁰.

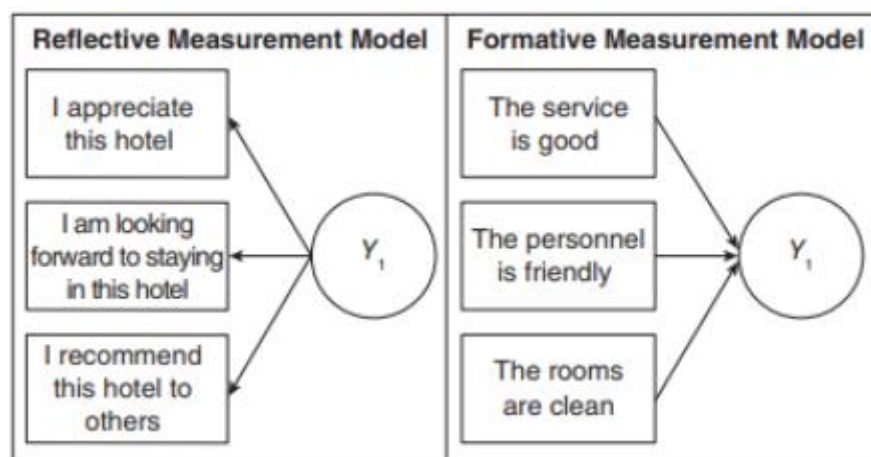
Kompozitni pokazatelj u velikoj mjeri odgovara definiciji formativnog modela mjerenja i to u mjeri u kojoj se linearno kombiniraju da oblikuju tzv. kompozitnu varijablu. Pokazatelji u potpunosti tvore kompozitnu varijablu te se takva varijabla smatra zamjenom za latentni koncept, a indikatori ne moraju nužno biti ujedinjeni.

S druge strane uzročni pokazatelj ne tvore latentne varijable. Uzročni pokazatelji moraju odgovarati teorijskoj definiciji koncepta koji se istražuje. Ova suptilna razlika između dva pokazatelja ima važne implikacije za modeliranje latentne varijable budući da je vrlo malo vjerojatno da bilo koji skup uzročnih pokazatelja može u potpunosti obuhvatiti svaki aspekt latentne varijable. Ukoliko su latentne varijable mjerene uzročnim pokazateljima, one sadrže pogrešku koja obuhvaća i sve preostale latentne varijable koje nisu uključene u model. Situacija je obrnuta kada se pokazatelji primjenjuju u PLS-SEM modelu. Algoritam koji se nalazi u modelu oslanja se isključivo na koncept pokazatelja zbog načina na koji algoritam procjenjuje formativne mjerne modele. Drugim riječima razlika između kompozitnih i uzročnih pokazatelja odnosi se na razliku u filozofiji mjerenja. Uzročni pokazatelji

10

https://www.researchgate.net/publication/51500151_Three_Cs_in_Measurement_Models_Causal_Indicators_Composite_Indicators_and_Covariates

pretpostavljaju da se određeni koncept, bar u načelu, može u potpunosti mjeriti pomoću skupa pokazatelja i pojma pogreške. Kompozitni pokazatelji ne pretpostavljaju ono što pretpostavljaju uzročni, već mjerenje vide kao aproksimaciju određenog teorijskog koncepta. Zbog jednostavnosti i u skladu sa temeljnim istraživanjima u tom području, najčešće korišteni pokazatelji su oni formativni koji se odnose na složene pokazatelje. Kada se mjere konstrukti reflektivno ili formativno?¹¹ Na to pitanje ne postoji jasan odgovor jer konstrukti nisu samo reflektivni ili samo formativni, umjesto toga specificiranje ovisi o konceptualizaciji konstrukata i cilju samog istraživanja.



Slika 10. Način mjerenja (izvor: Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition str. 65)

Na slici 10. su prikazani i reflektivni i formativni pokazatelji. Sa lijeve strane prikazan je reflektivni pokazatelj na primjeru zadovoljstva klijenta uslugama hotela. Takav način koristiti će se onda kada se želi testirati teorija s obzirom na zadovoljstvo. S obzirom da su poslovne studije usmjerene na upravljanje, tada je cilj identificirati najvažnije čimbenike zadovoljstva koji na kraju dovode do lojalnosti klijenata. S desne strane prikazan je model pomoću formativnih pokazatelja gdje su mjerenja obećavajuća jer se omogućuje identificiranje različitih pokretača zadovoljstva i na taj način dobivaju se detaljniji izvještaji o samim preporukama koje mogu doći od strane klijenta. To se posebno odnosi na situacije u kojima su odgovarajući konstrukti egzogeni. Međutim, formativni modeli mjerenja mogu

¹¹ Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition (Str. 65)

se koristiti i na endogenim konstruktima i to onda kada teorija mjerenja podržava takvu specifikaciju.

1.12.1. Razlike između reflektivnih i formativnih pokazatelja

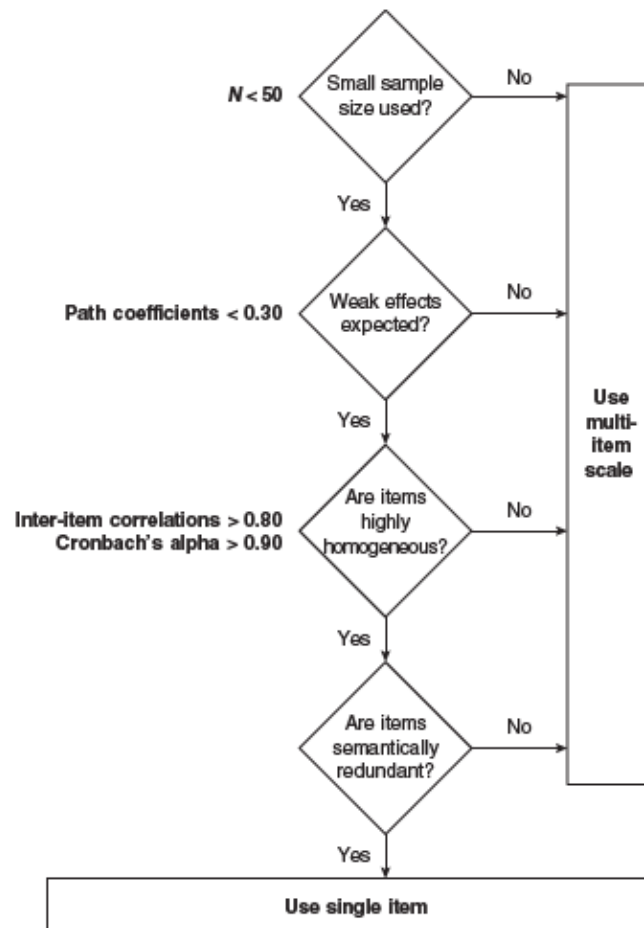
Za razliku od pristupa reflektivnog mjerenja čiji je cilj maksimizirati preklapanje između zamjenjivih pokazatelja, ne postoje specifična očekivanja o uzorcima ili veličini interkorelacije¹² između formativnih pokazatelja. Budući da ne postoji zajednički „uzrok“ za stavke u konstrukt, tako ne postoji niti zahtjev da se stavke međusobno koreliraju i mogu biti potpuno neovisne. Kolinearnost među formativnim pokazateljima može predstavljati značajne probleme kod povezivanja pokazatelja sa konstruktom gdje mogu postati nestabilni i neznačajni. Nadalje, formativni pokazatelji nemaju pojedinačne pojmove pogreške mjerenja odnosno pretpostavlja se da su oni bez grešaka u konvencionalnom smislu. Ove karakteristike imaju široke implikacije za procjenu formativno izmjerenih konstrukata koji se oslanjaju na potpuno drugačiji skup kriterija u odnosu na reflektivne mjere. Istraživači moraju posvetiti veću pozornost na valjanost samog sadržaja utvrđivanjem koliko dobro pokazatelji predstavljaju domenu ili njene glavne aspekte latentnih koncepata koji se istražuju.

1.13. Mjerenje pomoću jedne stavke u konstrukt

Ponekad istraživači, umjesto korištenja višestrukih stavki za mjerenje pojedinačnih konstrukata, odaberu koristiti samo jednu stavku u anketnom upitniku. Takav način ima prednosti u obliku jednostavne primjene, vrijeme istraživanja je skraćeno te su niži troškovi povezani sa takvim načinom mjerenja. Za razliku od vrlo dugih i kompliciranih skala koje često rezultiraju nedostatkom razumijevanja te dosadom i izgubljenom željom za ispunjavanjem upitnika kod ispitanika, ovakav način mjerenja donosi veće stope odgovora iz razloga što se na pitanja odgovara jednostavno i brzo. No takvo rješenje nije najčešće idealno, daleko od toga, može biti i lošije nego što bi bilo kod pristupa sa više stavki iz razloga što jednostruke stavke ne dopuštaju uklanjanje pogreške mjerenja kao što je to moguće kod višestrukih stavki jer postoji samo jedna i ako se ona ukloni, zajedno sa njom, nestaje i konstrukt. To je rezultat smanjene pouzdanosti, iako nasuprot uobičajenim

¹² Predstavlja odnos ili međusobnu povezanost između različitih pojava koje se predstavljaju vrijednostima dviju varijabli. Vjerojatnost jedne varijable moguće je s određenom vjerojatnošću predvidjeti na osnovu saznanja o vrijednosti druge varijable.

uvjerenjima, može se procijeniti pouzdanost pojedinačnih stavki. Kod odabira broja stavki, važno je uzeti u obzir skup okolnosti koje pogoduju korištenju pojedinačne mjere, a ne više stavki. Iz perspektive valjanosti, opredjeljenje za pojedinačne mjere rizična je odluka kada se odlučuje o valjanostima predviđanja. Odluka o korištenju mjera vrlo je važna kod PLS-SEM modela budući da korištenje malog broja stavki za mjerenje konstrukata povećava razlike u rezultatima kada se uspoređuje sa drugom metodom CB-SEM. Razlike između rezultata se smanjuju onda kada se povećava broj pokazatelja ili opažanja što vodi do zaključka da je potrebno koristiti više stavki koje su dobro osmišljene kako ne bi došlo do nezainteresiranosti davanja odgovora od strane ispitanika, za mjerenje konstrukata kako bi rezultati bili relevantniji.



Slika 11. Kada odabrati model sa jednom stavkom(Izvor; Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition, str. 68)

Ova mjera odabire se u slučaju kada su:

- prisutne male količine uzoraka što znači da uzorak mora biti manji od 50 ispitanika
- kada su koeficijenti koji povezuju konstrukte u strukturnom modelu manji ili jednaki od 0,30,
- kada su stavke vrlo homogene
- kada su stavke semantički redundantne¹³.

Osim s teorijske perspektive, potrebno je nadopuniti korištenje ovakvog načina prikupljanja i sa praktičnim razmatranjima. Neke studije zahtijevaju korištenje isključivo ovakvog pristupa te je pogodan za korištenje kod malih količina prikupljenih uzoraka kao što je prethodno već navedeno. Poteškoće koje nastaju tijekom prikupljanja rezultata u velikim količinama često izostanu zbog nedostatka volje i spremnosti ispitanika da se posveti popunjavanju upitnika. Tada se javlja potreba za smanjenjem duljine tamo gdje je to moguće.

2. Model zadovoljstva kupaca

Sve je započelo 1970-ih godina prošlog stoljeća kada su istraživači krenuli sa istraživanjima ponašanja kupaca i marketinga u razvijenim zemljama te su počeli provoditi opsežne studije o zadovoljstvu kupaca. Godine 1989. iz američkog grada Michigana pomogli su Švedskoj u izgradnji prvog nacionalnog mjernog sustava zadovoljstva kupaca koji se nazivao „Švedski barometar zadovoljstva kupaca(SCSB)“. Osnovni model za procjenu tih indeksa je model strukturne jednadžbe koji povezuje zadovoljstvo kupaca i percipiranu kvalitetu te očekivanje kupaca i percipiranu vrijednost, a potom i njezine posljedice u obliku lojalnosti i pritužbi kupaca. Tijekom devedesetih godina prošlog stoljeća, vlade i tvrtke širom svijeta postupno su prepoznavale indeks zadovoljstva kupaca (eng. *CSI – Customer Satisfaction Index*) kao dobar instrument za mjerenje kvalitete države ili tvrtke. Do danas CSI postoji u nekoliko država koje su razvile vlastite indekse kojima je baza onaj prvi, švedski. Tako postoje i modeli, osim švedskog, američki indeks zadovoljstva, europski indeks zadovoljstva, norveški barometar zadovoljstva kupaca (NCSB), njemački barometar, švicarski indeks zadovoljstva kupaca (SWICS), korejski indeks zadovoljstva (KCSI), indeks zadovoljstva kupaca u Maleziji (MCSI). Osim već postojećih, države diljem svijeta pokušavaju izraditi svoje vlastite CSI sustave kao što su Brazil, Argentina, Meksiko, Kanada, Australija i

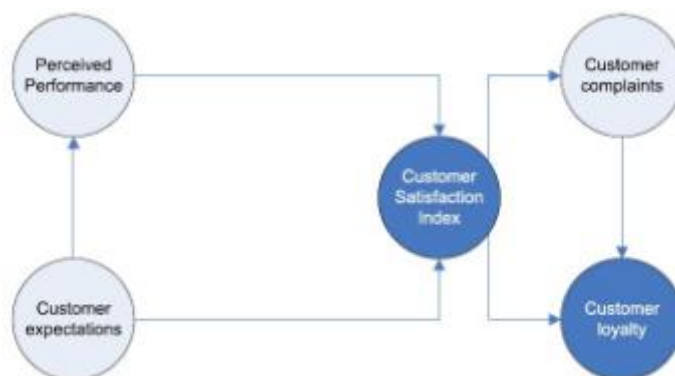
¹³ Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition (Str. 68)

druge.¹⁴ Danas u svijetu četiri modela su vodeća, najsofisticiranija i najutjecajnija, a to su: švedski, američki, norveški i europski indeks zadovoljstva kupaca.

2.1. Švedski barometar lojalnosti kupaca

Originalni model iz 1992. godine koji se sastoji od dva primarna zadovoljstva, prvi je percepcija nedavnog iskustva kupca sa proizvodom ili uslugom, a drugi je očekivanje kupca u vezi sa određenim proizvodom ili uslugom. Percipirana izvedba izjednačena je sa percipiranom vrijednošću ili percipiranom razinom kvalitete primljene u odnosu na cijenu koju je kupac platio.

Kvaliteta u novcu ili vrijednost je zajednički nazivnik koji potrošači koriste za usporedbu. Osnovno predviđanje je da kako se percipirana vrijednost povećava tako se povećava i zadovoljstvo kupaca.



Slika 14. Izvorni model SCSB(Izvor: <https://www.van-haaften.nl/customer-satisfaction/customer-satisfaction-models/64-the-swedish-customer-loyalty-barometer-scsb>)

Drugi dio zadovoljstva prikazan je koliko kupac očekuje da će proizvod ili usluga biti kvalitetna. Očekivanja kupaca definirana su na način da kupac predviđa, a ne kao normativni standard ili mjerilo. Dok percipirana izvedba obuhvaća nova iskustva, očekivanja kupaca obuhvaćaju iskustva iz prethodnih potrošnji usluga ili proizvoda iste tvrtke. Budući da očekivanja predviđaju sposobnost neke tvrtke da osigura buduće performanse, tvrdi se da takav način mjerenja ima pozitivan učinak na zadovoljstvo u ovom modelu. Posljedice

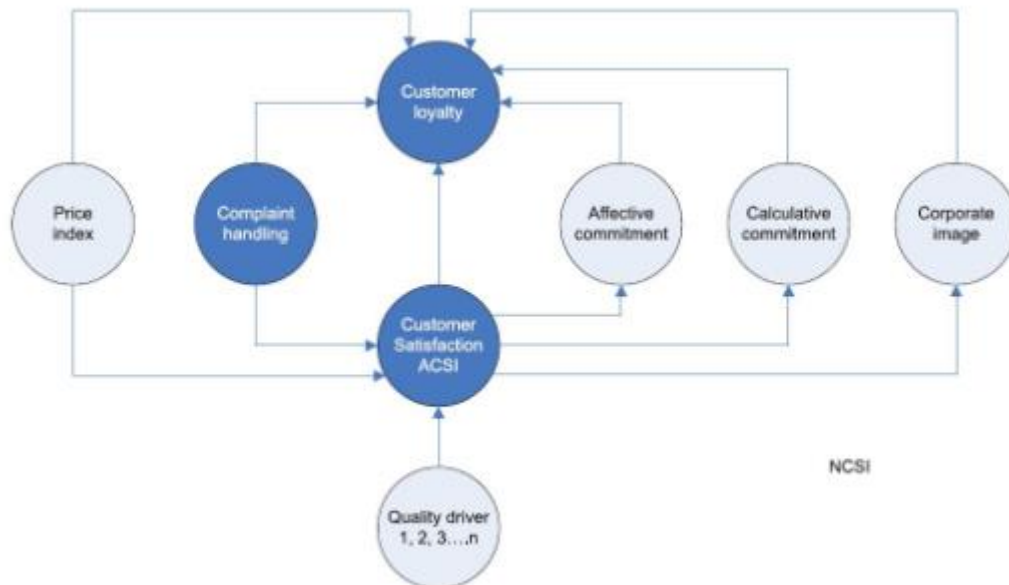
¹⁴ <https://www.van-haaften.nl/customer-satisfaction/customer-satisfaction-models/65-customer-satisfaction-index-csi-models>

zadovoljstva u izvornom modelu izvedene su iz Hirschmanove teorije o izlaznom glasu¹⁵ koja opisuje situaciju u kojima klijent postaje nezadovoljan proizvodima ili uslugama tvrtke koja ih pruža. Organizacija svoje neuspjeh može otkriti na dva načina povratne informacije, u obliku glasa i izlaza. Kupac koji je nezadovoljan proizvodima ili uslugama pojedine tvrtke ili odlazi i prestaje kupovati od tvrtke koja ga čini nezadovoljnim ili se žali na nezadovoljstvo tvrtki očekujući neku naknadu. U skladu s time, neposredne posljedice povećanog zadovoljstva su smanjenje pritužbe klijenata i povećana lojalnost pojedinoj tvrtki.

2.2. Norveški barometar zadovoljstva kupaca

Prvi model koji je bio napravljen od strane norveških istraživača bio je identičan onome američkome modelu s jednom iznimkom, a ona je korporativni imidž koji su uključili u svoj model i odnose prema zadovoljstvu kupaca i lojalnost kupaca. Novi model koji je bio kreiran zamjenjuje vrijednosti konstrukata s „čistim“ cjenovnim konstruktom. Sljedeća varijabla koja je bila zamijenjena je očekivanje kupaca sa varijablom korporativnog imidža kao posljedica zadovoljstva. Treća zamjena uključivala je dva aspekta predanosti odnosa i korporativnog imidža kao pokretača lojalnosti. Četvrta zamjena uključuje potencije za izravne učinke cijene na lojalnost. Zadnja, peta izmjena uključuje rukovanje pritužbama kao pokretač zadovoljstva i lojalnosti. Te su promjene dio novog predloženog modela.

¹⁵ <https://pdfs.semanticscholar.org/c1c3/d09b78be95736e0f897e4bd0d929f19419a3.pdf>



Slika 14. Predloženo novi model (Izvor: <https://www.van-haaften.nl/customer-satisfaction/customer-satisfaction-models/62-the-norwegian-customer-satisfaction-barometer>)

Ključ za percepciju imidža pojedine korporacije, asocijacije su povezane sa memorijom korisnika gdje su stavovi funkcionalno povezani s namjerama ponašanja koje predviđaju ponašanje. S obzirom da se korporativni imidž smatra stavom, potrebno ga je ažurirati jer se mijenjaju sheme koje uključuju zadovoljstvo kupaca. Korporativni imidž utječe na namjere ponašanja kupaca kao što je lojalnost.

Konstrukt s kojim su proširili svoj model, razvio se kako bi se usredotočio na obje komponente lojalnosti, a one su afektivne i kalkulatивne komponente. Afektivna komponenta je ona tzv. toplija ili emocionalnija, dok se kalkulatивna komponenta temelji na tzv. hladnijim aspektima odnosa kao što su troškovi. Konstrukti lojalnosti modeliraju se kao posrednik između učinka zadovoljstva na lojalnost tj. na namjere ponašanja.

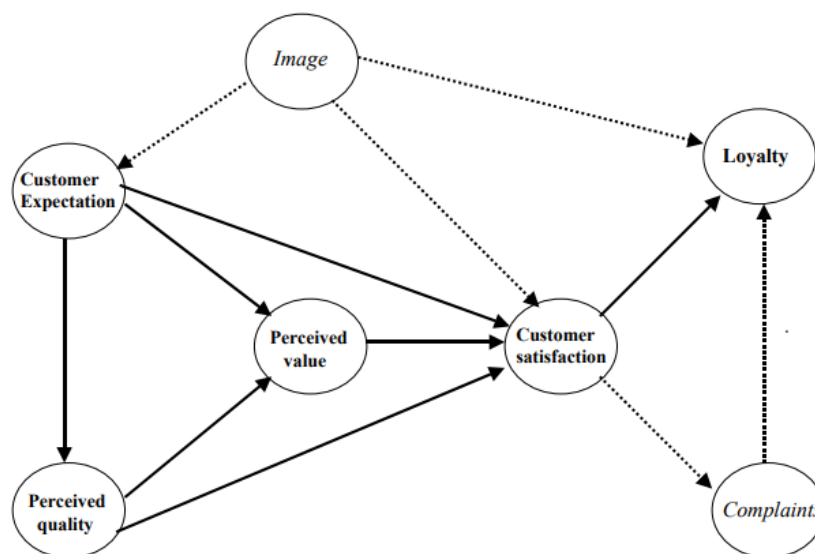
2.3. Europski indeks zadovoljstva potrošača

The European Consumer satisfaction Index (ECSI) je sličan američkom modelu s obzirom da su izvedeni iz istog modela, onog švedskog. Analitički je alat koji je osmišljen kako bi pružio osnovu za odabir prave marketinške strategije. Pomoću ECSI modela, pojedina tvrtka

može saznati koji su čimbenici najvažniji za stvaranje zadovoljstva i lojalnosti kod kupaca. ECSI je pokrenut od strane europske komisije u suradnji sa europskom zakladom za upravljanje kvalitetom zajedno sa mrežom sveučilišta i poslovnih škola.¹⁶ Odbor koji je bio zadužen za razvoj metode, odlučio je razviti tzv.“ Ekonometrijski model i analiza uzročnosti“. Razvoj ovog modela bio je snažno inspiriran modelom iz SAD-a gdje se sličan alat primjenjuje vrlo uspješno dugi niz godina.

Definira se kao ekonomski pokazatelj mjera zadovoljstva potrošača. Model je s obzirom da potječu iz istog izvora, kompatibilan je sa američkim indeksom zadovoljstva kupaca. U ovom modelu postoji sedam međusobno povezanih latentnih varijabli. Temelji se na dobro utemeljenim teorijama i pristupima u ponašanju kupaca te je primijenjena na različite vrste industrija. ECSI model sastoji se od:

- Osnovnog modela u kojem su percipirane kvaliteta, očekivanja, vrijednost, indeks zadovoljstva i lojalnosti
- Dvije izborne latentne varijable¹⁷



Slika 15. Prikaz ECSI modela (Izvor:

https://www.researchgate.net/profile/Michel_Tenenhaus/publication/267718888_Use_of_P

¹⁶

https://relationmonitor.dk/uk/analysis/about_our_research/effektprofil_analysis/european_customer_satisfaction_index_e_csi

¹⁷

https://www.researchgate.net/profile/Michel_Tenenhaus/publication/267718888_Use_of_PLS_Path_Modelling_to_estimate_the_European_Consumer_Satisfaction_Index_ECSI_model/links/5488299a0cf289302e2f1dd1/Use-of-PLS-Path-Modelling-to-estimate-the-European-Consumer-Satisfaction-Index-ECSI-model.pdf

LS_Path_Modelling_to_estimate_the_European_Consumer_Satisfaction_Index_ECSI_model/links/5488299a0cf289302e2f1dd1/Use-of-PLS-Path-Modelling-to-estimate-the-European-Consumer-Satisfaction-Index-ECSI-model.pdf)

ECSI model rasporedom varijabli izgleda jednako kao i ACSI model. Varijable sa lijeve strane promatraju se kao pokretači koji objašnjavaju indeks zadovoljstva kupaca i pokazatelj su uspješnosti. Glavni uzročni odnosi na slici 15. prikazani su debljim linijama. Skup manifestnih odnosno vidljivih ili mjerljivih varijabli povezan je sa svakom od latentnih varijabli. Cilj ovakvog modela je određivanje indeksa zadovoljstva kupaca(CSI).

Razlika između kvalitete usluga i kvalitete proizvoda u podskupu ACSI modela, standard je u ECSI modelu. Mjere lojalnosti također su nešto drugačije. Za ECSI model mjera lojalnosti uključuje vjerojatnost zadržavanja i vjerojatnost da se preporuči tvrtka ili brand i hoće li se povećati iznos izražen u novcu koji će kupci vjerojatno kupiti u zamjenu za proizvode ili usluge. Postoje još dvije temeljne razlike između ACSI i ECSI modela. Prva je ta što europski model ne uključuje pojavu ponašanja prigovora kao posljedicu zadovoljstva, a druga je ta da ECSI model uključuje korporativni imidž kao latentnu varijablu u modelu. Kod korištenja korporativnog imidža, on ima izravni učinak na očekivanja kupaca, zadovoljstva i lojalnosti. ECSI je također i preimenovan u EPSI što znači „European Performance Satisfaction Index“ i to s razlogom kako bi se otvorile i druge mjere izvedbe kao što su zadovoljstvo zaposlenika i povjerenje društva. Danas se EPSI ili ECSI provodi pod vodstvom europske neprofitne organizacije.¹⁸

2.4. Američki indeks zadovoljstva kupaca

Američki indeks zadovoljstva kupaca (eng. *ACSI - American customer satisfaction indeks*) je jedina nacionalna među-industrijska mjera zadovoljstva kupaca koja se najčešće primjenjuje u SAD-u. Nastao je kao izvedenica iz modela koji je izvorno implementiran 1989. godine u Švedskoj pod nazivom „Švedski barometar zadovoljstva kupaca (SCSB). Osnivač i predstavnik Fornell razvio je model i metodologiju za obje verzije, švedsku i američku. Naziva ga se još i „ocem zadovoljstva kupaca“ te je bez sumnje jedan od najutjecajnijih znanstvenika u današnjoj marketinškoj znanosti.¹⁹ ACSI je prvi put objavljen

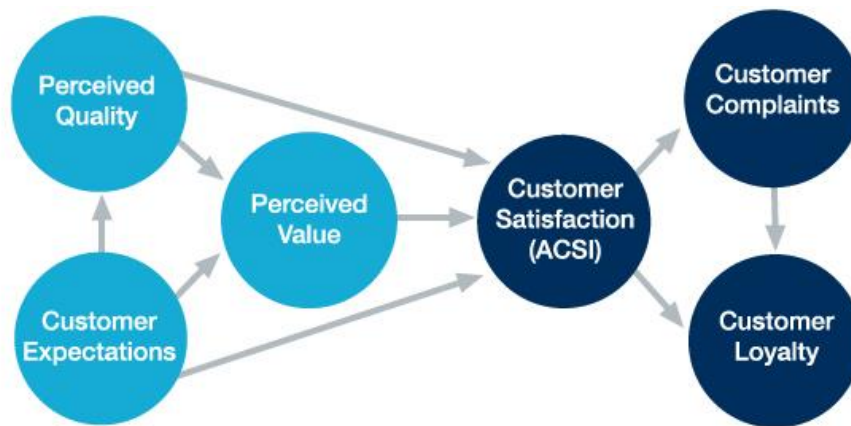
¹⁸ <https://www.van-haaften.nl/customer-satisfaction/customer-satisfaction-models/60-comparison-of-customer-satisfaction-models>

¹⁹ <https://www.theacsi.org/about-acsi/history>

u listopadu 1994.godine, a ažuriranja modela redovito su izlazila svaka tri mjeseca. Od 2010.godine, podaci prikupljeni pomoću ASCI modela postali su dostupni javnosti u puno većoj mjeri i sve češće nego do tada, a rezultati se objavljuju više puta godišnje.

Pomoću ACS indeksa mjeri se zadovoljstvo kupaca kvalitetom proizvoda i usluga koje nude različite tvrtke, domaće i strane, koje imaju velike udjele na određenom tržištu. Takva mjera korisna je poslovnim subjektima, istraživačima, potrošačima i političarima kojima služi kao nacionalni pokazatelj zdravlja gospodarstva pojedine države. Također koristi se kao i alat za mjerenje konkurentnosti pojedinih tvrtki i predviđanje buduće profitabilnosti. Svake godine se ispituje veliki postotak stanovništva o različitim proizvodima i uslugama koje najviše koriste. Podaci koji su prikupljeni pomoću anketa koriste se kao ulazni podaci za ekonometrijske modele koji određuju zadovoljstvo kupaca za različite skupine tvrtki kao što su industrija, gospodarski sektor, federalne usluge, lokalne agencije i drugo. ACSI je znanstveni model koji na temelju testiranja pruža uvid u ključne aspekte cjelokupnog iskustva korisnika. Dobiveni rezultati snažno su povezani sa nizom bitnih pokazatelja mikro i makroekonomskih rezultata. Na mikro razini, tvrtke koje pokazuju visoku razinu zadovoljstva kupaca imaju veću zaradu i povrat dionica u odnosu na konkurente, što je i za očekivati. Dok na makro razini, zadovoljstvo kupaca je povećalo i potrošnju i rast bruto domaćeg proizvoda.

ACSI pruža jedinstvene mogućnosti za određivanje benchmarkinga s korisničkim iskustvom koji proizlaze iz jedinstvene, među-industrijske strukture indeksa. ACSI je jedina nacionalna mjera zadovoljstva kupaca koja omogućuje organizacijama da uspoređuju svoje rezultate zadovoljstva klijenata s tvrtkama u drugim industrijama - i to s povjerenjem da su rezultati dosljedni, pouzdani i dokazani tijekom vremena. Kao takav, ACSI nudi klijentima visoko cijenjen resurs za gledanje izvan okvira svoje industrije kako bi se identificirale i usporedile s organizacijama s najboljom praksom u bilo kojoj od ACSI-inih industrija. Američki indeks zadovoljstva kupaca je uzročno-posljedični model s indeksima zadovoljstva koji se nalaze na lijevoj strani kao što su očekivanja klijenata, percipirana kvaliteta i vrijednost, zadovoljstvo se nalazi u sredini modela dok se na desnoj strani nalaze pritužbe kupaca, lojalnost klijenata koja uključuje zadržavanje klijenata i toleranciju cijena.



Slika 16. Prikaz ACSI modela (Izvor: <https://www.theacsi.org/about-acsi/the-science-of-customer-satisfaction>)

Indeksi su komponente mjerene sa nekoliko pitanja koje su ponderirane unutar modela. Pomoću pitanja, klijenti ocjenjuju usluge i proizvode te rezultati određuju svaki indeks zasebno. Indeksi su prikazani na skali od 0 do 100. Indeksi u modelu povezani su strelicama te se snaga učinka indeksa gleda sa lijeva na onaj indeks na koji strelica pokazuje u desno. Gledajući indekse i utjecaje, klijenti mogu odrediti koji će pokretači zadovoljstva, ako se poboljšaju, imati najveći učinak na lojalnost klijenata. Indeks zadovoljstvo kupaca (u sredini modela) izračunava se kao ponderirani prosjek triju anketiranih pitanja koje mjere različite aspekte zadovoljstva proizvodom ili uslugom. Istraživači koji rade na istraživanjima koriste tehnologiju u obliku softvera za procjenu težine za svako pitanje. Slijedeći indeks je „Očekivanje kupaca (eng. *Customer expectations*)“. To je mjera u kojoj se mjeri očekivanja klijenata o kvaliteti određenog proizvoda ili usluge. Očekivanja predstavljaju iskustvo od prethodne potrošnje koja uključuje i one informacije kao što su oglašavanje ili usmeno prenošenje informacija (od usta do usta) te predviđanje sposobnosti tvrtke da isporuči očekivanu kvalitetu u budućnosti. Slijedeći indeks je očekivana kvaliteta (eng. *Perceived quality*) gdje su procjene klijenata izvedene iz nedavnog iskustva kod korištenja određenih usluga ili proizvoda određene tvrtke. Kvaliteta se mjeri u smislu prilagodbe, odnosno stupnja do kojeg proizvod ili usluga zadovoljava individualne potrebe kupca i pouzdanost. Ovo je indeks u kojem se najčešće vidi kada zadovoljstvo krene nizbrdo kod klijenata. Nakon toga mjeri se indeks očekivane vrijednosti (eng. *Perceived value*) gdje se mjeri trenutna kvaliteta u odnosu na plaćenu cijenu. Iako je cijena (vrijednost proizvoda ili usluga izraženih u novcu) vrlo često važna za prvu kupnju klijenta, ona obično ima nešto manji utjecaj na zadovoljstvo kod ponavljanja kupnji. Indeks pritužbe klijenata (eng. *Customer complaints*) mjeri se kao

postotak ispitanika koji su naveli da su se u određenom vremenskom periodu izravno žalili tvrtki o određenom proizvodu ili usluzi. Zadovoljstvo ima negativan odnos jer kada su klijenti zadovoljni vrlo je mala vjerojatnost da će imati pritužbe na proizvode ili usluge. Zadnji indeks koji se nalazi u ovom modelu je vjernost kupaca (eng. *Customer loyalty*) koji je kombinacija vjerojatnosti klijenta da otkupi usluge ili proizvode od istog dobavljača ili proizvođača u budućnosti i vjerojatnost kupnje usluga ili proizvoda tvrtke po različitim cijenama. Lojalnost kupaca ključna je komponenta modela budući da predstavlja zamjenu za profitabilnost.

3. Izgradnja modela na temelju provedenog istraživanja

U ovom radu cilj istraživanja je mjerenje zadovoljstva kupaca sa teleoperaterskim uslugama na populaciji studenata. Koristit će se model ACSI ili „Američki indeks zadovoljstva kupaca“ sa softverom „Smart PLS“. Hipoteza koja je postavljena kao nul-hipoteza glasi : „Svi kupci (klijenti) zadovoljni su s trenutno korištenim teleoperaterom i njegovim uslugama.“. Alternativna hipoteza postavljena je kao „Većina kupaca (klijenata) zadovoljna je sa svojim teleoperaterom i uslugama“.

Za prikupljanje podataka potrebna je bila anketa. Ona se sastoji od 16 pitanja podijeljenih u 4 kategorije.

Prva kategorija su pitanja o zadovoljstvu kupaca (eng. *Customer satisfaction*) općenito o uslugama i teleoperaterom. U toj kategoriji nalaze se ova pitanja:

- Koliko ste sveukupno zadovoljni sa odabranim operaterom?
- S obzirom na vaša očekivanja u kojoj mjeri mobilne usluge nisu ispunile vaša očekivanja?
- Koliko ste zadovoljni sa ponudom usluga koje pruža vaš operater?
- Ukoliko ćete kupovati novi uređaj koja je vjerojatnost da ćete odabrati trenutnog operatera?

Slijedeća kategorija pitanja bila su o očekivanju (eng. *Expectation*) kupaca za pružane usluge, a ona su:

- Koja su vaša očekivanja za kvalitetnu mobilnu uslugu?

- Jesu li vaša očekivanja ispunjena za trenutnu uslugu koju koristite?
- Kolika su vaša očekivanja o pouzdanosti mobilnih usluga od strane teleoperatera?
- Koja je vjerojatnost da ćete promijeniti način naplate(bonovi ili pretplata) usluga u sljedećih 6 mjeseci?

U trećoj kategoriji nalaze se pitanja o kvaliteti(eng. *Quality*) usluga koje dobivaju kupci :

- Kako biste ukupno ocijenili kvalitetu mobilnih usluga ?
- Da li usluge koje koristite zadovoljavaju sve vaše potrebe?
- Kako biste ocijenili pouzdanost mobilnih usluga?
- Kako bi ste ukupno ocijenili vašeg trenutnog operatera?

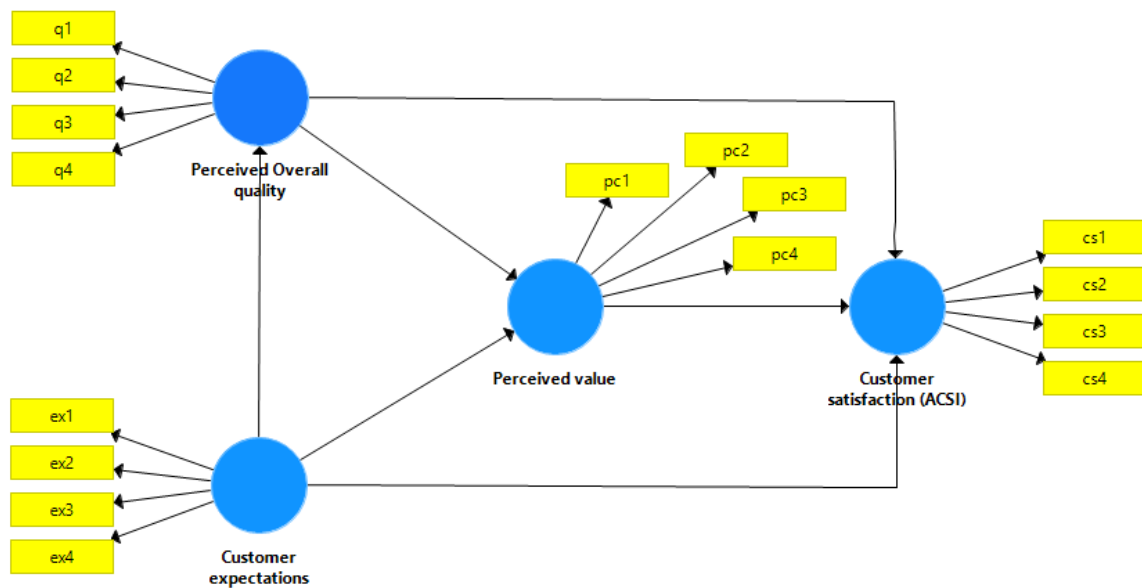
U zadnjoj kategoriji, četvrtoj nalaze se pitanja o očekivanoj vrijednosti (eng. *Percived value*) gdje kupci ocjenjuju kvalitetu i cijenu koju su platili za kvalitetu i količinu dobivenih usluga.

- Jeste li zadovoljni omjerom cijene i dobivenih usluga ?
- Jeste li zadovoljni sa cijenama za usluge koje pruža vaš operater?
- Jeste li zadovoljni količinom usluge koju operater nudi?
- Koliko su usluge koje nudi vaš operater prilagođene vašim potrebama?

Četiri kategorije u kojima su raspoređena pitanja za anketu koristit će se kao latentne varijable u modelu. Svaka latentna varijabla ima po četiri indikatora. Svaka varijabla u modelu mjerena je Likertovom ljestvicom od 10 stupnjeva²⁰, pri čemu je prvi stupanj označavao potpuno negativan stav, a deseti potpuno pozitivan stav ispitanika prema nekoj stavki. Tvrdnje koje mjere varijable preuzete su iz rada Alexandra Serenka(2004).²¹ Raspon vrijednosti koje su kupci mogli odabrati bio je između 1 i 10, pri čemu je 1 predstavljao potpuno negativan stav, a 10 potpuno pozitivan stav kupca prema određenoj usluzi. Anketni upitnik testiran u razdoblju od travnja do svibnja 2019. godine na uzorku od 108 ispitanika koji su iz populacije studenata sa područja Pule.

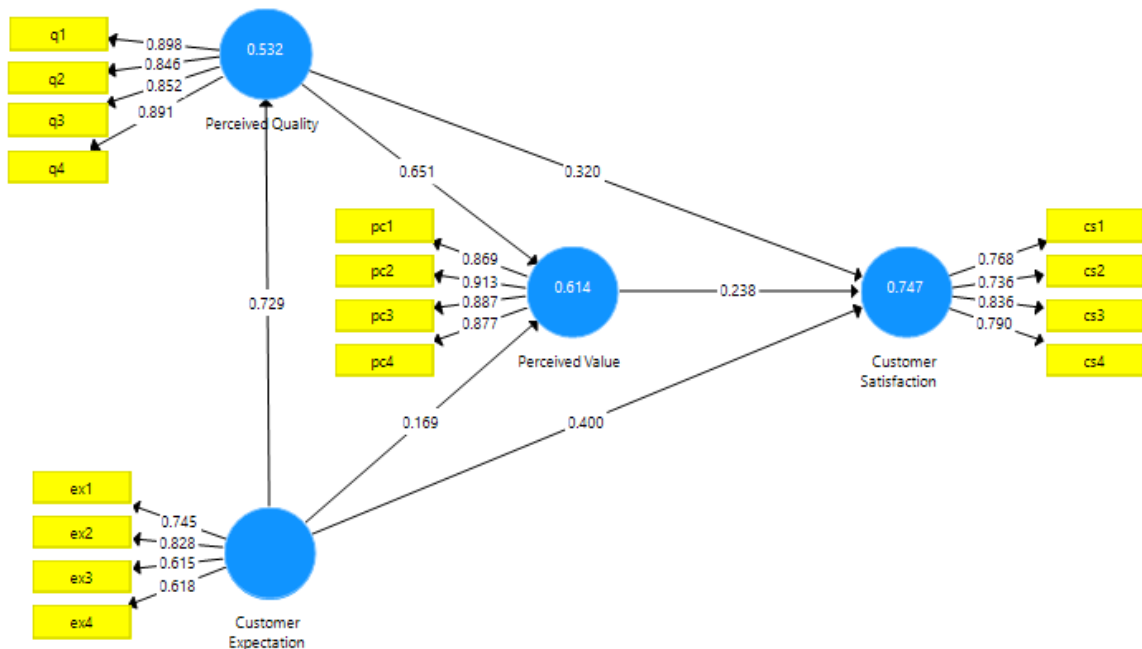
²⁰ What is Likert Scale – Definition & How to Use it

²¹ Serenko A.(2004),User Satisfaction with Mobile Services in Canada



Slika 17. Izgled modela (Izvor: vlastita izrada)

Opterećenje ukupnog skupa svih stavki procijenjena su pomoću PLS metode. PLS je pogodan za ovu vrstu projekta jer odgovara istraživačkim i potvrdnim istraživanjima, manje ograničava podatke te zahtjeva manje veličine uzoraka.

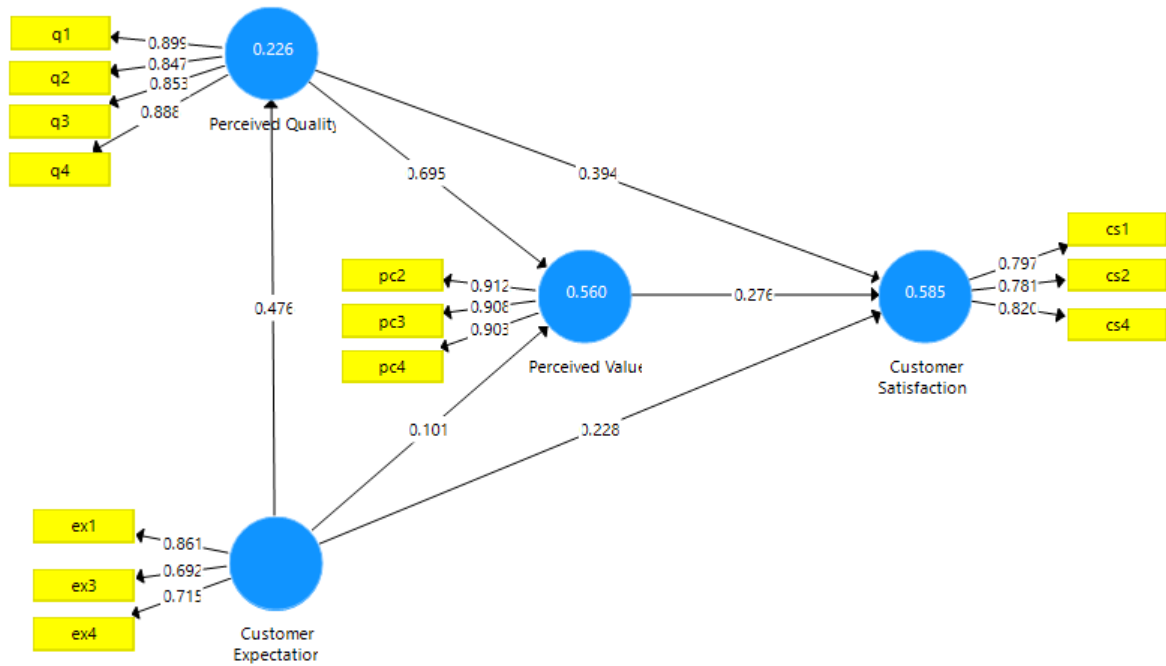


Slika 18. Prikaz modela nakon pokretanja PLS algoritma (izvor: vlastita izrada)

Na slici 18. prikazan je izgled modela nakon izvršavanja PLS algoritma u sklopu programskog paketa SmartPLS 3.0. U modelu se vide rezultati istraživanja koji prikazuju

kompozitne podudarnosti latentnih varijabli koje se kreću u rasponu od 0.615 do 0.913. s obzirom da prema teoriji vrijednosti ne smiju biti manje od 0.7 potrebno je ukloniti one vrijednosti koje ne zadovoljavaju uvjete.

Nakon uklanjanja vrijednosti koje ne zadovoljavaju kriterije, izgled modela je ovakav:



Slika 19. Prikaz modela nakon uklanjanja vrijednosti odnosno opterećenje varijabli koje ne zadovoljavaju uvjete (Izvor: vlastita izrada)

Na slici 19. može se vidjeti da sada sva opterećenja za pojedine varijable zadovoljavaju uvjete od minimalne vrijednosti 0.7. te se promijenio i raspon vrijednosti koji se sada kreće od 0.692 kao minimalna vrijednost do 0.912 kao maksimalna vrijednost.

KONSTRUKTI	CS	CE	PQ	PV
CS1	0.797			
CS2	0.781			
CS4	0.820			
CE1		0.861		
CE3		0.692		
CE4		0.715		
PV2				0.912
PV3				0.908
PV4				0.903
PQ1			0.899	
PQ2			0.847	
PQ3			0.853	
PQ4			0.888	

Tablica 1. Prikaz opterećenja varijabli (Izvor : vlastita izrada)

U tablici 1 prikazana su sva opterećenja po varijablama koja moraju biti veća od 0.7 što objašnjava više od 50% varijance u promatranoj stavki.

Konstrukti	Cronbach's Alpha	Average Variance Extracted (AVE)	Composite Reliability
CS	0.717		0.639
CE	0.630		0.577
PQ	0.895		0.760
PV	0.893		0.824

Tablica 2. Procjena modela(Izvor: vlastita izrada)

Procjena modela za mjerenje započinje provjerom interne konzistentnosti konstrukata koji obuhvaćaju kompozitnu pouzdanost i Cronbach Alpha koeficijent. Pokazatelji kompozitne pouzdanosti (eng. *Composite reliability*) za sve latentne varijable moraju biti između vrijednosti 0,7 koja se naziva još i kritična vrijednost i vrijednosti 0,9 koja predstavlja vrlo visoki stupanj interne konzistentnosti.²² U ovom modelu vrijednosti kompozitne pouzdanosti kreću se u rasponu od minimalne vrijednosti koja iznosi 0.802 do maksimalne vrijednosti od 0.933 što odgovara u potpunosti zadanom intervalu prethodno definiranog te to predstavlja visoki stupanj interne konzistentnosti odnosno pouzdanosti modela za varijable. Koeficijenti Cronbach alfe moraju biti iznad kritične vrijednosti od 0,7.²³ iz tablice se može vidjeti da su vrijednosti za Cronbach alfu unutar zadane vrijednosti osim za varijablu „*Customer*

²² Mikulić i Prebežac, 2011., str. 238.

²³ Hair et al., 2017., str. 112.

expectation“ koja je ispod zadane vrijednosti od 0,7 u vrijednosti od 0,630 dok se ostale vrijednosti kreću od 0,717 do 0,895. Konvergentna valjanost mjeri se kroz pokazatelje vanjskog opterećenja faktor (eng. *Outer Loadings*) i vrijednosti prosječne izlučene varijance (AVE). Vrijednost AVE trebala bi biti iznad kritične vrijednosti od 0,5 ali se može prihvatiti i vrijednost 0,4 ukoliko je vrijednost kompozitne pouzdanosti iznad 0,6 te je onda konvergentna valjanost konstrukta adekvatna. U ovom mjernom modelu sve vrijednosti latentnih varijabli su iznad zadane vrijednosti od 0,5 odnosno kreću se u rasponu od minimalne vrijednosti od 0,577 do maksimalne vrijednosti od 0,824 pri čemu su zadovoljeni definirani kriteriji.

Sljedeći kriterij kod procjene mjernog modela je Cross-loading pomoću kojeg se provjerava diskriminantna valjanost koja služi za utvrđivanje jedinstvenosti svakog konstrukta i njihovih međusobnih razlika. Diskriminantna valjanost je mjera koja se uspoređuje s različitim ali povezanim konceptima, ne bi smjela biti korelirana s mjerama koje mjere drugi koncept²⁴. Cross-loading provjerava opterećenje indikatora s povezanom varijablom koja mora biti veće nego njegovo opterećenje na ostalim varijablama. Provjera se izvršava pomoću Fornell-Larckerovog kriterija koji provjerava da li je drugi korijen od AVE svake varijable veći od svih korelacija varijable s drugim varijablama u modelu. Postoji još jedna provjera koja se naziva HTMT ili Heterotrait-Monotrait omjer korelacija.²⁵

²⁴ Dario Pavić, varijable i mjerenja, kvantitativne metode istraživanja

²⁵ Hair et al., 2017., str. 118

	CS	CE	PV	PQ
CS1	0.797	0.412	0.581	0.554
CS2	0.781	0.391	0.467	0.595
CS4	0.820	0.477	0.549	0.549
EX1	0.420	0.861	0.390	0.410
EX3	0.325	0.692	0.252	0.303
EX4	0.458	0.715	0.324	0.360
PV2	0.552	0.406	0.912	0.621
PV3	0.592	0.420	0.908	0.698
PV4	0.665	0.352	0.903	0.698
PQ1	0.661	0.462	0.659	0.899
PQ2	0.594	0.373	0.644	0.847
PQ3	0.624	0.470	0.631	0.853
PQ4	0.585	0.347	0.659	0.888

Tablica 3. Cross-loading (Izvor: vlastita izrada)

Analizom se može zaključiti da su vrijednosti opterećenja indikatora za određenu varijablu veće od vrijednosti s ostalim varijablama te se može potvrditi diskriminantna valjanost testirana po ovom kriteriju.

Konstrukti	CS	CE	PQ	PV
CS	0.799			
CE	0.534	0.760		
PQ	0.708	0.476	0.872	
PV	0.667	0.432	0.743	0.908

Tablica 4. Fornell-Larcker kriterij (Izvor: vlastita izrada)

U tablici 4. prikazan je kriterij po kojem nije potvrđena diskriminantna valjanost odnosno nije potvrđeno da varijable mjere različite stvari međusobno. Vrijednosti na dijagonali nisu veće od korelacije svake varijable s drugom varijablom modela. To se vidi kod varijable *Perceived Overall quality* -> *Customer satisfaction* dok ostale varijable zadovoljavaju zadane vrijednosti. Prema *Fornell-Larckerovom* kriteriju provjerava se da li je drugi korijen AVE vrijednosti svake varijable veći od svih korelacija varijable s drugim varijablama u modelu. Takav pristup nije pouzdan u otkrivanju diskriminantne valjanosti te se umjesto ovog pristupa, koristi alternativni pristup procjene diskriminantne valjanosti koji se temelji

na HTMT omjeru korelacije²⁶. Vrijednosti u HTMT moraju biti ispod 0,90 te onda prikazuju da bi se prava korelacija između dva konstrukta trebala razlikovati. ukoliko su utvrđene vrijednosti veće od definirane tada je utvrđen nedostatak diskriminantne valjanosti između dva reflektirajuća konstrukta.

Konstrukti	CS	CE	PQ
CE			
CS	0.786		
PQ	0.883	0.625	
PV	0.829	0.568	0.829

Tablica 5. HTMT prikaz (Izvor: vlastita izrada)

Prema rezultatima iz tablice 5. može se zaključiti da su vrijednosti manje od 0,90 te se stoga može potvrditi diskriminantna valjanost između reflektirajućih konstrukta koja je testirana po ovom kriteriju.

²⁶ Henseler, Ringle i Sarstedt (2015.)

3.1 Procjena strukturnog modela

Procjena strukturnog modela uključuje provjeru prediktivnih mogućnosti modela i samog odnosa među varijablama.

Evaluacija strukturnog modela nastavlja se s izračunavanjem koeficijenta determinacije latentnih varijabli unutar model R^2 (eng. *R Square*). R^2 predstavlja omjer zbroja kvadrata odstupanja regresijske vrijednosti zavisne varijable od aritmetičke sredine zavisne varijable i zbroja kvadrata odstupanja vrijednosti zavisne varijable od njezine aritmetičke sredine. Navedeni koeficijent predstavlja prediktivnu snagu modela. Vrijednosti koeficijenata veće od 0,2 smatraju se visokima u istraživanjima kod ponašanja potrošača odnosno u istraživanjima u kojima je cilj objasniti zadovoljstvo klijenata ili lojalnosti.²⁷

Konstrukti	R Square	R Square Adjusted
CS	0.585	0.573
PQ	0.226	0.219
PV	0.560	0.552

Tablica 6. R^2 prikaz vrijednosti (Izvor: vlastita izrada)

Prema definiciji, sve prikazane vrijednosti u ovom modelu su veće od 0,2 što znači da sve varijable zadovoljavaju navedeni kriterij te da ovaj model ima jaku prediktivnu snagu unutar modela. Sljedeća procjena naziva se procjena snage utjecaja ili f^2 koja predstavlja mjeru koja se koristi kod procjene relativnog utjecaja egzogene na endogenu varijablu. Vrijednosti koje se pojavljuju kod korištenja ove procjene su 0,02, 0,15 i 0,35. vrijednost 0,02 predstavlja slabi utjecaj, 0,15 predstavlja srednji utjecaj dok vrijednost 0,35 predstavlja jaki utjecaj. Vrijednosti koje se nalaze između 0,02 i 0,15 smatraju se slabim utjecajem nezavisne varijable na zavisnu varijablu. Sljedeći raspon vrijednosti se kreće između 0,15 i 0,35 i on predstavlja srednji utjecaj nezavisne na zavisnu varijablu dok je za ostale vrijednosti koje su veće od 0,35 prisutan snažan utjecaj nezavisne na zavisnu varijablu.

²⁷ Hair et al., 2019 str 199)

Konstrukti	CS	PQ	PV
CE	0,095	0,293	0,018
CS			
PQ	0,156		0,850
PV	0,081		

Tablica 7. prikaz f^2 vrijednosti (Izvor: vlastita izrada)

Najmanja vrijednost u tablici 7. označava najslabiji utjecaj nezavisne na zavisnu varijablu i to je između *Customer Expectation* -> *Perceived Value* varijable koja ima vrijednost manju od granične 0,02 u vrijednosti od 0,18. Slijedeće su vrijednosti koje predstavljaju slabi utjecaj nezavisne na zavisnu varijablu te je vidljiva kod *Customer expectation* -> *Customer satisfaction* i *Perceived value* -> *Customer Satisfaction*. Srednji utjecaj nezavisne na zavisnu varijablu je kod *Perceived Value* -> *Customer Satisfaction* i *Customer Expectation* -> *Perceived Quality*. Najjači utjecaj, onaj veći od 0,35 događa se između *Perceived Quality* -> *Perceived value*.

Procjena modela može se provoditi i sa individualnim path koeficijentima koji moraju biti pozitivni kako bi hipoteza bila prihvaćena. Vrijednost koeficijenata kreće se u rasponu od -1,00 do 1,00. vrijednosti koje su bliže 1,00 predstavljaju statistički jaku pozitivnu vezu između varijabli dok vrijednosti koje su bliže nuli predstavljaju statistički slabiju vezu.

Konstrukti	CS	PQ	PV
CE	0,228	0,476	0,101
CS			
PQ	0,394		0,695
PV	0,276		

Tablica 8. Path koeficijenti (Izvor: vlastita izrada)

Prema tablici 8. u ovom mjernom modelu postoji varijabla koje predstavlja statistički jaku pozitivnu vezu između varijabli *Perceived overall quality*-> *Perceived value*. Iz tablice vidljivo je da su zadovoljeni svi navedeni uvjeti te da su sve vrijednosti pozitivne u rasponu od 0,101 do 0,695. veze među varijabla su različite veličine.

Još jedna procjena strukturnog modela vezana je za problem kolinearnosti tako da se provjerava faktor inflacije varijance (VIF) te ako je vrijednost veća od 5 i manje od 0,2 tada postoji problem multikolinearnosti. Multikolinearnost je problem koji se javlja kod regresijske analize kada postoji visoka korelacija barem jedne nezavisne varijable sa drugim nezavisnim varijablama. Mjeri se faktorom inflacije varijance i tolerancijom.²⁸

Konstrukti	CS	PQ	PV
CE	1,316	1,000	1,293
CS			
PQ	2,391		1,293
PV	2,273		

Tablica 9. Vrijednosti faktora inflacije korelacije (Izvor: vlastita izrada)

Vrijednosti koje se nalaze u ovom strukturnom modelu su u rasponu od 1,00 do 2,391. s obzirom da vrijednosti ne smiju biti veće od 5,00, kojih u ovom modelu nema, to znači da ne postoji problem multikolinearnosti. Male vrijednosti faktora inflacije korelacije ukazuju na nisku korelaciju među varijablama.

3.2 Bootstrapping analiza

Bootstrapping je neparametarska metoda ponovnog uzorkovanja koja se koristi za procjenu pouzdanosti modela i procedura. Često se koristi za analizu standardnih procjena u parametarskim modelima te za poboljšanje istih. Da bi se procijenilo jesu li veze unutar modela signifikantne provodi se bootstrapping analiza koja se nalazi u sklopu programskog paketa Smart PLS 3.0. signifikantnost ili nivo značajnosti je vjerojatnost da će se odbaciti nul hipoteza pod uvjetom da je istinita. Postoji više vrsti kritičnih vrijednosti koje se koriste

²⁸ Hair et al., 2010

za provjeru razine signifikantnosti. Najmanja vrijednost je 1,65 koja se koristi za nivo značajnosti od 10%, slijedeća je vrijednost od 1,96 za nivo značajnosti od 5% te zadnja vrijednost je 2,57 koja se koristi za razinu signifikantnosti od 1%.²⁹ U ovoj analizi koristila se vrijednost 1,96 za nivo značajnosti od 5%.

Hipoteza	Mean (M)	STDEV	T vrijednosti	P vrijednosti
CEX -> CS	0.241	0.092	2.463	0.014
CEX -> P Q	0.488	0.089	5.356	0.000
C EX -> P V	0.106	0.098	1.024	0.306
P Q -> C S	0.387	0.120	3.274	0.001
P Q -> P V	0.690	0.081	8.606	0.000
P V -> C S	0.274	0.107	2.590	0.010

Tablica 10. Rezultati analize(Izvor: vlastita izrada)

Podaci prikazani u tablici 10. prikazuju aritmetičku sredinu nakon bootstrapping analize, standardnu devijaciju koja prikazuje mjeru raspršenosti podataka u skupu odnosno prikazuje se prosječno odstupanje od prosjeka u apsolutnom iznosu. Što se tiče t vrijednosti, sve vrijednosti koje su iznad 1.96 značajne su na razini 0,05 što je slučaj i u ovom primjeru modela osim za hipotezu *Customer Expectation -> Perceived Value* gdje je vrijednost 1,024 . P vrijednosti prikazuje odgovarajuće razine značajnosti odnosno vjerojatnosti za određene varijable. Kod p vrijednosti bitno je da dobivene vrijednosti ne prelaze 0,05³⁰, a kako se može vidjeti u ovom modelu sve vrijednosti se kreću od 0.000 do maksimalne vrijednosti od 0.306. Ta vrijednost od 0,306 pojavljuje se kod hipoteze *Customer Expectation -> Perceived Value* što znači da u ovoj hipotezi test nije signifikantan te se nalazi unutar slučajne ili normalne pogreške uzorkovanja. U ovoj hipotezi postoji vjerojatnost odbacivanja istinite hipoteze te rezultati nisu značajni u slučaju ove hipoteze. Ostale hipoteze zadovoljavaju kriterij u kojem p-vrijednost mora biti manja od alfe odnosno p-vrijednost je manja od 0,05 te su takve hipoteze statistički značajne (signifikantne) na 5% razini značajnosti.

²⁹ Hair et al. 2017., str. 195.

³⁰ [https://www.smartpls.com/resources/ebook_on_pls-sem.pdf\(str 97\)](https://www.smartpls.com/resources/ebook_on_pls-sem.pdf(str 97))

Hipoteza	2.5%	97.5%
CEX -> CS	0.070	0.430
CEX -> PQ	0.303	0.655
CEX -> PV	-0.087	0.302
P Q -> CS	0.136	0.604
P Q -> PV	0.515	0.835
P V -> CS	0.070	0.483

Tablica 11. rezultati analize razine značajnosti(Izvor: vlastita izrada)

Vrijednosti prikazane u tablici 11 prikazuju razine značajnosti odnosno vjerojatnosti da se oko 2.5% slučajeva iz ovog istraživanja nalazi ispod donje granice pouzdanosti, a drugih 2.5% (100-97,5) slučajeva iznad gornje granice pouzdanosti čineći tako granicu pouzdanosti od 95%. iz tablice se može zaključiti da su prema prikazanim rezultatima, veze između varijabli statistički značajne osim za varijable *Customer Expectation -> Perceived Value*.

Postoje još pokazatelja koji se koriste za evaluaciju strukturnog modela . Sljedeći pokazatelj naziva se Stone-Geisserov ili Q^2 koji se koristi kao pokazatelj suvišnosti. Taj pokazatelj mora biti veći od 0 u „*Cross-Validate Redundancy*“. Ukoliko je vrijednost manja od 0 to znači da model nije relevantan u predviđanju od strane varijabli koje djeluju na latentne varijable. Test se provodi pomoću *Blindfolding* metode u sklopu programskog jezika SmartPLS 3.0.³¹

Konstrukti	SSO	SSE	$Q^2 (=1-SSE/SSO)$
CE	432.000	432.000	
CS	432.000	253.091	0.414
PQ	432.000	270.376	0.374
PV	432.000	243.986	0.435

Tablica 12. Q^2 pomoću blindfolding metode (Izvor: vlastita izrada)

³¹ https://www.smartpls.com/resources/ebook_on_pls-sem.pdf (str 115)

Sve varijable osim *Customer Expectation* imaju vrijednost veću od 0 te su relevantne u predviđanju, dok spomenuta varijabla ima vrijednost 0 te ona nije relevantna u predviđanju.

3.3. Nove mjere unutar SmartPLS programskog paketa

Sa dolaskom nove verzije programskog paketa SmartPLS 3.0 implementiran je i novi model koji se naziva Model Fit. Unutar tog modela nalaze se sljedeće mjere : SRMR, NFI, χ^2 , RMS_theta i Fit kriteriji d_ULS i d_G. S obzirom da je to tek prva verzija ovog novog alata za korištenje, ne preporuča se previše ozbiljno shvaćati dobivene rezultate te se još uvijek procjenjuje da li su dobiveni rezultati korisni za istraživanja ili ne. Ovaj model uveo se na zahtjev istraživača koji su inzistirali na uvođenju novih indeksa prikladnosti modela za PLS-SEM. SmartPLS je ispunio želje istraživača ali se ne može sa 100% pouzdanošću tvrditi da su ovi kriteriji korisni i da bi se trebali koristiti za procjenu rezultata PLS-SEM metode. Taj model je i dalje u istraživanju kako bi se odgovorilo na sva pitanja koja su ostala neodgovorena nakon uvođenja ove nove mogućnosti.

SRMR ili standardizirani ostatak srednjeg kvadrata temelji se na pretvaranju matrice kovarijance uzorka i matrice predviđene kovarijance u matrice korelacija. Definira se kao razlika između uočene korelacije i matrice korelacije modela te se tako omogućava procjena prosječne veličine odstupanja između promatranih i očekivanih korelacija kao apsolutne mjere modela odnosno kriterija prikladnosti. Vrijednosti koje se javljaju moraju biti manje od 0,10 ili od 0,08 ako je konzervativnija verzija te se te vrijednosti smatraju prikladnima. Uvođenjem ove mjere u PLS-SEM smatra se dobrom mjerom prikladnosti koja se može upotrijebiti kako bi se izbjegla pogrešna specifikacija modela. SmartPLS pruža također i statistiku zaključivanja na temelju bootstrapp analize za SRMR kriterij. Pomoću intervala pouzdanosti mogu se tumačiti rezultati i vidjeti točan model.

d_ULS i d_G kriteriji su dostupni u novom paketu ali u literaturi o PLS-SEM nema puno dostupnih informacija o točnim mjerama, njihovoj korisnosti, ponašanju, važnosti i pravilnoj primjeni. Točan model odgovara testiraju statističkog zaključka koji se temelji na bootstrapp analizi o odstupanju između empirijske matrice kovarijance i matrice kovarijance implicirane modelom kompozitnog faktora. D_ULS ili kvadratna euklidska udaljenost i d_G ili geodetska udaljenost predstavljaju dva različita načina na koji se mogu izračunati ove razlike. Bootstrapp analizom osiguravaju se intervali pouzdanosti tih vrijednosti odstupanja. Kriterij za d_G izračunava se na svojstvenim vrijednostima PLS-SEM. Međutim i dalje se

ne dolazi do odgovora na pitanje kako se te vrijednosti razlikuju od CB-SEM modela. Vrijednosti d_{ULS} i d_G same po sebi ne odnose se na bilo koje vrijednosti. Samo rezultati prvog pokretanja točnih mjera prilagodbe modela omogućuju tumačenje rezultata koji su relevantni. Budući da se dobivanje rezultata razlikuje od normalnog postupka pokretanja, njihova interpretacija rezultata donekle se razlikuje od normalnih rezultata bootstrap analize. Za točno određivanje kriterija potrebno je usporediti izvorne vrijednosti s intervalom pouzdanosti koji je stvoren iz distribucije uzorkovanja. Interval pouzdanosti mora uključivati izvorne vrijednosti. Prema tome gornja granica intervala pouzdanosti trebala bi biti veća od izvorne vrijednosti d_{ULS} i d_G kako bi se otkrilo da li model ima tzv. Dobro uklapanje. Odabrani interval pouzdanosti morao bi biti takav da gornja granica bude na 95% ili 99%. model se dobro uklapa ukoliko je razlika između korelacijske matrice koju implicira nastali model i empirijska matrica korelacije toliko mala da se može pripisati skoro pa pogreški uzorkovanja. Dakle razlika između korelacijske matrice i matrice modela i empirijske korelacijske matrice ne bi smjela biti značajna ($p > 0,05$). U suprotnom, ako je razlika veća ($p < 0,05$) tada model nije prikladan.

RMS_theta je matrica preostale kovarijance srednje vrijednosti kvadrata zaostalih reziduala vanjskog modela. Ova mjera korisna je samo za procjenu čisto refleksivnih modela zato što vanjski modeli reziduala za formativne mjerne modele nisu smisleni. Procjenjuje se stupanj u kojem su reziduali vanjskog modela u korelaciji. Mjera bi trebala biti blizu 0 kako bi ukazala na dobro uklapanje modela. Tada to znači da su korelacije između reziduala vanjskog modela vrlo male odnosno da su blizu 0. s obzirom da se temelji na rezidualima vanjskog modela, to znači da se temelji na razlikama između predviđenih vrijednosti pokazatelja i vrijednosti promatranih pokazatelja. Za predviđanje vrijednosti potrebno je imati rezultate latentnih varijabli. Međutim, problem nastaje kod PLS-SEM-a kada on pretpostavlja zajedničke čimbenike koji su podložni faktorskoj neodređenosti te stoga ne postoje utvrđeni rezultati latentnih varijabli. RMS_theta izračun postoji samo za kompozitne modele koji se izračunavaju pomoću PLS-SEM-a. vrijednosti koje su ispod 0,12 ukazuju na model koji je dobar, dok veće vrijednosti ukazuju na nedostatak prikladnosti³²

NFI ili normalni fit indeks naziva se još i „Bentler i Bonett indeks. To je jedna od prvih mjera koje se predlažu u literaturi SEM-a je normirani indeks prilagodbe za Bentler i Bonett. Ta mjera izračunava Chi2 vrijednost predloženog modela i uspoređuje ga sa smislenim

³² Henseler et al., 2014

mjerilom budući da χ^2 vrijednost sama po sebi ne pruža dovoljno informacija za procjenu prikladnosti modela. NFI koristi vrijednost χ^2 iz nultog modela kao mjerilo. NFI se definira po formuli $1 - \chi^2$ vrijednost predloženog modela koji je podijeljen sa χ^2 vrijednostima nultog modela. Prema tome, NFI vrijednosti kreću se između 0 i 1. što je vrijednost bliža 1 to je bolja prilagodba. Vrijednosti koje su iznad 0,9 obično predstavljaju prihvatljive vrijednosti. NFI mjera predstavlja prilagođenu mjeru te kao takva, ima glavni nedostatak je sankcioniranja složenosti modela. U ovoj mjeri vrijedi pravilo da što je više parametara u modelu to je bolji rezultat odnosno veći. Zbog toga se ova mjera ne preporučuje za korištenje već se kao alternativa koristi NNFI ili Tucker-Lewisov indeks. Ali s obzirom da NNFI još nije implementiran u SmartPLS nije dostupan istraživačima na korištenje.

χ^2 vrijednost definira se kao $(N-1)*L$ pri čemu je N broj opažanja i L je funkcija najveće vjerojatnosti.³³ stupnjevi slobode definirani su kao $(K^2 + K)/2 - t$ pri čemu je broj manifestnih varijabli u PLS modelu puta i t broj nezavisnih varijabli za procjenu modela implicirane matrice kovarijance. Međutim u ovoj mjeri postoji još nedefiniranih pojmova kao što su stupnjevi slobode kompozitnih modela koji nisu točno određeni.

SmartPLS 3 i naknadne verzije osiguravaju mješovite mjerne modele koji razmatraju modele zajedničkih faktora za reflektivne mjerne modele i kompozitne modele za formativne mjerne modele. Međutim u ovoj fazi, sama literatura ne pruža potpunu podršku istraživačima na koji način bi se teorijski moglo razlikovati konstrukte predstavljene uobičajenim faktorima i kompozitima u istom modelu, koja je potreba za njihovim mješovitim korištenjem i potrebu izvještavanja odgovara modelu.

3.4. Rezultati istraživanja

S ovim istraživanjem u kojem se mjeri zadovoljstvo kupaca mobilnim uslugama pomoću anketnog upitnika u kojem je sudjelovalo 108 ispitanika želi se provjeriti u kojoj mjeri anketni upitnik pridonosi provjeri odnosa i kvalitete između varijabli te da se sukladno sa rezultatima istraživanja mogu napraviti potrebne korekcije koje se odnose na teleoperatore i poboljšanje njihovih usluga koje pružaju svojim klijentima. Temeljem provedene analize putem programskog paketa SmartPLS 3.0 u kojem se analizirala pouzdanost i valjanost modela, nastali su slijedeći zaključci: pomoću rezultata testiranja

³³ Lohmöller (1989)

modela može se zaključiti da su pokazatelji kompozitne podudarnosti za sve latentne varijable iznad kritične vrijednosti od 0,7 te se kreću u rasponu minimalne vrijednosti od 0,802 do maksimalne vrijednosti od 0,933 što upućuje na visoku razinu pouzdanosti mjerenja latentnih varijabli. Iako na početku izrade samog modela tijekom prvog izračunavanja kompozitne podudarnosti, dva pokazatelja imala su vrijednosti niže od 0,7 te je jedan od njih uklonjen iz modela. Vrijednost prosječne izlučene varijance (AVE) trebala bi biti iznad kritičnih vrijednosti od 0,5 ali se mogu prihvatiti i vrijednosti oko 0,4 ukoliko je vrijednost kompozitne pouzdanosti veća od 0,6. AVE vrijednosti u ovom istraživanju zadovoljavaju kriterij minimalne vrijednosti od 0,5 i kreću se u rasponu od minimalne vrijednosti 0,77 do maksimalne vrijednosti od 0,824 te nema potrebe za uzimanjem u obzir i drugih kriterija. S obzirom da se prema teoriji smatra da navedeni pristup nije pouzdan, kao alternativa koristi se HTMT omjer korelacija. U rezultatima koji su navedeni prethodno može se uvidjeti da su vrijednosti HTMT omjera veće od graničnih vrijednosti te je time nije utvrđena diskriminantna valjanost konstrukata. Nakon analize pouzdanosti i valjanosti konstrukata, analizirani su rezultati strukturnog modela koji uključuje i provjeru prediktivnih sposobnosti samog modela i odnosa koji se događa između varijabli. Prva procjena bila je pokazatelj koeficijenta determinacije (eng. *R square*) koji je za sve vrijednosti iznad kritične vrijednosti od 0,2 te model objašnjava 58,5% varijance zavisne varijable zadovoljstva kupaca, 22,6% varijance zavisne varijable percipirane kvalitete i 56% varijance zavisne varijable percipirane vrijednosti. Iduća procjena odnosi se na procjenu relativnog utjecaja egzogene varijable na endogenu varijablu (f^2), a rezultati prikazuju da je najslabiji utjecaj varijable *Customer Satisfaction* na varijablu *Perceived value* gdje je vrijednost niža od zadane vrijednosti. Slabi utjecaj varijable je *Customer Expectation* na *Customer Satisfaction* i *Perceived Value* na *Customer Satisfaction*. Srednji utjecaj ima *Perceived Quality* na *Customer Satisfaction*. Najjači utjecaj imaju varijable *Customer Expectation* na *Perceived Quality* i *Percived Quality* na *Perceived Value*. Sljedeća procjena modela vezana je za problem kolinearnosti provjerom faktora inflacije varijance (VIF) vrijednosti za sve varijable strukturnog modela bile su između 1,00 koja je bila minimalna vrijednost do 2,391 koja je bila maksimalna vrijednost. S obzirom da je najveća dopuštena vrijednost u ovom modelu 5,00 dobiveni rezultati zadovoljavaju kriterije te ne postoji problem multikolinearnosti. Nakon toga analizirao se pokazatelj suvišnosti ili Q^2 gdje rezultati dobiveni analizom prikazuju da je model relevantan u predviđanju od strane varijabli koje djeluju na latentne varijable za sve varijable osim za *Customer Expectation* koji nakon izračuna ima vrijednost 0 te time ne može djelovati na druge. Procjenom mjernog modela

utvrđena je kompozitna i diskriminantna pouzdanost i valjanost varijabli. Sa procjenom strukturnog modela utvrđena je visoka prediktivna sposobnost modela osim za jednu varijablu dok ostale imaju visoke vrijednosti koje se karakteriziraju kao vrlo jake sposobnosti predikcije. Veze između varijabli statistički su značajne.

Zaključak

SEM metoda postala je već standardna metoda u korištenju u praksi. Najčešće je koriste istraživači sa područja marketinga i managementa gdje se analiziraju efekti između latentnih varijabli. Danas postoji mnogo različitih programskih alata koji se mogu koristiti kod ove analize te pružaju brojne pogodnosti kod korištenja i sa svakom nadogradnjom uvode nove mjere i nove pokazatelje koji pomažu istraživačima doći do još boljih rezultata.

Tijekom planiranja samog istraživanja potrebno je imati na umu količinu uzorka koja se mora prikupiti kako bi se ispravno odabrala metoda za obradu i interpretaciju rezultata. U prethodnim poglavljima opisani su postupci odabiranja metode i njezine mane i prednosti te koliko je važno odabrati ispravnu metodu i koliko ona utječe na same rezultate nakon istraživanja.

Potrebno je izgraditi i model zadovoljstva kupaca kako bi se saznalo zadovoljstvo kupaca određenim uslugama i proizvodima. Prvi u tome bili u Švedskoj gdje su 1989 uz pomoć američkih kolega izgradili prvi mjerni sustav zadovoljstva kupaca. Taj model se koristi i danas te predstavlja glavnu osnovu za sve ostale modele koji su nastali u drugim državama po uzoru na prvi model. Danas su četiri vodeća modela koja se najčešće koriste, a to su originalni švedski, norveški model, europski indeks i američki indeks. Američki indeks koji se koristio i u ovom radu kako bi se mjerilo zadovoljstvo kupaca mobilnim uslugama te se pokušala opovrgnuti nula hipoteza koja je glasila da je svaki klijent zadovoljan uslugama. Takav model koristi se za mjerenje zadovoljstva kupaca kvalitetom usluga i proizvoda koju dobivaju od strane različitih kompanija koje imaju najčešće velike udjele na tržištu. Model je uzročno posljedični kojem se s lijeve strane nalaze očekivanja klijenata, percipirana kvaliteta i vrijednost dok se samo zadovoljstvo nalazi u sredini kao rezultat svih varijabli. U istraživanju koje se provodilo u ovom radu prikupljen je uzorak od 108 ispitanika koji su iz populacije studenata i borave na području Pule. Anketni upitnik pomoću kojeg su prikupljeni podaci o zadovoljstvu ispitanika o uslugama se sastojao od 16 pitanja koja su bila podijeljena u 4 kategorije. Nakon prikupljenih podataka, obrada se izvršavala u već spomenutom programskom alatu SmartPLS 3.0 koji pomoću različitih izračuna mjera određuje uspješnost istraživanja. Na temelju tih rezultata može se zaključiti da su sve latentne varijable iznad graničnih vrijednosti te su se koristile u daljnjoj analizi. Kod provjere prediktivnih

sposobnosti modela, sve varijable objašnjavaju više od 58.5% varijance dok je utjecaj egzogenih varijabli na endogene varijable u konačnici srednje jak te je utvrđena visoka prediktivna sposobnost modela za skoro sve varijable osim *Customer Expectation*. Prema bootstrapping analizi koja je provedena na kraju same analize utvrđeno je da se ne može odbaciti nul hipoteza na temelju prikupljenih podataka s obzirom da hipoteza *Customer Expectation* -> *Perceived Value* ima veću p vrijednost od zadane alfe te nije signifikantna.

SAŽETAK

SEM metoda postala je standardna praksa koju koriste istraživači najčešće sa područja marketinga i managementa. Pomoću te metode analiziraju se efekti između latentnih varijabli. Danas postoji mnogo različitih softvera koji automatizmom, već ugrađenim funkcijama, izračunavaju sve potrebne informacije koje se dalje koriste kod definiranja različitih ponašanja kupaca, a jedno od njih je Customer Satisfaction Indeks ili CSI. CSI modela danas razvija gotovo svaka država koja ima veliko tržište usluga i proizvoda i želi znati u kakvom je stanju to tržište i što se očekuje od njega kako bi ga dalje unapređivala i poboljšavala na zadovoljstvo kupaca. Često različite države razvijaju vlastite indekse da bi što bolje prilagodili vrijednosti i pravila vlastitim kupcima ili potrošačima ali svima je zajednička baza koja je nastala u Švedskoj. U ovom radu teorijski i na primjeru istraživanja pomoću anketnog upitnika želi se mjeriti zadovoljstvo kupaca mobilnim uslugama. U istraživanju korišten je programski alat SmartPLS 3.0 i izračunava se američki indeks zadovoljstva kupaca.

SUMMARY

The SEM method has become a standard practice used by researches most often in the field of marketing and management. Using this method the effects of latent variables are analyzed. Today, there are many different software that used automate functions to calculate all the information needed to further define different customer behavior, one of which is CSI. Nearly every country develops the CSI model which has a large market of services and products wants to know what the market is and what it is expected to fit to further improve and improve its customer satisfaction. Often different countries develop their own model to better tailor the value and rules to their own customers or consumers, but to everyone is common basic that has been developed in Sweden. In this paper, on the example of the research and theoretical the survey questionnaire aims to measure customers satisfaction with mobile services. The study tool which was used was the SmartPLS 3.0 software and it was calculated by the ACSI.

Ključne riječi : PLS, SEM, SmartPLS, CSI, ACSI, ECSI, latentna varijabla, Partial Least Squares, CB-SEM

Key words: PLS, SEM, SmartPLS, CSI, ACSI, ECSI, latent variables, Partial Least squares, CB-SEM

Literatura

1. Hair, F.J. et al.(2017) A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), second edition, SAD, SAGE. URL: https://books.google.hr/books?hl=hr&lr=&id=Xn-LCwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA9&dq=pls-sem+method+explanation&ots=sm59zXiGQK&sig=RwcA9lpmGy1Nb7U15pusKNCTiEQ&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false (07.05.2019)
2. Hair, F.J. et al.(2017) Advanced Issues in Partial Least Squares Structural Equation Modeling, second edition, SAD, SAGE, URL: <https://books.google.hr/books?id=f1rDgAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=Advanced+Issues+in+Partial+Least+Squares+Structural+Equation+Modeling&hl=hr&sa=X&ved=0ahUKEwipk9D71OTiAhWhllsKHRKJB0sQ6AEIJzAA#v=onepage&q=Advanced%20Issues%20in%20Partial%20Least%20Squares%20Structural%20Equation%20Modeling&f=false>
3. Garson G.D. (2016) Partial Least Squares: Regression & Structural Equation Models, Statistical Associates Publishing. URL: https://www.smartpls.com/resources/ebook_on_pls-sem.pdf (25.05.2019)

Internet izvori:

1. American Customer Satisfaction Index, URL: <https://www.theacsi.org/about-acsi/history> (05.06.2019)
2. An international tool for optimising customer satisfaction and loyalty. URL: https://relationmonitor.dk/uk/analysis/about_our_research/effektprofil_analysis/european_customer_satisfaction_index_ecsi (12.05.2019)
3. Customer satisfaction models. URL: <https://www.van-haaften.nl/customer-satisfaction/customer-satisfaction-models/65-customer-satisfaction-index-csi-models> (10.05.2019)
4. Lohmoller, J.B. (1989) Latent Variable Path Modeling with Partial Least Squares. Physica-Verlag, Heidelberg. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007%2F978-3-642-52512-4> (06.06.2019)
5. Model Fit , URL: <https://www.smartpls.com/documentation/algorithms-and-techniques/model-fit> (01.06.2019)
6. Partial Least Squares Based Structural Equation Modeling (PLS-SEM), URL: https://gloserv.org/wp-content/uploads/dr.olya_.pdf (01.05.1019)
7. Riel, A.C.R et.al(2016) Estimating hierarchical constructs using consistent partial least squares: The case of second-order composites of common factors,

Emeraldinsight. URL: <https://www.emeraldinsight.com/doi/full/10.1108/IMDS-07-2016-0286> (04.05.2019)

8. Some contributions to PLS Path Modeling and a system for the European Customer Satisfaction, URL: <http://www.sis-statistica.org/old/htdocs/files/pdf/atti/RSMi0602p201-210.pdf> (03.05.2019)

9. User Satisfaction with Mobile Services in Canada, URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.462.4670&rep=rep1&type=pdf> (01.04.2019)

10. What is Likert Scale – Definition & How to Use it. URL: <https://www.questionpro.com/blog/what-is-likert-scale/amp/> (14.05.2019)

Članci

1. Bayol, M.P. et.al (2000) Use of PLS Path Modelling to estimate the European Consumer Satisfaction Index (ECSI) model, Statistica Applicata, Vol. 12, n. 3, 361-375. URL: https://www.researchgate.net/profile/Michel_Tenenhaus/publication/267718888_Use_of_PLS_Path_Modelling_to_estimate_the_European_Consumer_Satisfaction_Index_ECSI_model/links/5488299a0cf289302e2f1dd1/Use-of-PLS-Path-Modelling-to-estimate-the-European-Consumer-Satisfaction-Index-ECSI-model.pdf (14.05.2019)

2. Gehlbach, S. (2006) A FORMAL MODEL OF EXIT AND VOICE, Rationality and Society, Vol. 18(4): 395–418. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/c1c3/d09b78be95736e0f897e4bd0d929f19419a3.pdf> (15.05.2019)

3. Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A New Criterion for Assessing Discriminant Validity in Variance-based Structural Equation Modeling. Journal of the Academy of Marketing Science, 43(1), str. 115-135. URL: <https://research.utwente.nl/en/publications/a-new-criterion-for-assessing-discriminant-validity-in-variance-b> (05.06.2019)

4. Mikulić, J., & Prebežac, D. (2011.). What drives passengler loyalty to traditional and low-cost airlines? A formative partial least squares approach, Journal of Air Transport Management 17(4), str. 237-240. URL:

<https://www.infona.pl/resource/bwmetal.element.elsevier-ff53062c-b96b-3f18-95a8-e3705378ab6a> (01.06.2019)

Popis slika

Slika 1. Softveri za korištenje SEM modela

Slika 2. Razlike između CB-SEM i PLS-SEM modela

Slika 3. Prikaz PLS-SEM modela

Slika 4. Grafički prikaz mjerenja

Slika 5. Faze izgradnje modela

Slika 6. Primjer modela sa tipovima varijabli

Slika 7. Prikaz mediating-effect

Slika 8. primjer multi grupne analize

Slika 9. primjer hijerarhijskog modela

Slika 10. Način mjerenja

Slika 11. Kada odabrati model sa jednom stavkom

Slika 14. Izvorni model SCSB

Slika 14. Predloženo novi model

Slika 15. Prikaz ECSI modela

Slika 16. Prikaz ACSI modela

Slika 17. Izgled modela

Slika 18. Prikaz modela nakon pokretanja PLS algoritma

Slika 19. Prikaz modela nakon uklanjanja vrijednosti odnosno opterećenje (eng. Loadings) varijabli koje ne zadovoljavaju uvjete

Popis tablica

Tablica 1. Prikaz opterećenja varijabli

Tablica 2. Procjena modela

Tablica 3. Cross-loading

Tablica 4. Fornell-Larcker kriterij

Tablica 5. HTMT prikaz

Tablica 6. R^2 prikaz vrijednosti

Tablica 7. prikaz f^2 vrijednosti

Tablica 8. Path koeficijenti

Tablica 9. Vrijednosti faktora inflacije korelacije

Tablica 10. Rezultati analize

Tablica 11. rezultati analize razine značajnosti

Tablica 12. Blindfolding metoda

