

UNIVERZA V LJUBLJANI

EKONOMSKA FAKULTETA

DIPLOMSKO DELO

SNEŽANA KNEŽEVIĆ

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

DIPLOMSKO DELO

**UPORABA IZKOPAVANJA PODATKOV:
PRIMER PODJETJA MERKUR, D.D.**

Ljubljana, junij 2002

SNEŽANA KNEŽEVIĆ

IZJAVA

Študentka Snežana Knežević izjavljam, da sem avtorica tega diplomskega dela, ki sem ga napisala pod mentorstvom dr. Tanje Dmitrovič in somentorstvom dr. Jurija Jakliča in dovolim objavo diplomskega dela na fakultetnih spletnih straneh.

V Ljubljani, dne 10. junij 2002

Podpis: _____

KAZALO

1. UVOD	1
2. UPORABA IZKOPAVANJA PODATKOV V TRŽENJU	3
2.1. ZAKAJ IZKOPAVANJE PODATKOV	3
2.2. PODATKOVNO PODPRTO TRŽENJE	5
2.3. MOŽNOSTI UPORABE IZKOPAVANJA PODATKOV V TRŽENJU	7
2.4. UPORABA NAVZKRIŽNE PRODAJE V TRŽENJU	12
3. IZKOPAVANJE PODATKOV	16
3.1. KAJ JE IZKOPAVANJE PODATKOV	16
3.2. RAZLIČNE OPREDELITVE IZKOPAVANJA PODATKOV	16
3.3. KAJ NI IZKOPAVANJE PODATKOV	18
3.4. MODEL IZKOPAVANJA PODATKOV NA PRIMERU NEPOSREDNEGA TRŽENJA	19
3.5. RAZVOJ TRŽENJSKIH PROCESOV	21
3.6. METODOLOGIJA IZKOPAVANJA PODATKOV	23
3.7. TEHNIKE IZKOPAVANJA PODATKOV	24
3.7.1. <i>Najbližji sosed (ang. nearest neighbor)</i>	25
3.7.2. <i>Razvrščanje podatkov v skupine</i>	25
3.7.3. <i>Drevesa odločanja</i>	26
3.7.4. <i>Nevronska omrežja</i>	27
3.7.5. <i>Indukcijska pravila (ang. rule induction)</i>	27
3.8. UPORABA PRAVE TEHNIKE	28
3.9. PROCES IZKOPAVANJA PODATKOV	29
3.10. IZKOPAVANJE PODATKOV V POSLOVNEM PROCESU	30
4. IZKOPAVANJE PODATKOV IZ PODATKOVNE BAZE PODJETJA MERKUR	32
4.1. PREDSTAVITEV PODJETJA MERKUR, D.D.	32
4.2. KOMERCIALNO ANALITSKI SISTEM	34
4.3. UPORABA ORODIJ POSPEŠEVANJA PRODAJE	35
4.3.1. <i>Pospeševanje prodaje končnim kupcem</i>	35
4.4. MOŽNOSTI UPORABE DRUGIH ORODIJ POSPEŠEVANJA PRODAJE	37
4.5. PROCES IZKOPAVANJA PODATKOV NA KONKRETNEM PRIMERU	38
4.5.1. <i>Opredelitev problema</i>	38
4.5.2. <i>Baza podatkov podjetja Merkur in izbor podatkov</i>	38
4.5.3. <i>Opredelitev uporabljene tehnike izkopavanja</i>	40
4.6. PREDSTAVITEV REZULTATOV	41
4.6.1. <i>Predlagana orodja pospeševanja prodaje in ureditve prodajnega prostora</i>	42
4.6.2. <i>Omejitve raziskave</i>	43
5. SKLEP	44
LITERATURA	47
VIRI	49
PRILOGE	I

1. UVOD

Živimo v času, v katerem smo priča nenehnim in hitrim spremembam. Dinamika sprememb okolja dviguje raven potreb po pospešitvi pretoka podatkov in informacij v podjetjih doma in v tujini. Vse izrazitejša konkurenčnost okolja, zmogljivejša informacijska tehnologija in nova znanja kadrov postavljajo podjetja pred zahtevo po kakovostnejših podatkih ter ustrežnejšem upravljanju s temi podatki. Ali kot je dejal Marion Harper (Kotler, 1998, str. 123): *»Dobro voditi posel pomeni upravljati s prihodnostjo: upravljati s prihodnostjo pomeni upravljati s podatki.«*

Diplomska naloga je v grobem sestavljena iz teoretičnega in praktičnega dela. V prvem delu sem predstavila uporabo izkopavanja podatkov v trženju: zakaj so sodobna podjetja začela uporabljati izkopavanje podatkov, kakšen pomen ima pospešena informatizacija na poslovanje podjetij, kakšno vlogo v poslovanju podjetja ima danes podatkovno podprto trženje in kaj je potrebno za uresničevanje le-tega. Poleg tega sem opisala možnosti uporabe izkopavanja podatkov, s posebnim poudarkom na navzkrižni prodaji v trženju. Slednja je proces, s pomočjo katerega podjetje ponudi svojim obstoječim porabnikom dodatne proizvode in storitve. Posebno pozornost ji povečam, ker se praktični primer nanaša prav na navzkrižno prodajo. Tržniki lahko rezultate o navzkrižni povezanosti izdelkov, pridobljene z izkopavanjem podatkov, uporabijo pri upravljanju odnosov s porabniki oziroma pri upravljanju trženjskih programov.

Da bi lažje razumeli izkopavanje podatkov, sem tretje poglavje posvetila podrobnejšemu opisu tega procesa: zbiranja, preučevanja in modeliranja ogromnih količin podatkov z namenom, da bi odkrili prej neznan vzorce in pravila v podatkih, kar predstavlja za podjetje konkurenčno prednost, saj podjetja in organizacije nasploh potrebujejo vedno več znanja za uspešno poslovanje. Vse pomembnejši vir znanja so obstoječe baze podatkov. Žal pa so surovi podatki le redko neposredno uporabni in koristni. Resnična vrednost podatkov se pokaže, ko smo sposobni iz njih izluščiti informacije, ki prispevajo k boljšemu razumevanju problemskega področja oziroma so uporabne za podporo odločanju. Odkrivanje koristnih informacij iz zbranih podatkov lahko dosežemo ravno z izkopavanjem podatkov, znanim tudi kot odkrivanje znanja v bazah podatkov (ang. Knowledge Discovery in Databases), ki uporablja statistične in ponazoritvene metode ter metode avtomatskega učenja (ang. machine

learning technique) pri odkrivanju in predstavitvi znanja na način, ki je uporabnikom lahko razumljiv. Zanimanje za tovrstna orodja in svetovanje na tem področju v svetu strmo narašča zaradi prednosti, ki jih prinaša njihova uporaba. Ta sega na številna področja: od trženja, finančnih storitev, mobilnih telekomunikacij, medicine, odkrivanja prevar do upravljanja z okoljem. Tretje poglavje vključuje razlago, kaj je in kaj ni izkopavanje, kakšna je metodologija izkopavanja in katere tehnike poznamo danes ter kako se vključuje izkopavanje podatkov v poslovni proces. Zavedati se moramo, da je tehnologija izkopavanja podatkov le del poslovnega procesa in mora delovati v povezavi z drugimi tehnologijami, denimo s skladiščenjem podatkov.

V nadaljevanju sem obravnavala podjetje Merkur, d.d. danes eno izmed vodilnih slovenskih trgovskih podjetij, ki prodaja izdelke metalurgije, gradbeni, inštalacijski in elektromaterial, kovinsko tehnične izdelke ter tehnične izdelke široke potrošnje. Kljub izgrajenemu podatkovnemu skladišču in vpeljavi komercialno analitskega sistema, metod izkopavanja podatkov še ne uporabljajo. Zato želim v nalogi pokazati, kako lahko sodobno analitično orodje kot je izkopavanje podatkov, pomaga podjetju pri ugotavljanju navzkrižne povezanosti med izdelki in le-to uporabiti, denimo pri oblikovanju ponudbe, da bo posameznemu porabniku všeč in se bo nanjo odzval. Ker je pospeševanje prodaje v slovenskih podjetjih pogosto uporabljana oblika tržnega komuniciranja, pomen navzkrižne prodaje pa pogosto zanemarjen, sem se odločila, da obravnavano temo podkrepim s praktičnim primerom. V raziskovalnem delu naloge sem opisala svoj empirični preizkus tehnike izkopavanja podatkov (analiza vsebine nakupne košarice) iz Merkurjeve baze podatkov. Iz že zgrajenega podatkovnega skladišča sem izluščila ključne podatke o transakcijah določenega obdobja ter jih analizirala s pomočjo programskega paketa Microsoft SQL Server 2000. Rezultati analize so lahko osnova vodilnim in tržnikom v Merkurju pri presojanju o uporabi sodobnih analitičnih orodij za odločanje o navzkrižni prodaji.

Namen naloge je predstaviti področje odkrivanja znanja iz podatkov, osnovne tehnike in orodja na tem področju ter na primeru podjetja Merkur pokazati uporabo orodja za izkopavanje podatkov za odločanje o navzkrižni prodaji.

2. Uporaba izkopavanja podatkov v trženju

2.1. Zakaj izkopavanje podatkov

V zadnjih nekaj letih se je odnos podjetij do svojih porabnikov izrazito spremenil. Sodobna podjetja morajo bolje razumeti svoje porabnike in se v zelo kratkem časovnem obdobju odzvati na njihove potrebe in želje. Da bi bilo podjetje uspešno, mora biti zelo dejavno in vnaprej predvidevati porabnikove želje. Smo v času, ko podjetje ne sme čakati na očitne znake porabnikovega nezadovoljstva, ampak mora na to že prej reagirati in spremeniti svojo poslovno strategijo.

Manjši trgovci v preteklosti niso imeli težav s poznavanjem svojih porabnikov in so se hitro odzivali na njihove potrebe. Podobno tudi sodobni, majhni ponudniki izdelkov oziroma storitev zaupajo svojemu znanju o porabniku in na ta način ustvarjajo zvestobo svojih kupcev. Znanje temelji na dolgoročnem odnosu med prodajalcem in njegovim porabnikom. Prodajalec pozna porabnikov okus, cenovno elastičnost, preference ... Prednost majhnih ponudnikov v primerjavi z velikimi je ravno v poznavanju svojih porabnikov, ki se prav zato vračajo nazaj (Berson, 1999, str. 3).

Mnogi strokovnjaki se že zavedajo, da bi morala podjetja vseh velikosti oponašati to, kar mala, storitveno orientirana, že dobro obvladajo: ustvariti »individualni« odnos (ang. one-to-one relationship) s svojimi porabniki. Napredna podjetja z različnih področij se že skušajo približati temu idealnemu odnosu. To pomeni razumevanje vsakega porabnika posebej in uporabo tega znanja za enostavnejše in uspešnejše sodelovanje s porabnikom v primerjavi s konkurenco. Ta podjetja skušajo najti življenjsko vrednost (ang. lifetime value) za vsakega porabnika posebej. Tako vedo, katere porabnike velja obdržati, v njih investirati denar in trud, in katere lahko »zanemarijo« (Berry, Linnof, 1997, str. 2). Pitta (1998, str. 468 – 469) pravi, da se je individualno trženje (ang. one-to-one marketing) razvilo zaradi močne konkurence na naraščajočem globalnem trgu in razvoja produkcijske tehnologije, ki omogoča proizvajalcem pospešiti diferenciacijo svojih proizvodov. Cilj individualnega trženja je čim bolj natančno prilagoditi ponudbo porabniku. Takšen, spremenjen vidik gledanja na porabnika kot na posameznika, ne pa na različne tržne segmente, zahteva spremembe v celotni organizaciji, zlasti na področju trženja in prodaje. Če želi podjetje zgraditi »individualni« odnos s svojimi

porabniki, mora zbirati obsežne količine podatkov in biti sposobno dobro upravljati z informacijskimi viri, saj je ravno informacijska tehnologija tista, ki omogoča individualno trženje. Dejansko pa je vzpostavitev tega odnosa podaljšek (znane) segmentacije trga. Podjetje mora razumeti specifične potrebe tržnega segmenta – v tem primeru posameznega porabnika.

Poleg tega je za uresničevanje individualnega trženja pomemben koncept trženja po meri porabnika (ang. mass customization). Ta pomeni, kot piše Kotler (1998, str. 266), sposobnost ponuditi množico individualno oblikovanih izdelkov, da bi zadovoljili zahteve vsakega porabnika. Uresničitev tega koncepta, pravi Rojšek (2001, str. 2), omogoča sodobna tehnologija v številnih dejavnostih, brez odrekanja prihrankom obsega. Vendar različni vidiki in posledice uporabe tega koncepta še niso dovolj raziskani.

Vprašanje je, kako lahko velika podjetja dosežejo podoben odnos s svojimi strankami kot majhna. Kako lahko veliko podjetje opazi porabnika, si ga zapomni in se kaj nauči iz teh interakcij? Kaj lahko zamenja kreativno intuicijo malega trgovca? Berson (1999, str. 6) meni, da se lahko tudi največja podjetja s pomočjo smiselne uporabe sodobne informacijske tehnologije temu približajo.

Danes velika podjetja (verige supermarketov, zavarovalnice, banke in tako naprej) v razvitih državah že avtomatizirano beležijo informacije o svojih porabnikih. Pri večini poteka sprotna obdelava (ang. on-line) transakcij in zbiranje podatkov o vseh interakcijah s strankami – beležijo vsak klic, prodajo, naročilo iz kataloga, obisk na spletni strani podjetja in tako naprej – in jo uporabijo kot vir učenja. Toda učenje zahteva več kot preprosto zbiranje podatkov, saj veliko podjetij zbira na stotine gigabajtov podatkov o svojih porabnikih, ne da bi se pri tem kaj naučili. Podatki so mnogokrat zbrani zgolj za operativne namene, na primer za inventuro zalog ali izdajanje računov. Ko dosežejo ta namen, večinoma utonejo v pozabo ali pa jih preprosto uničijo (Berry, Linoff, 1997, str. 3). Kljub visokim stroškom zbiranja podatkov je v večini primerov le majhen delež (5 % – 10 %) teh podatkov analiziran.

Da bi prišli do stopnje, ko se iz zbranih podatkov tudi kaj novega naučimo, je treba podatke iz različnih virov – blagajniških zapisov, prijavnih, raziskav - najprej združiti in urediti na dosleden in uporaben način. To imenujemo skladiščenje podatkov (ang. data warehousing),

taa podjetju omogoča, da si na integriran način »zapomni« vse, kar je opazilo pri svojih kupcih, in predstavlja zaželjeno izhodišče za proces izkopavanja podatkov (ang. data mining). Natančnejšo opredelitev podatkovnega skladišča in izkopavanja podatkov bom podala v naslednjem poglavju. Naslednji korak je razumevanje podatkov in analiza le-teh, posledično pa spreminjanje podatkov v uporabne informacije. Tu nastopi proces odkrivanja znanja iz podatkov (ang. knowledge discovery in databases), pri čemer si pomagamo z orodji za izkopavanje podatkov (Pivk, 2001). Hu et al. (1998, str. 225 – 236) še poudarjajo, da zgolj dostop do kvalitetnih informacij ni dovolj za uspešno odkrivanje znanja o porabnikih (ang. customer knowledge discovery). Poleg zbiranja podatkov mora postati odkrivanje znanja v celotnem podjetju splošno uporabljen postopek za povečanje produktivnosti, širjenje znanja in sodelovanje med zaposlenimi. Mnoga podjetja še vedno napačno predvidevajo, da si njihovi zaposleni samodejno pridobivajo znanje. Učinkovitost in vrednost odkrivanja ter upravljanja znanja o porabnikih sta odvisna od aktivne udeležbe številnih strokovnjakov, ki morajo prispevati lastne informacije in znanje za ponovno uporabo ter stalno izboljševati obstoječo poslovno inteligenco.

2.2. Podatkovno podprto trženje

Podatkovno podprto trženje (ang. database marketing) je danes bistvenega pomena za mnoga podjetja, četudi osnovno misel o uporabi informacij o porabnikih pri upravljanju trženjskih programov poznamo že od samega začetka poslovanja podjetij (Cooke, 1994, str. 4). Vpliv informacijske tehnologije na trženje je povzročil povečan pomen podatkovno podprtega trženja v poznih osemdesetih letih prejšnjega stoletja. V vedno bolj konkurenčnem tržnem okolju je danes temeljna podstat trženja potreba po natančnih in ažurnih informacijah o tržiščih, konkurenci, porabnikih, izdelkih in podjetju. Poleg tega je opazen premik od enosmerne k dvosmerni komunikaciji s porabniki (Wright in Fletcher, 1998, str. 266).

Brachman et al. pravijo, da razširjenost in razvoj informacijske tehnologije ter izkušnje z uporabo podatkov danes omogočajo odkrivanje znanj. Količine podatkov, ki jih zbirajo organizacije v vseh panogah, pa strmo naraščajo (Pitta, 1998, str. 477). Trženje že dolgo časa uporablja statistične in ostale kvantitativne metode za razumevanje obnašanja porabnikov in je vodilno v uvajanju tehnik za odkrivanje znanj. Podatkovno podprto trženje temelji na analizi podatkovnih baz o porabnikih, pri tem pa uporablja številne metode, denimo

oblikovanje napovedovalnih modelov za natančnejšo izbiro porabnikov (Pitta, 1998, str. 475 – 477).

Kotler (1998, str. 660, 773) opredeljuje trženje na osnovi baze podatkov kot proces, ki uporablja tehnologijo na področju baz podatkov in visoko razvite analitične metode skupaj z metodami neposrednega trženja z namenom, da izvabi zaželen, izmerljiv odziv pri ciljni skupini ali posameznikih oziroma poenostavljeno, z namenom, da vzpostavimo stik s porabniki in izpeljemo transakcijo.

Izgradnja baze podatkov zahteva naložbo v strojno in programsko opremo – programe za obdelavo podatkov, analitične programe, usposabljanje uporabnikov, vzpostavitev komunikacijskih poti in podobno. Izgradnja takšnega sistema je draga in dolgotrajna, a ob pravilni uporabi lahko podjetje doseže zavidljive rezultate. Poleg tega mora biti sistem prijazen do uporabnikov in omogočati dostop različnim profilom tržnikov. Desai, Wright in Fletcher (1998, str. 266 – 267) še dodajajo, da je obseg in uporaba zbranih informacij odvisna od tega, ali tržniki uporabljajo podatkovno podprto trženje na operativnem nivoju ali na strateškem nivoju, ki zahteva dolgoročne spremembe v organizaciji, ne le (enostavno) tehnično in strokovno usposobljenost.

Cooke opozarja, da obstaja velika podobnost med podatkovno podprtim trženjem in neposrednim trženjem, saj je današnjim »neposrednim« tržnikom baza podatkov nujno potrebna pri oblikovanju trženjskih strategij (Cooke, 1994, str. 4). Vendar veliko podjetij še ne razlikuje med seznamom porabnikov, ki je le zbirka imen, naslovov in telefonskih števil, in trženjsko bazo podatkov, ki je sestavljena iz podatkov o pretekli prodaji (času, pogostosti, vrednosti, vsebini), naklonjenosti medijem, demografskih in psihografskih podatkov, in podobno. Podjetja ustvarjajo in razvijajo baze podatkov za vsak posamezni izdelek, a teh ne povezujejo na način, da bi dobila celostno sliko o svojih porabnikih (Kotler, 1998, str. 772 – 773), kar bi lahko, kot pravi Edelstein (2000, str. 3 – 6), uporabila za pridobivanje novih in zadržanje »dobrih« porabnikov ter za povečanje vrednosti obstoječih porabnikov s personalizacijo ponudbe ali z navzkrižno prodajo.

V Sloveniji še ne moremo govoriti o vsesplošnem trženju na osnovi baze podatkov. Prav nasprotno, zaenkrat je še malo podjetij, ki presegajo enostavno neposredno trženje. Vendar pa

bo prišel čas, ko se bodo morala tudi naša podjetja začeti zavedati pozitivnih učinkov, ki jih prinaša uporaba metod in tehnik izkopavanja podatkov, denimo za preprečevanje prehajanja porabnikov k drugim ponudnikom. Zlasti panoge (na primer mobilna telefonija), ki doživljajo visoke letne stopnje rasti, a so zaradi vedno večje konkurence in zasičenja trga prisiljene zmanjševati marže, bodo morale upoštevati metode in tehnike izkopavanja podatkov. Glavna značilnost zmagovalnih podjetij je v njihovi sposobnosti zadržati donosne porabnike ob minimalnih stroških.

Dobro vodena baza podatkov naj bi povečala prodajo, več kot znašajo stroški njene izdelave. Kotler opozarja, da morajo podjetja podatkovno podprto trženje uporabljati premišljeno in strateško, ker lahko le-to v nasprotnem primeru povzroči podjetju resno škodo. Avtor loči štiri načine uporabe baze podatkov (1998, str. 773 – 775):

1. za opredeljevanje možnih kupcev,
2. odločitve o tem, kateri kupci naj bi bili deležni določene ponudbe,
3. poglobljanje porabnikove zvestobe ter
4. kako pripraviti porabnike, da ponovno kupijo.

Podatkovno podprto trženje danes v razvitih državah uporabljajo predvsem podjetja, ki se ukvarjajo s storitvami na drobno (banke, letalske družbe, zavarovalnice, hoteli), podjetja s področja medicinske panoge, trgovine na drobno in pa pri medorganizacijskem trženju.

2.3. Možnosti uporabe izkopavanja podatkov v trženju

Orodja za izkopavanje podatkov omogočajo tržnikom natančnejšo izdelavo trženjskih načrtov s pomočjo sodobne tehnologije in raziskovalnih tehnik. V primeru, da v bazi podatkov obstajajo potrebne informacije, bo orodje za izkopavanje podatkov oblikovalo model za skoraj vsako porabnikovo aktivnost. Cilj je najti vzorce, ki se nanašajo na trenutni, aktualen poslovni problem, in ki bodo pomagali tržnikom sprejeti boljše, strateško pomembne odločitve (Pitta, 1998, str. 476).

Nekaj tipičnih vprašanj, na katera lahko najdemo odgovor s pomočjo procesa izkopavanja podatkov :

- Kateri porabniki bodo najverjetneje opustili določeno storitev?

- Kateri proizvod ali storitev bo kupec še kupil v bodoče?
- Kakšna je verjetnost, da bo kupec naročil blago v vrednosti najmanj 20.000 SIT iz določenega kataloga poslanega po pošti?
- Kateri potencialni kupci se bodo najverjetneje odzvali na določeno ponudbo?

Odgovori na ta in podobna vprašanja se nahajajo v shranjenih podatkih podjetja. Vendar so potrebna močna orodja za izkopavanje podatkov, da se dokopljemo do njih. Odgovori lahko podjetju pomagajo obdržati porabnike in povečati odzivnost na trženjske akcije. To pa posledično poveča prodajo, navzkrižno prodajo in donosnost naložb (Berson, 1999, str. 11 – 13).

V nadaljevanju navajam nekaj primerov uporabe izkopavanja podatkov v sodobni trženjski praksi.

Podjetje **American Express** od leta 1993 zbira podatke o transakcijah svojih več kot 30 milijonov porabnikov na podlagi katerih, s pomočjo sofisticiranih statističnih programov, oblikujejo točno ciljane ponudbe. Takšne, ki so narejene po meri uporabnika, podjetje imenuje »individualizirana glasila«. Porabnikom jih pošiljajo mesečno, skupaj z računi. (Kotler, 1998, str. 775). Podjetje je poročalo o 10- do 15-odstotnem povečanju uporabe plačilnih kartic, kar je posledica podatkovno podprtega trženja. Cilj je doseči večji delež prodaje pri izbranih porabnikih, kar podjetje uresničuje s pomočjo oblikovanega podatkovnega skladišča in ostalih informacijsko tehnoloških virov (Pitta, 1998, str. 476 - 477).

Že prej omenjeno **individualno trženje** je močno odvisno od odkrivanja znanja v bazah podatkov. Slednje denimo omogoča letalskim družbam ugotoviti, kdo so njihovi najbolj pogosti porabniki storitev, in si zapomniti njihove značilnosti, posledično pa jim ponuditi personalizirane storitve ob nižjih stroških in tako zmanjšati odvečne zaloge in povečati dobiček (Pitta, 1998, str. 475).

Dennis, Marsland in Cockett (2001, str. 368 – 374) opozarjajo na pomen izkopavanja podatkov za **trgovske centre**. Nekateri britanski trgovci na drobno se že zavedajo prednosti, ki jih prinaša izkopavanje podatkov, po drugi strani pa jih ne delijo z lastniki trgovskih

centrov, kar bi sicer posledično lahko prineslo obojim večje ekonomske koristi ter povzročilo boljše zadovoljevanje potreb (skupnih) končnih kupcev. Z metodami izkopavanja podatkov je podjetje Wal-Mart iz Združenih držav odkrilo zanimive vzorce med podatki – izdelki v nakupni košarici. Gre za t.i. »plenice-pivo« povezavo, značilno za petkove večere. S postavitvijo teh dveh izdelkov skupaj na prodajne police se je pri nakupu plenice več očetov odločalo za dodaten nakup piva. Avtorji trdijo, da vključitev izkopavanja podatkov v okvir upravljanja znanja lahko poveča vrednost znanja. Informacije iz podatkovnih baz o porabnikih so lahko uporabljene za izboljšanje komunikacijskih poti in za ugotavljanje potreb ter želja različnih skupin porabnikov, katere želijo ciljati tako trgovci na drobno kot trgovski centri, ter le-tem ponuditi prilagojene ponudbe.

Pridobljene podatke (o porabnikih, pretekli prodaji in podobno) lahko podjetje uporabi za oblikovanje **programov zvestobe** (obrambna strategija), katerih osnovni vsebinski cilj je, kot pravi Ograjenšek (2001, str. 1 – 2), zgraditev ovir za izstop. Poleg tega pa jih je možno uporabiti, denimo, za napovedovanje vzorcev vedenja novih porabnikov (napadalna strategija). Prvotno so se programov zvestobe domislile velike letalske družbe v začetku osemdesetih let prejšnjega stoletja, kasneje pa so se jih začele posluževati tudi povezane panoge (najem avtomobilov, hotelirstvo in gostinstvo) ter trgovina na drobno, bančništvo, zavarovalništvo in tako naprej. Sestavni del programov zvestobe je veliko število porabnikov z namenom spodbujanja le-teh k rednim ali vsaj (bolj) pogostim nakupom (enakih) izdelkov. S pospešeno informatizacijo prihajajo v ospredje elektronske kartice zvestobe (ang. loyalty cards) kot pomembno orodje za zbiranje podatkov o kupcih (demografskih, socio-ekonomskih, psihografskih), podrobnih podatkov o transakcijah, pritožbah in pohvalah, željah in predlogih, pogostosti in vrsti stikov s porabniki in podobno. Kartice zvestobe podjetja množično uporabljajo kot pomembno trženjsko orodje za zagotavljanje in povečanje zvestobe porabnikov (ang. customer loyalty) (Desai, Wright, Fletcher, 1998, str. 274). Podjetje Adria Airways je leta 1990 med prvimi v Evropi uvedlo svoj program zvestobe (Adria Privilege Club) (Ograjenšek, 2001, str. 1). Eno izmed trgovskih podjetij v Sloveniji, ki danes uporabljajo elektronske kartice zaupanja kot orodje za pospeševanje prodaje končnim kupcem, je tudi podjetje Merkur d.d., katerega orodja pospeševanja prodaje končnim kupcem bom v petem poglavju podrobneje opisala.

V literaturi najdemo še naslednje primere uporabe izkopavanja podatkov v trženjske namene (Pirc, 2001):

➤ **Segmentacijo in profiliranje**

Pirc navaja, da lahko s pomočjo izkopavanja podatkov izluščimo določene skupne značilnosti porabnikov: katere značilnosti imajo stranke, ki so prešle h konkurentom; katere stranke so najbolj dobičkonosne; katere dodatne izdelke lahko ponudimo posamezniku; kakšne razlika je med posameznikom, ki prinaša podjetju dobiček, in tistim, ki ga ne prinaša; kdo naj bo naslednja »tarča« in podobno.

V številnih panogah obstajajo porabniki, ki stanejo podjetje več, kot so vredni. Enake tehnike izkopavanja, ki jih uporabljajo analitiki za odkrivanje donosnih porabnikov, se uporabljajo tudi za odkrivanje nedonosnih (Berry, Linoff, 1997, str. 10 – 14). Shemwell in Yavas (1998, str. 295) opozarjata, da je pridobitev nove stranke petkrat dražje, kot prodati novo storitev obstoječi.

➤ **Vedenje porabnikov**

Tržnike zanima vedenje porabnikov, kaj le-ti počnejo, kako se odzivajo, denimo, če se poveča vsota na bančnem računu, če so zamudili s plačilom in podobno. S pomočjo izkopavanja, lahko dobijo odgovore na postavljena vprašanja in na podlagi teh oblikujejo prihodnje trženjske strategije.

➤ **Izjeme**

Tržnike prav tako zanima, kateri porabniki se vedejo drugače in kakšni so vzroki za to. Z uporabo tehnik za izkopavanje podatkov lahko ugotovimo: kateri porabniki so nenadno zmanjšali uporabo storitev; nenavadno uporabo storitev; izstopanje glede na običajno vedenje in podobno. Ugotavljanje izjem je posebej značilno za ugotavljanje prevar in izjemnih dogodkov.

➤ **Asociacije**

Izbira nakupne košarice je proces odločanja, ko porabnik pri posameznem nakupu izbira izdelke med številnimi blagovnimi skupinami. Pojav blagajniških kodnih čitalcev, ki samodejno beležijo nakupe, omogoča analitikom, da opravijo analizo vsebine nakupne košarice (ang. market basket analysis), ki pove, kaj porabniki kupujejo oziroma uporabljajo

skupaj. Analiza vsebine nakupne košarice je splošen pojem za metodologijo, ki proučuje sestavo nakupnega svežnja (ang. bundle) proizvodov posameznega nakupa. Za raziskovalce sta ključni vprašanji, ali so večvrstne odločitve o izbiri nakupne košarice medsebojno povezane, in kako lahko tržniki informacije o navzkrižni povezanosti uporabijo pri oblikovanju trženjskih strategij (Russell, Petersen, 2000, str. 367 – 392). Ograjenšek (2001, str. 2) dodaja, da je kakovostno zadovoljevanje vseh segmentov s stroškovnega vidika neupravičeno, zato je analiza vsebine nakupne košarice in izdelava profilov posameznih tržnih segmentov za podjetje ekonomsko upravičena.

Podobno opredelitev analize vsebine nakupne košarice navajata v svojem članku Giudici in Passerone (2002, str. 533 – 541): analiza vsebine nakupne košarice je statistična metoda, ki ugotavlja povezave med porabnikovimi nakupnimi izbirami različnih izdelkov oziroma ugotavlja ponavljajoča se pravila med transakcijami, praviloma znotraj določene enote, denimo nakupnega centra. Svoj poskus tovrstne analize Merkurjevih skupin blaga bom predstavila v zadnjem delu naloge.

Izkopavanje podatkov tako omogoča izbrati najboljše oziroma najslabše kupce, ponuditi ustrezne ali dodatne izdelke obstoječim kupcem in ugotoviti porabnike, ki lahko podjetje najverjetneje zapustijo. Po Edelsteinu (2000, str. 3) lahko izkopavanje podatkov izboljša donosnost v vseh treh stopnjah življenjskega cikla porabnikov: pridobivanje porabnikov, povečanje vrednosti porabnikov in obdržanje donosnih porabnikov.

Primere uporabe izkopavanja podatkov najdemo tudi na področju zdravstva (analiza vpliva zdravil, analiza vzrokov bolezni), politike (analiza volitev, analiza družbene problematike), proizvodnje (analiza proizvodnega procesa, analiza rezultatov poskusa) in tako naprej.

Omenjena in podobna podjetja v svetu, ki pri svojem poslovanju že več kot desetletje uspešno uporabljajo tehnike izkopavanja podatkov, postavljajo trženje in odločanje na osnovi podatkov v ospredje svojega pristopa do oblikovanja storitev. Tehnike izkopavanja podatkov so in bodo brez dvoma uporabljene v številnih primerih, ki bodo omogočali napredek in rast poslovanja v prihodnjih letih (Berry, Linoff, 1997, str. 19).

V nadaljevanju diplomskega dela se bom osredotočila le na navzkrižno prodajo. Sledijo odgovori na naslednja vprašanja: kaj je navzkrižna prodaja; katere prednosti le-te prinaša izkopavanje; kako oblikujemo model navzkrižne prodaje; kako lahko rezultate o navzkrižni povezanosti izdelkov uporabijo trgovci in tržniki pri svojem delu.

2.4. Uporaba navzkrižne prodaje v trženju

Odnos med podjetjem in njegovimi porabniki je proces, ki se neprestano spreminja. Ko podjetje enkrat vzpostavi odnos s porabnikom, obstajajo številni načini za izboljšanje te dvosmerne interakcije (Berson, 1999, str. 264):

- maksimiziranje trajanja odnosa,
- maksimiziranje števila interakcij,
- maksimiziranje dobička vsake interakcije.

Cilj je oblikovati razmere, v katerih sta tako podjetje kot porabnik zmagovalca. Porabnikova pridobitev je boljša, kakovostnejša storitev oziroma izdelek, ki se bo ujemal z njegovimi potrebami in željami. Na drugi strani pa bo podjetje povečalo svojo prodajo in dobiček, pomagalo obdržati svoje porabnike ter povečati njihovo zvestobo.

Navzkrižna prodaja ni nova trženjska ideja, vendar je šele zdaj primeren čas za njeno uresničevanje. Veliko (zlasti investicijskih) podjetij je v 80-ih letih poskušalo z navzkrižno prodajo svojih storitev, vendar brezuspešno, to pa večinoma zaradi dveh razlogov: podjetja se niso osredotočala na storitve in izdelke, ki bi ustrezali potrebam in željam njihovih porabnikov in pa ideja navzkrižne prodaje verjetno takrat še ni dozorela. Sedanjost je bolj naklonjena in primernejša za navzkrižno prodajo, saj ponuja napredno informacijsko tehnologijo (De Simone, 2001, str. 17 – 18). V zadnjem desetletju so tržniki večinoma posvečali pozornost načinom, kako obdržati porabnike, zadnje čase pa so se začeli zavedati pomena navzkrižne prodaje pri upravljanju odnosov s porabniki, kar prinaša podjetju pomembno dodano vrednost. Organizacija, ki želi uspešno navzkrižno prodajati svoje izdelke oziroma storitve, mora imeti močno podporo vodilnih ljudi, ki morajo poskrbeti, da navzkrižna prodaja postane sestavni del vizije in poslanstva podjetja.

S pomočjo izkopavanja podatkov pridobljene prednosti navzkrižne prodaje (povečanje zvestobe in zadržanje kupcev) uspešno uporabljajo v Združenih državah že vrsto let. Za ponazoritev bom navedla dva primera (Berry, 1997, str. 13):

- zavarovalnico, ki posluje z vojaškim osebjem in njihovimi družinami: podjetje ima shranjene natančne zapise o svojih strankah in uporablja izkopavanje podatkov za napoved, v katerem življenjskem obdobju se nahajajo stranke in katere storitve bodo najverjetneje potrebovale; podjetje zaupa trženju na osnovi podatkov, vključno z izkopavanjem podatkov, že vrsto let.
- investicijsko podjetje, ki prav tako uporablja izkopavanje podatkov za izboljšanje zmožnosti za navzkrižno prodajo; podatkovno skladišče, v katerem imajo shranjene vse podatke o svojih porabnikih, uporabljajo pri izgradnji modela, ki napoveduje, katere storitve bodo poleg obstoječih še zanimive za vsakega porabnika.

Informacijski sistemi, ki omogočajo številne rešitve spreminjanja podatkov v podatkovnih skladiščih v »prodajno orožje« oziroma znanje za kakovostno upravljanje odnosov s porabniki, so zelo priljubljen nakup finančnih institucij v svetu. Glede na Meridienovo raziskavo Marlin, McEachern in O'Donnell (2001, str. 8) ocenjujejo, da bo 500 največjih finančnih institucij na svetu do leta 2004 porabilo za nakup omenjene tehnologije do 485 milijonov dolarjev. Cilj teh podjetij je »opremiti« prodajno osebje, ki je v neposrednem stiku s porabniki, ter tiste, ki so odgovorni za donosnost porabnikov, z boljšimi informacijami za povečanje dohodkov, dobička in zmanjšanje stroškov. De Simone (2001, str. 17 – 18) poudarja, da mora biti podjetje, ki želi navzkrižno prodajati, sposobno ponuditi porabnikom ustrezne izdelke in svojim prodajalcem omogočiti ustrezno urjenje in jih tudi nagraditi za uspešnost.

Navzkrižna prodaja je, kot pravi Berson (1999, str. 264), proces, s pomočjo katerega podjetje ponudi svojim obstoječim porabnikom dodatne proizvode in storitve. Na primer: porabnika, ki kupi otroške pleničke, bo najverjetneje zanimala tudi ponudba ostalih proizvodov za dojenčke. Prava vrednost navzkrižne prodaje se pokaže, ko najdemo v bazi podatkov skrite, komaj opazne vzorce (povezave med izdelki), ki jih analitik ne bi določil intuitivno. To nam omogoča prav izkopavanje podatkov. Kennedy in Yuchun (1998, str. 4-4) podobno menita, da je osnovna ideja navzkrižne prodaje obstoječim kupcem prodati dodatne izdelke in storitve. Podjetje lahko s pomočjo tehnik za izkopavanje podatkov, ki temeljijo na napovedovanju,

analizira skupine izdelkov, ki se ponavadi kupujejo skupaj in predvideva kupčevo naklonjenost do različnih izdelkov. Z uporabo preteklih podatkov lahko podjetje maksimizira prodajni potencial obstoječih porabnikov. Ena od oblik navzkrižne prodaje je novo oblikovanje ponudbe, ki je v povezavi z obstoječo oziroma s tistim, kar porabnik trenutno kupuje (ang. up-selling). Porabniku ponudimo »nadgradnjo« obstoječe storitve oziroma izdelka, ki ga je do sedaj kupoval.

Pri oblikovanju modela navzkrižne prodaje potrebujemo podatke o določenih porabnikovih lastnostih in vzorcih obnašanja, na primer: podatke o preteklih nakupih specifičnih izdelkov, datum nakupa, število nakupov na določen dan, vrednost nakupa na določen dan, geografske in demografske podatke ter ostale podatke, ki jih ima podjetje na voljo v svoji podatkovni bazi (Kennedy, Yachun, 1998, str. 4-5 in 4-6). Ograjenšek (2001, str. 1) poudarja, da zahteva nakopičena množica podatkov od podjetij uvedbo, obvladovanje in izkoriščanje prednosti dveh načel: podatkovnih skladišč in izkopavanja podatkov. Preden začne podjetje graditi podatkovno skladišče, mora odgovoriti na naslednja ključna vprašanja: katere podatke bo shranjevalo, kako dolgo in v kakšni obliki.

Kot rezultat analize nam model poišče kombinacije izdelkov, ki bodo najverjetneje zanimive posameznemu povprečnemu kupcu. Na podoben način lahko za vsak izdelek oziroma skupino izdelkov poiščemo razvrščen seznam porabnikov, ki jih bo ta izdelek oziroma skupina izdelkov najverjetneje zanimala.

Podatki o navzkrižni povezanosti izdelkov v nakupni košarici ponujajo trgovcem nove možnosti za pridobitev pomembnih informacij. Sledijo načini, kako lahko podjetja pri upravljanju odnosov s porabniki uporabijo rezultate o navzkrižni povezanosti izdelkov.

a) **Pospeševanje prodaje.** Literatura navaja več vrst metod pospeševanja prodaje, med katerimi prevladujejo predvsem kuponi, vzorci, nižanje cen, nadaljevalni programi, povračila, posebna pakiranja, nagradne igre in tekmovanja (Žigon, 2001, str. 20). Diferenciacijo izdelkov na prodajnem mestu dosežemo z (označenim) nižanjem cen in na ta način dosežemo pozornost porabnikov. Pospeševanje prodaje določene skupine blaga naj bi povečalo verjetnost nakupa izdelkov le-te. Trгоvec lahko doseže višji dobiček, če pospešuje prodajo dveh (močno) komplementarnih skupin blaga, vendar pa mora trгоvec,

če želi navzkrižno prodajati, ugotoviti (s pomočjo izkopavanja), katere skupine izdelkov imajo visoko stopnjo navzkrižne povezanosti. Če porabniki kupujejo več izdelkov iz A skupine, ko so v akciji, in če obstaja verjetnost, da sočasno kupijo tudi izdelke iz B skupine, potem bo trgovec dosegel višji dobiček, če bo pospeševal prodajo samo A skupine (Verhoef, Franses, Hoekstra, 2001, str. 359 – 378).

- b) **Posebne ponudbe** oziroma dodatne ponudbe izdelkov obstoječim kupcem lahko podjetje oblikuje s pomočjo izkopavanja podatkov. Edelstein (2000, str. 5) navaja ameriško podjetje C&C, ki svoje izdelke (posode za rože in podobno) prodaja preko kataloga 12 milijonom porabnikov. S pomočjo modela navzkrižne prodaje so ugotovili, katerim porabnikom lahko pri naročilu ponudijo še dodatne izdelke. Nekateri porabniki niso naklonjeni poskusom navzkrižne prodaje, zato je model izkopavanja, ki operira s podatki iz podatkovne baze, tako pomemben. Z uporabo rezultatov izkopavanja v programe navzkrižne prodaje je podjetje povečalo donosnost za 2 odstotka in obogatilo znanje o svojih porabnikov.
- c) **Posebna pakiranja** uporabljajo trgovci za zbujanje pozornosti in ohranjanje zvestobe porabnikov. Schultz, Robinson in Petrisson (1993, str. 62 – 72) ločijo več vrst posebnih pakiranj (a posebej ne navajajo primernosti posamezne vrste za navzkrižno prodajo): dodatna embalaža, pakirano zraven, v in na embalaži. Pomembno je, da je dodaten izdelek kupcu všečen. Tu se kaže pomen navzkrižne povezanosti, saj v nasprotnem primeru porabniki ne bodo kupili izdelka.
- d) **Ureditev prodajnega prostora (ang. merchandising)** lahko poleg trgovcev uporabljajo tudi proizvajalci, vendar se bom osredotočila le na prve, ki so zadolženi za prodajo izdelkov končnim uporabnikom, saj se podjetje Merkur na trgu pojavlja kot trgovec. Ti se osredotočajo predvsem na tloris, notranjost in zunanost trgovine ter na ustvarjanje atmosfere (Hawkins et al., 1998, str. 593). Russel in Petersen (2000, str. 387) razlagata, da lahko trgovci s pomočjo orodij ureditve prodajnega prostora (pravi asortiman izdelkov, navzkrižni kuponi, kreativni fizični izgled trgovine in tako naprej) povečajo zaznavanje navzkrižne povezanosti. Tako napeljujejo oziroma spodbujajo porabnika k navzkrižnem nakupu. Interes trgovcev in produktnih vodij za navzkrižno prodajo je velik, zato je razvoj in ocenitev trženjskih strategij, ki obljublajo »medizdelčne« povezave, tako pomemben.

3. Izkopavanje podatkov

3.1. Kaj je izkopavanje podatkov

Izkopavanje podatkov, po najbolj enostavni definiciji, avtomatizira iskanje pomembnih vzorcev v bazi podatkov (Berson, 1999, str. 22). Vedenjski vzorec lahko tako nakazuje, da je za poročene moške z otroki dvakrat bolj verjetno, da vozijo določen športni avto kot poročeni moški brez otrok. Za vodjo trženja pri proizvajalcu avtomobilov bi imel takšen presenetljiv vzorec veliko vrednost.

V preteklosti so statistiki ročno »kopali« po bazah podatkov in na ta način iskali statistično značilne vzorce. Orodja za izkopavanje podatkov uporabljajo dobro uveljavljene statistične, matematične in druge tehnike pri izgradnji modelov, ki napovedujejo vedenje porabnikov. Današnja tehnologija avtomatizira proces izkopavanja, ga združuje s komercialnimi skladišči podatkov in ga nazadnje predstavlja v obliki, razumljivi poslovnemu uporabniku. Vodilna orodja za izkopavanje podatkov so sedaj več kot zgolj orodja za modeliranje, ki uporabljajo številne algoritme. Prav nasprotno, nanašajo se na širša poslovna in tehnična področja ter se integrirajo v današnje kompleksno informacijsko–tehnološko okolje (Berson, 1999, str. 70).

V preteklosti je veljalo, da bodo orodja za izkopavanje podatkov pri izdelavi napovedovalnih modelov izrinila statistične analitike. Kljub temu pa vrednost, ki jo predstavlja analitik, nikakor ne more biti avtomatizirana in preprosto zanemarjena. Analitike s področja statistike bomo še vedno potrebovali za oceno rezultatov, ki jih izračuna model, in za oceno verjetnosti modelove napovedi. Ker orodja za izkopavanje podatkov ne zagotavljajo človeških izkušenj in človeške intuicije pri odkrivanju razlik med pomembnimi in nepomembnimi korelacijami, bodo analitiki s področja statistike še naprej ostali nepogrešljivi pri trženjskem raziskovanju.

3.2. Različne opredelitve izkopavanja podatkov

Orodja za izkopavanje podatkov opisujejo zbirko tehnik, ki ciljajo zbrane podatke z namenom najti uporabne in neodkrite vzorce znotraj baze podatkov. Cilj izkopavanja podatkov je oblikovanje modelov za odločanje, ki napovedujejo prihodnje obnašanje porabnikov, in temeljijo na analizi preteklih dogajanj (Kennedy, Yuchun, 1998, str. 1.3 – 1.4). Podobno

definicijo podaja Pirc (2001): »izkop podatkov je proces zbiranja, preučevanja in modeliranja velikih količin podatkov, da bi odkrili prej neznan vzorce in pravila v podatkih, kar je konkurenčna prednost.«.

William Frawley in Gregory Piatetsky-Shapiro sta definirala orodja za izkopavanje podatkov kot pripomočke za odkrivanje znanj: »netrivialen izveček implicitnih, predhodno neznanih in potencialno koristih informacij iz podatkov ...« (Berson, 1999, str. 17). Ta definicija odkriva bistven pomen orodij za izkopavanje podatkov. Mnogo vodilnih organizacij v razvitih državah se sedaj zaveda, da njihove ogromne baze podatkov vsebujejo (koristne) informacije o njihovih kupcih in njihovih nakupnih navadah, ki so pomembne v primeru, ko se podjetje odloča, katere storitve oziroma izdelke bo ponujalo svojim porabnikom. Začetno definicijo pa lahko tudi parafraziramo in definiramo orodja za izkopavanje podatkov kot proces iskanja novih korelacij, vzorcev in trendov, ki imajo nek pomen v ogromni količini podatkov. Poglavitna prednost orodij za izkopavanje podatkov je v njihovi zmožnosti zgraditi modele, ki napovedujejo prihodnost in ne modelov, ki se nanašajo na preteklost.

Tabela 1: Napovedovalni modeli v primerjavi z modeli, ki se nanašajo na preteklost

TRADICIONALNA ORODJA SO RETROSPEKTIVNA	ORODJA ZA IZKOPAVANJE PODATKOV NAPOVEDUJEJO PRIHODNOST
Izpiši stroške prejšnjega meseca po stroškovnih mestih	Napovej in razloži povpraševanje za naslednji mesec
Naredi seznam največjih kupcev z zadnjega seznama porabnikov	Opredeli skoncentrirane mikro trge za zmanjšanje stroškov pošiljanja neposredne pošte in povečanje odzivnosti

Vir: Berson, 1999, str. 34.

Pri svojem poslovanju so izkopavanje podatkov pričela prva uporabljati podjetja iz finančne in medicinske panoge ter s področja trgovine na drobno. Izkopavanje zahteva inteligentne tehnologije in pripravljenost raziskovati možna skrita znanja, ki se skrivajo v podatkih.

Večina podjetij uporablja orodja za izkopavanje podatkov zaradi (Berson, 1999, str. 70 – 71):

- **novih odkritij:** cilj je najti določene skrite vzorce in korelacije iz podatkov, shranjenih v bazi podatkov,
- **predstavitve podatkov:** analitiki morajo najti smisel v ogromni količini informacij, ki so spravljene v bazi podatkov podjetja; cilj vsake analize je »humanizirati« maso podatkov, s katero se analitiki ukvarjajo, in najti primeren način za predstavitev teh podatkov,
- **popravljanja napak:** veliko podjetij ugotavlja, da podatki niso popolni in pogosto vsebujejo napačne in protislovne informacije; tehnike izkopavanja podatkov pomagajo pri zaznavi in popravljanju problemov na najbolj dosleden način.

3.3. Kaj ni izkopavanje podatkov

Statistika

Po strogi opredelitvi statistika ni izkopavanje podatkov. Statistiko so uporabljali že dolgo časa preden je nastal termin izkopavanje podatkov, ki je bil oblikovan za poslovno uporabo. Osnovni algoritmi, ki vodijo orodja za izkopavanje podatkov skozi podatke za odkrivanje »skritih« vzorcev, pogosto izhajajo neposredno iz statistike ali pa uporabljajo enake tehnike kot v statistiki. Statistična orodja vzamejo več časa, so manj robustna do neurejenih podatkov in pogostokrat zahtevajo izkušenega analitika. Orodja za izkopavanje podatkov so mnogokrat uporabniku prijazna in mu omogočajo uporabo ob minimalnem urjenju. Vendarle pa mora uporabnik dobro razumeti tako podatke kot poslovni problem. Pomembne razlike med statistiko in izkopavanjem podatkov lahko strnemo v naslednje točke (Jaklič, 1999, str. 109 – 115):

- klasične tehnike izkopavanja podatkov (na primer nevronska omrežja (ang. neural networks) in najbližji sosed (ang. nearest neighbor)) so bolj robustne pri obdelavi neurejenih podatkov in bolj primerne za manj izkušene uporabnike,
- izkopavanje podatkov je avtomatiziran proces iskanja znanja (vzorcev, pravil ...). Pri statistični analizi pa mora analitik, ravno nasprotno, za vsak problem postaviti hipoteze in vnaprej vedeti, kaj želi najti,
- uporabniki orodij za izkopavanje podatkov niso nujno statistiki, programerji in podobno. Pomembno je predvsem to, da ima uporabnik osnovna statistična znanja in veliko izkušenj.

OLAP

Sprotna analitična obdelava podatkov (ang. On-Line Analytical Processing - OLAP) pomeni neposreden dostop do podatkovnih virov, ki omogoča uporabniku enostavno in fleksibilno upravljanje s podatki. Služi za (večdimenzionalen) pregled podatkov, katerih pa ne spreminja in ne razlikuje med koristnimi in nekoristnimi podatki. Pomembne in dragocene podatke mora analitik najti sam. Izkopavanje podatkov presega zmožnosti OLAP-a, saj omogoča oblikovanje napovedovalnih, ne pa retrospektivnih modelov (Han, Kamber, 2001, str. 42 – 43). Vendar se orodja za sprotno analitično obdelavo in orodja za izkopavanje dopolnjujejo v svoji funkcionalnosti in so potrebna v cikličnem procesu podpore odločanja (Hristovski, 2000, str. 2).

Podatkovno skladišče

Podatkovno skladišče je podatkovni vir, ki rešuje aktualen problem mnogih organizacij: ogromne, neurejene količine podatkov iz različnih virov, ki jih ne morejo uporabiti za podporo odločanju (Berry, Linoff, 1997, str. 7). Pomemben je za številne poslovne uporabnike – vodje, planerje, analitike in podobno. Je mesto, kjer so zbrani in dobro organizirani zgodovinski podatki, tako podrobni kot sumarni, ki morajo biti kar se da popolni oziroma brez napak. V nasprotnem primeru so lahko »neočiščeni« podatki vzrok za nepravilne, popačene rezultate. Skratka, skladišče podatkov je integriran in praviloma nespremenljiv vir podatkov, ki je organiziran po poslovnih področjih (Inmon, 1996, str. 33 - 39).

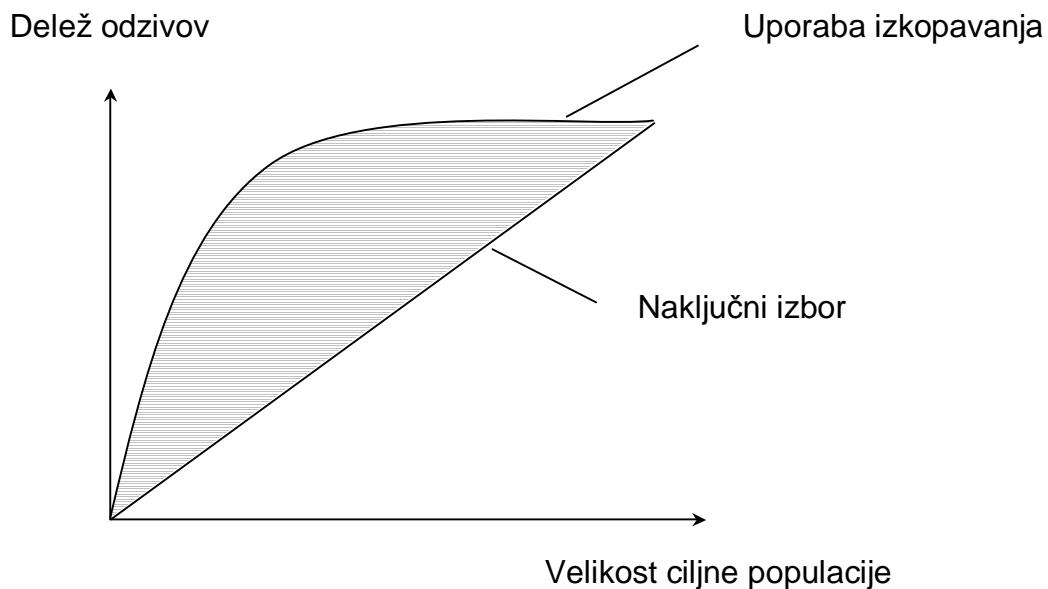
3.4. Model izkopavanja podatkov na primeru neposrednega trženja

Ko tržniki oblikujejo nek neposreden trženjski program, na primer pošiljanje neposredne pošte, imajo pri pošiljanju dve možnosti. Naslove lahko izberejo iz trženjske baze naključno ali pa uporabijo izkopavanje podatkov. Izkopavanje omogoča, da na osnovi podatkov o nakupih dosedanjih uporabnikov uporabniki izberejo tiste uporabnike, ki se bodo najverjetneje odzvali (kupili ponujene izdelke). Slika 1 prikazuje, kako uporaba tehnik za izkopavanje podatkov poveča odzivnost na trženjske akcije.

Diagonalna premica ponazarja pričakovano število odzivov naključno izbranega vzorca ciljne populacije. V tem primeru narašča število odzivov linearno z velikostjo vzorca.

Zgornja krivulja predstavlja pričakovan odziv v primeru, ko ciljno populacijo določi model. Tokrat obstaja večja verjetnost, da bo cilj vključeval tiste, ki se bolj odzivajo na akcije kot pri naključni selekciji (pri enako velikem vzorcu). **Obarvano področje** med krivuljo in premico označuje kakovost modela. Bolj ko je krivulja ukrivljena, boljši je model.

Slika 1: Prikaz koristi, ki jih prinašajo orodja za izkopavanje podatkov



Vir: Kennedy in Yuchun, 1998, str. 4.3.

Za prikaz koristi, ki jih prinaša uporaba izkopavanja podatkov, vzemimo banko X¹, ki letno izvede 25 neposrednih trženjskih programov. Vsakič pošlje neposredno pošto milijon ljudem, v kateri ponuja možnost zaprositi za kreditno kartico. Vsakokrat približno en odstotek ljudi s seznama postane stranka banke X, to je 10.000 novih (kreditno sposobnih) strank. Stroški pošiljanja znašajo 1 USD/kos, skupno milijon dolarjev. V naslednjih dveh letih bodo na novo pridobljene stranke ustvarile približno 1.250.000 USD oziroma vsaka 125 USD. Izkopavanje podatkov lahko izboljša ta rezultat. Čeprav ne bo natančno določilo teh 10.000 potencialnih strank, bo izkopavanje podatkov omogočilo bolj osredotočene trženjske napore z manjšimi stroški. Podjetje najprej zgradi napovedovalna modela, na podlagi poskusne neposredne pošte, poslana 50.000 osebam. Prvi model prikazuje, kdo se bo najverjetneje odzval (uporaba tehnike dreves odločanja), drugi pa kreditno sposobnost (tehnika nevronske mreže). Nato natančno proučijo rezultate in uporabijo model na preostalih 950.000 ljudeh s seznama. Od

¹ Primer je povzet po (Edelstein, 2000, str. 3 - 5)

teh je 700.000 ljudi izbranih za pošiljanje ponudbe. Poglejmo si rezultate. Od 750.000 poslanih ponudb (vključno s poskusnimi) banka dobi 9.000 sprejemljivih prošenj za kreditno kartico. To pomeni, da se je stopnja odziva povečala z 1 % na 1,2 %, kar je 20 % povečanje. Ciljno pošiljanje neposredne pošte sicer ne zajame vseh potencialnih strank, a doseganje preostalih 1000 strank ne bi bilo donosno. V tabeli 2 so nazorno prikazane razlike med starim in novih načinom pošiljanja ponudb.

Tabela 2: Primerjava rezultatov akcije neposrednega trženja v hipotetičnem primeru

	METODA IZBORA		RAZLIKA
	NAKLJUČNI IZBOR	UPORABA IZKOPAVANJA PODATKOV	
Število odposlanih ponudb	1.000.000	750.000	-250.000
Stroški pošiljanja v USD	1.000.000	750.000	-250.000
Število odzivov	10.000	9.000	-1.000
Bruto dobiček/odziv v USD	125	125	0
Bruto dobiček v USD	1.250.000	1.125.000	-125.000
Neto dobiček	250.000	375.000	125.000
Stroški modela v USD	0	40.000	40.000
Končni dobiček v USD	250.000	335.000	85.000

Vir: Edelstein, 2000, str. 4.

Navezava stika samo s tistimi porabniki, ki bodo zainteresirani, optimizira dobiček podjetja s tem, da maksimira dohodek ob minimaliziranju stroškov. Prednost uporabe izkopavanja podatkov tako za sedanje kot bodoče porabnike je v tem, da jih ne obremenjuje s ponudbami, ki za njih niso pomembne.

3.5. Razvoj trženjskih procesov

Optimizacija trženjskih procesov predstavlja nastanek novih trženjskih strategij s pomočjo razvoja novih informacijskih tehnologij. Raje kot o revoluciji govorimo o evoluciji sprememb skozi čas (tabela 3) (Berson, 1999, str. 49).

Tabela 3: Evolucija trženjskih procesov

OBDOBJE	TEHNIKA	TEHNOLOGIJA
Srednji vek	Umetniški čut in alkimija	Je ni
Renesansa	Obrtništvo	Fokusne skupine, intervjuji
Industrijska revolucija	Masovni marketing	Računalniško shranjeni sezname porabnikov
Informacijska doba	Trženje na podlagi podatkov	Enostavne datoteke
Doba optimizacije	Proces interakcije podjetja s svojimi kupci	Skladiščenje podatkov, izkopavanje podatkov, analitična orodja (OLAP)

Vir: Berson, 1999, str. 49.

Sredi osemdesetih, v t.i. **informacijski dobi**, so nekatere (napredne) banke v želji, da bolje spoznajo svoje stranke, zgradile baze podatkov. V tistem času so bile te bolj podobne enostavnim datotekam kot bazam podatkov, kot jih poznamo danes. Kljub temu pa so opravljale enako funkcijo kot sodobna podatkovna skladišča. Slabost datotek je bila v zapletenem vzdrževanju in nadgrajevanju. Kljub revni zasnovi sistemov so ti prvič v zgodovini omogočali dober vpogled na vse trženjske aktivnosti za vsakega kupca ter neposredno komuniciranje s kupci preko neposredne pošte.

V **dobi optimizacije** se je informacijska tehnologija razvila do stopnje, ko omogoča kreiranje novih ponudb s pomočjo trženjskih vpogledov, pridobljenih z uporabo orodij za izkopavanje podatkov. Prilagoditev novih »stičnih« točk (ang. touchpoints) poleg direktne pošte, na primer: internet, prodaja po televiziji, dodatne storitve. Prilagoditev sistemov napovedovalnim modelom, ki omogočajo vpoglede v prihodnje obnašanje porabnikov in njihovo prihodnjo donosnost.

Sistemi enostavnih datotek so bili kljub pomanjkljivostim podlaga za izgradnjo bolj sofisticiranih sistemov za trženjsko upravljanje, ki so se oblikovali v današnje popolnejše sisteme, ki temeljijo na procesu interakcije podjetja s svojimi kupci in so osredotočeni na donosnost porabnika v vseh stičnih točkah porabnika in podjetja.

Čas je že za novo generacijo sistemov za upravljanje z dokumenti, ki ne zagotavljajo le učinkovitega shranjevanja podatkov v računalnike, temveč zagotavljajo uporabniku učinkovito pridobivanje informacij (Hu et al., 1998, str. 229 – 230).

Večino tehnik za izkopavanje podatkov, ki jih bom v nadaljevanju posebej opisala, poznamo v obliki teoretičnih algoritmov že več let oziroma desetletij. Šele v zadnjih letih pa je izkopavanje podatkov doživelo v razvitih državah velik komercialni uspeh. Ta je posledica zblíževanja številnih dejavnikov v devedesetih letih, kot so (Berry, Linoff, 1997, str.6):

- zbiranje podatkov,
- skladiščenje podatkov,
- močan konkurenčni pritisk ,
- pocenitev računalniške zmogljivosti ter
- razpoložljivost komercialnih računalniških programov za izkopavanje podatkov

3.6. Metodologija izkopavanja podatkov

Metodologijo izkopavanja podatkov sestavljajo naslednji pomembni koncepti (Berson, 1999, str. 109 – 121):

1. vzorci (ang. patterns)

V bazi podatkov iščemo z orodji za izkopavanje podatkov nepričakovane vzorce. Vzorec je odraz samih podatkov. Je nek dogodek ali kombinacija dogodkov, ki se pojavijo v bazi podatkov bolj pogosto, kot bi to lahko pričakovali »na slepo«, po naključju. Poleg tega ne smemo pozabiti na pomembnost vizualizacije vzorcev, ker si ljudje laže predstavljamo vzorce, ki so (denimo) grafično ponazorjeni. V nasprotnem primeru je možno, da nekaterih vzorcev sploh ne bi opazili.

2. vzorčenje (ang. sampling)

Ko želimo priti do pomembnih sklepov, ki se nanašajo na širše poslovanje oziroma problem, ni potrebno uporabiti vseh podatkov, ki jih ima podjetje v bazi podatkov. Tudi če bi to želeli, se bi lahko zgodilo, da ne bi imeli na voljo vseh podatkov. Včasih imamo za izdelavo modela premalo podatkov ali pa ne želimo uporabiti vseh, ker so prezahtevni za obdelavo ali

shranjevanje. Če poenostavim, v analizo vključimo le majhen del večje celote, v kateri se nekaj dogaja. Na ta način bomo še vedno lahko zgradili zanesljiv model.

Pri ogromnih bazah podatkov (z milijardami podatkov) lahko uporabimo t.i. naključno vzorčenje (ang. random sampling), s pomočjo katerega lahko zgradimo model, ki ga naknadno lahko še izboljšamo in potrdimo z nadaljnjim, večjim izborom podatkov. Skratka, osnovni namen vzorčenja je učinkovito zreducirati bazo podatkov za iskanje napovedovalnih vzorcev.

3. potrditev veljavnosti modela

Ugotavljanje veljavnosti (ang. validation) vsakega modela, ki je rezultat uporabe orodij za izkopavanje podatkov, je najpomembnejši izmed omenjenih korakov. Od tega, kako dobro lahko ocenimo veljavnost modela, je odvisen uspeh uporabe rezultatov izkopavanja podatkov. V primeru, da podjetje z izkopavanjem podatkov dobi napačne informacije, se bo negativen učinek odrazil na celotnem poslovanju. A literatura opozarja, da ne smemo biti črnogledi. Izkopavanje podatkov lahko dejansko uporabljamo učinkovito, ne da bi pri tem delali napake, če smo pazljivi pri gradnji napovedovalnih modelov in preverjamo veljavnost procesa, ki se nanaša na modele.

4. izbor modela

Če smo uspeli najti vzorec in ugotovili, da ga lahko reproduciramo še kje drugje, moramo na koncu izbrati še najboljši model. Pri izboru tega je najpomembneje, da bo izbrani model deloval tudi v prihodnje, ko ga bomo ponovno uporabili za analizo s starejšimi ali celo novejšimi podatki.

Rezultati izkopavanja podatkov so nekakšno vodilo podjetja, ki ga usmerja na njegovi poti, s tem ko določa, kako naj podjetje ravna s svojimi porabniki. Rezultate večinoma uporabljajo v podjetju na različnih področjih, na primer za reševanje strateških problemov.

3.7. Tehnike izkopavanja podatkov

Tehnike izkopavanja podatkov sem v nadaljevanju razvrstila glede na to, kdaj so se razvile in postale tehnično zrele za uporabo v poslovnem procesu. Prvi dve sta klasični tehniki, ki jih podjetja »vzorno« uporabljajo že več desetletij. Zadnje tri tehnike pa so v uporabi šele od

začetka osemdesetih let prejšnjega stoletja. Možno jih je uporabljati za odkrivanje novih informacij iz ogromnih podatkovnih baz in za oblikovanje napovedovalnih modelov.

3.7.1. Najbližji sosed (ang. nearest neighbor)

Napovedovalno tehniko najbližji sosed uvršča Berson, podobno kot tehniko razvrščanje podatkov v skupine, med najstarejše tehnike, ki jih uporabljamo pri izkopavanju podatkov. Tehnika najbližji sosed je podobna razvrščanju podatkov v skupine, saj (Berson, 1999, str. 135):

- napoveduje, katere napovedne vrednosti se nahajajo v zapisu,
- išče zapise, ki so podobni napovedani vrednosti v bazi podatkov (ki vključuje pretekle podatke), in
- uporablja napovedno vrednost iz zapisa, ki je »najbližja« nerazvrščenim zapisom (ang. unclassified record).

Za enostaven zgled napovedovalnih algoritmov, ki jih uporablja tehnika najbližjega soseda, vzemimo primer iskanja ljudi v soseščini (ljudi, ki so v naši bližini). Lahko se zgodi, da opazimo, da ima na splošno večina ljudi v soseščini podobne prihodke. V primeru, da ima vaš sosed mesečni dohodek večji od 300.000 SIT, obstaja možnost, da toliko znaša tudi vaš dohodek. Prav gotovo je verjetnost za to še večja, če imajo vsi sosede dohodek večji od 300.000 SIT, kot pa če bi ta znašal do 100.000 SIT. Kljub temu, pa se utegnejo v vaši soseščini najti zelo različni možni dohodki, tudi med vašimi najbližjimi sosedi. Če bi morali napovedati dohodek neke osebe, o kateri nimamo nobenih podatkov, razen dohodkov njegovih sosedov, bi le-tega najbolj pravilno ugotovili, če bi napovedali dohodke najbližjih sosedov te neznane osebe (Berson, 1999, str. 135).

V tem primeru sem pomen »soseščine« zelo poenostavila. V podatkovni bazi je »bližina« (ang. nearness) sestavljena iz množice dejavnikov (ne le kraja bivališča). Opisana tehnika je ena izmed najenostavnejših za uporabo in razumevanje, ker deluje na podoben način, kot razmišljamo ljudje – odkriva primere, ki se dobro ujemajo.

3.7.2. Razvrščanje podatkov v skupine

Tehnika razvrščanja podatkov v skupine deluje tako, da proučevane enote iz podatkovne baze razvrsti v različne skupine, z namenom boljšega vpogleda v bazo podatkov. Cilj te tehnike je najti skupine, ki so si med seboj zelo različne, a so notranje homogene. Enote razvrščamo v

skupine za pregledovanje in zgoščanje podatkov. Edelstein opisuje, da te tehnike ne smemo zamenjevati s (»a priori«) segmentiranjem, saj pri tehniki razvrščanja podatkov na začetku ne vemo, kako bodo oblikovane skupine ali pa, po katerih atributih bodo podatki razvrščeni. Zaradi tega je zelo pomembno, da končne rezultate interpretira oseba, ki dobro pozna področje poslovanja podjetja (Edelstein, 1999, str. 6).

3.7.3. Drevesa odločanja

Edelstein opisuje tehniko dreves odločanja (ang. decision trees) kot vrsto pravil, ki vodijo do skupine oziroma (končne) vrednosti. Kot že samo ime pove, gre za napovedovalni model z obliko drevesa. Podjetje lahko uporabi to tehniko, ko na primer želi ponuditi potencialnim porabnikom določen izdelek. Drevo odločanja je prikazano z diagramom (drevesna struktura), ki rešuje opisan problem. Diagram predstavlja osnovne komponente drevesa odločanja: vozlišče odločanja (ang. the decision node), veje in liste (Edelstein, 2000, str. 11). Berson dodaja, da vsaka veja predstavlja določeno vprašanje, ki služi za nadaljnje razvrščanje podatkov. Listi drevesa pa so le del podatkov, ki so razvrščeni (Berson, 1999, str. 156).

Izgradnja modela je enostavna za razumevanje. Osnovno oziroma temeljno vozlišče odločanja je koren drevesa za razvrščanje podatkov, ki označuje začetek analize. Vsaka veja vodi do naslednjega vozlišča ali do »dna« drevesa – lista (če gledamo na drevo, kot da je obrnjeno na glavo).

Ne moremo mimo vprašanja, kdaj preneha drevo rasti. Algoritmi prenehajo »graditi« drevo, ko je uresničen kateri od naslednjih kriterijev (Berson, 1999, str. 140):

- list oziroma segment vsebuje le en zapis, zato ne moremo postaviti nobenega dodatnega vprašanja, da bi še naprej razdelili segment,
- vsi zapisi v segmentu imajo enake značilnosti, zato ni smiselno še vnaprej postavljati vprašanj,
- izboljšanje ne bi bilo dovolj pomembno, da bi opravičilo postavljanje dodatnega vprašanja.

Prvotno so to tehniko razvili za potrebe statistikov. Želeli so avtomatizirati proces odločanja o tem, katere spremenljivke znotraj podatkovne baze so dejansko uporabne oziroma, katere so povezane s problematiko, ki so jo obravnavali. Danes služijo algoritmi v okviru te tehnike za avtomatizacijo celotnega procesa postavljanja hipotez in bolj celovitega ocenjevanja, in sicer

na bolj enoten način kot katerakoli druga tehnika izkopavanja podatkov. Poleg navedenega je za tehniko drevesa odločanja značilna enostavna predobdelava podatkov (ki v določenih primerih celo ni potrebna) in neznatno »čiščenje« podatkov.

Kljub zapletenosti drevesa odločanja in algoritmov, ki ga oblikujejo, lahko predstavimo rezultate na način, ki je enostaven za razumevanje. Tovrstna orodja so zelo močna in popularna za klasifikacijo in predvidevanje. Zaradi navedenega so zelo uporabna za uporabnike na številnih poslovnih področjih.

3.7.4. Nevronska omrežja

Umetna nevronska omrežja so sredstvo za učinkovito modeliranje obsežnih in zapletenih problemov, za katere imamo na voljo ogromne baze podatkov. Biološka, denimo možgani, so neprimerno bolj kompleksna, sposobna odkrivati vzorce, napovedovati in se učiti (Edelstein, 2000, str. 11). Ime te tehnike izvira še iz časov, ko so jo začeli razvijati znanstveniki. Osnovno vodilo je bilo razviti strojno opremo, ki bo sposobna »misliti«. Želeli so narediti preslikavo strukture in delovanja človeških možgan na računalnik. Zato ta tehnika izvira bolj s področja umetne inteligence kot pa iz statistike. Vendar ne smemo zanemariti dejstva, da znanstveniki kljub napredku še vedno niso sposobni razumeti celotnega delovanja človeških možgan. Umetna nevronska omrežja, ki delujejo na računalnikih, kljub temu poskušajo posnemati in narediti določene stvari, ki jih zmore človek (Berson, 1999, str. 145).

Tehniko nevronska omrežja najpogosteje uporabljamo za regresijo in razvrščanje. Zanj velja, da je poleg dreves odločanja danes najpogosteje uporabljena tehnika. Največja prednost so zelo natančni napovedovalni modeli, ki jih lahko uspešno apliciramo na zelo različne vrste problemov (Goonatilake, 1996, str. 74).

3.7.5. Indukcijska pravila (ang.rule induction)

Ko govorimo o izkopavanju, imamo v mislih izkopavanje skritih vzorcev iz ogromnih baz podatkov. V tem primeru je skrit vzorec pravilo, ki uporabniku pove nekaj o bazi podatkov, kar prej ni vedel in verjetno ni znal tega niti ubesediti. Tehnika temelji na indukciji – sklepanje iz posameznega na splošno oziroma na indukciji pravil. Značilnost te tehnike je v njeni »moči« obdelave podatkov, kar pa je lahko po drugi strani tudi problematično, saj mora uporabnik pregledati ogromno rezultatov – pravil. Preobilje rezultatov lahko predstavlja težavo, zlasti pri enostavnih napovedih. Ker so iz baze podatkov izločeni vsi mogoči vzorci,

se lahko zgodi, da dobimo med drugim tudi nasprotujoče si napovedi, kar posledično otežkoča delo.

Vzorci so predstavljeni s pravili, ki niso zmeraj pravilna. Kot pri ostalih algoritmih moramo tudi tu upoštevati gotovost oziroma natančnost pravila. Pravila so sestavljena iz dveh delov. Prvega imenuje Berson »predhodnik« (ang. antecedent), tvori ga en ali več pogojev, drugega pa posledica (ang. consequent), ki ga tvori le en pogoj. Z uporabo te tehnike lahko ugotovimo zanimive povezave v bazi podatkov. Pri nakupu polnozrnate žemljice na primer kupijo porabniki v 90 % zraven še navadni jogurt. Pravilo, ki bi ga lahko našel trgovec na drobno v svoji bazi podatkov, bi se glasilo: »če polnozrnata žemljica, potem navadni jogurt«. Pravilo lahko predstavimo na enostaven način: »če to in to in to, potem to« ali »ČE - POTEM«. Pravila kot rezultat te tehnike so na koncu izločena in predstavljena uporabniku na urejen način. In sicer glede na to, v koliko primerih so bila pravilna in kako pogosto se nanašajo na problem oziroma kako pogosto pravilo velja (Berson, 1999, str. 150).

Zanimiva pravila najde sistem tako, da odkrije povezave med različnimi neodvisnimi spremenljivkami v bazi podatkov in ne odkriva le enega samega dobro definiranega cilja napovedi. Zanimivo je, da lahko vsako drevo odločanja izrazimo kot niz pravil, vendar obratno ne velja. Tako imajo induktivna pravila v primerjavi z drevesi odločanja večjo izrazno moč, z vidika predstavitve pa so slabša.

Prednost sistema pravil je v visoki stopnji avtomatiziranosti in enostavni uporabi. Če želimo odkriti vse možne napovedovalne vzorce v podatkovni bazi, je ta tehnika verjetno najboljša med opisanimi. To tehniko uporabljamo, ko želimo bolje spoznati poslovni problem in dejansko napovedati neke vnaprej določene cilje napovedi.

3.8. Uporaba prave tehnike

Glede odločitve, katero tehniko izkopavanja podatkov izbrati, ni strogega pravila. Včasih so odločitve razmeroma poljubne, odvisno od tega, katera oseba bo uporabnik orodja za izkopavanje podatkov. Nekateri analitiki bolje obvladajo ene, drugi spet druge tehnike, vendar ni vsaka tehnika primerna za rešitev vsakega problema, zato je včasih treba poskusiti rešiti problem z različnimi tehnikami in ugotoviti, katera daje najboljše rezultate. Izbira

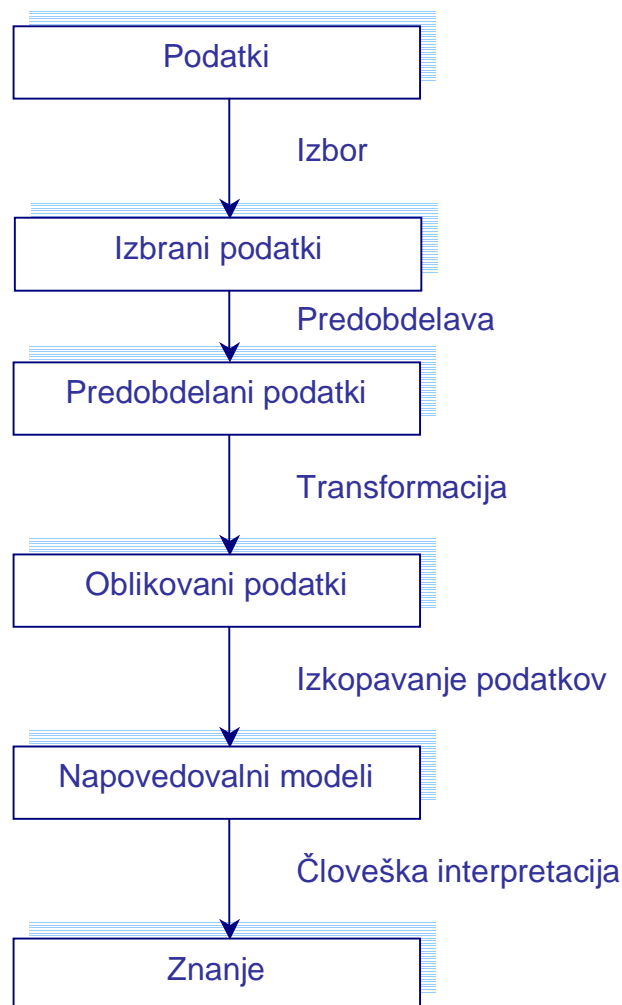
tehnike in dejanski produkt izkopavanja podatkov sta odvisna predvsem od tega ali ima končni rezultat za podjetje neko vrednost – dobiček, povišanje dohodka, zmanjšanje stroškov in podobno. Če uporabljena tehnika ne zagotovi izračuna ene od navedenih posledic, obstaja majhna verjetnost, da se bo kdo izmed raziskovalcev v podjetju imel čas ukvarjati z izkopavanjem podatkov. Če želi podjetje izkopavanje podatkov uspešno razviti oziroma uporabiti v svojem poslovanju, mora zagotoviti več kot zgolj iskanje zanimivih vzorcev v velikih bazah podatkov.

3.9. Proces izkopavanja podatkov

Poglejmo si, kako poteka celoten proces izkopavanja podatkov. Na sliki 2 je ponazorjen proces izkopavanja, ki prikazuje tehnologijo izkopavanja oziroma, kako se premikamo od surovih, neobdelanih podatkov do uporabnih vzorcev ter na koncu do znanja, ki posledično omogoča bolj učinkovito in hitrejše reševanje problemov. Boljše (oziroma primernejše) ko je orodje za izkopavanje podatkov, lažji in bolj avtomatiziran je prehod z enega na drug korak.

Berry in Linoff (1997, str. 63 – 94) navajata štiri faze procesa izkopavanja podatkov za poslovne namene, ki si sledijo takole: 1. identifikacija problema; 2. analiza rezultatov; 3. sprejem odločitve; 4. ocenitev rezultata. Prva in tretja faza sta poslovno orientirani, uspešnost izvedbe pa je odvisna od uporabnika in njegove sposobnosti transformacije odkritih informacij v dejanja. Analizo rezultatov pa omogočajo različne tehnike izkopavanja podatkov, OLAP in druga sodobna analitična orodja.

Slika 2: Osrednji pogled na proces izkopavanja podatkov



Vir: Berson, 1999, str. 203.

3.10. Izkopavanje podatkov v poslovnem procesu

Na prvi pogled se zdi, da uporaba izkopavanja podatkov podjetju obljublja najdbo zanimivih vzorcev, ki so skriti v njegovi podatkovni bazi, v milijardah ali celo trilijonih bajtov podatkov. Vendar zgolj najti podatke ni dovolj. Podjetje, ki se odloči za izkopavanje podatkov, mora biti dovolj za (te) vzorce in poskušati odgovoriti na njih. To pa pomeni spremeniti podatke v informacije, informacije v dejanja in dejanja v korist (Berry, Linoff, 1997, str. 18). Če podjetje resnično želi doseči cilj izkopavanja podatkov, mora izkopavanje postati bistveni del poslovnega procesa podjetja, kar pomeni, da mora biti vključeno tudi v ostale procese – trženje, prodajo, kontrolo zalog, razvoj izdelkov ... Izkopavanje podatkov je le en izmed

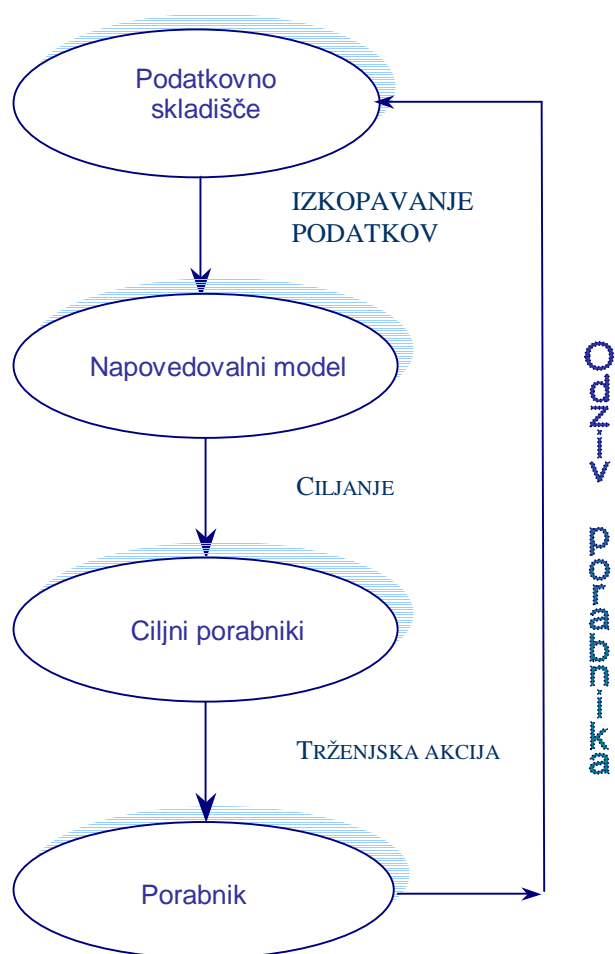
korakov v poslovnem procesu, ki usmerja pridobljena znanja na notranje procese podjetja, znanja, ki so plod izboljšane razumevanja porabnikov, tržišča, izdelkov in konkurence. Način, kako izkopavanje podatkov vpliva na poslovanje, je odvisen od poslovnega procesa, ne pa od procesa izkopavanja podatkov. Gre za kontinuiran proces, ki se v podjetju razvija na podlagi rezultatov skozi čas. Učinkovit proces izkopavanja podatkov torej pomeni vključevanje le-tega v širši kontekst ostalih poslovnih procesov. Uspeh tovrstne uporabe podatkov pa bo spremenil organizacijo iz »reaktivne« v »proaktivno«.

Analitiki – uporabniki s področja trženja vnaprej ne vedo, kaj bodo s procesom izkopavanja podatkov odkrili. Ravno zato morajo imeti več znanja in časa za razumevanje končnih rezultatov in te prevesti v ustrezno rešitev nekega poslovnega procesa.

Ker so rezultati izkopavanja podatkov ponavadi »skriti« vzorci porabnikovega obnašanja, lahko postane proces razumevanja nekoliko zapleten. Uporabnik mora dobljene rezultate razumeti, preden jih uporabi pri svojem delu oziroma posreduje naprej. Zato je bistvenega pomena, da uporabnik gleda na rezultate v kontekstu, ki ga razume. Občutek za kontekst dajejo uporabniku denimo stopnje odzivnosti in finančni indikatorji, ki hitro utemeljijo rezultate v realnosti. Kreativne rešitve, ki se nanašajo na to, so že vključene v številne komercialne izdelke za izkopavanje podatkov. V primeru, da uporabnik rezultatov ni sposoben kvalitetno razumeti, bo ves vložen trud zaman. Če je sposoben ugotoviti smisel v odkritih stvareh, jim bo verjel in jih tudi koristno uporabil.

Slika 3 prikazuje pot med ciljem, trženjsko akcijo in odzivom porabnikov in daje širši pogled na to, kam spada izkopavanje podatkov v poslovnem procesu. Podjetje izkopava podatke iz svojega podatkovnega skladišča s ciljem najti pomembne informacije o svojih porabnikih. Po izvedbi trženjske akcije se trg na splošno odzove: porabnik kupi izdelek ali pa ne. Te reakcije predstavljajo podatke, ki jih mora podjetje zbrati in vključiti v podatkovno skladišče ter ga na ta način nadgrajevati. Če tudi zgradi tržnik dober napovedovalni model in na podlagi tega oblikuje trženjsko akcijo, a ne more izračunati, kakšen učinek je imela akcija na porabnike, to ne omogoča veliko možnosti za merjenje koristi. Na ta način zanemari možnost, da bi ugotovil natančen vpliv akcije in to informacijo zajel v sistemu in tako prispeval k izboljšanju naslednjega modela.

Slika 3: Izkopavanje podatkov kot sestavni del poslovnega procesa



Vir: Berson, 1999, str. 210.

4. Izkopavanje podatkov iz podatkovne baze podjetja Merkur

4. 1. Predstavitev podjetja Merkur, d.d.

Merkur, d. d. je trgovsko podjetje za prodajo tehničnega blaga na debelo in drobno. Ustanovljeno je bilo leta 1896, ko je trgovec in industrijalec Peter Majdič ustanovil prvo veletrgovino z železnino s prvotnim sedežem v Celju, toda že v prvih letih delovanja je Merkur odprl podružnico v Kranju. Podjetje je v svoji zgodovini doživljalo številne

spremembe: bilo je nacionalizirano, v šestdesetih letih združeno še z nekaterimi drugimi trgovskimi podjetji ter večkrat preimenovano.

V zadnjih dvajsetih letih delovanja so v Merkurju razvili svojo podjetniško strukturo in razširili prodajno dejavnost. Sredi osemdesetih let so bili na trgu nekdanje Jugoslavije ena od hitro rastočih in uspešnih trgovin na debelo. Z modernimi skladišči v Naklem so si zagotovili temelje za še hitrejši razvoj trgovanja z izdelki črne metalurgije, gradbenega materiala in železnine.

V preteklem desetletju so za hitrejši razvoj zunanjetrgovskega poslovanja ustanovili lastna podjetja v tujini: Zagrebu, Skopju, Munchnu, Pragi in Varšavi ter jih povezali v Merkur Skupino. Konec devetdesetih so začeli z intenzivnim širjenjem maloprodajne mreže oziroma odpiranjem novih trgovskih centrov po Sloveniji. Širitev so z nakupom podjetij v Sloveniji nadaljevali tudi v okviru Merkur Skupine. Z odkupom delnic so v last pridobil štiri slovenska podjetja. Najprej novomeško Novotehno, d. d., nato koprsko Trgovsko podjetje Soča, d. d., v letu 1999 pa tudi ljubljanski Bofex, d.o.o. in celjsko Kovinotehno, d.d. (www.merkur.si).

Leta 1994 se je Merkur na podlagi Zakona o lastninskem preoblikovanju podjetij in Zakona o gospodarskih družbah preoblikoval v delniško družbo. 30. novembra 1998 so delnice Merkurja pričele kotirati na Ljubljanski borzi vrednostnih papirjev v borzni kotaciji A. Lastniška struktura podjetja je prikazana v prilogi 1.

Danes se podjetje uvršča med najboljše slovenske trgovce. Je sodoben in vodilni trgovski sistem z izdelki metalurgije, gradbenim, inštalacijskim in elektromaterialom, kovinskimi tehničnimi izdelki ter tehničnimi izdelki široke potrošnje. Merkur zaposluje okoli 3000 delavcev in letno ustvari 1 mrd DEM prihodkov in 2 mrd SIT dobička (www.merkur.si). Velikost podjetja in razpršenost njegovih trgovskih centrov v Sloveniji prikazuje priloga 1. Podjetje v letošnjem poslovnem letu namenja oglaševanju približno en odstotek od prodaje. S prehodom v leto 2001 so pričeli z uresničevanjem največjega projekta, ki temeljito posega v današnjo strukturo njihovih podjetij. V novem združenem podjetju pod skupno blagovno znamko Merkur želijo dokazati kakovost svojega poslovanja in vodilni tržni položaj. Osnovni trženjski cilji so (www.merkur.si):

- cenovno vodstvo; za večino kakovostnih izdelkov zagotavljajo najnižjo ceno na trgu,
- najboljše svetovanje, ki se kaže v strokovnih in prijaznih nasvetih in rešitvah ter

- odlična ponudba, ki se odraža v največji raznovrstnosti in kakovosti izdelkov v izbranih prodajnih skupinah.

V nadaljevanju bom opisala Merkurjev komercialno analitski sistem, ki so ga razvili za podporo odločanja.

4.2. Komercialno analitski sistem

Merkurjevi tržniki pri svojem delu samostojno uporabljajo orodja OLAP za podporo odločanju (Microstrategy) (priloga 3) in imajo na voljo dobro pripravljene podatke (podatkovno skladišče). S pomočjo komercialno analitskega sistema (v nadaljevanju KAS) dnevno pridobivajo podatke o Merkurjevi prodaji. Podjetje zbira podatke o skupni prodaji brez DDV, prodaji maloprodajnih enot, prodaji veleprodajnih enot in razlike v ceni (interni podatki podjetja). Podjetje ima izdelano skladišče podatkov, ki lahko postane osnova za sprejemanje odločitev in analizo podatkov s pomočjo različnih sodobnih analitskih orodij. Skratka, podjetje je danes v položaju, ko lahko opazi marsikaj in se ogromno nauči o svojih kupcih.

V prilogi 2 je podrobneje predstavljen projekt KAS: nameni in cilji projekta KAS, vrste analiz, ki jih opravljajo s pomočjo tega sistema, ključne prednosti uporabe orodja Microstrategy (OLAP) na področju skladiščenja podatkov, kdo so uporabniki, nadaljni razvoj in učinki sistema.

Oddelek za trženje, ki danes zaposluje dvajset ljudi, je podjetje ustanovilo v začetku osemdesetih let prejšnjega stoletja. Področje za trženje sestavljajo naslednji oddelki: odnosi z javnostmi, tržno komuniciranje, katalog in internet, komercialno analitski sistem in tržne raziskave. Naloge oddelka za tržne raziskave v Merkurju so: analize tržnega okolja, analize v zvezi s skupino Merkur, interne analize, spremljanje konkurenčnosti veleprodajnih cen, sodelovanje in sooblikovanje vsebin posameznih projektov v maloprodaji, veleprodaji in nabavi, ocene tržnih okolij (za potrebe novih investicij, širitve franšizne mreže ipd.), analize kupcev in posredovanje podatkov v in iz poslovnih baz (interni podatki podjetja).

4.3. Uporaba orodij pospeševanja prodaje

V podjetju Merkur je pospeševanje prodaje usmerjeno na končne porabnike in pravne osebe. V nadaljevanju tega poglavja bom opisala le trženjske aktivnosti, ki se nanašajo na končne porabnike, saj se obravnavani problem nanaša le na njih. Navzkrižno trženje lahko prav tako uvrstimo med orodja pospeševanje prodaje, vendar Merkurjevi tržniki še ne izkoriščajo vseh možnosti le-tega.

4.3.1. Pospeševanje prodaje končnim kupcem

Za končne kupce se aktivnosti izvajajo preko prodajaln in trgovskih centrov Merkurja ter prodajaln v skupini Merkurja (Novotehna, d.d., Tgovsko podjetje Soča, d.d. in Bofex, d.d.). V podjetju uporabljajo naslednja orodja za pospeševanje prodaje končnim kupcem (interni podatki podjetja):

- **Knjiga želja mladoporočencev.** V prodajalne in trgovske centre so jo vpeljali leta 1994. Kot že samo ime pove, je knjiga namenjena mladoporočencema za oblikovanje seznama želja za poročno darilo v izbrani Merkurjevi prodajalni. Ko svate obvestijo o knjigi želja mladoporočencev, ti obišejo izbrano prodajalno in se po ogledu seznama odločijo za nakup poročnega darila. Na ta način se prepreči možnost podvajanja daril. Mladoporočencema v znak zahvale in zaupanja podjetje podari blagovni kupon v vrednosti 5 % od celotnega zneska nakupov svatov. Število parov, ki se odločajo za ta način obdarovanja, vsako leto narašča. Doslej je to storitev uporabilo že več kot 800 parov. Tovrstni uspeh akcije pa lahko pripišemo prodajalcem, ki sodelujejo v njej in so za to tudi ustrezno nagrajani.
- **Sezonski katalogi.** Merkurjev sezonski katalog izhaja dvakrat letno: pomlad / poletje in jesen / zima, in predstavlja značilno konkurenčno prednost podjetja. V njem je predstavljena bogata ponudba kakovostnih izdelkov (več kot 600) po ugodnih cenah. Kar tretjina izdelkov ima nižje cene kot v redni prodaji. Zraven ponujajo tudi svetovanje, možnost nakupa preko interneta, nagradne igre, žrebanja in tekmovanja. Katalog prejmejo vsi imetniki Merkurjeve kartice zaupanja, prav tako pa jih najdemo tudi v prodajalnah in trgovskih centrih.
- **Letaki z vročimi cenami.** Podjetje razpošlje vsake tri tedne 530.000 letakov z vročimi cenami po celi Sloveniji. Na letakih so predstavljeni izdelki, ki se prodajajo v

predvidenem obdobju – približno 14 dni – po nižji ceni, a po kakovosti ne zaostajajo za ostalo ponudbo. Letaki so primerno zasnovani glede na različne tipe Merkurjevih trgovin; Dom in Mojster.

- **Sejmi.** Podjetje je v okviru maloprodaje v preteklem letu sodelovalo na različnih sejmih: Sejem Dom v Ljubljani, Mednarodni gorenjski sejem v Kranju, Mednarodni obrtni sejem v Celju in Zimsko športni sejem v Kranju.
- **Merkurjeva kartica zaupanja.** Je bonitetna kartica, s katero podjetje nagrajuje zvestobo svojih kupcev. Lahko jo pridobi vsak kupec, ki v katerikoli Merkurjevi prodajalni ali Merkurjevi franšizni prodajalni opravi nakup nad 10.000 SIT. Vsi negotovinski in gotovinski nakupi s kartico se seštevajo in prinašajo dodatne ugodnosti. Pri seštevku nakupov od 100.000 SIT do 200.000 SIT vsak kupec prejme dobropis v višini 2 % od obračunske vrednosti², pri znesku nakupov od 200.001 SIT do 300.000 SIT v višini 3 % od obračunske vrednosti, pri znesku nakupov od 300.001 SIT do 400.000 SIT v višini 4 % od obračunske vrednosti ter pri znesku nakupov nad 400.001 SIT v višini 5 % od obračunske vrednosti. Danes ima podjetje zabeleženih več kot 470.000 imetnikov kartice, kar predstavlja več kot dve tretjini vseh gospodinjstev v Sloveniji. S pomočjo elektronskih kartic se podjetje trudi pridobiti lojalnost kupcev in nekatere dodatne podatke o svojih kupcih: geografske (naslov, regija) in demografske (starost, spol). Vsakič, ko kupec pri plačilu uporabi Merkurjevo kartico zaupanja, se nakup zabeleži in ažurira v Merkurjevem podatkovnem skladišču.

Cilji zgoraj opisanih načinov pospeševanja prodaje končnim porabnikom so predvsem:

- pozicionirati trgovsko znamko Merkur; zagotoviti kvaliteten, specializiran in raznovrsten prodajni program (prodajna programa Dom – izdelki za dom in prosti čas, in Mojster – izdelki za zadovoljevanje malih obrtnikov in podjetij ter »naredi sam« posameznikov),
- biti cenovno konkurenčen in
- pozicionirati prodajne in poprodajne storitve.

² Obračunska vrednost – zneski se zaokrožujejo na 50.000 SIT. Neobračunani del nakupov se prenese v naslednje obdobje. Pri obračunavanju upoštevajo zadnjih 12 mesecev pred datumom obračuna.

4.4. Možnosti uporabe drugih orodij pospeševanja prodaje

Če ovrednotimo, kaj danes počnejo v podjetju v okviru službe za trženje, ugotovimo, da opravljajo le različne klasične tržne raziskave in analize. Namen teh je ponuditi koristne informacije o tržni poziciji podjetja, dejavnosti trgovine, stanju konkurence, ugledu podjetja v javnosti, zadovoljstvu kupcev, uspešnosti izvedenih akcij, poznavanju in razumevanju porabnikov in tako naprej. Menim, da bi lahko tržniki poskusili izvesti določene analize, ki se nanašajo na upravljanje odnosov s porabniki, na višjem analitični nivoju s pomočjo orodja, kot je izkopavanje podatkov, denimo s:

- segmentacijo in izbiro ključnih porabnikov,
- analizo dobičkonosnosti porabnikov,
- analizo izgube / pridobivanja porabnikov,
- analizo obnašanja porabnikov,
- izbor komunikacijskih kanalov,
- analizo vsebine nakupne košarice.

Na podlagi rezultatov pridobljenih s segmentacijo obstoječih porabnikov, bi lahko oblikovali **različne tipe elektronskih kartic zvestobe** (na primer glede na donosnost segmentov, demografske značilnosti ali prodajni program, ki ga najpogosteje kupujejo), ki bi bile prilagojene posameznim segmentom porabnikov za pospeševanje prodaje in povečanje zvestobe in bi porabnikom prinašale dodatne ugodnosti pri nakupu ter posledično povečale prodajo.

Osnovni cilj analize vsebine nakupne košarice je prirediti ponudbo izdelkov, ki bo posamezniku všeč in na katero se bo odzval. Ugotovljene navzkrižne povezave med izdelki bi tržniki lahko uporabili za **navzkrižno pospeševanje prodaje izdelkov** in sicer pri oblikovanju prej omenjenih sezonskih katalogov in letakov (posebnih ponudb) ter pri urejanju prodajnih polic v Merkurjevih prodajalnah.

V nadaljevanju naloge bom predstavila svoj poizkus uporabe orodja za izkopavanje podatkov na konkretnem primeru podjetja Merkur, ki se bo nanašal na analizo vsebine nakupne košarice. Rezultati izkopavanja bodo služili za ugotavljanje navzkrižne povezanosti med skupinami blaga izbrane tržne skupine ter izboljšanju razumevanja Merkurjevih porabnikov.

4.5. Proces izkopavanja podatkov na konkretnem primeru

Na področju sodobne trženjske prakse je uporaba izkopavanja podatkov že uveljavljena in prinaša številne ekonomske koristi. Aplikiramo ga lahko na mnogih področjih, kar sem podrobneje predstavila že v drugem poglavju.

4.5.1. Opredelitev problema

Na podlagi izbranih podatkov o prodaji maloprodajnih enot iz podatkovne baze podjetja Merkur in z uporabo orodja za izkopavanje podatkov – dreves odločanja sem analizirala trimesečno prodajo skupin blaga iz tržne skupine gospodinjski pripomočki. Glavni cilj analize je bil odkriti močne povezave (z visoko stopnjo zaupanja in podpore) med prodanimi skupinami blaga oziroma ugotoviti, katere skupine blaga v izbrani tržni skupini kupujejo porabniki Merkurjevega trgovskega centra Ljubljana - Vič skupaj, gre torej za analizo vsebine nakupne košarice, katere cilj je najti ponavljajoča se pravila znotraj transakcij (Giudici, Passerone, 2002, str. 534). Namen analize je bil pokazati zmožnost uporabe izkopavanja podatkov ter posledično rezultatov o navzkrižni povezanosti med skupinami blaga za bolj usklajeno oblikovanje ponudb glede na vedenje porabnikov, boljše ureditev fizičnega izgleda trgovine in posledično za povečanje zadovoljstva in donosnosti obstoječih porabnikov ter povečanje navzkrižne prodaje.

4.5.2. Baza podatkov podjetja Merkur in izbor podatkov

Podjetje Merkur ima v okviru maloprodaje na voljo podatke o vrednosti prodaje končnim kupcem za vsak trgovski center in prodajalno posebej, katere zbira s pomočjo blagajniških elektronskih čitalcev. Podatki o prodaji vključujejo poleg vrednosti posameznih nakupov še podatke o času, kraju in količini nakupa, podatkovna baza pa zajema tudi podatke o kupcih (ime in priimek, kraj stalnega bivališča, datum rojstva, imetnik Merkurjeva kartice zaupanja). V podatkovni bazi so izdelki razvrščeni v petih nivojih (interni podatki podjetja): 1. tržna skupina; 2. vrsta blaga; 3. skupine blaga; 4. blago in 5. artikel.

Za analizo sem si zaradi časovne omejenosti med 42 tržnimi skupinami izbrala le eno, program gospodinjski pripomočki, v katerega sodi 21 skupin blaga (posoda, modeli za peko, jedilni pribor, steklo, keramika in podobno). Pri odločitvi, katero tržno skupino izbrati, je bila odločilnega pomena predvsem relativna konstantnost vrednosti prodaje tržne skupine glede na

ostale skozi celo poslovno leto. Poglavitni razlog za konstantnost prodaje gospodinjskih pripomočkov po mesecih je manjše število sezonskih akcij pospeševanja prodaje za to tržno skupino. Ker ne bom analizirala vpliva akcij na prodajo, bi le-te ovirale analizo in popačile rezultate.

Za analizo problema sem iz Merkurjeve podatkovne baze izbrala (delne) podatke trgovskega centra Ljubljana – Vič, ki po svoji velikosti in raznovrstnosti ponudbe izdelkov sodi med največje v Sloveniji. Podatki iz blagajniških zapisov na nivoju skupin blaga vsebujejo naslednje: številko računa, blago na računu, neto vrednost in količino prodaje.

Zaradi velikosti podatkovnega skladišča (mesečno zajamejo v podjetju okoli 1,2³ milijonov zapisov o prodaji izdelkov na ravni vseh trgovskih centrov), sem se omejila na podatke prvega tromesečja 2001. V tem obdobju je bilo zabeleženih 10.169 zapisov, ki vsebujejo podatek o nakupu vsaj enega izdelka iz tržne skupine gospodinjski pripomočki, kar predstavlja relativno enostavno podatkovno bazo za analizo z orodjem za izkopavanje podatkov.

Iz Merkurja so mi posredovali podatke v Excelovi preglednici, ki je služila kot podatkovni vir pri analizi s programskim paketom za izkopavanje podatkov, vendar je bilo najprej potrebno preveriti kakovost podatkov (pravilnost in popolnost). Izbrane podatke je bilo potrebno najprej prečistiti - odstraniti negativne vrednosti, ki so posledica storna, reklamacije, zamenjave in podobno, ter preurediti podatke v ustrezno obliko za uporabljeno tehniko izkopavanja. Nato je bilo potrebno v preglednici združiti naslednje stolpce: oznaka tržne skupine, vrste blaga in skupine blaga v en stolpec - skupina blaga (sestavljena oznaka). Zapisi se niso podvajali, kar bi lahko sicer vplivalo na rezultate analize. Za pripravo vhodnih podatkov za model velja splošno pravilo v informatiki : *GIGO (Garbage In Garbage Out)* – *smeti noter, smeti ven* (Jaklič, 1999, str. 119). Ravno zato je priprava podatkov zelo pomemben del analize problema. Podatkov o neto vrednosti prodaje pri nadaljni analizi nisem upoštevala, ker za analizo vsebine nakupne košarice niso pomembni, saj ugotavljamo le (ali obstajajo) povezave med izdelki.

³ Podatek za prodajo (veleprodaja in maloprodaja) za leto 2001.

V nadaljevanju bom predstavila način, kako sem v izbrani podatkovni bazi poskušala ugotoviti, ali v njej obstajajo informacije - »močne« navzkrižne povezave med izdelki izbrane tržne skupine.

4.5.3. Opredelitev uporabljene tehnike izkopavanja

Analizo sem opravila s pomočjo računalniškega programa SQL Server 2000, ki je zbirka orodij za pretvarjanje podatkov in njihovo analizo. Izšel je v prvi polovici leta 2000 in je eden izmed številnih Microsoftovih⁴ izdelkov za poslovno inteligenco.

S pomočjo izbranih podatkov o prodaji skupin blaga najprej zgradimo **dvodimenzionalno kocko**, dvodimenzionalen podatkovni model, ki ga program samodejno obdelava. V kocki so podatki organizirani dvomenzionalno z dimenzijama številka transakcije (račun) in skupina blaga (blago) ter mero količina prodaje. Podatki so strukturirani na način, ki je enostaven za razumevanje. Tako najdemo odgovor na vprašanje, katere izdelke iz izbrane skupine blaga je kupec kupil skupaj. Večdimenzionalna kocka poleg večdimenzionalnega pogleda na podatke omogoča preprosto uporabo in prilagodljivost pogleda na podatke.

Naslednji korak je oblikovanje **modela za izkopavanje podatkov**, ki omogoča odkritje skritih vzorcev v prej oblikovani kocki, s pomočjo tehnike drevesa odločanja. Po samodejni računalniški obdelavi modela - računalniški program samodejno išče povezave med skupinami blaga in kot rezultat prikaže, kolikokrat se te povezave pojavijo - dobimo rezultate izkopavanja, predstavljene v obliki drevesa. Poleg tega program omogoča (dopolnjeno) predstavitev rezultatov (priloga 6), ki sočasno prikazuje povezave med vsemi skupinami blaga. Z obladovanjem »mreže«, tako da se pomikamo od najmočnejših do najšibkejših povezav, lahko razmeroma enostavno najdemo povezave med analiziranimi skupinami blaga, za katere so ugotovljene visoke stopnje povezanosti. Poleg tega omogoča ta pogled prikaz smeri⁵ povezave med skupinama blaga.

⁴ povzeto iz Računalniških novic, št. 23 – 24 / VI, str. 7

⁵ Enosmerna povezava pomeni, da ena skupina blaga vpliva na nakup druge, dvosmerna pa, da skupini blaga medsebojno vplivata na nakup druga druge.

4.6. Predstavitev rezultatov

Uporabljena tehnika izkopavanja podatkov (drevo odločanja) omogoča uporabniku jasno interpretacijo rezultatov, ki v konkretnem primeru prikazujejo, kaj lahko »dosežemo« z izkopavanjem podatkov iz relativno enostavne podatkovne baze. Odkrila sem povezave, med katerimi je bilo mnogo smiselnih, a hkrati že vnaprej pričakovanih. Rezultate bom predstavila v obliki: A → B (stopnja zaupanja, stopnja podpore). Stopnja zaupanja nam pove verjetnost, da transakcija, ki vsebuje A, vsebuje tudi B, stopnja podpore pa izraža število entitet v vozlišču oziroma verjetnost, da vsebuje transakcija A in B. Ali drugače, če kupec kupi A, obstaja določena verjetnost, izražena s stopnjo zaupanja, da bo hkrati kupil tudi B. Stopnja podpore nam v odstotkih pove, v koliko primerih analiziranih transakcij velja ugotovljena povezava. Za predstavitev rezultatov sem izbrala (najzanimivejše) povezave z najvišjo stopnjo zaupanja in stopnjo podpore.

Najmočnejša navzkrižna povezava obstaja med skupinama blaga: Posoda → Pripomočki za čiščenje (14,8 %, 2,3 %). Če kupec kupi izdelke iz skupine blaga posoda, potem obstaja 14,8 % verjetnost, da bo hkrati kupil tudi pripomočke za čiščenje. To pravilo velja v 2,3 % primerih analiziranih transakcij. Obratna povezava ni tako močna: Pripomočki za čiščenje → Posoda (8,08 %, 2,3 %). Če kupec kupi izdelke iz skupine blaga pripomočki za čiščenje, obstaja 8,08 % verjetnost, da bo hkrati kupil tudi posodo. Ob ogledu prodajnih polic gospodinjskih pripomočkov v trgovskem centru Ljubljana – Vič (priloga 6) sem opazila, da ti dve skupini blaga nista postavljeni skupaj v neposredni bližini. Postavitev obeh skupin v neposredno soseščino bi glede na ugotovljeni povezavi lahko povečala prodajo obeh skupin. Določene pripomočke za čiščenje sicer uporabljamo vsakodnevno za čiščenje posode, vendar gre za dve različni skupini dobrin. Posoda kot trajna dobrina zahteva denimo bolj osebno prodajo, višjo maržo in garancijo proizvajalca, pripomočki za čiščenje pa so po drugi strani netrajne dobrine, ki se jih pogosteje kupuje in zahtevajo denimo intenzivnejše oglaševanje in je bolje, če so na voljo na več lokacijah v prodajalni.

Za naslednje povezave veljajo pravila:

Pripomočki za čiščenje → Kuhinjska galanterija (25 %, 7,2 %). Če kupec kupi pripomočke za čiščenje, potem obstaja 25 % verjetnost, da bo hkrati kupil tudi kuhinjsko galanterijo. To velja v 7,2 % primerih analiziranih transakcij.

Kuhinjska galanterija → Gospodinjska plastika (12,02 %, 4,18 %). Če kupi kupec kuhinjsko galanterijo, potem obstaja 12,02% verjetnost, da bo hkrati kupil tudi gospodinjsko plastiko. To velja v 4,18% primerih analiziranih transakcij.

Kuhinjska galanterija → Izdelki iz stekla (8,18 %, 2,84 %). Če kupi kupec kuhinjsko galanterijo, potem obstaja 8,18 % verjetnost, da bo hkrati kupil tudi izdelke iz stekla. To velja v 2,84 % primerih analiziranih transakcij. V prilogi 7 je iz fotografije razvidno, da sta ti dve blagovni skupini postavljeni na prodajnih policah v neposredni bližini. Predlagam, da takšna ureditev teh dveh skupin blaga ostane tudi v bodoče.

Ostale povezave imajo manjšo stopnjo zaupanja od 8 %, ki so pomenili spodnjo mejo pri presojanju ali je navzkrižna povezava med skupinama blaga dovolj močna, in podpore od navedenih in zato niso dovolj močne, da bi na podlagi le-teh prišli do kakršnihkoli sklepov.

Nobena ugotovljena povezava se ni izkazala kot izredno zanimiva, saj bi večino odkritih povezav lahko že vnaprej predvidevala. Želja vseh lastnikov in uporabnikov podatkovne baze pa je najti predhodno neznane povezave - asociacije. Da bi prišli do bolj nepričakovanih povezav, bi morali v analizo vključiti več blagovnih skupin, kar bi terjalo več časa. Pregled rezultatov analize izkopavanja in sprejemanje odločitev na podlagi dobljenih rezultatov je za analitika najobsežnejši del celotnega procesa izkopavanja podatkov.

4.6.1. Predlagana orodja pospeševanja prodaje in ureditve prodajnega prostora

Rezultati– povezave med izdelki dobljeni s tehniko odločitvenih dreves nam omogočajo, da s pospeševanjem prodaje določenih izdelkov povečamo skupno prodajo, jih uporabimo pri oblikovanju fizičnega izgleda trgovine ter dosežemo povečanje dolgoročnega zadovoljstva porabnikov. Na podlagi rezultatov ponujam Merkurjevim tržnikom v razmislek vpeljavo naslednjih orodij ureditve prodajnega prostora in pospeševanja prodaje namenjene porabnikom:

- cilj **navzkrižne prodaje** je ne le neposredno, ampak tudi posredno povečanje prodaje, ki ga dosežemo s pospeševanjem prodaje medsebojno povezanih skupin blaga. Za navzkrižno prodajo velja, da en izdelek prodaja drugega. Če želijo tržniki povečati donosnost prodaje,

potem ne smejo pospeševati prodaje močno navzkrižno povezanih skupin blaga istočasno. Za uresničitev tega bi morali Merkurjevi tržniki pospeševati prodajo samo blagovne skupine posoda, pri tem pa bi se povečala prodaja posode in pripomočkov za čiščenje, ker sta omenjeni blagovni skupini navzkrižno povezani. Podobno velja za pripomočke za čiščenje in kuhinjsko galanterijo, slednjo in gospodinjsko plastiko ter kuhinjsko galanterijo in izdelke iz stekla.

Pomen orodij pospeševanja prodaje postaja danes vse večji. To se kaže v povečani vlogi pospeševanja prodaje glede na oglaševanje, ki mu ne uspeva vzpostaviti povratne zveze. Navzkrižna prodaja kot oblika pospeševanja prodaje lahko postane dolgoročni instrument tržnega komuniciranja z možnostjo doseganja dolgoročnih učinkov (denimo krepitve zvestobe porabnikov, utrjevanja podobe blagovnih znamk in tako naprej).

- boljše, kreativnejšo **ureditev fizičnega izgleda** trgovine, ki bo povečala zaznavanje navzkrižne povezanosti, lahko dosežejo tržniki tako, da na prodajne police postavijo omenjenih pet skupin blaga z močnimi navzkrižnimi povezavami skupaj, v neposredno sosesčino, in na ta način napeljujejo oziroma spodbujajo porabnika k navzkrižnem nakupu.

- **povečanje zadovoljstva obstoječih porabnikov.** Podjetje že ima vpeljana elektronsko kartico (Merkurjeva kartica zaupanja), vendar bi z zbiranjem bolj podrobnih podatkov o porabnikih (denimo poklic, mesečni dohodek, število družinskih članov in podobno) in z analizo izkopavanja podatkov lahko dosegli boljši, nepristranski vpogled v obnašanje porabnikov. Posledično bi lahko, kot sem že prej omenila, oblikovali več različnih vrst elektronskih kartic, prilagojenih različnim profilom porabnikov (na primer glede na demografske značilnosti, donosnost in podobno), ki bi bolj natančno in dolgoročno zadovoljevale njihove potrebe.

4.6.2. Omejitve raziskave

Poudariti moram, da so podatki, ki sem jih uporabila, v mnogo enostavnejši in bolj skrčeni obliki kot pri standardni analizi vsebine nakupne košarice, kjer tipični podatki vključujejo vse transakcije v določenem obdobju. Vendar so izračunani rezultati kljub temu primerljivi s standardnimi in predstavljajo grobo sliko o uporabi orodja za izkopavanje podatkov. V

konkretno analizo nisem vključila osebnih podatkov o porabnikih, kar bi sicer omogočalo klasifikacijo kupcev v homogene skupine glede na nakupno vedenje. Razlog za to je premalo primernih demografskih podatkov, ki so potrebni za tovrstno analizo (denimo podatki o, številu družinskih članov, dohodku, izobrazbi in podobno).

Vse to pomeni, da je možno v prihodnosti konkretni model nadgraditi in pridobiti boljše rezultate, ki bi jih lahko posplošili in uporabili v praksi. Zmožnost bolj utemeljene razlage dobljenih rezultatov pa je na strani vodilnih oziroma tržnikov Merkurja. Rezultati izkopavanja so sicer namenjeni vodjem prodajaln za odločanje o asortimentu in uporabi ustreznih orodij ureditve prodajnega prostora ter tržnikom. Ugotovljena znanja prihodnjih analiz, bi predstavljala priložnosti za navzkrižno prodajo in omogočila tržnikom boljše razumevanje porabnikov in natančnejšo izdelavo trženjskih načrtov. To pa pomeni ponuditi Merkurjevim porabnikom prave, pa tudi dodatne izdelke, povečati odzivnost na trženjske akcije, povečati zadovoljstvo porabnikov, posledično pa povečati (navzkrižno) prodajo in prihodek.

Merkurjevim tržnikom priporočam nadaljne raziskovanje s sodobnimi analitičnimi orodji kot so orodja za izkopavanje podatkov in študije izvedljivosti ob upoštevanju, da morajo v podjetju ob vsaki uvedbi nove tehnologije izdelati strateški načrt načrtovanja in uvajanja izbrane tehnologije, če želijo izvesti zastavljene projekte, ki bodo ekonomsko upravičeni in smiselni. Cilj sodobnih podjetji, ki poslujejo na temelju trženja na odnosih oziroma podatkovno podprtem trženju, je dolgoročno osredotočanje na obstoječe (in bodoče) porabnike ter le-tem ponuditi prilagojene ponudbe izdelkov in storitev.

5. SKLEP

Sodobna podjetja potrebujejo vedno več znanja o poslovnem okolju, v katerem se nahajajo. Če želijo uspešno poslovati, morajo razpolagati z informacijami o poslovanju podjetja, trgih, konkurenci in nenazadnje svojih porabnikih. Pospešen razvoj informacijske tehnologije (računalnikov, baz podatkov in omrežij) omogoča poceni in učinkovito zbiranje in shranjevanje podatkov, ki vsebujejo potrebne informacije. Vendar, kot smo ugotovili, zgolj zbiranje podatkov ni dovolj. Podjetje mora biti sposobno iz množice zbranih podatkov izluščiti smiselne in uporabne informacije, ki bodo služile strokovnjakom pri odločanju.

Oblikovanje in ocenjevanje odločitev, ki temeljijo izključno na finančnih kazalcih, je dandanes neprimerno. V poslovnem svetu se uveljavljajo novi načini in metode merjenja ter vrednotenja poslovne uspešnosti, zato orodja za poslovno inteligenco pridobivajo na pomenu, popularnosti in številu podjetij, ki jih aktivno uporabljajo pri svojem delu.

Uporaba orodij za izkopavanje podatkov za namen analize vsebine nakupne košarice med slovenskimi trgovci še ni razširjena, vendar lahko rečemo, da se trgovska podjetja v našem prostoru že zavedajo pozitivnih učinkov, ki jih prinaša uporaba raznovrstnih sistemov za podporo odločanju. Konkurenca med trgovskimi podjetji v slovenskem prostoru se bo z vstopom v Evropsko unijo še dodatno zaostрила, zato je zavedanje o pomenu investiranja v sodobno informacijsko tehnologijo danes ključnega pomena za organizacije, ki želijo izboljšati proces sprejemanja odločitev. Organizacije lahko navdušuje že sama količina in zapletenost podatkov, ki so na voljo v njihovih operacijskih in produkcijskih sistemih. Zato se mnoge organizacije odločijo izdelati skladišče podatkov kot integrirano mesto informacij, zbranih iz drugih sistemov. Cilji gradnje informacijskega sistema so usmerjeni k uvedbi sodobne informacijske tehnologije, ki bo omogočala postavitve baze podatkov in razvoj prilagodljivih in učinkovitih programskih rešitev, njihovo preglednost uporabe in zagotavljanje pridobivanja podatkov za odločanje. Stroški izgradnje informacijskega sistema predstavljajo vsem organizacijam glavno oviro pri odločanju ali se splača vpeljati tak sistem. Vendar visoke stroške investicij v sodobno informacijsko tehnologijo za podporo odločanju in posledično za podatkovno podprto trženje opravičujejo (dolgoročne) strateške prednosti izgradnje informacijske tehnologije. Tovrstna tehnologija zagotavlja maksimiranje življenjske vrednosti porabnikov, s poudarkom na longitudinalni vrednosti odnosa, ki ga ima podjetje s svojimi porabniki. V »borbi« zanje bo zmagalo tisto podjetje, ki bo imelo vzpostavljene najtrdnjše odnose s svojimi porabniki. Ustvarjanje trdnih vezi je zato najpomembnejši cilj, ki ga mora danes zasledovati podjetje, če se želi izolirati od konkurence.

Zamisel o navzkrižni prodaji izdelkov oziroma storitev se je pojavila že pred dvema desetletjima, vendar je sedanost, ki doživlja eksplozijo podatkov in ponuja dosegljivo in zmogljivo informacijsko tehnologijo, bolj naklonjena njeni uresničitvi. S pomočjo orodij za izkopavanje podatkov lahko tržniki iz zbranih podatkov izluščijo zanimive in koristne informacije – povezave med izdelki v nakupni košarici. Na podlagi teh pa izdelajo bolj uglašene trženjske programe.

Namen opravljene analize vsebine nakupne košarice na primeru podjetja Merkur, d.d. je bil pokazati zmožnost uporabe izkopavanja podatkov iz podatkovne baze tega trgovskega podjetja ter posledično rezultatov o navzkrižni povezanosti med skupinami blaga za bolj usklajeno oblikovanje ponudb glede na vedenje porabnikov, boljše ureditev fizičnega izgleda trgovine in posledično za povečanje zadovoljstva in donosnosti obstoječih porabnikov ter povečanje navzkrižne prodaje. Ugotovila sem, da v izbrani podatkovni bazi obstajajo določene povezave - pravila (s stopnjo zaupanja nad 8 odstotki) med naslednjimi skupinami blaga: posoda in pripomočki za čiščenje; pripomočki za čiščenje in kuhinjska galanterija; kuhinjska galanterija in gospodinjska plastika in; kuhinjska galanterija in izdelki iz stekla. Konkretni rezultati sicer ne predstavljajo presenetljivih odkritij, a dajejo grobo predstavbo o uporabi orodja za izkopavanje podatkov v relativno enostavni in skrčeni podatkovni bazi.

V podjetju Merkur, d.d. obstaja področje, kjer bi lahko uvedli uporabo orodij za izkopavanje znanj iz podatkovnih baz, ki bi povečala razumevanje porabnikov, kakovost odločanja, učinkovitost dela in posledično privedla do doseganja boljših trženjskih rezultatov ter zmanjšanja stroškov podjetja. Učinkovitost tovrstnega poslovnega procesa bi se zagotovo še povečala, če bi podjetje zbiralo (samo ali kupilo od drugih podjetij) bolj podrobne podatke o porabnikih. Vendar moram na tem mestu opozoriti, da uporaba izkopavanja v poslovnem procesu prinaša s seboj tudi resno opozorilo, ki se ga sicer nisem dotaknila v nalogi. Namen izkopavanja podatkov je usmerjeno trženje, vendar večina ljudi ne mara, da jih napadamo z oglasnimi sporočili, četudi jih kakšna stvar mogoče zanima. Zbiranje podatkov naj zato omogoča vpogled v navade porabnikov, pri tem pa naj preveč ne posega v njihovo zasebnost. V nasprotnem primeru lahko postane ideja Orwellove fikcije resnično skrb zbujajoča in postavlja mnoga vprašanja o naši zasebnosti.

Organizacija, ki želi uspešno navzkrižno prodajati svoje izdelke oziroma storitve, mora imeti ogromno podporo vodilnih ljudi, ki morajo poskrbeti, da navzkrižna prodaja postane sestavni del vizije in poslanstva podjetja. Nenazadnje pa morajo vodilni v podjetju ob vsaki uvedbi nove tehnologije izdelati strateški načrt planiranja in uvajanja izbrane tehnologije, če želijo uspešno izvesti zastavljene projekte.

LITERATURA

1. Berson Alex, Smith Stephen, Thearlingl: **Building Data Mining Applications for CRM**, New York: The McGraw-Hill companies, 2000. 510. str.
2. Berry Michael, Linoff Gordon: **Data mining techniques: for marketing, sales and customer support**. New York: John Wiley&Sons INC., 1997. 445. str.
3. Cooke Simon: **Database Marketing: Strategy or Tactical Tool?**. Marketing intelligence&planning, B.k., 12 (1994), 6, str. 4 – 7.
4. Dennis Charles, Marsland David in Cockett Tony: **Data minig for shopping centers – customer knowledge – management framework**. Journal of Knowledge Management, B.k., 5 (2001), 4, str. 368 – 374.
5. De Simone Marcella: **Cross selling not new but ripe for use**. National Underwriter, Erlanger, 105 (2001), 45, str. 17 – 18.
6. Edelstein Herbert: **Introduction to data minig and knowledge discovery**. Third edition. B.k.: Two crows corporation, 1999. 36. str.
7. Edelstein Herbert: **Building profitable customer relationships with data mining**. B.k.: SPSS Inc., 2000. 13. str.
8. Giudici Paolo, Passerone: **Data minig of association structures to model consumer behaviour**. Computational Statistic & Data Analysis, B.k., 38 (2002), str.533 – 541.
9. Han Jiawei, Kamber Micheline: **Data mining Concepts and Techniques**. San Francisco: Morgan Kaufman Publishers, 2001. 550. str.
10. Hawkins Del et al.: **Consumer Behaviour: building marketing strategy**. 7 edition. Boston: McGraw-Hill, 1998. 760. str.
11. Hristovski Dimitar: **Podatkovno rudarjenje in odkrivanje znanja iz baz podatkov**. [URL: <http://www.sioug.si/sioug2000/predavanja9.html>], 18. 03. 2001.
12. Hu Jessica et al.: **Customer Information Quality and Knowledge Management: A Case Study Using Knowledge Cockpit**. Journal of Knowledge Management, B.k., 1 (1998), 3, str. 225 – 236.
13. Inmon W.H.: **Builing The Data Warehouse**. Second Edition. New York: John Wiley & Sons.Inc., 1996. 401. str.
14. Kennedy Ruby L., Yuchun Lee: **Solving data mining problems through pattern recognition**. New Jersey: Prentice Hall, Inc., 1998, str. 12 – 48 (4 pril.).

15. Jaklič Jurij: [Upravljanje in uporaba podatkovnih virov](#). Ljubljana: Ekonomska fakulteta v Ljubljani, 1999, 154. str.
16. Marlin Steven, McEachern Cristina in O'Donnell Anthony: [Cross selling starts with CRM System](#). New York: Wall Street & Technology, 19 (2001) 12, str. 8 – 11.
17. Ograjenšek Irena: [Programi zvestobe](#).
[URL:<http://www.mojmarketing.net/akademija/konferenca.asp>], 13.02.2002.
18. Pirc Mitja: [Analitični CRM oziroma kako iz podatkov dobiti informacije, iz informacij pa znanje](#).
[URL:<http://www.mojmarketing.net/akademija/konferenca.asp>], 13. 02. 2002.
19. Pitta Dennis: [Marketing one-to-one and its dependence on knowledge discovery in databases](#). B.k.: Journal of customer marketing, 15 (1998)5, str. 468 – 480.
20. Pivk Aleksander, [Rudarjenje podatkov \(Data mining\)](#).
[URL: <http://www.ai.ijs.si/Mezi/pedagosko/rudpod.pdf>], 10. 01. 2002.
21. Rojšek Iča: [Tradicionalni trženjski koncepti v sodobnem okolju – ali še veljajo?](#),
[Uvodni referat dr. Iče Rojšek na 6.marketiški konferenci](#).
[URL:<http://www.mojmarketing.net/akademija/konferenca.asp>], 13. 02. 2002.
22. Russel Gary, Petersen Ann: [Analysis of Cross Category Dependence in Market Basket Selection](#). Journal of Retailing, New York, 76 (2000), 3, str. 367 – 392.
23. Schultz Don, Robinson William, Petrison Lisa: [Sales promotion essentials the 10 basic sales promotion techniques...and how to use them](#). Lincolwood: NTC Bussines books, 1993, 197. str.
24. Smemwell Donald, Yavas Ugur: [Seven best practices for creating a sales culture: transitioning from an internally focused, transaction-oriented culture to a customer-focused, sales-oriented culture](#). International Journal of Bank Marketing, B.k., 16 (1998), 7, str. 293 – 298.
25. Wright G., Desai C., Fletcher K.: [Barriers to Successful Implementation of Database Marketing: A Cross-Industry Study](#). International Journal of Information Management, B.k., 18 (1998), 4, str. 265 – 276.
26. Žigon Ester: [Integracija merchandisinga in pospeševanja prodaje na konkretnem primeru \(MIP Nova Gorica\)](#). Diplomsko delo. Ljubljana: Fakulteta za družbene vede, 2001. str. 67 (14 pril.).

1. **Splošni podatki o podjetju Merkur, d.d.:** [www.merkur.si].
2. **Interni podatki podjetja Merkur, d.d. 2001.**
3. **Data Analyzer dostopen uporabnikom.** Računalniške novice, Ljubljana, 6(2001), št. 23-24/IV, str.7.
4. **Programski jezik SQL**
[URL:<http://www.lugos.si/delo/pomoc/lf6/sql.htm>], 15. 12. 2001.
5. **Microsoft predstavil SQL Server 2000.**
[URL: <http://www.microsoft.com/slovenija/javnost/dec99/pr7408.htm>], 15. 12. 2001.

Priloge

- ⇒ Priloga 1: Opis Merkurja, d.d.
- ⇒ Priloga 2: Komecialno analitski sistem
- ⇒ Priloga 3: Ključne prednosti programskega orodja Microstrategy
- ⇒ Priloga 4: Merkurjeva kartica zaupanja
- ⇒ Priloga 5: Terminologija SQL Server 2000 Analysis Services
- ⇒ Priloga 6: Primer predstavitve rezultatov izkopavanja podatkov
- ⇒ Priloga 7: Prikaz ureditve prodajnih polic v prodajnem centeru Ljubljana-Vič
- ⇒ Priloga 8: Slovarček slovenskih prevodov tujih izrazov

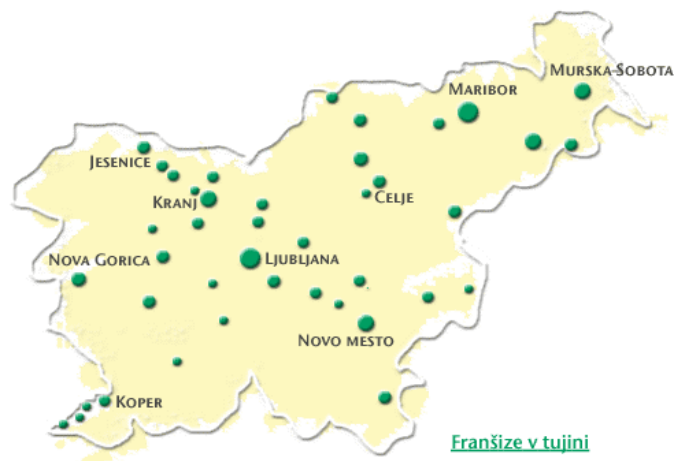
Priloga 1: Opis Merkurja, d.d.

a. Podatki iz poslovanja podjetja Merkur, d.d. v letih od 1998 do 2000 in načrt za leto 2001

PODATKI	1998	1999	2000	NAČRT 2001
Čisti prihodki iz prodaje (v mio SIT)	52.155	48.825	56.108	94.427
Kosmati dobiček iz prodaje (v mio SIT)	9.323	9.113	10.521	16.806
Čisti dobiček (v mio SIT)	1.239	1.102	1.524	1.820
Dividenda na delnico (v SIT)	450	500	-	-
Kapital, stanje 31. 12. (v mio SIT)	20.456	22.702	25.735	28.561
Zaposleni, stanje 31. 12.	1.419	1.441	1.568	2.537

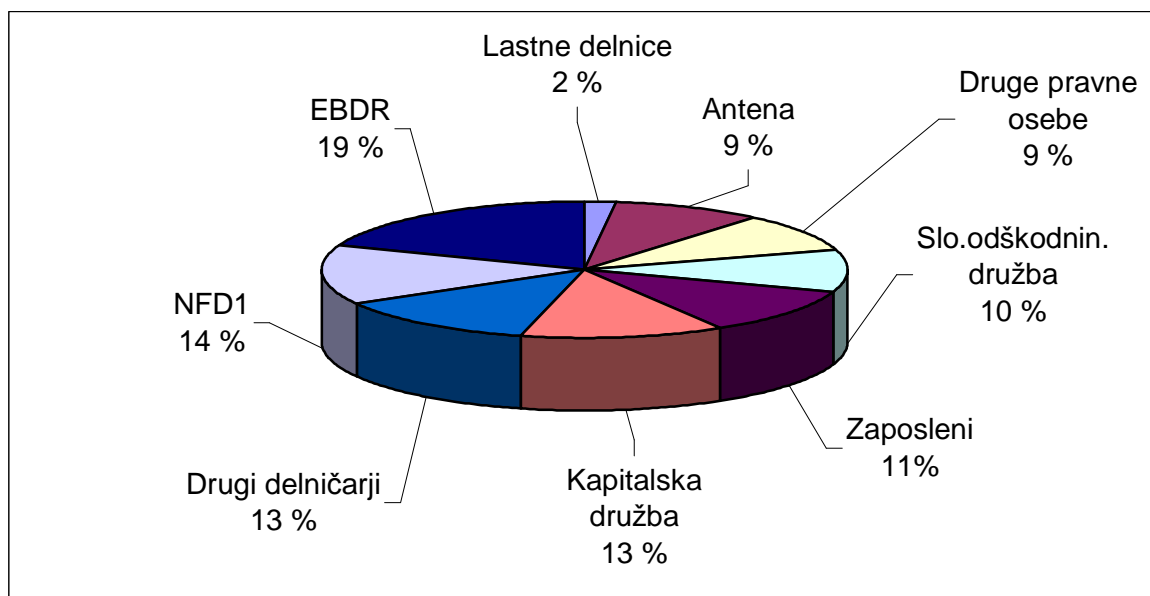
Vir: Internetni podatki: www.merkur.si

b. Trgovski centri v Sloveniji



Vir: Internetni podatki: www.merkur.si

c. Lastniška struktura podjetja Merkur, d.d., na dan 31.12.2000



EBDR – Evropska banka za obnovo in razvoj, NFD – Nacionalna finančna družba

Vir: Internetni podatki: www.merkur.si

Priloga 2: Komercialno analitski sistem – (KAS)

a. Namen projekta KAS je:

- obvladovanje in standardizacija podatkov,
- opredelitev poslovnih pravil pri uporabi podatkov in razvoju informacij,
- razvoj standardnih poročil,
- uvajanje končnih uporabnikov v uporabo sistema za podporo odločanju.

b. Cilji projekta KAS:

- organizirati in usposobiti skupino analitikov,
- standardizirati vsebino komercialnih terminov na nivoju podjetja,
- zagotoviti in obvladovati kvaliteto podatkovnega skladišča ter opredeliti skrbništvo posameznih sklopov sistema,
- prenoviti in razviti konsistenten sistem poročil na nivoju komerciale.

c. Vrste analiz

S pomočjo KAS-a opravljajo analize poslovnih problemov za naslednja (za podjetje trenutno najpomembnejša) področja (interni podatki podjetja):

a) Analize uspešnosti glede na različne nivoje trgovskega blaga:

- tržne skupine, vrste blaga, skupine blaga, blagovne znamke, artikla ...
- segmentiranje asortimana za različne potrebe

b) Analize poslovanja s poslovnimi partnerji:

- analize kupcev, dobaviteljev, proizvajalcev
- navezave z eksternimi podatki

c) Analize prodajnih akcij (Merkurjeve vroče cene ...)

d) Analize imetnikov Merkurjeve kartice zaupanja

e) Analize uspešnosti zaposlenih:

- produktni vodja, komercialist, prodajni/nabavni specialist, referent, blagajnik ...

f) Analize za potrebe interne kontrole

d. Uporabniki sistema KAS

Uporabniki komercialno analitskega sistema so analitiki, imenovani tudi »power-userji«, in končni uporabniki. V podjetju imajo pet **analitikov**, ki:

- uporabljajo sofisticirana orodja za izdelavo poslovnih poročil (client/server).
- vsak analitik je zadolžen za določen del podjetja (veleprodaja, maloprodaja, nabava, logistika, finance – računovodstvo), za katerega pripravlja poročila in nudi podporo končnim uporabnikom.

Končnih uporabnikov je 105. Za njih velja naslednje:

- imajo dostop do sistema KAS preko standardnega brskalnika,
- predvsem izvajajo že pripravljena poročila, lahko pa tudi oblikujejo lastna poročila.
- uvajanje končnih uporabnikov je hitro in enostavno (4 ure), operativno podporo nudijo analitiki,
- ob konca leta 2001 do 200 uporabnikov.

e. Nadaljni razvoj KAS sistema

V podjetju analitiki že načrtujejo izgradnjo novosti in določenihboljšav v sistemu KAS.

Oglejmo si nekatere izmed njih:

- postavitve učinkovite organizacije zaščite podatkov,
- navezave na podatke iz internih virov,
- računovodsko-finančni informacijski sistem,
- kadrovski informacijski sistem,
- navezave na podatke iz eksternih virov,
- vzpostavitev portala: možnost naročanja na poročila ...

f. Učinki sistema KAS

Na koncu pa si še oglejmo, na katera področja poslovanja podjetja Merkur vpliva KAS:

- poslovno uspešnost podjetja,
- način odločanja na nivoju top in srednjega managementa,
- organizacijo komerciale,
- organizacijo področja informatike.

Priloga 3: Ključne prednosti programskega orodja Microstrategy 7

ZNAČILNOSTI PROGRAMSKEGA ORODJA MICROSTRATEGY	IZKUŠNJE V MERKURJU
Izdelava poročil preko intuitivnega web vmesnika	Kratkotrajno uvajanje končnih uporabnikov
Možnost izdelave sofisticiranih analiz	Glede uporabe poslovne statistike so na začetku
Skalabilnost sistema	Z uporabo agregatov zagotovljena hitra odzivnost
Arhitektura server-centric omogoča 1 mio uporabnikov sistema	Simultano brez problemov dela 20 uporabnikov; načrtujejo še večje število
Možnost posredovanja poročil na različne medije; možnost naročanja poročil	Navedenih možnosti še niso uporabljali
Močan sistem zaščite	Sistem zaščite ni več tehnični, ampak organizacijski problem
Možna hitra integracija z ostalimi informacijskimi sistemi	Možnosti še niso uporabili
Hitra uvedba sistema in enostavno vzdrževanje	Oblikovanje sheme sistema ter osnovnih elementov možno v nekaj dneh
24 x 7 razpoložljivost sistema	Razpoložljivost sistema zelo dobra, odpovedi malo

Vir: Interni podatki podjetja

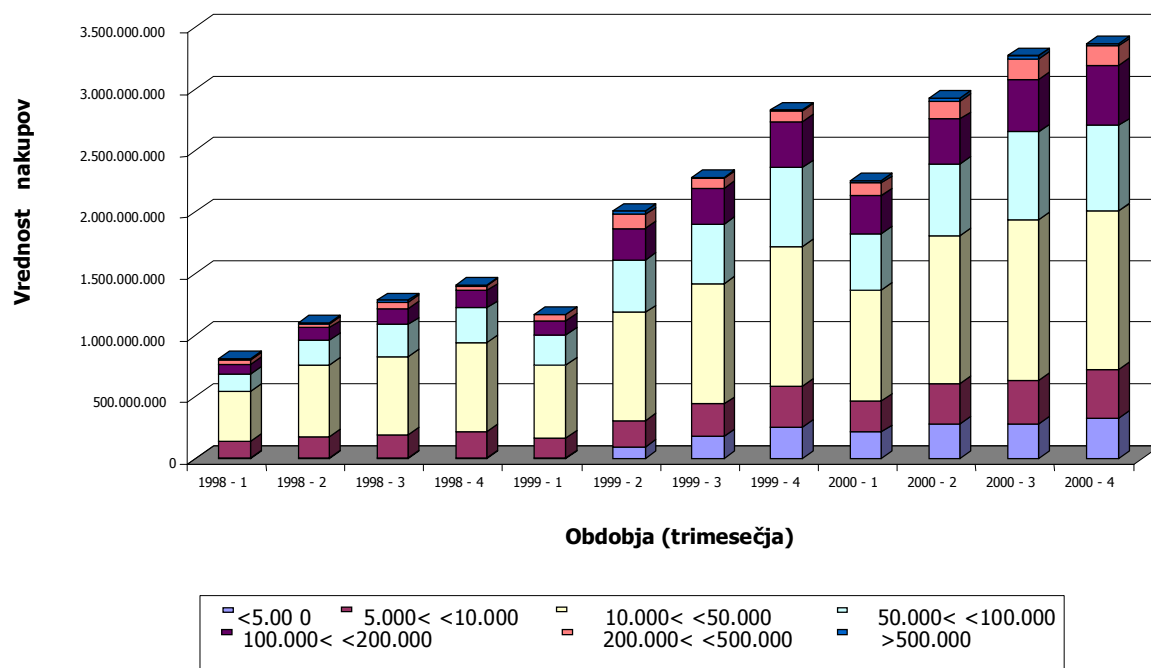
Priloga 4: Merkurjeva kartica zaupanja

a. Elektronska kartica zvestobe: Merkurjeva kartica zaupanja



Vir: interni podatki podjetja

b. Gibanje nakupov vrednostno (v SIT) – Merkurjeva kartica zaupanja



Vir: interni podatki podjetja

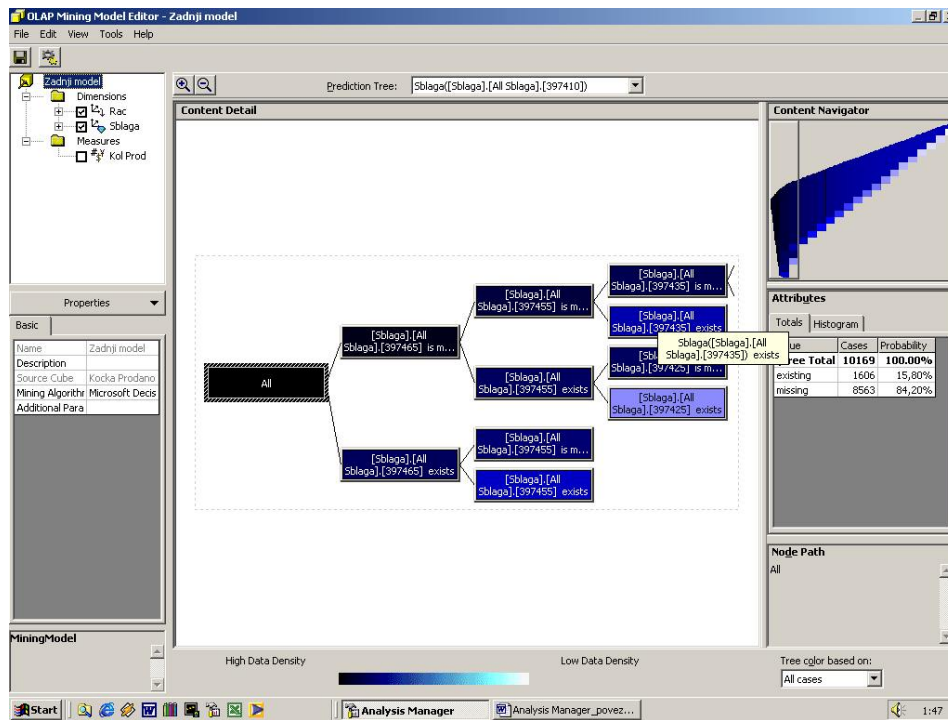
Priloga 5: Terminologija – SQL Server 2000 Analysis Services

Uporabnik mora biti pri delu s programom Analysis Manager seznanjen z določenimi izrazi (Han in Kamber, 2001, str. 45):

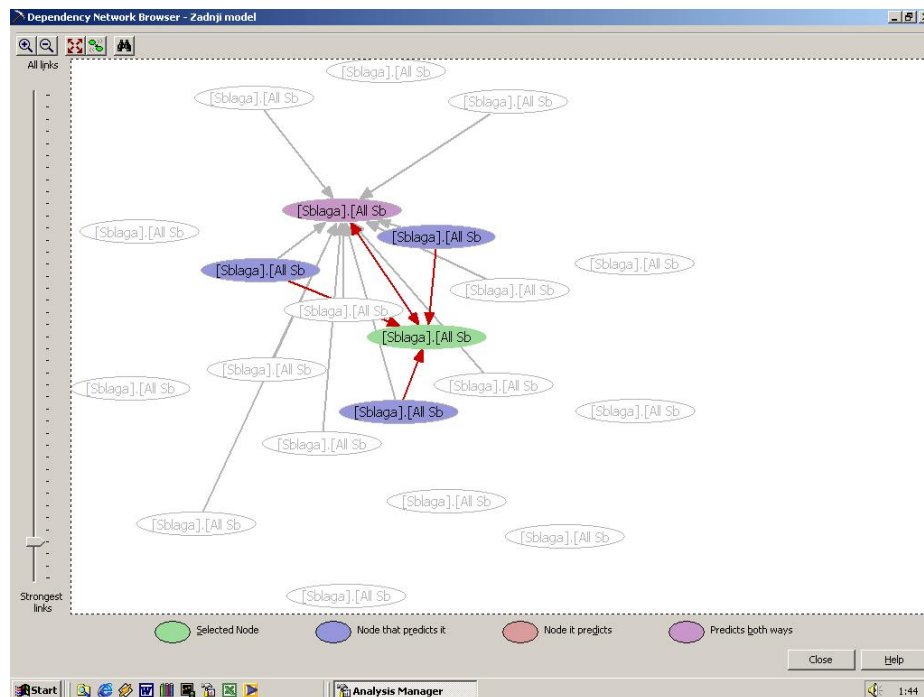
- **podatkovna baza** (ang. database) – skupek vseh zgodovinskih podatkov na podlagi katerih opravimo analizo ter iz katerih zgradimo napovedovalne modele; namenjena podpori odločanja,
- **zapis** (ang. record) – zaključena celota večih podatkov z enako strukturo - enakimi vrsticami,
- **vrstica** (ang. row) – samostojen vpis v tabeli, sestavljen iz polj,
- **polje** (ang. field) – najmanjša enota informacije znotraj ene vrstice (www.lugos.si),
- **večdimenzionalna kocka** (ang. multidimensional cube) – način organizacije podatkov, ki ga dopušča večdimenzionalni podatkovni model,
- **mere** (ang. measures) – elementi kocke za neko kombinacijo dimenzij,
- **dimenzija** (ang. dimension) – stranica kocke v splošnem predstavlja vidik, na katerega se osredotoča podjetje pri oblikovanju zapisov,
- **dimenzijska tabela** (ang. dimension table) – tabela, ki pripada dimenziji,
- **tabela dejstev** (ang. fact table) – tabela, v kateri shranjujemo podatke za vrednosti mer pri posamezni kombinaciji dimenzij; povezuje dimenzijske tabele ter
- **zvezdasta shema** (ang. star shema) – značilna oblika relacijske podatkovne sheme.

Priloga 6: Primer predstavitve rezultatov izkopavanja podatkov

a. Prikaz rezultatov izkopavanja podatkov programskega paketa Analysis Manager



b. »Mrežni« pogled na podatke (*Browse dependency network*)



Priloga 7: Prikaz ureditve prodajnih polic v prodajnem centru Ljubljana-Vič

a. Posoda in mali gospodinjski aparati



Vir: Knežević, 2002

b. Lesena galanterija in pripomočki za čiščenje



Vir: Knežević, 2002

c. Izdelki iz stekla in lesena galanterija



Vir: Knežević, 2002

Priloga 8: Slovarček slovenskih prevodov tujih izrazov

- antecedent – predhodnik
- bundle – sveženj
- consequent – posledica
- customer knowledge discovery – odkrivanje znanja o porabnikih
- customer loyalty – zvestobe porabnikov
- database – podatkovna baza
- database marketing – podatkovno podprto trženje
- data mining – izkopavanje podatkov
- data warehousing – skladiščenje podatkov
- decision trees – drevesa odločanja
- dimension – dimenzija
- dimension table – dimenzijska tabela
- fact table – tabela dejstev
- field – polje
- Knowledge Discovery in Databases – odkrivanje znanja v bazah podatkov
- on-line – sprotna obdelava
- one-to-one relationship – »individualni« odnos
- lifetime value – življenjsko vrednost
- loyalty card – kartica zvestobe
- market basket analysis – analiza vsebine nakupne košarice
- mass customization – trženja po meri uporabnika
- measures – mere
- multidimensional cube – večdimenzionalna kocka
- nearest neighbor – najbližji sosed
- nearness – bližina
- neural networks – nevronska omrežja
- one-to-one marketing – individualno trženje
- On-Line Analytical Processing (OLAP) – sprotna analitična obdelava podatkov
- patterns – vzorci
- random sampling – naključno vzorčenje
- record – zapis

- row – vrstica
- rule induction – induksijska pravila
- sampling – vzorčenje
- star shema – zvezdasta shema
- touchpoints – stične točke
- the decision node – vozlišče odločanja
- unclassified record – nerazvrščeni zapis
- up-selling – dodatno oblikovanje ponudbe
- validation – veljavnost