Kauno technologijos universitetas
Informatikos fakultetas

Justina Čenytė

Miglotojo kontekstinio panašumo mato modelio sudarymas ir tyrimas

Magistro baigiamasis darbas

Darbo vadovas:
Prof. Dr. Raimundas Jasinevičius

Kaunas, 2012

Kauno technologijos universitetas
Informatikos fakultetas

Justina Čenytė

Miglotojo kontekstinio panašumo mato modelio sudarymas ir tyrimas

Magistro baigiamasis darbas

Vadovas
Prof. Dr. Raimundas Jasinevičius
2012-05-28

Recenzentė
Dr. Renata Danielienė
2012-05-28

Atliko:
Justina Čenytė
2012-05-28

Kaunas, 2012

Turinys

1 ĮVADAS

Informacijos amžiuje įvairūs tyrimo metodai generuoja milžiniškus kiekius duomenų, tačiau naudojant tik neapdorotus duomenis sunku atskleisti tiriamų objektų prigimtį, išsiaiškinti pagrindinę, kartais paslėptą struktūrą. Duomenų apdorojimas, bandant išsiaiškinti jų struktūrą, pasiskirstymą, tarpusavio ryšius yra tam tikra kompiuterinės intelektikos (machine learning) dalis. Naudingai informacijai, o vėliau ir žinioms iš duomenų išgauti paprastai naudojami informacijos suformavimo (*Information Retrieval*) ir duomenų išgavimo (*Data Mining*) būdai. Panašumo tarp įvairių esybių nustatymas čia vaidina bene svarbiausią vaidmenį.

Egzistuoja daugybė objektų tarpusavio panašumo nustatymo modelių ir teorijų, bet dauguma jų vienaip ar kitaip remiasi tam tikru objektų požymių tarpusavio palyginimu. Panašumo nustatymą iš esmės būtų galima padalinti į dvi dalis: suvoktasis (*perceived*) panašumas ir nuspręstas (*judged*) panašumas. Pirmuoju atveju panašumas tarp esybių apskaičiuojamas pasitelkiant tam tikras teorijas ir metodikas, tuo tarpu antruoju atveju esybių tarpusavio panašumą nustato asmenys, kurių paprašoma įvardinti esybių panašumą pagal tam tikrą, paprastai nedidelę, skalę. Nuspręstojo panašumo atveju rezultatai būna subjektyvūs, jie priklauso nuo asmenų ar ekspertų, kurių buvo prašoma priimti sprendimą. Tokiu atveju sunku išsiaiškinti konkretaus rezultato priežastis, o pakartojus eksperimentą ne visada gaunami tie patys rezultatai. Priešingai nei nuspręstojo panašumo atveju, suvoktasis panašumas su tais pačiais duomenimis visais atvejais pateikia beveik tą patį rezultatą. Šiame darbe dėmesys bus kreipiamas į suvoktąjį panašumą, todėl toliau suvoktasis panašumas bus vadinamas tiesiog panašumu.

Jau kurį laiką kalbama apie tai, kad dviejų esybių tarpusavio panašumas yra įtakojamas ne tik tų esybių požymių, bet ir konteksto, kuriame jie pasireiškia. Vadinasi dviejų esybių tarpusavio panašumas priklausomai nuo konteksto gali skirtis. Darbe bus aptariama kontekstinio panašumo svarba, esami konteksto apibrėžimai ir keli kontekstinį panašumą vertinantys matai. Išnagrinėjus literatūros šaltinius bus pristatytas kontekstinio panašumo formavimo būdas.

2 LITERATŪROS APŽVALGA

2.1 Konteksto įtaka ir svarba panašumo nustatyme

Natūralu būtų manyti, kad jei objektų požymių įverčiai yra nekintantys, tai ir objektų tarpusavio panašumas neturėtų kisti. Tačiau įvairių mokslininkų straipsniai ir eksperimentai rodo, kad taip nėra. Apie tai, kad objektų tarpusavio panašumas yra įtakojamas ne tik jų požymių, kalbama jau gana seniai. Pasak Tversky [1], panašumas yra įtakojamas konteksto ir atskaitos taško (*feature of reference*). Kadangi panašumas priklauso nuo konteksto, vienareikšmio atsakymo į klausimą, kiek panašus vienas objektas į kitą, nėra [2]. Goldstone, Medin ir Halberstadt [3] teigia, kad panašumas tarp dviejų objektų yra labai jautrus kontekstui. Straipsnis taip pat teigia, kad panašumas nėra ryšys tarp dviejų objektų, o veikiau ryšys tarp dviejų objektų ir konteksto.

Daugiamačiame masteliavime (Multidimensional scaling, MDS), kur objektai (esybės) yra atvaizduojami kaip taškai daugiamatėje erdvėje, kontekstas arba vidinis nepastovumas gali pakeisti objekto poziciją erdvėje [4].

Daug mokslininkų teigia, kad dviejų esybių tarpusavio panašumą įtakoja tai, kokie duomenys dalyvauja eksperimente. Krumhansl [5] sako, kad panašumas tarp objektų (esybių) sumažėja, jei jos yra apsuptos artimų kaimynų. [6] teigia, kad priklausomai nuo to, kokie elementai lyginami bandymo metu, sukuriami skirtingi palyginimo standartai. Biberman [7] pritaria Tversky [1] minčiai, kad du identiški reti egzemplioriai yra panašesni, nei du identiški dažni egzemplioriai, pvz. du identiški dvyniai yra panašesni, nei du identiški automobiliai [1].

Nors skirtingi mokslininkai apie konteksto poveikį panašumui kalba skirtingai, jie vieningai sutinka, kad kontekstas smarkiai įtakoja objektų tarpusavio panašumą, todėl teisingas konteksto vertinimas būtinas, norint pagal duotą užduotį rasti geriausią panašumo įvertį.

2.2 Konteksto apibrėžimai

Kontekstas dažna kasdieniniame gyvenime vartojama sąvoka. Kontekstas dažnai minimas įvairiose situacijose: apie jį kalbama nagrinėjant literatūros kūrinius, vertinant politinius ir visuomeninius reiškinius, net mokslinių tyrimų rezultatus. Tačiau dažnas paprašytas apibrėžti kontekstą to padaryti negali. Pasak tarptautinių žodžių žodyno, kontekstas yra: „prasmės išbaigta teksto ištrauka, leidžianti tiksliai suprasti į ją įeinančio žodžio, posakio ar sakinio reikšmę“ arba, „kokio nors fakto, įvykio, reiškinio aplinkybės, sąlygos, aplinka“. Apibrėžimas pakankamai aiškus, tačiau iš jo kyla daugybė kitų klausimų: kaip apibūdinti aplinkybes, sąlygas ar aplinką, taip, kad jas būtų galima vertinti vienareikšmiškai. Norint vertinti kontekstą panašumo nustatyme, tokio paprasto intuityvaus ir buitiško konteksto apibūdinimo nepakanka. Darbe aptariami mokslininkų bandymai apibrėžti kontekstą formaliai.

Nors dauguma mokslininkų, tyrinėjančių panašumą ir panašumo nustatymo būdus, sutinka, kad panašumo nustatymas yra stipriai priklausomas nuo konteksto, vieningos nuomonės, kas yra kontekstas, nėra. Kaip nėra ir vieningo konteksto apibrėžimo panašumo nustatyme.

Sparti sistemų, naudojančių mobiliuosius įrenginius, plėtra nulėmė tai, kad bene daugiausiai bandymų apibrėžti kontekstą galima rasti literatūroje apie kontekstą vertinantį programavimą (*Context-Aware Computing*) ir kontekstą vertinančias taikomąsias programas (*Context-Aware aplications*). Straipsnyje [8], kuriame pirmą kartą pristatytas terminas vertinantis kontekstą (*context-aware*), kontekstas apibrėžiamas gana buitiškai, kaip vieta, šalia esančių žmonių ir objektų tapatumas, šių objektų kitimas. [9] teigia, kad trys pagrindiniai konteksto aspektai yra: kur tu esi, su kuo tu esi ir kokie resursai yra šalia. Anot šių mokslininkų, kontekstą sudaro apšvietimas, triukšmo lygis, galimybė prisijungti prie tinklo, ryšių kaina, tinklo pralaidumas ar net socialiniai aspektai. Kadangi šiuos konteksto apibrėžimus tyrėjai siekė pritaikyti vienai konkrečiai tyrimų sričiai, čia kontekstas apibrėžiamas, remiantis tik konkrečiais pavyzdžiais, ir dėl to neturi reikiamo universalumo.

Literatūroje galima rasti ir kiek universalesnių apibrėžimų. Pagal [10], kontekstas yra tai, kas supa ir suteikia prasmę kam nors kitam. Pascoe [11] kontekstą apibūdina, kaip tam tikros esybės, mus dominančių fizinių ir abstrakčių būsenų poaibį. [12] [13] teigia, kad kontekstas yra bet kokia informacija, kurią galima panaudoti esybės situacijai charakterizuoti. Esybė yra asmuo, vieta arba objektas, kuris tiesiogiai susijęs su vartotojo ir programos sąveika, įskaitant vartotoją ir programą.

Visi aptarti apibūdinimai tam tikra prasme yra teisingi, tačiau nepakankamai formalūs, nes tinkami apibrėžti kontekstą tik tam tikroje srityje ir tik tam tikrais atvejais.

2.3 Kontekstinio panašumo matai

2.3.1 EMBLEMs

Biberman [7] remdamasis [1] teigia, kad panašumas priklauso nuo konteksto ir, kad priklausomai nuo duoto konteksto tų pačių elementų panašumas gali kisti. Pagal *ExaMplarBased LEarning Models* (EMBLEMs) modelį pirmiausia apskaičiuojamas atskirų požymių tarpusavio panašumas, o tuomet bendras esybių panašumas. Jis taip pat mano, kad dvi esybės turinčios išskirtinį požymį turėtų būti laikomos panašesnėmis, nei esybės turinčios dažną požymį. Ši idėja jau ankščiau išsakyta [1] pavyzdžiu, kad du identiški dvyniai yra panašesni, nei du identiški automobiliai. Biberman [7] siūlo du skirtingus panašumo tarp požymių vertinimus: vienokį, kai požymių vertės yra lygios, ir kitokį, kai jos skiriasi. Pirmuoju atveju vienodas reikšmes turinčių požymių tarpusavio panašumas priklauso nuo to, kaip dažnai ši požymio reikšmė pasikartoja duomenų rinkinyje. Kuo dažnesnė požymio reikšmė duotajame duomenų rinkinyje, tuo mažesniu laikomas vienodų, šias reikšmes turinčių, požymių panašumas ir atvirkščiai, kuo požymio reikšmė yra retesnė, tuo panašumas tarp vienodų jų reikšmių yra didesnis.

Kitu atveju, kai požymių reikšmės yra skirtingos, galimi du variantai: jei du objektai priklauso tai pačiai grupei (koncepcijai) *C*, – tai skirtingas reikšmes turinčių požymių panašumas yra teigiamai įtakojamas vienodas reikšmes turinčių požymių porų. Kitaip tariant, jei dvi esybės turi daug vienodų reikšmių ir priklauso grupei *C*, tačiau šių esybių požymio *f* vertės *u* ir *v* yra skirtingos, manoma, kad šie nevienodas reikšmes turintys požymiai yra panašūs.

Kitu atveju, jei objektai priklauso skirtingoms grupėms (koncepcijoms), tačiau turi daug vienodų požymių, laikoma, kad jų priklausymas skirtingoms koncepcijoms yra būtent dėl požymių, turinčių skirtingas reikšmes, ir kad skirtingos reikšmės *u* ir *v* yra sąlyginai nepanašios. Kitaip tariant panašumas tarp dviejų skirtingų *f* požymio verčių *u* ir *v*, grupės *C* atžvilgiu, yra neigiamai įtakojamas esybių porų E_1 ir E_2, kur E_1 su požymio *f* verte *u* priklauso *C*, o E_2, su požymio *f* verte *v* nepriklauso. E_1 ir E_2 turi daug bendrų savybių.

Jei kurios nors požymio reikšmės trūksta, tuomet panašumu tarp požymių poros *u* ir *v*, kur *v* trūkstama reikšmė, yra vidutinis *u* ir visų kitų požymių panašumas. Bendras objektų panašumas apskaičiuojamas, kaip visų požymių panašumo vidurkis, pakeltas laipsniu *r*, kur *r* yra nelyginis natūralus skaičius, didesnis už 1.

Tam tikra prasme, galima teigti, kad šiame panašumo vertinimo metode svarbus yra esybės priklausymas tam tikrai grupei, autoriaus vadinamai koncepcijai, nes skirtingų požymių verčių atveju, būtent priklausymas tam tikrai koncepcijai nulemią požymių panašumą ar nepanašumą. Taipogi modelyje didelė svarba skiriama ypatingoms, retoms požymių reikšmėms. Tačiau toks kontekstinio panašumo vertinimas pagal esybių pažymių dažnumą atrodo dirbtinas, nes požymių dažnumo svarba gali labai priklausyti nuo konteksto ir priklausomai nuo konkretaus atvejo toks vertinimas gali būti netgi nekorektiškas. Šis kontekstinio panašumo matas nesiekia išsiaiškinti gilesnės konteksto prasmės, esybių tarpusavio ryšių.

2.3.2 DA$_{lign}$

Metodo pavadinto *distance - function alignment* (DA$_{alin}$)[14] įvesties duomenys yra atstumo funkcija ir konteksto informacija. DA$_{lign}$ transformuoja atstumo funkciją, kad užfiksuotų netiesinius santykius tarp kontekstinės informacijos. Tuomet naujų dar nematytų porų panašumas nustatomas naudojant transformuotą funkciją. Konteksto informacijos netiesinius ryšius metodas užfiksuoja, panaudodamas branduolio metodą [15] (*kernel trick*) ir perversdamas informaciją iš įvedimo erdvės $\mathcal{I}$ (*input space*) į projekcijos erdvę $\mathcal{P}$ (*projected space*). Įvedimo erdvė $\mathcal{I}$ – tai pradinė erdvė, kurioje pateikiami duomenų vektoriai. Projekcijos erdvė $\mathcal{P}$ – erdvė, į kurią tiesiškai arba netiesiškai projektuojami duomenų vektoriai.

Turint du vektorius x_i ir x_j, branduolio funkciją $K(x_i, x_j)$ galima apibrėžti kaip $\phi(x_i)$ ir $\phi(x_j)$ operaciją < . >, kurios rezultatas – skaliaras. Čia ϕ – funkcija projektuojanti vektorius x_i ir x_j iš $\mathcal{I}$ į $\mathcal{P}$.

$$K(x_i, x_j) = < \phi(x_i), \phi(x_j) > \tag{1}$$

Galima laikyti, kad operacija tarp dviejų vektorių nustato jų tarpusavio panašumą. Kitaip tariat $K(x_i, x_j)$ nustato vektorių x_i ir x_j panašumą $\mathcal{P}$ erdvėje. DA$_{alin}$ laikoma, kad $0 \leq K(x_i, x_j) \leq 1$, kur 1 reiškia, kad objektai yra identiški, o 0 kad jie visiškai skirtingi.

Konteksto informaciją sudaro duomenų rinkiniai $\mathcal{S}$ ir $\mathcal{D}$, kur $\mathcal{S}$ nurodo vienodas esybių poras, o $\mathcal{D}$ nurodo skirtingas esybių poras.

Siekiant padidinti branduolio vertes panašioms poroms ir sumažinti jas skirtingoms poroms atliekama transformacija. DA$_{alin}$ atlieka transformaciją $\mathcal{P}$ erdvėje, tam kad branduolį K pakeistų į branduolį $\widetilde{K}$. Branduolio matricos $\boldsymbol{K}$ transformacija atliekama taip:

$$\tilde{k}_{ij} = \begin{cases} \beta_1 k_{ij}, & if(x_i, x_j) \in \mathcal{D}, \\ \beta_2 k_{ij} + (1 - \beta_2) & if(x_i, x_j) \in \mathcal{S}, \end{cases} \tag{2}$$

Čia β_1 ir β_2 atitinkamai nepanašių ir panašių porų transformavimo kreivės nuožulnumas $0 \leq \beta_1, \beta_2 \leq 1$. $\tilde{k}_{ij}$ naujos branduolio matricos $\widetilde{\boldsymbol{K}}$ *ij*-ieji elementai.

Pradiniam branduoliui K operacija tarp dviejų vektorių x_i ir x_j apibrėžiama kaip $\phi(x_i)^T \phi(x_i)$ $\mathcal{P}$ erdvėje; $\phi(x_i)$ supaprastintai žymimas kaip ϕ_i. Atstumas tarp x_i ir x_j $\mathcal{P}$ erdvėje gali būti skaičiuojamas kaip $d_{ij}^2 = k_{ii} + k_{jj} - k_{ij}$, kur $k_{ij} = {\phi_i}^T \phi_j$.

Tuomet atstumas tarp x_i ir x_j modifikuotame branduolyje su normalizuotu branduoliu apskaičiuojamas taip:

$$\tilde{d}_{ij}^2 = \begin{cases} \beta_1 d_{ij}^2, & if(x_i, x_j) \in \mathcal{S}, \\ \beta_2 d_{ij}^2 + 2(1 - \beta_1), & if(x_i, x_j) \in \mathcal{D}, \end{cases} \tag{3}$$

Transformuota atstumo metrika sumažina tos pačios grupės elementų tarpusavio atstumą ir padidiną skirtingų grupių elementų tarpusavio atstumus $\mathcal{P}$ erdvėje.

Naudojant požymių rangavimo metodus operacija $k_{ij} = {\phi_i}^T \phi_j$ modifikuojama taip

${\phi_i}^T \boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^T \phi_j$, čia $\boldsymbol{A}_{m'm'}$ yra svorių matrica, o m' - $\mathcal{P}$ dimensija. Siekiama, kad matrica **A** turėtų mažą rangą, tam kad požymių vektoriaus ϕ dimensija erdvėje $\mathcal{P}$ būtų maža. Tuomet atstumas užrašomas taip:

$$\tilde{d}_{ij}^2 = \left(\phi_i - \phi_j\right)^T \boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^T \left(\phi_i - \phi_j\right) \tag{4}$$

Siekiant minimizuoti svorių matricos **A** rangą sprendžiamas iškiliojo kvadratinio optimizavimo uždavinys. Išsprendus šį uždavinį dviejų nežinomų esybių x ir x' panašumas randamas pagal formulę.

$$\tilde{d}^2(x, x') = (\phi(x) - \phi(x'))^T \boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^T (\phi(x) - \phi(x')) \tag{5}$$

Taigi DA$_{lign}$ suformuluoja kontekstą vertinančią atstumo funkciją panašumui vertinti.

2.4 Tikslai ir uždaviniai

Išnagrinėjus literatūrą, susijusią su kontekstu ir kontekstinio panašumo nustatymu, akivaizdu, kad konteksto vertinimas yra svarbus nustatant esybių tarpusavio panašumą. Deja pasigendama ne tik kontekstinio panašumo matų, bet ir universalaus bei formalaus konteksto apibrėžimo. Iš čia ir kyla darbo tikslas ir uždaviniai.

Tikslas:

- Pasiūlyti ir ištirti kontekstinio panašumo matą.

Uždaviniai:

- Formaliai apibrėžti kontekstą.
- Pasiūlyti kontekstinio panašumo nustatymo metodiką.
- Ištirti kontekstinio panašumo veikimą su dirbtiniais duomenimis.
- Ištirti kontekstinio panašumo veikimą su realiais duomenimis
- Palyginti kontekstinį panašumą su klasikiniu akontekstiniu panašumu.
- Pademonstruoti kontekstinio panašumo vertinimo svarbą.
- Paruošti programos prototipą kontekstiniams panašumui tarp esybių nustatyti.

2.5 Klasikinis panašumas

Viena iš populiariausių teorijų panašumą sieja su atstumu, ir būtent atstumą vertina kaip nepanašumą. Esybės tuomet atvaizduojamos kaip taškai daugiamatėje erdvėje, kur esybių požymių skaičius atitinka erdvės dimensiją. Pagal tokią teoriją laikoma, kad atstumas yra inversiškas panašumui ([16][17][18][19][20][21]). Ši panašumo nustatymo modelių klasė vadinama geometrinių panašumo modelių klase ir yra dalis didesnės modelių klasės, vadinamos daugiamačiu masteliavimu (*multidimentional scaling, MDS*). MDS nepanašumas tarp dviejų esybių yra ne kas kita, kaip atstumas tarp tų pačių esybių [22].

Remiantis šia teorija, nepanašumą galima skaičiuoti pagal bet kokią daugiamatės erdvės atstumo metriką. Vienas iš pakankamai bendrų ir populiarių atstumo matų, kuris tinka atstumams daugelio matavimų erdvėje – Minkovskio (Minkowski) atstumas. Pagal jo universalią formulę atstumą tarp objektų $a(a_1, a_2,..., b_n)$ ir $b(b_1, b_2,..., b_n)$ galima užrašyti taip [23]:

$$d(a,b) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^{N} |a_i - b_i|^p} \tag{6}$$

Dažniausiai naudojamas Minkovskio atstumas, kai p yra 1, 2 arba kai $p \to \infty$.

Kai Minkovskio formulėje $p = 1$, atstumas vadinamas Manheteno (Manhattan) atstumu, arba absoliučių skirtumų suma:

$$d(a,b) = \sum_{i=1}^{N} |a_i - b_i| \tag{7}$$

Kaip Minkovskio formulėje $p = 2$, atstumas vadinamas Euklido (Euclidian) atstumu ir daugiamačiu atveju užrašomas:

$$d(a,b) = \sqrt{\sum_{i=1}^{N} (a_i - b_i)^2} \tag{8}$$

Kai Minkovskio formulėje $p \to \infty$, atstumas vadinamas Čebyševo (Chebyshev) atstumu, ir jis apskaičiuojamas taip:

$$d(a,b) = \lim_{p\to\infty} \left(\sqrt[p]{\sum_{i=1}^{N} |a_i - b_i|^p} \right) = \max_{i \le i < N} (|a_i - b_i|) \tag{9}$$

Euklido MDS modelis remiasi tuo, kad visos esybės yra toje pačioje erdvėje. [24][25] pristatė svorinį Euklido modelį, pagal kurį laikoma, kad esybės yra toje pačioje erdvėje, tačiau gali skirtingai ją paveikti. Tokį nepanašumą dvimatėje Euklido erdvėje galima užrašyti formule [22].

$$d(a,b) = \sqrt{\left| w_x^2 (x_a - x_b)^2 + w_y^2 (y_a - y_b)^2 \right|} \tag{10}$$

Kadangi Euklido erdvė yra tam tikras Minkovskio erdvės variantas, tai svorinį nepanašumas Minkovskio formulėje galima užrašyti taip:

$$d(a,b) = \left(\sum_{i=1}^{N} w_i |a_i - b_i|^{\mathscr{p}}\right)^{\frac{1}{\mathscr{p}}} \tag{11}$$

Prieš tai minėtą Minkovskio formulę, galima laikyti šios formulės konkrečiu atveju, kai $w = 1$.

Kaip jau minėta ankščiau, atstumas yra inversiškas panašumui, todėl panašumą tarp dviejų esybių galima užrašyti formule:

$$s(a,b) = 1 - d^0(a,b) \tag{12}$$

Šioje formulėje priimta, kad panašumas įgauna reikšmes iš intervalo [0,1], kur 0 reiškia visišką nepanašumą, o 1 tai, kad esybės yra identiškos. Be abejo, panašumui vertinti galima parinkti bet kokią kitą teigiamą skalę, tačiau tuomet reikėtų atitinkamai pakoreguoti ir panašumo formulę. Reikia pabrėžti, kad formulė galioja tuo atveju, kai maksimalus galimas atstumas tarp dviejų esybių yra 1. Kad atstumas tenkintų šią sąlygą, jį reikia sunorminti pagal formulę:

$$d^0(a,b) = \frac{d(a,b)}{d_{max}} \tag{13}$$

Čia $d(a,b)$ – atstumas tarp požymių vektorių, o d_{max} – galimas maksimalus atstumas tarp objektų tiriamoje požymių erdvėje.

Pažymėjus maksimalią galimą požymio vertę ϑ ir priėmus sąlygą, kad požymio vertės gali kisti [0, ϑ] intervalo ribose, maksimalus galimas atstumas tarp esybių Minkovskio metrikoje yra:

$$d_{max} = \sqrt[\mathscr{p}]{\sum_{i=1}^{N} |0 - \vartheta|^{\mathscr{p}}} = \sqrt[\mathscr{p}]{N\vartheta^{\mathscr{p}}} \tag{14}$$

Iš čia išplaukia, kad maksimalus galimas atstumas tarp esybių pagal Manheteno formulę yra:

$$d_{max}^{mh} = \sqrt[1]{N\vartheta^1} = \vartheta N \tag{15}$$

Pagal Euklido formulę:

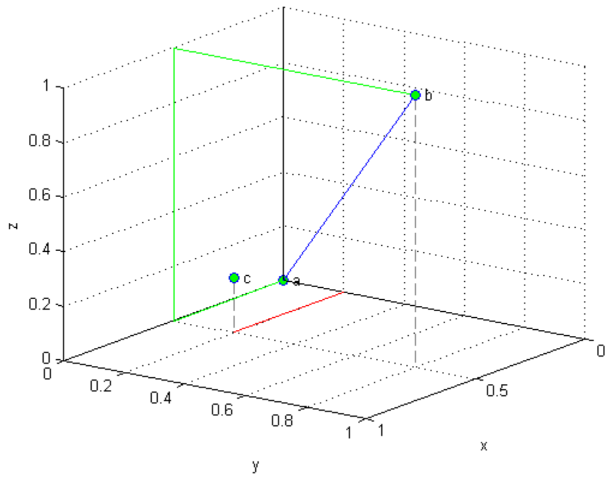
$$d_{max}^{eu} = \sqrt{N\vartheta^2} = \sqrt{\vartheta N} \tag{16}$$

o pagal Čebyševo formulę:

$$d_{max}^{ch} = \max_{i \leq i < N}(|0 - \vartheta|) = \vartheta \tag{17}$$

Panašumas įgauna reikšmes iš intervalo [0;1], kur 0 reiškia, kad objektai visiškai nepanašūs, o 1 – visiškai vienodi.

Klasikinio panašumo veikimas iliustruojamas pavyzdžiu, 1 paveiksle pateikiami 3 taškai $\vec{a}, \vec{b}, \vec{c}$, su koordinatėmis $\vec{a}$ = *(0 0 0)*, $\vec{b}$ = *(0,5 0,8 1)*, $\vec{c}$ = *(0,5 0,2 0,2)*. Žalia linija rodo atstumą tarp taško $\vec{a}$ ir $\vec{b}$, pagal Manhateno metriką, raudona linija rodo atstumą tarp taškų $\vec{a}$ ir $\vec{b}$ pagal Euklido metriką, o raudona rodo atstumą tarp taškų $\vec{a}$ ir $\vec{c}$ pagal Čebyševo metriką. Laikoma, kad maksimali požymių vektoriaus reikšmė yra 1, todėl maksimalus atstumas Manhateno erdvėje yra 3, Euklido – $\sqrt{3}$, o Čebyševo 1.



1 pav. Vektoriai erdvėje

Vektorių tarpusavio panašumai vaizduojami 1 lentelėje, matyti, kad taškai, kurie paveiksle yra nutolę vieni nuo kitų, panašumas yra nedidelis ir atvirkščiai, jei taškai yra greta vienas kito, panašumas yra didesnis.

Lentelė Nr. 1 Vektorių klasikiniai tarpusavio panašumai.

	$S_{mh}(x,y)$			$S_{eu}(x,y)$			$S_{ch}(x,y)$		
x,y	$\vec{a}$	$\vec{b}$	$\vec{c}$	$\vec{a}$	$\vec{b}$	$\vec{c}$	$\vec{a}$	$\vec{b}$	$\vec{c}$
$\vec{a}$	1	0,23	0,70	1	0,20	0,66	1	0	0,5
$\vec{b}$	0,23	1	0,53	0,20	1	0,42	0	1	0,2
$\vec{c}$	0,70	0,53	1	0,66	0,42	1	0,5	0,2	1

2.6 Kontekstinio panašumo matas

Šiame skyriuje suformuluojamas konteksto apibrėžimas ir supažindinama su pagrindine apibendrintojo konteksto formavimo metodika, bei kontekstinio panašumo nustatymu.

2.6.1 Konteksto apibrėžimas

2.2 skyrelyje aptarti konteksto apibūdinimai teisingi tam tikrais atvejais, tačiau per daug buitiški, nepakankamai formalizuoti, nes tinkami apibrėžti kontekstą tam tikroje srityje ir tik tam tikrais atvejais. Šiame darbe pateikiamas bandymas formaliai apibrėžti kontekstą.

Tarkime, kad esybės $\vec{x}_{pm}, m = \overline{1, L}$, *yra apibūdinamos požymiais* x_{pmi}. *Požymių skaičius kiekvienai esybei gali skirtis. Šios esybės sudaro esybių aibę X. Esybės priklauso klasėms p = 1, 2, ..., S, kurios sudaro klasių aibę P. Esybių X priklausymą klasėms P nusako tam tikras sąryšis* $F: X \to P$. *Minimalų leistiną vienos klasės esybių tarpusavio panašumą nusako miglotasis ekspertinis įvertis* γ, *o maksimalų leistiną jos esybių panašumą su kitų klasių esybėmis – miglotasis ekspertinis įvertis* κ. *Ekspertiniai įverčiai* γ *ir* κ *sudaro ekspertinių samprotavimų aibę MEX. Logiška, kad MEX aibės elementai priklausytų intervalui [0; 1] ir būtų išpildyta sąlyga:* $\gamma > \kappa$.

Taigi šiame darbe laikoma, kad kontekstas – tai ir yra šių aibių ir sąryšių rinkinys:

$$K = \{X, P, F: X \to P, MEX\} \tag{18}$$

Realių duomenų atveju kontekstas K gali būti sudarytas iš didžiulių kiekių duomenų. Tais atvejais kaip apie kontekstą bus kalbama, kaip apie konkrečius jį sudarančius duomenis, o ne teorinį konteksto atvaizdavimą, kontekstas K bus vadinamas kontekstine informacija.

2.6.2 Apibendrintasis kontekstas ir jo formavimas

Iš konteksto apibrėžimo matyti, kokius duomenis ir informaciją reikėtų išskirti iš aplinkos, tam kad būtų galima nagrinėti ir vertinti kontekstą. Tačiau ši informacija nėra patogi naudoti realių skaičiavimų atveju. Realiu atveju, kai grupių ir esybių yra be galo daug, konteksto vertinimas tampa labai sudėtingas. Turint didelius duomenų kiekius kartais sunku įžvelgti net elementariausius informacinius sąryšius. Tam, kad kontekstą būtų galima naudoti panašumo nustatyme, jį reikia specialiai apdoroti ir supaprastinant iš jo išgaunanti informaciją, t.y. nustatyti kas kontekste yra svarbu, o kas ne.

Naudojantis konteksto apibrėžimu ir keliomis prielaidomis formuojamas apibendrintasis kontekstas K^A. Galima sakyti, kad K^A yra tam tikras konteksto produktas. Apibendrintasis kontekstas yra labai koncentruota kontekstinė informacija, sutelkta matricoje, kuri atskleidžia kas kontekste svarbu, o kas ne. Apibendrintasis kontekstas formuojamas laikantis tokių prielaidų:

1) Visos esybės nagrinėjamos tų pačių požymių požiūriu, (t.y. turi tuos pačius požymius ir fiksuotą jų skaičių *N*).
2) Dalies esybių priklausymas tam tikroms grupėms yra žinomas. Tos esybės į klases yra suskirstytos pagal tam tikras ekspertų parinktas taisykles.
3) Esybių klasėje minimalus leistinas tarpusavio panašumas γ ir leistinas

maksimalus skirtingų klasių esybių panašumas κ su kitomis klasėmis taip pat parenkamas ekspertų.

Tam, kad suformavus apibendrintąjį kontekstą būtų galima matyti, iš kokio sudėtingumo kontekstinės informacijos jis sudarytas, apibendrintasis kontekstas turi savo konteksto lygį τ

$$\tau = S - 1 \tag{19}$$

Čia S – skirtingų grupių ar klasių kontekste skaičius.

Priėmus tokias prielaidas galima formuoti apibendrintąjį kontekstą. Kaip jau minėta ankščiau, apibendrintasis kontekstas atskleidžia, kas tam tikrame kontekste yra svarbu. Kitaip tariant jis turėtų parodyti, kurie esybių požymiai tam tikrose grupėse yra svarbūs, o kurie ne. [26] teigia, kad jei požymių svarbos išryškinimas yra sėkmingas, tai padauginus bet kokią tos pačios grupės esybę iš tos grupės požymių svarbos vektoriaus, gautas skaičius turėtų būti didesnis, nei tą patį padarius su kitos grupės vektoriumi. Kitaip tariant esybės $\vec{x}$ priklausymą klasei p galima įvertinti, naudojant priklausomybės tikrumo matą, išreikštą funkcija:

$$\Phi_p(\vec{x}) = \sum_{i=1}^{N} x_i * K_{pi} \, \forall p \in P \tag{20}$$

K_p – tam tikros klasės p požymių svarbos vektorius. K_p turi tiek pat požymių, kaip ir bet kuris klasės p elementas, ir pagal šį vektorių galima spręsti, kurie klasės p požymiai dominuoja duomenų rinkinyje.

Panašiai kaip ir [2] manoma, kad požymių svarbą, arba svorių matricą galima rasti spendžiant tam tikrą optimizavimo uždavinį. Šiuo atveju K_p randamas, sprendžiant tiesinio programavimo uždavinį, formuojamą kaip mato funkcijos (20) maksimizavimą, esant apribojimams, nusakomiems trečiąja prielaida. Iš klasės p pasirenkamas bet kuris tai klasei priklausantis elementas $\vec{x}_p^k = \left(x_{p1}^k, x_{p2}^k, \dots, x_{pi}^k, \dots, x_{pN}^k\right)$. Formuojamas tiesinio programavimo uždavinys:

$$\Phi_p\left(\vec{x}_p^k\right) = \sum_{i=1}^{N} x_{pi}^k * K_{pi} \ \rightarrow max \tag{21}$$

su tokiais apribojimais:

$$\sum_{i=1}^{N} x_{pi}^l * K_{pi} \ \geq \gamma \sum_{i=1}^{N} x_{pi}^k * K_{pi} \, \forall l \tag{22}$$

$$\sum_{i=1}^{N} x_{ri}^l * K_{pi} \ \leq \kappa \sum_{i=1}^{N} x_{pi}^k * K_{pi} \, \forall\, r \neq p, \forall\, l = M, \forall\, r = S - 1 \tag{23}$$

Čia γ ir κ miglotųjų ekspertinių samprotavimų aibės *MEX* elementai. Čia reikalaujama, bet kokio grupės p elemento priklausomybės mato funkcija $\Phi_p(\vec{x}_p^l)$ turi būti ne mažesnė arba lygi atraminio elemento priklausomybės mato funkcijai $\Phi_p(\vec{x}_p^k)$ padaugintai iš panašumo koeficiento γ ir kad bet kurios kitos grupės elemento priklausomybės mato funkcija $\Phi_r(\vec{x}_r^l)$ turi būti mažesnė arba lygi atraminio elemento priklausomybės mato funkcijai $\Phi_p(\vec{x}_p^k)$ padaugintai iš nepanašumo koeficiento κ.

Tam, kad būtų galima vienareikšmiškai spręsti, ar grupės įvaizdžio požymio vertė yra maksimali arba minimali, pageidautina, kad K_p koeficientų reikšmės būtų apribotos tam tikrame intervale, todėl prie (22) ir (23) prisideda papildomi apribojimai:

$$0 \leq K_{pi} \leq A, \forall i \tag{24}$$

A gali būti bet koks teigiamas realus skaičius. Šiame darbe laikoma, kad $A = 1$.

Tiesinio programavimo uždavinio sprendimo rezultatas – didžiausia panašumo tikrumo funkcijos reikšmė Φ_{pmax} ir grupės požymių svarbos vektorius $\vec{K}_p = (K_{p1}, K_{p2}, \dots, K_{pi}, \dots, K_{pN})$.

Tą pačią procedūrą pakartojus su visomis klasėmis p, gaunamas apibendrintasis kontekstas:

$$\vec{K}^{\tau A} = \left(\vec{K}_1, \vec{K}_2, \dots, \vec{K}_p, \dots, \vec{K}_S\right)$$

Apibendrintąjį kontekstą patogu vaizduoti, kaip matricą $[\vec{K}^{\tau A}(m_S, m_N)]$, čia m_S – klasės numeris, m_N – požymio numeris.

$$\vec{K}^{\tau A} = \begin{pmatrix} K_{11}^A & \cdots & K_{1N}^A \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ K_{S1}^A & \cdots & K_{SN}^A \end{pmatrix}$$

Išsprendus tiesinio programavimo uždavinius, reikia suvienodinti kiekvienos klasės p priklausomumo funkcijos Φ_p maksimalias reikšmes Φ_{pmax} taip, kad būtų patenkinama sąlyga:

$$c_1\Phi_{1max} = \cdots = c_p\Phi_{pmax} = \cdots = c_S\Phi_{Smax} = B \tag{25}$$

c_i – realūs teigiami skaičiai. B – bet koks realus teigiamas skaičius; šiame darbe $B = 1$. Padauginus apibendrintojo konteksto matricos eilutes iš atitinkamų iš koeficientų $\vec{c} = (c_1, c_2, \dots, c_S)$ vektoriaus elementų, sulyginamos kiekvienos grupės įverčių maksimalios vertės.

$$K_{ij}^{\tau A0} = c_i * K_{ij}^A \;\; j = \overline{1,S} \; i = \overline{1,N} \tag{26}$$

Ateityje bus kalbama tik apie apibendrintąjį kontekstą, padaugintą iš koeficientų $\vec{c}$, todėl dėl patogumo norminto apibendrintojo konteksto matrica bus žymima $\vec{K}^A$.

2.6.3 Požymių vektoriaus atvaizdavimas į kontekstą

Suformavus apibendrintojo konteksto matricą $\vec{K}^{\tau A}$, galima skaičiuoti esybių $\vec{a} = (a_1, a_2, \ldots, a_N)$ panašumą atvaizduotą į apibendrintąjį kontekstą $\vec{K}^{\tau A}$. Esybes kontekste galima lyginti pagal visus arba tik pagal specialiai pasirinktus požymius. Tarkime $v \leq N$ – yra požymių, pagal kuriuos lyginamos esybės, skaičius. Pageidaujami požymiai išrenkami pagal kaukę $M = (m_1, m_2, \ldots, m_v)$, $m_i \leq N -$ esybės požymio numeris.

Tuomet esybių panašumui, pagal tam tikrus požymius, nustatyti formuojami nauji esybių požymių vektoriai $\vec{a}^M = (a_1^M, a_2^M, \ldots, a_v^M)$ ir nauja sumažinta apibendrintojo konteksto matrica – $[\vec{K}^{\tau AM}(m_S, m_v)]$, $m_S = \overline{1, S}$, $m_v = \overline{1, v}$. Vektoriaus $\vec{a}^M$ ir matricos $\vec{K}^{\tau AM}$ požymiai iš naujo numeruojami nuo 1 iki v.

Tuomet esybės įvertis kontekste apskaičiuojamas pagal formulę:

$$\vec{\mathrm{O}}^e = (a_1^M \quad \ldots \quad a_v^M) * \begin{pmatrix} K_{11}^{AM} & \ldots & K_{1v}^{AM} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ K_{S1}^{AM} & \ldots & K_{Sv}^{AM} \end{pmatrix}^T \tag{27}$$

Po šios operacijos gaunamo vektoriaus $\vec{\mathrm{O}}^e$ požymių reikšmės gali tapti didesnės už 1, todėl gautas požymių reikšmes reikia padalinti iš koeficiento Φ_{MAX}, kuris skaičiuojamas pagal tokią formulę:

$$\Phi_{\mathrm{MAX}} = \max_{1<i<S} \left\{ \vec{x}_{max} * \left(\vec{K}_i^{\tau AM} \right)^T \right\} \tag{28}$$

Čia $\vec{x}_{max}$ – vektorius su maksimaliomis galimomis požymių vertėmis ψ. $\vec{x}_{max} = (\psi_1, \psi_2, \ldots, \psi_v)$, šiuo atveju $\psi = 1$. $\vec{K}_i^M$ – matricos $\vec{K}^{AM}$ i-oji eilutė. Tuomet

$$\vec{\mathrm{O}}^{0e} = \vec{\mathrm{O}}^e / \Phi_{\mathrm{MAX}} \tag{29}$$

Skaičiavimo patogumui ateityje $\vec{\mathrm{O}}^e$ bus žymimas sunormintos esybės vektorių kontekste.

2.6.4 Kontekstinio panašumo nustatymas

Dviejų esybių, atvaizduotų į apibendrintąjį kontekstą, panašumas nustatomas pagal klasikinio panašumo, kuris remiasi atstumo sąvoka, principus. Kadangi į apibendrintąjį kontekstą atvaizduotos esybės jau yra paveiktos konteksto, dėl ko pakito esybių padėtis erdvėje, klasikinio panašumo formulės užfiksuos visai kitokį, nei klasikiniu atveju panašumą. Plačiau apie klasikinį panašumą kalbama 2.5 skyriuje.

Tuomet pagal (12) ir (13), bei skaičiuojant atstumo metriką (6) su viena iš trijų $\wp$ reikšmių, kontekstinis panašumas $S^{\tau K}(a, b)$ tarp dviejų vektorių $\vec{a}(a_1, a_2, \ldots, a_v)$ ir $\vec{b}(b_1, b_2, \ldots, b_v)$ apskaičiuojamas taip:

Lentelė Nr.2 Vektoriai kontekste

	$\vec{\mathbf{O}}$			
	$\boldsymbol{O_1}$	$\boldsymbol{O_2}$	**...**	$\boldsymbol{O_v}$
$\vec{\boldsymbol{a}}$	O_1^a	O_2^a	...	O_v^a
$\vec{\boldsymbol{b}}$	O_1^b	O_2^b	...	O_v^b

Lentelėje 2, vaizduojamos į apibendrintąjį kontekstą atvaizduotos esybės.

Pagal bendrą Minkovskio formulę kontekstinis panašumas apskaičiuojamas:

$$S_{mk}^{\tau K}(a,b) = 1 - \frac{\sqrt[\wp]{\sum_{i=1}^{v} \left|O_i^a - O_i^b\right|^{\wp}}}{\sqrt[\wp]{N\vartheta^{\wp}}} \tag{30}$$

Čia $\sqrt[\wp]{N\vartheta^{\wp}} = d_{max}$ apskaičiuoja maksimalų galimą atstumą tiriamoje požymių erdvėje. Bendrą kontekstinio panašumo skaičiavimo formulę pritaikius atskirų metrikų variantams ir atitinkamai įstačius d_{max} iš (15), (16) arba (17) gaunamas kontekstinis panašumas remiantis Manhateno atstumu:

$$S_{mh}^{\tau K}(a,b) = 1 - \frac{\left|\mathrm{O}_1^a - O_1^b\right| + \left|\mathrm{O}_2^a - O_2^b\right| + \cdots + \left|\mathrm{O}_v^a - O_v^b\right|}{\vartheta v} \tag{31}$$

Remiantis Euklido atstumu, tų pačių esybių $\vec{a}$ ir $\vec{b}$ kontekstinis panašmunas

$$S_{eu}^{\tau K}(a,b) = 1 - \frac{\sqrt{(\mathrm{O}_1^a - O_1^b)^2 + (\mathrm{O}_2^a - O_2^b)^2 + \cdots + (\mathrm{O}_v^a - O_v^b)^2}}{\sqrt{\vartheta v}} \tag{32}$$

Remiantis Čebyševo atstumu, jis apskaičiuojamas taip:

$$S_{ch}^{\tau K}(a,b) = 1 - \frac{\max\limits_{1<i\leq v}\left(\left|O_i^a - O_i^b\right|\right)}{\vartheta} \tag{33}$$

ϑ maksimali galima požymio vertė.

Tokiu būdu remiantis klasikinio panašumo formulėmis nustatomas kontekstinis esybių tarpusavio panašumas. Priklausomai nuo konteksto toks panašumas gali skirtis nuo įprasto klasikinio panašumo.

Kontekstiniam panašumui galioja šios savybės:

- Maksimalumo, teigianti, kad esybės panašumas su savimi pačia yra maksimalus ir lygus 1

$$S^K(a,b) \leq S^K(a,a) = 1 \tag{34}$$

- Simetrijos, teigianti kad panašumas tarp dviejų esybių vienodas nesvarbu, kuria kryptimi skaičiuojamas.

$$S^K(a,b) = S^K(b,a) \tag{35}$$

- Ir trikampio nelygybės savybė $\left(1 - \mathrm{S^K(a,b)}\right) + 1 - \mathrm{S^K(b,c)} \geq (1 - \mathrm{S^K(a,c)})$ iš kur gaunama, kad

$$1 + (S^K(a,c) - S^K(a,b)) \geq S^K(b,c) \quad (36)$$

2.7 Duomenų paruošimas ir apribojimai

Kad pristatytasis kontekstinio panašumo matas korektiškai veiktų, reikia specialiai paruošti duomenis. Kaip jau minėta ankščiau, esybės traktuojamos kaip vektoriai daugiamatėje erdvėje, kur požymiai atitinka tam tikros dimensijos koordinatę. Tačiau realūs duomenys nebūtinai pateikiami norima forma. Paprastai panašumą nustatant realių situacijų atvejais, susiduriama su daugybe problemų. Duomenys gali būti pateikiami ne tik kiekybine, bet ir verbaline forma (tiesiog žodžiais). Skaitiniai duomenys gali kisti skirtinguose intervaluose (skirtingų požymių minimalios ir maksimalios reikšmės gali skirtis). Taip pat gali skirtis ir nagrinėjamų duomenų dimensijos: kiekvieno požymio matavimo vienetai skiriasi ir būna nepalyginami tarp jų pagal jų svarbą. Pvz., metrai, litai, litrai, C^o ir pan.

Lentelė Nr.3 Realių medicininių duomenų pavyzdys

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
Amžius	84	65	83	83	52
Lytis	M	M	V	V	M
Ūgis, cm	166	162	170	170	160
Svoris, kg	73	97	70	70	65
Pulso maksimalus dažnis,	100	114	75	80	130
Pulso minimalus dažnis	64	60	70	72	60
Maksimalus arterinis kraujospūdis	170/80	140/80	195/100	160/80	150/90
Minimalus arterinis kraujospūdis	120/70	110/70	140/80	110/70	120/80
Kojų patinimas	ne	ne	taip	ne	ne
Kepenų padidėjimas	ne	ne	ne	ne	ne
Širdies auskultacija: veikla ritmiška	ne	ne	taip	taip	ne

Tokių realių duomenų pavyzdys pateikiamas 3 lentelėje. Kad realius duomenis būtų galima atvaizduoti kaip vektorius daugiamatėje erdvėje, juos reikia apdoroti, išryškinant kiekvieno požymio svarbą, o ne tik jo skaitinę vertę.

2.7.1 Vertimas iš verbalinių į skaitinius

Pasinaudojant miglotosios logikos (*fuzzy logic*) principais verbalinius duomenis galima vienareikšmiškai perversti į skaitinius ir atvirkščiai [27]. Pervertimas vykdomas pasitelkiant atitinkamos srities ekspertų nuomones ir samprotavimus.

2.7.2 Norminimas

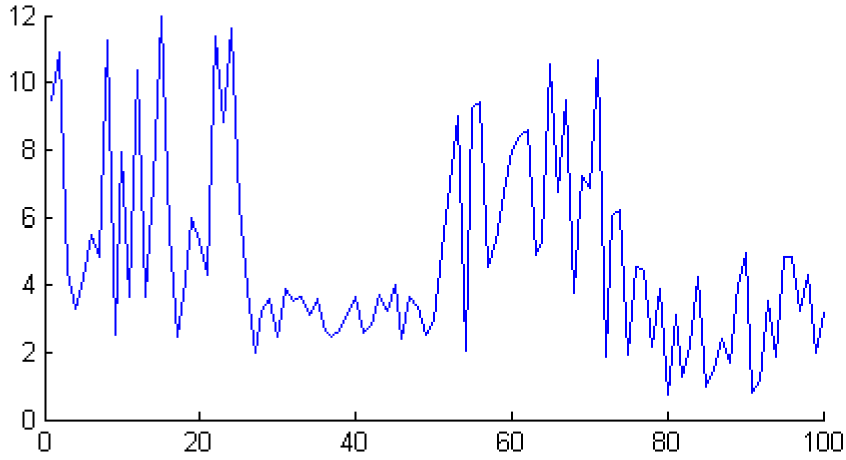
Duomenų norminimas dažnai naudojamas informacijos apdorojime, kaip priemonė, pašalinanti duomenų matavimo vienetų, skalių skirtingumą. Norminimas suteikia galimybę lengvai palyginti požymius, kuriuos nenormintus palyginti būtų labai sudėtinga. Intervalų nevienodumas ir dimensijų skirtumas sulyginamas naudojant norminimą pagal formulę:

$$x_{pj}^0 = \frac{x_{pj} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{37}$$

Čia x_{pj} – p-ojo požymių vektoriaus, j-ojo požymio vertė. x_{min} – minimali, o x_{max} – maksimali j-ojo požymio visuose požymių vektoriuose vertė. Norminant pereinama prie apibendrintų santykinių dimensijų ir suvienodinamos intervalų ribos, paliekant tik kiekvieno požymio svarbą. Po norminimo kiekvienas požymis įgauna vertes iš intervalo [0, 1].

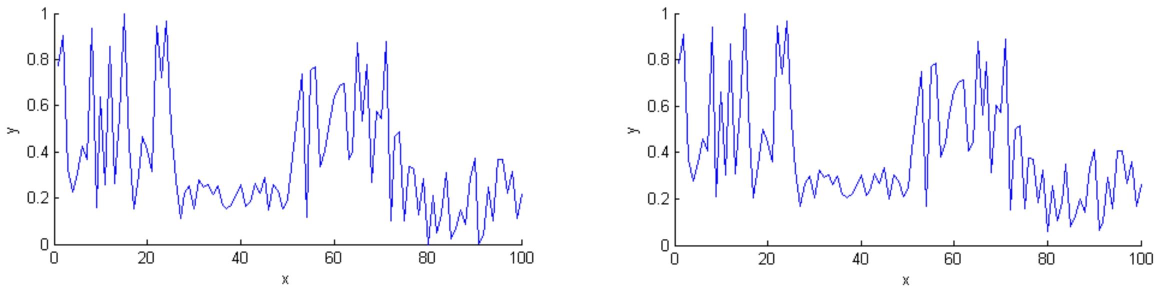
Pagal standartinę norminimo formulę, x_{min} ir x_{max} reikšmės yra didžiausios ir mažiausios požymių vertės duotajame duomenų rinkinyje. Kontekstinio panašumo vertinime, idealiu atveju, kai apie duomenis yra žinoma daugiau nei jų vertės, x_{min} turėtų būti minimali galima požymio vertė, kuria žymėsime x_{MIN}, o x_{max} – maksimali galima požymio vertė, žymima x_{MAX}. Tiek minimali galima požymio vertė tiek ir maksimali taip pat yra konteksto dalis, nors ir neįeina į konteksto aprašymą, nes šios vertės ne visada yra žinomos. Maksimalios ir minimalios galimos požymių vertės ne visada yra aptinkamos duomenų rinkiniuose, paprastai kraštinės vertės būna ganėtinai retos. Tačiau žinoti maksimalias ir minimalias galimas duomenų vertes yra taip pat svarbu, kaip žinoti funkcijų apibrėžimo sritis. Toks norminimas yra atsargesnis požiūris į duomenis, norminant tokiu būdu išsaugomas vienodas tam tikrą vertę turinčio požymio svarbumas, nepriklausomai nuo to, kokiame duomenų rinkinyje jis pasireiškia.

Korektiško norminimo svarba iliustruojama pavyzdžiu. Paveiksle 2 pavaizduotos *100* esybių vieno požymio nenormintos vertės. Duomenų vektorius sukomponuotas iš atsitiktinių reikšmių, nuo *0* iki *1* taip kad vektoriuje būtų pastebimų duomenų svyravimų. Minimali požymio vertė šiame duomenų rinkinyje $x_{min} = 2.013$, o $x_{max} = 11.394$, tačiau yra žinoma, kad šio požymio apibrėžimo sritis yra $x_{MIN} = 0$, o $x_{MAX} = 12$.



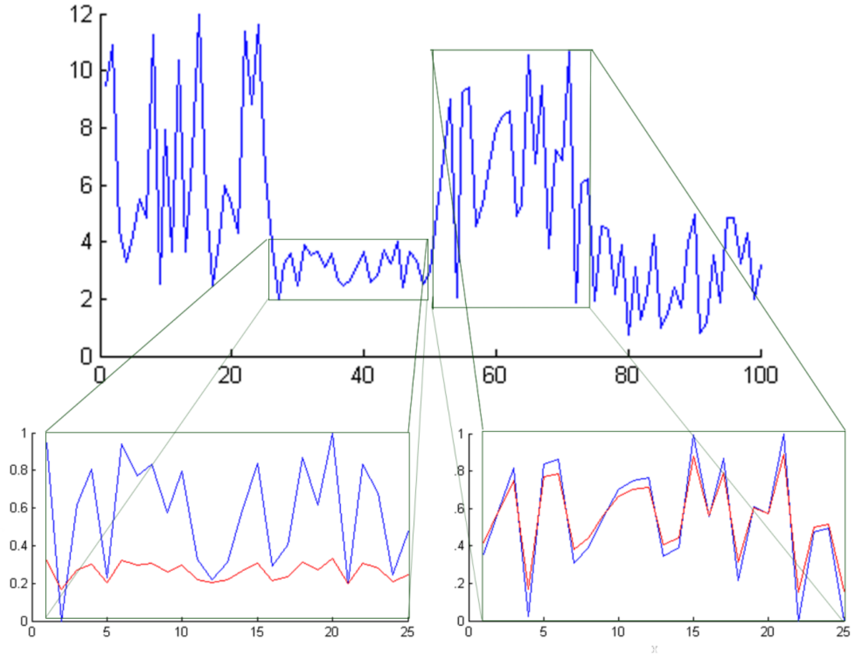
2 pav. Nenormintų požymių pavyzdys.

Paveiksle 3 pateikiami du norminimo pavyzdžiai, kai norminama pagal minimalią ir maksimalią vertę x_{min} , x_{max} ir kai norminama pagal apibrėžimo sritį x_{MIN} ir x_{MAX}.



3. pav. Kairėje pateikiami X paveiksle pavaizduoti duomenys sunorminti naudojant x_{min} = 0.7423, x_{max} = 11.9933 vertes, o dešinėje apibrėžimo srities x_{MIN} = 0, x_{MAX} = 12 požymių vertes.

Kadangi minimalios ir maksimalios požymio vertės x_{min} , x_{max} duomenų rinkinyje nuo galimų minimalių ir maksimalių verčių x_{MIN}, x_{MAX} skiriasi nežymiai, tai sunormintų duomenų vertės taip pat skiriasi nežymiai, todėl gali atrodyti, kad skirtumas tarp to, kokį norminimo metodą naudoti nėra didelis. Tačiau abiem būdais sunorminus tam tikras vektoriaus dalis, skirtumas akivaizdus. Paveikslas 4 parodo, kokias problemas gali sukelti nekorektiškas duomenų norminimas. Paveikslo viršuje vaizduojami duomenys iš 2 paveikslo. Iš duomenų vektoriaus paimami duomenų fragmentai ir sunorminami naudojant x_{min}, x_{max}, (sunorminti duomenys vaizduojami mėlynai) ir x_{MIN} , x_{MAX} (sunorminti duomenys vaizduojami raudonai). Matyti, kad nors duomenys yra to paties tipo, pirmuoju atveju prarandamas duomenų tarpusavio santykis ir duomenys, turėję mažas vertes, susilygina su duomenimis, kurie pradiniame vektoriuje buvo gerokai didesni. Antruoju atveju, santykis tarp duomenų išsaugomas, todėl net lyginant tą patį požymį iš skirtingų duomenų rinkinių, palyginimą galima atlikti korektiškai.



4 pav. Norminimo įtakos duomenims pavyzdys.

Be abejo tyrinėjant duomenis papildoma informacija apie juos ne visada gali būti žinoma. Tokiu atveju norminama su x_{min} ir x_{max}, kartais prie jų pridedant tam tikras saugumo zonas.

2.7.3 Centravimas

Dažnai nagrinėjant objektus aprašančius požymius ne tiek svarbūs jų absoliutiniai didumai, kiek jų tarpusavio santykiai; todėl naudinga naudoti ne tik sunormintus, bet ir centruotus duomenis [26]. Tada objektas apibūdinamas kaip centruotų požymių komplektas vektoriumi $\vec{x}_p^c = (x_{p1}^c, x_{p2}^c, \dots, x_{pi}^c, \dots x_{pN}^c)$. Centruotieji požymiai apskaičiuojami pagal formulę:

$$x_{pi}^c = x_{pi} - \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} x_{pj} \tag{38}$$

Sunormintų požymių sucentravimas leidžia ekspertams verbaliai vertinti kiekvieno požymio svarbą objekto apraše: kiek jis yra iškilęs virš vidutinės reikšmės, arba kiek yra mažesnis.

2.7.4 Monotoniškai didėjantys duomenys

Kaip jau minėta 2.6.2 skyriuje, esybių požymių svarbos vektoriai randami sprendžiant tiesinio programavimo uždavinius. Dėl tiesinio programavimo uždavinio apribojimo lygčių, egzistuoja tokie duomenys, kai sprendinio gauti neįmanoma. Tais atvejais kai duomenys monotoniškai didėja dideliame intervale, nebeįmanoma tenkinti apribojimo lygčių. Šiame darbe formuluojamas tiesinio programavimo uždavinys, kuriame yra apribojimų nelygybė, kuri reikalauja, kad:

$$\sum_{i=1}^{N} x_{pi}^{l} * K_{pi} \geq \gamma \sum_{i=1}^{N} x_{pi}^{k} * K_{pi} \, \forall l \tag{22}$$

Kitaip tariant, kad bet kurio grupės elemento požymio vektoriaus vektorinė sandauga su transponuoto grupės įvaizdžio vektoriumi, turi būti didesnė arba lygi pasirinktojo atraminio požymių vektoriaus vektorinei sandaugai su transponuoto grupės įvaizdžio vektoriumi, padaugintai iš miglotojo ekspertinio įvaizdžio γ.

Šį reikalavimą sunku arba tam tikrais atvejais neįmanoma tenkinti su duomenimis monotoniškai kintančiai dideliame intervale.

Tarkime grupę sudaro esybės su požymiais pavaizduotais 4 lentelėje, paprastumo ir aiškumo dėlei pasirinkti vektoriai, kurie vienas nuo kito skiriasi per skaliarą ir $\alpha < \beta$.

Lentelė Nr. 4 Grupės duomenys

		Požymiai		
Esybės	$\vec{e}_1$	αx	αy	αz
	$\vec{e}_2$	βx	βy	βz

$\vec{K}^A = (K_1, K_2, K_3)$ – ieškomas grupės požymių svarbos vektorius. $\vec{e}_2$ pasirenkamas kaip atraminis elementas. Užrašoma apribojimų lygtis.

$$(\alpha x K_1 + \alpha y K_2 + \alpha z K_3) \geq \gamma(\beta x K_1 + \beta y K_2 + \beta z K_3) \tag{39}$$

Iškeliami α ir β koeficientai

$$\alpha(x K_1 + y K_2 + z K_3) \geq \gamma\beta(x K_1 + y K_2 + z K_3) \tag{40}$$

Abi puses padalinamos iš $(x K_1 + y K_2 + z K_3)$ ir gaunama išraiška:

$$\alpha \geq \gamma\beta \tag{41}$$

Pagal reikalavimą koeficientas $\gamma > \kappa$, ir paprastai, tos pačios grupės elementai turi būti bent 50% panašūs tarpusavyje, todėl $\gamma >$ 0,5. Tuomet nesunku rasti du teigiamus skaičius, tokius, kad (41) nelygybė nebūtų tenkinama, pvz. $\alpha = 1$ ir $\beta = 3$, tuomet:

$$1 \geq 1.5$$

Akivaizdu, kad ši nelygybė yra neteisinga. Dėl to, kad tokia nelygybė negali būti tenkinama sprendžiant TPU neįmanoma gauti sprendinius. Net pasirinkus bet kokią kitą mažesnę koeficiento γ reikšmę iš apibrėžimo srities, saugumo zona prasiplečia, tačiau pavojus atsirasti neteisingai nelygybei išlieka. Problema iš dalies išsprendžiama kaip atraminį elementą iš duomenų rinkinio pasirinkus vektorių su mažiausiomis požymių vertėmis, tačiau toks problemos sprendimas apriboja atraminio elemento pasirinkimo laisvę iki vieno vektoriaus, o ir koeficiento γ naudojimas praranda prasmę: nelygybė bus tenkinama bet kokiu atveju. Pasirinkus mažiausią elementą iš 4 lentelės kaip atraminį, ir atlikus pertvarkymus kaip (39)(40)(41), gaunama, kad

$$\beta \geq \gamma\alpha \tag{42}$$

Pagal reikalavimus $\alpha < \beta$, vadinasi sąlyga būtų tenkinama, net pašalinus koeficientą γ. Tokiu atveju sunku pasakyti ar pageidaujamas panašumas tarp grupės elementų yra išlaikomas. Kitas formalizuotas atraminio elemento pasirinkimo būdas, pasirinkti atraminį elementą ne atsitiktinai, o pagal tam tikrą metodiką. Pertvarkius (42) gauname:

$$\beta \leq \frac{\alpha}{\gamma} \tag{43}$$

Čia $\alpha = 1$, nes vektorius kuris dauginamas iš α yra mažiausias. Tuomet pagal γ galima išsiaiškinti kiek atraminis vektorius gali būti didesnis už mažiausią vektorių.

Kaip jau minėta, ši problema egzistuoja su bet kokias duomenimis, kurių išskirtinis bruožas yra tam tikrų dominuojančių požymių kitimas visoje apibrėžimo srityje. Kai duomenys kinta visame galimame intervale, koeficientas γ nebegali kompensuoti tokio didėjimo, ir problemą gali išspręsti tik tinkamai parinktas atraminis elementas. Deja šiuo atveju atraminio vektoriaus tinkamas parinkimas gali būti gerokai sudėtingesnis.

Paprasčiausias tačiau neelegantiškas būdas yra naudoti bandymų ir klaidų metodą, tačiau toks metodas nepraktiškas ir nepatogus kai turimi dideli duomenų kiekiai.

Kitas siūlomas metodas yra gerokai atsargesnis, nors egzistuoja toks intervalas kai TPU išspendimas galimas, tačiau negarantuojamas, esybės iš šio atsargos intervalo nenaudojamos kaip atraminis elementas. Pirmiausia laikant, kad $\alpha = 1$, pagal (43) randama β reikšmė. Tuomet formuojamas fiktyvus mažiausias vektorius:

$$\overrightarrow{f\!\!\!/_p} = \left(\min_{\mathrm{m=1:M}}(x_{pm1}), \min_{\mathrm{m=1:M}}(x_{pm2}), \dots, \min_{\mathrm{m=1:M}}(x_{pmN})\right) \tag{44}$$

Čia $\vec{x}_{pmi} = (x_{pm1}, x_{pmi}, \dots, x_{pmN})$ grupės p m-oji esybė. M – esybių skaičius grupėje, N – požymių skaičius. Tuomet $\beta * \overrightarrow{f\!\!\!/_p}$ gaunamas fiktyvus atraminis vektorius. Tie požymių vektoriai, kurių visi i-ieji požymiai yra mažesni arba lygūs fiktyvaus atraminio vektoriaus i-iesiems požymių vektoriams, gali būti naudojami kaip atraminiai požymių vektoriai. Vektoriai, kurie netenkina šios sąlygos negali būti naudojami kaip atraminiai. Galimas ir kitas metodo variantas: nenaudoti vektoriaus kaip atraminio tik tuomet, kai visos jo i-ojo požymio vertės viršija fiktyvaus atraminio vektoriaus i-asias vertes. Tačiau tokiu atveju TPU išsisprendimas negarantuojamas. Laikantis atsargesnio varianto, atsiranda anksčiau minėta atsargos zona, nes duomenų rinkinyje gali egzistuoti vektoriai, kuriuos naudojant kaip atraminius dar tenkinama (22) sąlyga, tačiau ne visi jų *i*-ieji požymiai yra mažesni už fiktyvaus atraminio vektoriaus *i*-uosius požymius.

Ar duomenų tikrinimą derėtų atlikti prieš sprendžiant TPU ar tik tada kai nepavyksta gauti rezultato, priklauso nuo paties tyrėjo. Dažniausiai šiame skyriuje aprašyti duomenys ir problemos su jais realiais atvejais pasitaiko retai, todėl duomenų tikrinimas visais atvejais nėra būtinas. Tačiau tais atvejais kai TPU neduoda rezultato arba yra žinoma duomenų didėjimo tendencija, atraminio elemento parinkimo metodikos naudojimas gali sutaupyti laiko.

3 KONTEKSTINIO PANAŠUMO MATO VEIKIMAS

Šiame skyriuje bus trumpai aptarta kontekstinio panašumo mato tyrime naudojama programinė įranga ir tiriamas kontekstinio panašumo mato veikimas naudojant elementarius dirbtinius ir realius duomenis.

3.1 Kontekstinio panašumo mato realizacija

Šiame darbe daliniams duomenų apdorojimui, apibendrintojo konteksto formavimui ir panašumo nustatymui buvo naudotas MATLAB programavimo kalba ir tokio pat pavadinimo programavimo aplinka [28]. MATLAB paketas pasirinktas dėl kelių priežasčių. Kadangi bet kokio modelio kūrimo metu tenka daryti daugybę pakeitimų, pageidautina naudoti tokią programą ar programinį paketą, kuris leistų greitai atlikti pakeitimus ir patobulinimus. MATLAB paketą paprasta naudoti, jis suteikia tokį pat funkcionalumą kaip dauguma programavimo kalbų, tačiau jo naudojimas paprastesnis, čia lengviau integruoti įvairias matematines ir grafines bibliotekas, atvaizduoti duomenis ar rezultatus. MATLAB turi didelę matematinių funkcijų ir operacijų biblioteką, todėl programuojant modelio prototipą galima panaudoti jau sukurtas funkcijas, užuot jas realizavus pačiam. Kadangi MATLAB yra programavimo aplinka skirta matematiniams skaičiavimams ir duomenų analizei, funkcijos čia realizuotos taip, kad skaičiavimai būtų atliekami greičiau nei su įprastomis programavimo kalbomis. Kuriant kontekstinį panašumo matą daug operuojama su vektoriais ir matricomis, MATLAB paketas puikiai pritaikytas atlikti matricines operacijas vienu kartu, nenaudojant ciklų ir taip gerokai supaprastinant programos kodą. Nors MATLAB yra mokamas paketas, jis puikiai suderinamas su atviro kodo MATLAB kalbos interpretatoriumi OCTAVE, kuri taip pat skirta matematiniams skaičiavimams. Paprastai MATLAB parašytą programos OCTAVE interpretuoja be jokių pakeitimų ir atvirkščiai MATLAB interpretuoja su OCTAVE parašytą kodą.

Tiesinio programavimo uždaviniui spręsti MATLAB aplinkoje naudojama *linprog()* funkcija. Standartiškai *linprog()* sprendžia minimizavimo uždavinį.Tam kad *linprog()* spręstų tiesinio maksimizavimo uždavinį reikia nežymiai pakeisti optimizuojamos lygties išraišką, jos koeficientus padauginant iš (-1).

3.2 Kontekstinio panašumo matas elementarių dirbtinių duomenų atveju

Realių duomenų atveju tiek esybių tiek ir grupių gali būti labai daug. Dirbant su realiais duomenimis, jų tarpusavio santykiai ne visada yra gerai žinomi, o ir formuojant apibendrintąjį kontekstą iš realių duomenų, ne visada galima vienareikšmiškai nuspręsti, ar gautas rezultatas yra teisingas. Todėl pirmiausia kontekstinio panašumo mato veikimas čia iliustruotas naudojant elementarius dirbtinius duomenis, kuriuose yra vos kelios klasės ir nedaug esybių. Dirbant su tokiais duomenimis galima numanyti rezultatus, ir pastebėti, jei apibendrintojo konteksto formavimas ar panašumo nustatymas veikia nekorektiškai.

3.2.1 Kontekstinio panašumo veikimo elementarus pavyzdys

Kontekstinio panašumo matas bus išbandytas su duomenimis iš 2.5 skyriaus. 1 paveiksle pateikiami 3 taškai $\vec{a}, \vec{b}, \vec{c}$, su koordinatėmis $\vec{a}$ = *(0 0 0)*, $\vec{b}$ = *(0,5 0,8 1)*, $\vec{c}$ = *(0,5 0,2 0,2)*. Vienas iš šių taškų $\vec{b}$ bus naudojamas kaip kontekstiniai duomenys. Bus formuojamas nulinio $(\tau = 0)$ lygio kontekstas. Kadangi duomenys jau yra intervale [*0-1*] jų norminti nebereikia. Duomenys centruojami ir užrašoma maksimizavimo sąlyga:

$$\Phi_1(\vec{b}) = -0{,}26 * \mathrm{K}_1 + 0.03 * \mathrm{K}_2 + 0{,}23 * \mathrm{K}_3 \rightarrow max$$

Su apribojimais:

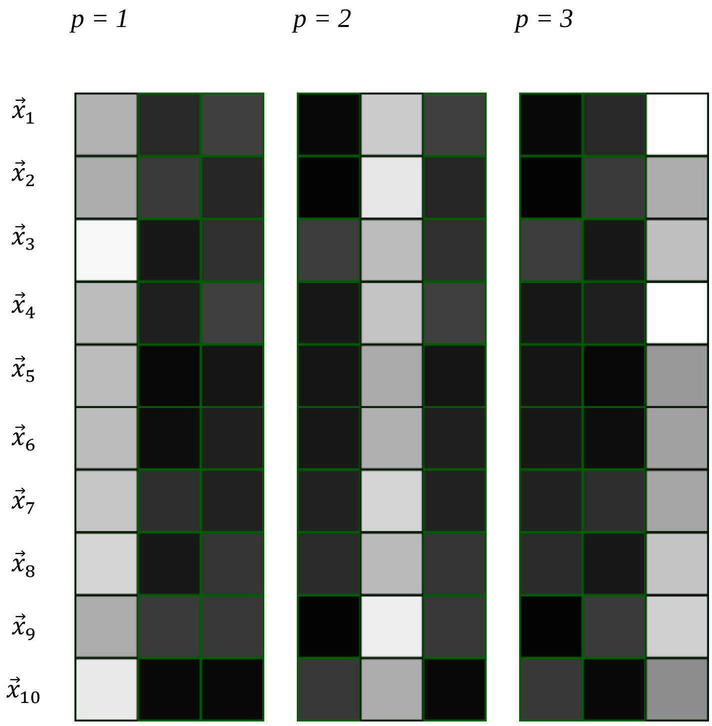
$$0 \leq K_i \leq 1, \forall i$$

Gaunama apibendrintojo konteksto matrica $K^{0A} = (0 \ 1 \ 1)$, kuri šiuo atveju yra vektorius. Taškai $\vec{a}$ ir $\vec{c}$ atvaizduojami į apibendrintąjį kontekstą ir įgauna tokias reikšmes: $\vec{O}^a = 0, \vec{O}^c = 0.2$, nors šiuo atveju esybės yra skaliarai, žymėjimas paliekamas kaip vektorių. Tokių dviejų esybių panašumas pagal visas tris formulės (31)(32)(33) yra vienodas: 0,8. Tokio didelio panašumo šios esybės neturėjo nei pagal vieną iš klasikinio panašumo formulių (1 lentelė). Panašumas pakito dėl to, kad pagal apibendrintojo konteksto matricą svarbios yra dvi paskutinės koordinatės, kadangi $\vec{a}$ visos koordinatės buvo 0, kontekstas pakeitė jo požymių skaičių, bet ne vertes, jis taip ir liko koordinačių ašies pradžioje. $\vec{c}$ tuo tarpu turėjo didelę pirmąją koordinatę, kuri kontekste nėra svarbi, ir dvi paskutines mažesnes. Pašalinus pirmosios koordinatės įtaką $\vec{c}$ erdvėje priartėjo prie $\vec{a}$, dėl ko jų panašumas padidėjo.

Ši trumpas pavyzdys iliustruoja, kad kartais visai elementarūs kontekstiniai duomenys gali pakeisti esybių tarpusavio padėtį.

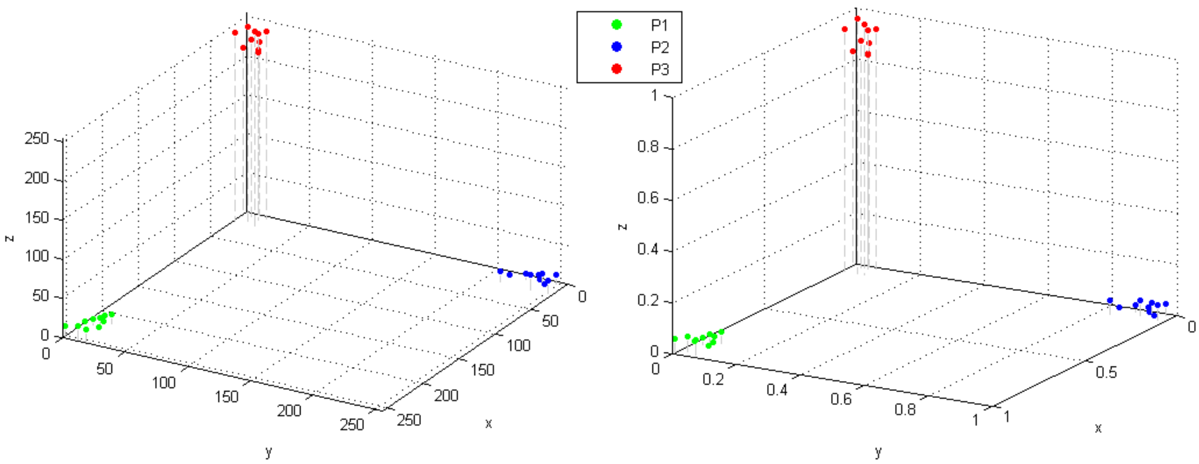
3.2.2 Kontekstiniai duomenys

Kontekstinio panašumo mato veikimui iliustruoti, sugeneruojami dirbtiniai duomenys. Kontekstą sudaro 3 grupės *p = 1, 2, 3,* kiekviena jų turi po 10 esybių $\vec{x}_{pm}$ (*m = 1, 2 , ... , 10*), kurias apibūdina 3 požymiai x_{pmi} (*i = 1, 2, 3*). Kiekvienas požymis gali įgauti reikšmes iš intervalo [*0-255*], požymio reikšmė nurodo tam tikrą spalvos intensyvumo lygį: 0 – reiškia juodą, o 255 – baltą spalvą. Grupės išskirtinis bruožas – tam tikros vienos koordinatės dominavimas prieš kitas dvi. Dominuojančios koordinatės vertės kinta intervale [*211-255*], jos sukonstruotos prie *211* vertės pridėjus atsitiktinai sugeneruotą skaičių iš intervalo [*0-44*], taip, kad duomenys būtų pasiskirstę tolygiai. Kitų dviejų koordinačių vertės taip pat atsitiktinai sugeneruotos ir tolygiai pasiskirsčiusios intervale [*0-20*] . Grupių duomenys spalvine išraiška pateikiami 5 paveiksle.



5 pav. Kontekstiniai duomenys pateikti spalvine išraiška (fizikine prasme)

Atitinkamai grupių duomenų išsidėstymas erdvėje vaizduojamas 6 paveiksle. Iš paveikslo aiškiai matyti, kad kiekviena grupė turi dominuojančią koordinatę.



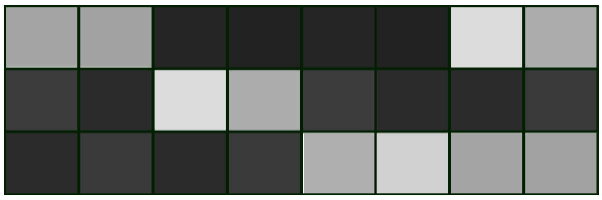
6 pav. Kontekstinių duomenų pasiskirstymas erdvėje. Kairėje realūs duomenys, dešinėje sunorminti.

Taip pat yra žinoma, kad vienos grupės narių vidinis tarpusavio panašumas yra ne mažiau kaip 0,8 ($\gamma = 0{,}8$), o skirtingų grupių išorinis leistinas panašumas su kitomis grupėmis ne didesnis nei 0,2 ($\kappa = 0{,}2$).

3.2.3 Nežinomos esybės ir jų klasikinis panašumas

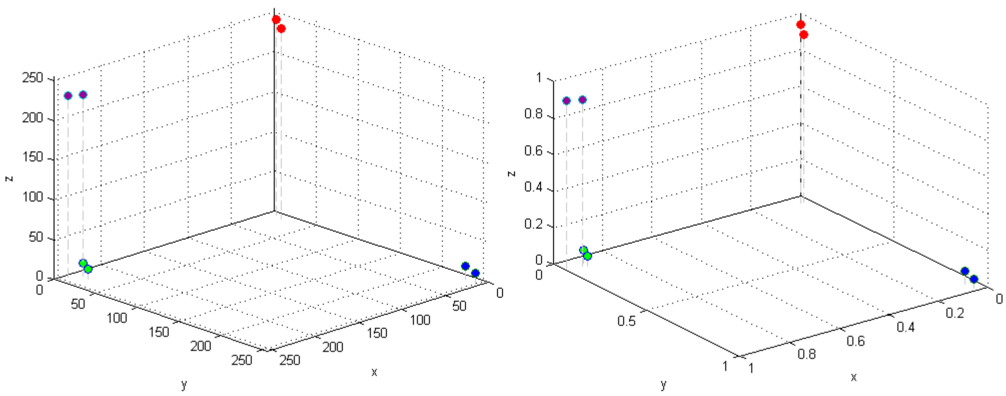
Panašumui nustatyti parenkamos 8 nežinomos esybės, šešias iš jų pagal koordinatės dominavimą būtų galima priskirti trims žinomoms grupėms, kitos dvi visiškai naujos. Kaip ir kontekstiniai duomenys, esybės sukonstruotos iš atsitiktinių duomenų, kiekviena iš jų turi po 3 požymius. Esybes pažymėsime $\vec{a}_{\mathfrak{p}i}$. Raidė $\mathfrak{p}$ yra grupės indeksas, jei duomenys sąmoningai parinkti tam, kad būtų panašūs į vieną iš grupių p tuomet $\mathfrak{p} = p$, arba 0, jei tokio tipo esybių nėra pasitaikę kontekstiniame duomenų rinkinyje. Taigi galima išskirti 4 tariamas grupes, po vieną esybėms, kurios galėtų priklausyti vienai iš 3 grupių, ir 1 nežinomoms esybėms. Reikia pažymėti, kad toks žymėjimas taikomas tik skaitytojo patogumui ir tik dirbtinių duomenų atveju, kai duomenys specialiai parenkami taip, kad atskleistų kontekstinio panašumo mato savybes. Duomenų fizikinė prasmė tokia pat, kaip ir kontekstinių duomenų, esybės spalvine išraiška vaizduojamos 7 paveiksle. Praktiniais sumetimais esybių požymio vektoriai atvaizduoti transponuoti, t.y. stulpeliais.

$\vec{a}_{11}^T \quad \vec{a}_{12}^T \quad \vec{a}_{23}^T \quad \vec{a}_{24}^T \quad \vec{a}_{35}^T \quad \vec{a}_{36}^T \quad \vec{a}_{07}^T \quad \vec{a}_{08}^T$



7 pav. Nežinomos esybės spalvine išraiška (fizikine prasme).

Šios esybės erdvėje vaizduojamos 8 paveiksle.



8 pav. Nežinomos esybės erdvėje. Nenormintos kairėje ir normintos dešinėje.

Tolesniuose skyriuose bus nustatomas šių esybių tarpusavio panašumas skirtingo lygio kontekste. Esybių klasikiniai panašumai pagal skirtingas metrikas pateikiami 5 lentelėje. Panašumas nustatinėjamas tarp esybių turinčių lyginį (*lg*) ir nelyginį numerį (*nl*).

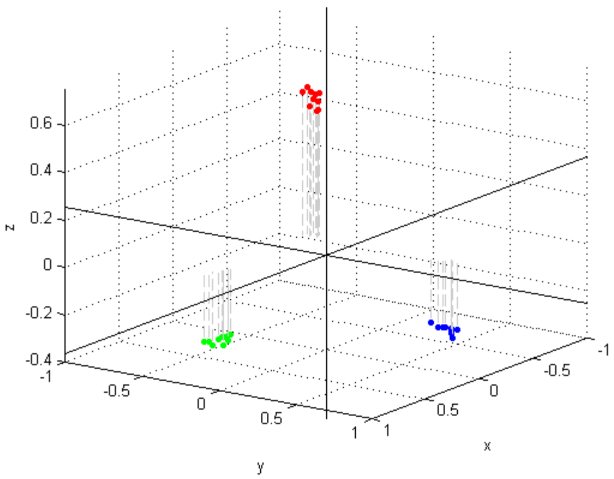
	$S_{mh}(a_{lg}, a_{nl})$				$S_{eu}(a_{lg}, a_{nl})$				$S_{ch}(a_{lg}, a_{nl})$			
	$\vec{a}_{12}$	$\vec{a}_{24}$	$\vec{a}_{36}$	$\vec{a}_{08}$	$\vec{a}_{12}$	$\vec{a}_{24}$	$\vec{a}_{36}$	$\vec{a}_{08}$	$\vec{a}_{12}$	$\vec{a}_{24}$	$\vec{a}_{36}$	$\vec{a}_{08}$
$\vec{a}_{11}$	0.984	0.414	0.391	0.706	0.982	0.290	0.263	0.502	0.976	0.122	0.074	0.137
$\vec{a}_{23}$	0.392	0.975	0.379	0.111	0.263	0.968	0.241	0.111	0.066	0.949	0.066	0.086
$\vec{a}_{35}$	0.413	0.423	0.978	0.694	0.291	0.296	0.973	0.486	0.129	0.133	0.961	0.110
$\vec{a}_{07}$	0.694	0.108	0.665	0.975	0.509	0.107	0.453	0.968	0.1539	0.055	0.056	0.949

Lentelėje pilkai pažymėti didžiausi panašumai, kaip matyti iš 8 paveikslo, didžiausi panašumai yra tarp tariamų grupių elementų, kurie erdvėje yra išsidėstę vienas šalia kito.

3.2.4 Duomenų apdorojimas, apibendrintojo konteksto skaičiavimas ir kontekstinio panašumo nustatymas

Pagal kontekstinio panašumo metodiką, duomenis pirmiausia reikia sunorminti, kad jie būtų pasiskirstę intervale [*0-1*]. Šiuo konkrečiu atveju norminimas nėra toks svarbus, nes duomenys yra tokio paties tipo ir jų minimalios bei maksimalios reikšmės sutampa, tačiau sunorminus duomenis vaizdžiau matyti požymių tarpusavio santykis, nebereikia kreipti dėmesio į požymių reikšmių kitimo intervalą. Pradiniai duomenys norminami su tokiomis galimomis minimaliomis ir maksimaliomis reikšmėmis $x_{MIN} = 0$, $x_{MAX} = 255$. Sunorminti duomenys vaizduojami 8 paveikslo dešinėje pusėje.

Sunorminti duomenys centruojami, kad būtų nufiltruoti galimi triukšmai ir tam, kad matytųsi, kurios požymio vertės viršija vidutines.



9 pav. Centruoti duomenys erdvėje.

Centruoti duomenys vaizduojami 9 paveiksle. Matyti, kad po duomenų centravimo požymiai, kurie yra mažesni nei esybės požymių vidurkis, įgijo neigiamas reikšmes.

Nulinio lygio kontekstas

3.2.2 skyriuje aptarti duomenys bus naudojami iliustruoti, kaip veikia kontekstinio panašumo matas su skirtingo lygio apibendrintuoju kontekstu, kaip apibendrintasis kontekstas pakeičia esybių dimensijas ir kaip įtakoja panašumo suvokimą.

Pirmuoju atveju bus formuojamas nulinio lygio apibendrintasis kontekstas ($\tau = S - 1 = 0$), kai žinomas tik viena grupė ir vienas šiai grupei priklausantis vektorius: $x_{11} = (224, 7, 7)$, po norminimo vektorius atrodo taip: $x_{11}^{0} = (0.8784,\ 0.0275,\ 0.0275)$, sucentravus vektoriaus reikšmės: $x_{11}^{c} = (0.5673,\ -0.2837,\ -0.2837)$. Tuomet TPU užrašomas taip:

$$\Phi_1(\vec{x}_{11}^{c}) = 0.5673 * \mathrm{K}_1 + (-0.2837 * \mathrm{K}_2) + (-0.2837 * \mathrm{K}_3) \rightarrow max$$

Kadangi egzistuoja tik viena grupė ir vienas jos elementas, egzistuoja tik viena apribojimų nelygybė:

$$0 \le K_{1i} \le 1, \forall i$$

Akivaizdu, kad grupės požymių svarbos vektorius, kuris kartu yra ir apibendrintasis kontekstas yra $\vec{K}^{0A} = (1\ \ 0\ \ 0)$. Tam, kad funkcijos reikšmė būtų galimai didžiausia, reikia padidinti pirmąją teigiamą koordinatę, ir kaip galima sumažinti neigiamų koordinačių įtaką, dėl $0 \le K_{1i} \le 1, \forall i$ apribojimo, pirmoji koordinatė įgauna reikšmę 1. Priklausomybės funkcija $\Phi_1 = 0.5673$, nors šiuo atveju egzistuoja tik viena priklausomybės funkcija, pagal metodiką ją vis tiek reikia padauginti iš koeficiento $c_1\Phi_1 = 1$. Tuomet $\vec{K}^{0A0} = (1.7627\quad 0\quad 0)$. Suformavus apibendrintojo konteksto matricą (šiuo atveju vektorių), galima nustatyti dviejų nežinomų esybių tarpusavio panašumą kontekste.

Visos aštuonios nežinomos esybės atvaizduojamos į apibendrintąjį kontekstą. Nustatomi nežinomų esybių panašumai tarpusavyje.

Lentelė Nr. 6 esybės atvaizduotos į kontekstą, nenormintos esybės $\vec{O}^{a}$ ir normintos $\vec{O}^{0a}$.

	$\vec{O}^{a}$	$\vec{O}^{0a}$
$\vec{a}_{11}$	1.6175	0.9176
$\vec{a}_{12}$	1.6106	0.9137
$\vec{a}_{23}$	0.0760	0.0431
$\vec{a}_{24}$	0.0691	0.0392
$\vec{a}_{35}$	0.0760	0.0431
$\vec{a}_{36}$	0.0691	0.0392

	$\vec{O}^{a}$	$\vec{O}^{0a}$
$\vec{a}_{07}$	1.7350	0.9843
$\vec{a}_{08}$	1.6452	0.9333

Paprastai esybių atvaizdas kontekste $\vec{O}$ yra vektorius, tačiau šiuo konkrečiu atveju, kai kontekstą sudaro tik viena grupė ir viena esybė, nežinomos esybės atvaizduotos į kontekstą yra skaliarai, nes atvaizdavimas pakeičia esybių požymių skaičių iš N į S (grupių skaičius kontekste). Turint esybių atvaizdus kontekste, galima skaičiuoti jų kontekstinį panašumą. Žemiau pateikiamoje lentelėje vaizduojamas esybių kontekstinis panašumas $S^{0K}(a_{lg}, a_{nl})$.

Nustatinėjant kiekvienos esybės atstumą su visomis kitomis, net esant tik aštuonioms esybės būtų gaunami 64 atstumai. Todėl atstumų lentelės supaprastinamos stulpeliuose išdėstant esybes su lyginiais (lg), o eilutėse su nelyginiais (*nl*) indeksais. Tokiu būdu, kiekviena esybė būtų palyginama su viena esybe iš tariamų 4 grupių. Kadangi kiekviena esybė kontekste turi tik po vieną požymį, tai kontekstinis panašumas pagal visas tris aptariamas metrikas sutampa: $|a-b| = \sqrt{(a-b)^2} = max|a-b|$

Lentelė Nr. 7 Esybių nuliniai kontekstiniai panašumai $S^{K}(a_{lg}, a_{nl})$.

	$S^{0K}(a_{lg}, a_{nl})$			
	$\vec{a}_{12}$	$\vec{a}_{24}$	$\vec{a}_{36}$	$\vec{a}_{08}$
$\vec{a}_{11}$	0.996	0.121	0.121	0.984
$\vec{a}_{23}$	0.129	0.996	0.996	0.110
$\vec{a}_{35}$	0.129	0.996	0.996	0.110
$\vec{a}_{07}$	0.929	0.055	0.055	0.949

Lentelėje pilka spalva pažymėti dideli panašumai. Kaip ir klasikinio panašumo $S(a_{lg}, a_{nl})$ atveju, kontekstiniame panašume $S^{0K}(a_{lg}, a_{nl})$ išlieka didelis panašumas tarp tariamų grupių esybių. Klasikiniu atveju ir taip nemažas panašumas (išskyrus Čebyševo panašumą, kuris klasikiniu atveju yra mažas, nes ši atstumo formulė vertina tik didžiausią atstumą visose koordinatėse, todėl klasikiniu atveju šių esybių tarpusavio panašumas pagal Čebyševo formulę yra mažas) tarp 0 ir 1 grupės esybių dar padidėja. Šis padidėjimas atsiranda dėl to, kad klasikinio panašumo $S(a_{lg}, a_{nl})$ atžvilgiu, šių grupių esybės viena šalia kitos buvo tik pagal dvi iš trijų koordinačių, (a_1 a_2 *) pirmųjų dviejų grupių koordinačių vertės abiems grupėms buvo labai artimos, tačiau trečioji smarkiai skyrėsi, dėl to panašumas negalėjo būti artimas 1. Iš apibendrintojo konteksto vektoriaus $\vec{K}^{0A} = (1 \;\; 0 \;\; 0)$, matyti, kad kontekste svarbi tik pirmosios koordinatės vertė, Todėl grupių, kurių esybės turi dominuojančią pirmą koordinatę, projekcija į kontekstą jas erdvėje perstatė taip, kad jos tapo labai artimos. Panašiai atsitiko ir su esybėmis, turinčiomis dominuojančią antrą ir trečią koordinates. Klasikinio panašumo $S(a_{lg}, a_{nl})$ atveju, tokios esybės viena nuo kitos yra nutolę per pakankamai didelį atstumą. Tačiau kontekste, kuriame svarbi tik pirmoji koordinatė, šios esybės yra labai panašios, nes abi turi mažas pirmosios koordinatės vertes. Apibendrintojo konteksto matrica $\vec{K}^{0A}$ jų poziciją erdvėje pakeičia taip, kad jie atsiduria greta, ko pasėkoje jų kontekstinis panašumas $S^{0K}(a_{lg}, a_{nl})$ gerokai išauga klasikinio panašumo $S(a_{lg}, a_{nl})$ atžvilgiu.

Dėl tų pačių priežasčių tariamų grupių elementų kontekstinis panašumas $S(a_{lg}, a_{nl})$, išlieka didelis.

Pirmo lygio kontekstas

Šiame skyrelyje bus formuojamas 1 lygio ($\tau = 1$) apibendrintasis kontekstas $\vec{K}^{1A}$. Šį kartą kontekstą sudaro dvi grupės aptartos 3.2.2 skyriuje $p = 1,2$, su visais požymiais. Tiek vienai tiek kitai grupei kaip atraminiai elementai parenkami grupės elementai su indeksu 1. Pirmosios grupės atraminis elementas $\vec{x}_{11} = (224 \;\; 7 \;\; 7)$, antrosios $\vec{x}_{21} = (6 \;\; 226 \;\; 7)$. Sunorminus ir sucentravus $\vec{x}^{c}_{11} = (0.5673 \; -0.2837 \; -0.2837)$, o $\vec{x}^{c}_{21} = (-0.2889 \;\; 0.5739 \; -0.2850)$. Tokiu atveju TPU formuojamas du kartus, kiekvienai grupei atskirai. Vienas TPU turi 9 nelygybes, nustatančias, ar išlaikomas norimas panašumas grupės viduje, ir 10 nelygybių užtikrinančių kad kitos grupės elementai išlaikytų atitinkamą nepanašumą. Kadangi abiems grupėms TPU užrašomas tuo pačiu principu, pateikiamas tik pirmosios grupės TPU.

$$\Phi_1(\vec{x}^{c}_{11}) = (0.5673)\mathrm{K}_1 + (-0.2837)\mathrm{K}_2 + (-0.2837)\mathrm{K}_3 \rightarrow max$$

apribojimai:

$$\sum_{i=1}^{3} x_{2m_i} * K_{1i} \geq 0,8 \sum_{i=1}^{3} x_{11_i} * K_{1i} \; \forall m = \overline{2:10}$$

$$\sum_{i=1}^{3} x_{2m_i} * K_{1i} \leq 0,2 \sum_{i=1}^{3} x_{11_i} * K_{1i}, \forall \, l = \overline{1:10}$$

$$0 \leq K_{1i} \leq A, \forall i = \overline{1:3}$$

Išsprendus TPU abiems grupėms gaunama pirmojo lygio apibendrintojo konteksto matrica:

$$K^{1A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Sulyginus $c_1\Phi_{1max} = c_2\Phi_{2max} = 1$, apibendrintojo konteksto matrica:

$$K^{1A0} = \begin{pmatrix} 1.7627 & 0 & 0 \\ 0 & 1.7426 & 0 \end{pmatrix}$$

Nežinomos esybės atvaizduojamos į apibendrintojo konteksto matricą. Kaip ir pirmuoju atveju atvaizdavimas pakeičia esybių požymių skaičių iš $N = 3$ į $S = 2$ ir jų tarpusavio padėtų erdvėje. Dominuojančios koordinatės lentelėje paryškinamos pilka spalva.

Lentelė Nr. 8 esybių koordinatės, pirmojo lygio kontekste

	$\vec{O}^a$		$\vec{O}^{0a}$	
	O_1^a	O_2^a	O_1^{0a}	O_2^{0a}
$\vec{a}_{11}$	1.6175	0.1298	0.9176	0.0737
$\vec{a}_{12}$	1.6106	0.0889	0.9137	0.0504
$\vec{a}_{23}$	0.0760	1.7152	0.0431	0.9731
$\vec{a}_{24}$	0.0691	1.6264	0.0392	0.9227
$\vec{a}_{35}$	0.0760	0.1298	0.0431	0.0737
$\vec{a}_{36}$	0.0691	0.0889	0.0392	0.0504
$\vec{a}_{07}$	1.7350	0.0889	0.9843	0.0504
$\vec{a}_{08}$	1.6451	0.1230	0.9333	0.0698

Kadangi apibendrintame kontekste svarbios yra pirmoji ir antroji koordinatės, esybės, turinčios dominuojančią trečiąją koordinatę, kuri yra nesvarbi, atvaizdavus į apibendrintąjį kontekstą praranda vienos esybės dominavimą, įgaudamos mažas požymių vertes. Tuo tarpu kitos esybės, kurios turi tik po vieną iš kontekstui svarbių koordinačių, išsaugo vieną dominuojančią koordinatę.

Lentelė Nr. 9 Esybių tarpusavio panašumas pirmojo lygio kontekste.

	$S_{mh}^{1K}(a_{lg}, a_{nl})$				$S_{eu}^{1K}(a_{lg}, a_{nl})$				$S_{ch}^{1K}(a_{lg}, a_{nl})$			
	$\vec{a}_{12}$	$\vec{a}_{24}$	$\vec{a}_{36}$	$\vec{a}_{08}$	$\vec{a}_{12}$	$\vec{a}_{24}$	$\vec{a}_{36}$	$\vec{a}_{08}$	$\vec{a}_{12}$	$\vec{a}_{24}$	$\vec{a}_{36}$	$\vec{a}_{08}$
$\vec{a}_{11}$	0.986	0.136	0.549	0.990	0.983	0.136	0.378	0.988	0.977	0.121	0.121	0.984
$\vec{a}_{23}$	0.103	0.973	0.537	0.103	0.103	0.964	0.347	0.103	0.077	0.949	0.077	0.096
$\vec{a}_{35}$	0.553	0.573	0.986	0.553	0.384	0.399	0.9833	0.370	0.129	0.151	0.976	0.110
$\vec{a}_{07}$	0.964	0.091	0.527	0.965	0.950	0.090	0.331	0.961	0.929	0.055	0.055	0.949

Kaip matyti iš kontekstinių panašumų $S^{1K}(a_{lg}, a_{nl})$ pirmojo lygio kontekste, panašumas tarp menamų grupių elementų išlieka. Panašiai kaip ir nulinio konteksto atveju padidėja panašumas tarp pirmosios ir 0 grupių elementų. Pagal apibendrintąjį konteksto matricą $\vec{K}^{1A}$ svarbios yra pirmoji ir antroji koordinatės. Pirmosios ir nulinės grupių esybių pirmosios dvi koordinatės pagal požymių vertes yra vienodos, todėl kontekstinis jų panašumas yra didelis. Šiuo apibendrintojo konteksto atveju didžiausias galimas gauti skirtumas yra tuomet, kai vienos esybės koordinatės yra (1 1), o kitos (0 0). Vadinasi tuo atveju kaip vienos esybės koordinatės yra (1 0) arba (0 1), o kitos (0 0), gaunamas vidutiniškas kontekstinis panašumas $S^{1K}(a_{lg}, a_{nl})$. Dėl šios priežasties, trečioji grupė neturinti dominuojančių koordinačių yra vidutiniškai panaši į kitų trijų grupių elementus. Dėl to, kad kontekstas sumažino dimensijų skaičių šis panašumas yra truputį didesnis nei klasikinio panašumo $S(a_{lg}, a_{nl})$ atveju.

Antro lygio kontekstas

Antrojo lygio ($\tau = 2$) apibendrintajam kontekstui formuoti ir kontekstiniam panašumui nustatyti bus naudojamos visos 3.2.2 skyriuje aptartos grupės ir visi jų požymiai. Turint tris duomenų grupes, aukščiausias galima konteksto lygis yra antras. Kaip ir pirmojo lygio ($\tau = 1$) apibendrintojo konteksto formavimo atveju, atraminiais grupių elementais parenkami pirmieji grupių elementai. Pirmosios grupės atraminis elementas $\vec{x}_{11} = (224\ \ 7\ \ 7)$, antrosios $\vec{x}_{21} = (6\ \ 226\ \ 7)$, o trečiosios $\vec{x}_{31} = (6\ \ \ 7\ \ 226)$ sunorminus ir sucentravus $\vec{x}_{11}^{c} = (0.5673\ \ -0.2837\ \ -0.2837$, $\vec{x}_{21}^{c} = (-0.2889\ \ 0.5739\ \ -0.2850)$ ir $\vec{x}_{31}^{c} = (-0.2889\ \ \ 0.5739\ \ -0.2850)$. Sprendžiami trys TPU, kiekvienai grupei formuojamos 9 nelygybės užtikrinančios vidinį panašumą, ir 20 nelygybių užtikrinančių atitinkamą nepanašumą su kitų grupių esybėmis. TPU su apribojimais užrašomas taip pat kaip pirmojo lygio konteksto atveju, tik prisideda dar 10 nelygybių užtikrinančių *1*-osios grupės nepanašumą su *3*-ąja grupe. Pavyzdinės nelygybės užrašomos *1*-ajai grupei, kitoms grupėms nelygybės užrašomos atitinkamai.

$$\Phi_1(\vec{x}_{11}^{c}) = (0.5673)\mathrm{K}_1 + (-0.2837)\mathrm{K}_2 + (-0.2837)\mathrm{K}_3 \to max$$

apribojimai:

$$\sum_{i=1}^{3} x_{2m_i} * K_{1i} \geq 0{,}8 \sum_{i=1}^{3} x_{11_i} * K_{1i}\ \forall m = \overline{2:10}$$

$$\sum_{i=1}^{3} x_{2m_i} * K_{1i} \leq 0{,}2 \sum_{i=1}^{3} x_{11_i} * K_{1i}, \forall\, l = \overline{1:10}$$

$$\sum_{i=1}^{3} x_{3m_i} * K_{1i} \leq 0{,}2 \sum_{i=1}^{3} x_{11_i} * K_{1i}, \forall\, l = \overline{1:10}$$

$$0 \leq K_{1i} \leq A, \forall i = \overline{1:3}$$

Išsprendus TPU gaunamas antrojo lygio apibendrintasis kontekstas

$$K^{2A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

sulyginus $c_1\Phi_{1max} = c_2\Phi_{2max} = c_3\Phi_{3max} = 1$

$$K^{2A0} = \begin{pmatrix} 1.7627 & 0 & 0 \\ 0 & 1.7426 & 0 \\ 0 & 0 & 1.7426 \end{pmatrix}$$

Kadangi apibendrintąjį kontekstą sudaro trys grupės, turinčios po tris vektorius, projekcija į kontekstą nepakeičia erdvės dimensijos. Pagal apibendrintojo konteksto matricą matyti, kad kontekste vienodai svarbūs visi požymiai, todėl atvaizdavimas į kontekstą nepakeičia esybių tarpusavio padėties.

Lentelė Nr. 10 požymiai atvaizduoti į antrojo lygio kontekstą.

	$\vec{O}^a$			$\vec{O}^{0a}$		
	O_1^a	O_2^a	O_3^a	O_1^{a0}	O_2^{a0}	O_3^{a0}
$\vec{a}_{11}$	1.6175	0.1298	0.0889	0.9176	0.0737	0.0504
$\vec{a}_{12}$	1.6106	0.0889	0.1230	0.9137	0.0504	0.0698
$\vec{a}_{23}$	0.0760	1.7152	0.0889	0.0431	0.9731	0.0504
$\vec{a}_{24}$	0.0691	1.6264	0.1230	0.0392	0.9227	0.0698
$\vec{a}_{35}$	0.0760	0.1298	1.6333	0.0431	0.0737	0.9266
$\vec{a}_{36}$	0.0691	0.0889	1.7016	0.0392	0.0504	0.9653
$\vec{a}_{07}$	1.7350	0.0889	1.5990	0.9843	0.0504	0.9072
$\vec{a}_{08}$	1.6451	0.1230	1.5922	0.9333	0.0698	0.9033

Įdomu tai, kad dėl specifinių kontekstinių duomenų suformavus apibendrintąjį kontekstą ir nustačius esybių tarpusavio panašumą, panašumas labai nežymiai skiriasi nuo klasikinio panašumo. Taip yra todėl, kad kontekstinio panašumo matrica yra vienetinė matrica, iš kurios padauginus esybes, jų tarpusavio padėtis nepakinta. Vadinasi tam tikrais konteksto atvejais esybių kontekstinis ir klasikinis panašumas yra vienodas. Toks atvejis galimas tada, kai viena grupė turi tik vieną dominuojančią koordinatę, o visas kitas gerokai mažesnes. Tokio atveju apibendrintojo konteksto nenorminta matrica yra vienetinė matrica, kuri nepakeičia vektorių dimensijos ir tarpusavio santykių.

Lentelė Nr. 11 Vektoriai atvaizduoti į antrojo lygio kontekstinis panašumas.

	$S_{mh}^{2K}(a_{lg}, a_{nl})$				$S_{eu}^{2K}(a_{lg}, a_{nl})$				$S_{ch}^{2K}(a_{lg}, a_{nl})$			
	$\vec{a}_{12}$	$\vec{a}_{24}$	$\vec{a}_{36}$	$\vec{a}_{08}$	$\vec{a}_{12}$	$\vec{a}_{24}$	$\vec{a}_{36}$	$\vec{a}_{08}$	$\vec{a}_{12}$	$\vec{a}_{24}$	$\vec{a}_{36}$	$\vec{a}_{08}$
$\vec{a}_{11}$	0.984	0.417	0.394	0.709	0.982	0.294	0.267	0.507	0.976	0.121	0.085	0.147
$\vec{a}_{23}$	0.395	0.975	0.386	0.117	0.267	0.968	0.249	0.117	0.077	0.949	0.077	0.096
$\vec{a}_{35}$	0.416	0.430	0.978	0.694	0.294	0.303	0.973	0.485	0.129	0.143	0.961	0.109
$\vec{a}_{07}$	0.697	0.115	0.6656	0.975	0.514	0.113	0.453	0.968	0.162	0.054	0.054	0.949

Toks kontekstas nėra neteisingas ar blogai suformuotas, tiesiog šio konteksto atveju, visi esybių požymiai yra vienodai svarbūs.

Suformavus 0, 1 ir 2 lygio apibendrintąjį kontekstą ir nustačius esybių tarpusavio panašumą, matyti, kad kontekstas gali pakeisti esybių tarpusavio padėtis erdvėje, dėl ko pakinta esybių tarpusavio panašumas. Taip pat pademonstruota, kad kontekstinis ir klasikinis panašumas ne visada yra skirtingi ir, kad egzistuoja toks kontekstinių duomenų variantas, kai atvaizdavimas į kontekstą nepakeičia esybių tarpusavio padėties erdvėje.

3.3 Kontekstinio panašumo mato veikimas su realiais duomenimis

Šiame skyriuje tiriamas kontekstinio panašumo veikimas su realiai duomenimis. Nagrinėjama kokią įtaką, konkrečių duomenų atveju, kontekstas daro panašumui lyginant su klasikiniu panašumu.

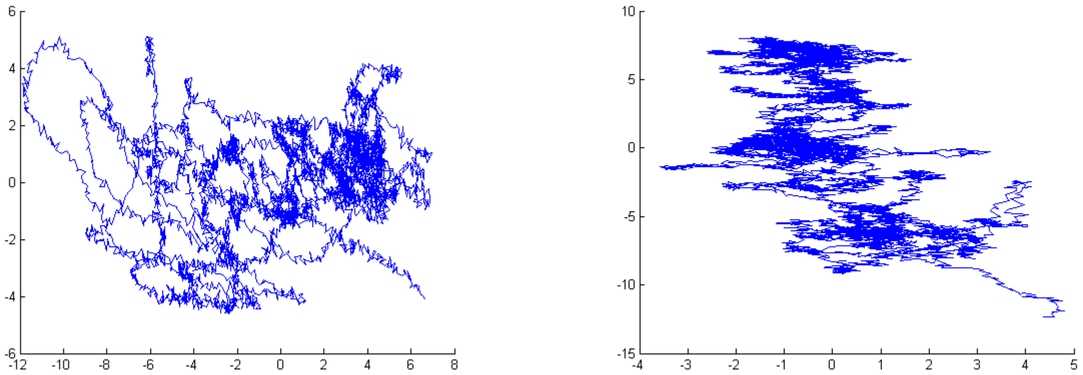
3.3.1 Kontekstiniai duomenys

Kontekstinio panašumo mato tyrimui naudoti tie patys duomenys kaip ir [29]. Tyrimui naudojami medicininiai duomenys.

Vienas iš populiariausių būdų kaip nustatyti žmogaus stovėsenos stabilumą, yra stovint ant tam tikros plokštumos užfiksuoti jo svorio centro taško kitimo trajektoriją. Judesiai įrašomi Medio – Lateral (pirmyn - atgal, M-L) ir Anterio – Posteriori (į šonus, A-P) kryptimis. Gautoji skaitmeninė judėjimo trajektorija vadinama stabilograma.

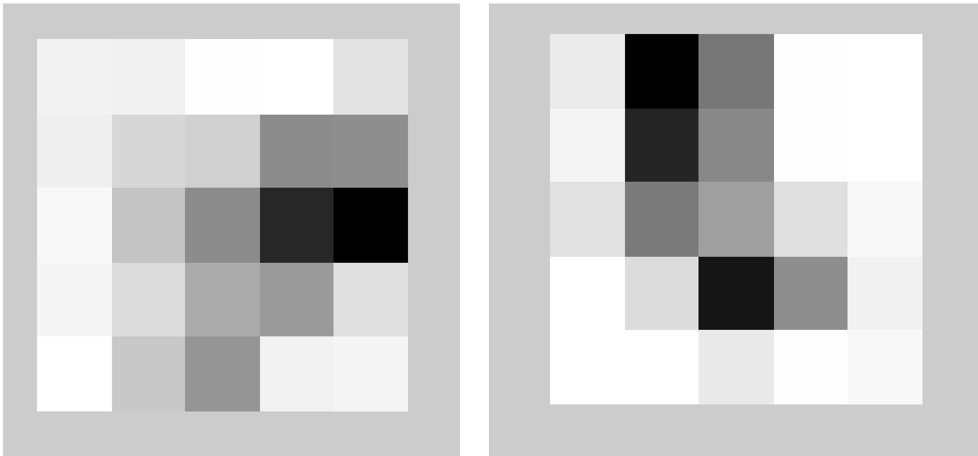
Šiame darbe duomenys užfiksuoti tiriant 15 sveikų (HL) ir 15 sergančių skleroze pacientų (MS), prieš atliekant eksperimentus pacientų medicininės diagnozės buvo žinomos. Visi pacientai buvo jaunesnės kaip 32 metų moterys [29]. Kadangi sklerotiniai sutrikimai pažeidžia centrinę nervų sistemą, pacientui sunku palaikyti svorio centro padėtį; tas ir atsispindi stabilogramose. Tokios dvi stabilogramos vaizduojamos 10 paveiksle.

Duomenys užfiksuoti pacientams stovint ant atraminės plokštumos 60 sekundžių, padėtis buvo registruojama 100 Hz dažniu, kiekvienam pacientui užfiksuota 6000 jo svorio centro padėčių M-L ir tiek pat A-P ašimi.



10 pav. Pusiausvyros taško kitimo stovint ant plokštumos trajektorija (stabilograma), kairėje paciento kenčiančio nuo sklerozinių sutrikimų, dešinėje sveiko paciento.

Visi duomenys centruojami erdvėje. Kiekvienai iš stabilogramų buvo suskaičiuotos 2D histogramos. Histogramą sudaro 5 langeliai M-L ir 5 langeliai A-P kryptimis; iš viso 25 langeliai. Histogramų pavyzdžiai vaizduojami 11 paveiksle. Kuo langelio reikšmė yra tamsesnė, tuo daugiau laiko svorio centro taškas buvo tame regione, ir tuo požymis yra ryškesnis. Tuomet stabilogramos transformuojamos į duomenų vektorių, turintį 25 požymius.



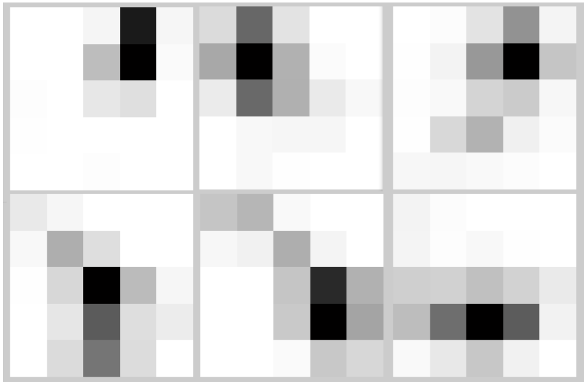
11 pav. vaizduotų stabilogramų histogramos MS kairėje ir HL dešinėje.

Apibendrinant, turimi duomenys susideda iš dviejų grupių (HL ir MS), kiekviena iš jų turi 15 esybių $\vec{x}_m^p$ su 25 požymiais x_{mi}^p. Duomenys sunorminami pagal (37) formulę ir sucentruojami pagal (38).

Taigi kontekstą sudaro dvi grupės HL ir MS, turinčios po 15 esybių iš kurių kiekviena turi po 25 požymius.

3.3.2 Nežinomos esybės ir jų klasikinis panašumas

Kaip ir dirbtinių duomenų atveju, teoriškai laikoma, kad apie esybes ir jų tarpusavio santykius nėra jokios informacijos. Tačiau praktiškai yra žinoma apie esybių priklausymą dviem grupėms. Kiekviena esybė numeruojama taip $\vec{a}_{\mathfrak{p}i}$, vietoj $\mathfrak{p}$ įrašant HL arba MS raides, pažymint jų praktinį priklausymai tam tikrai grupei. Nežinomų esybių stabilogramos vaizduojamos 12 paveiksle.



12 pav. Nežinomų esybių stabilogramos, HL grupės viršuje ir MS grupės apačioje.

Kaip ir dirbtinių duomenų atveju, pirmiausia apskaičiuojami nežinomų esybių klasikiniai tarpusavio panašumai, naudojantis trimis metrikomis. Panašumai apskaičiuojami sunormintiems duomenims, jie pateikiami 12, 13 ir 14 lentelėse.

Dirbtinių duomenų atveju buvo žinoma, kad kiekviena grupė turi tik sau būdingą dominuojančią koordinatę, todėl rezultatai buvo trivialūs. Šiuo atveju sunku prognozuoti, ar klasikinis panašumas $S(a_i, a_j)$ tarp tos pačios grupės esybių visada yra didelis. Dėl šios priežasties panašumai skaičiuojami tarp visų nežinomų esybių tarpusavyje; taip gaunama 5x5 panašumo matrica kiekvienai metrikai.

Lentelė Nr 12. Nežinomų esybių tarpusavio klasikiniai panašumai $S_{mh}(a_i, a_j)$ pagal Manhateno formulę.

		HL grupė			**MS grupė**		
		$\vec{a}_{HL1}$	$\vec{a}_{HL2}$	$\vec{a}_{HL3}$	$\vec{a}_{MS4}$	$\vec{a}_{MS5}$	$\vec{a}_{MS6}$
HL grupė	$\vec{a}_{HL1}$	1	0.932	0.834	0.820	0.825	0.835
	$\vec{a}_{HL2}$	0.932	1	0.852	0.863	0.868	0.861
	$\vec{a}_{HL3}$	0.834	0.852	1	0.846	0.869	0.862
MS grupė	$\vec{a}_{MS4}$	0.820	0.863	0.846	1	0.905	0.879
	$\vec{a}_{MS5}$	0.825	0.868	0.869	0.905	1	0.872
	$\vec{a}_{MS6}$	0.835	0.861	0.862	0.879	0.872	1

Iš klasikinių panašumų $S_{mh}(a_i, a_j)$ lentelės pagal Manhateno formulę matyti, kad panašumai pakankamai artimi ir dideli; todėl galima daryti prielaidą, kad erdvėje esybės yra pakankamai arti viena kitos. Panašumai kinta nuo maždaug *0,820* iki *0,934*. Nors iš pirmo žvilgsnio gali pasirodyti, kad tos pačios grupės esybių klasikinis panašumas $S_{mh}(a_i, a_j)$ yra didesnis nei panašumas su kitų grupių elementų, tačiau ši sąlyga nėra tenkinama visais atvejais. Lentelėje panašumas tarp tos pačios grupės esybių žymimas pilka spalva, o panašumas su kitos grupės esybėmis – balta, išskyrus specialius atvejus. Tie atvejai, kai vienos esybės panašumai su kitos grupės esybėmis viršija visus tos esybės panašumus su tos pačios grupės esybėmis (išskyrus panašumą su savimi pačia, kuris visada lygus 1) lentelėje pažymėti pilkais kvadratais. O tie atvejai kai esybės klasikinis panašumas su tos pačios grupės elementais yra mažesnis už visus esybės panašumus su kitos grupės elementais, žymimi baltais kvadratais. Tuomet patogu matyti, kuomet esybės klasikinis panašumas $S_{mh}(a_i, a_j)$ su kitos grupės esybe viršija jos panašumą su tos pačios grupės esybe ir atvirkščiai. Kaip matyti iš lentelės, *3 HL* grupės esybė išsiskiria tuo, kad jos panašumas su kitos grupės esybėmis yra didesnis, nei jos panašumas su savo grupės esybėmis.

Lentelė Nr 13. Nežinomų esybių tarpusavio klasikiniai panašumai $S_{eu}(a_i, a_j)$ pagal Euklido formulę.

		HL grupė			MS grupė		
		$\vec{a}_{HL1}$	$\vec{a}_{HL2}$	$\vec{a}_{HL3}$	$\vec{a}_{MS4}$	$\vec{a}_{MS5}$	$\vec{a}_{MS6}$
HL grupė	$\vec{a}_{HL1}$	1	0.859	0.676	0.675	0.681	0.691
	$\vec{a}_{HL2}$	0.859	1	0.755	0.780	0.778	0.779
	$\vec{a}_{HL3}$	0.676	0.755	1	0.759	0.798	0.775
MS grupė	$\vec{a}_{MS4}$	0.675	0.780	0.759	1	0.841	0.825
	$\vec{a}_{MS5}$	0.681	0.778	0.798	0.841	1	0.803
	$\vec{a}_{MS6}$	0.691	0.779	0.775	0.825	0.803	1

Ta pati tendencija kartojasi ir naudojant Euklido metrika pagrįstus panašumus $S_{eu}(a_i, a_j)$, čia panašumai kinta nuo 0,675 iki 0,859. Matyti kad *3* esybė iš *HL* grupės erdvėje yra arčiau kitos grupės (*MS*) esybių, todėl jos panašumas su savos grupės esybėmis yra mažesnis, nei su kitos grupės esybėmis. Jei naudojant klasikinį panašumą pagal Euklido formulę, esybės būtų klasifikuojamos, *3*-oji esybė būtų priskirta *MS* grupei, nors yra žinoma, kad taip nėra. Kitų grupių išsidėstymas erdvėje ir jų klasikiniai panašumai atitinka priklausymą tam tikrai grupei.

Panaši situacija ir klasikinio panašumo $S_{ch}(a_i, a_j)$ pagal Čebyševo formulę atveju. Tik čia panašumai tarp esybių daug mažesni, labiausiai dėl to, kad Čebyševo norminimo daliklis, kai požymiai norminti nuo 0 iki 1, visada yra 1. Panašumai čia kinta nuo 0 iki 0,537.

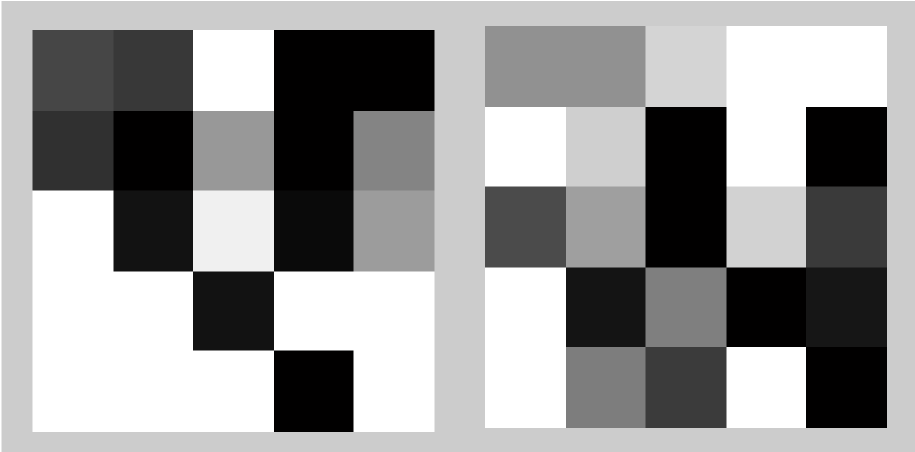
Lentelė Nr 14. Nežinomų esybių klasikiniai tarpusavio panašumai $S_{ch}(a_i, a_j)$ pagal Čebyševo formulę.

		HL grupė			**MS grupė**		
		$\vec{a}_{HL1}$	$\vec{a}_{HL2}$	$\vec{a}_{HL3}$	$\vec{a}_{MS4}$	$\vec{a}_{MS5}$	$\vec{a}_{MS6}$
HL grupė	$\vec{a}_{HL1}$	1	0.422	0.013	0.003	0	0.026
	$\vec{a}_{HL2}$	0.422	1	0.267	0.257	0.254	0.280
	$\vec{a}_{HL3}$	0.013	0.267	1	0.336	0.537	0.364
MS grupė	$\vec{a}_{MS4}$	0.003	0.257	0.336	1	0.503	0.488
	$\vec{a}_{MS5}$	0	0.254	0.537	0.503	1	0.478
	$\vec{a}_{MS6}$	0.026	0.280	0.364	0.488	0.478	1

Kaip ir kitų dviejų atstumo metrikų atveju, taip ir Čebyševo, iš *HL* grupės išsiskiria *3* esybė; tik Čebyševo metrikos atveju, šios esybės dalyvavimas panašumo nustatymo poroje, nepadaro taip, kad *2*-osios *HL* esybės panašumas su *3*-iąja esybe yra mažesnis nei *2*-osios esybės panašumas su ne savo grupės esybėmis.

3.3.3 Apibendrintojo konteksto skaičiavimas ir kontekstinio panašumo nustatymas

Kadangi kontekstinius duomenis sudaro dvi grupės *HL* ir *MS*, tai bus skaičiuojamas pirmojo lygio apibendrintasis kontekstas ($\tau = 1$). Kaip atraminiai elementai pasirinktos *14*-oji *HL* grupės esybė ir *11*-oji *MS* grupės esybė. Sprendžiant atitinkamus TPU, parinkta, kad $\gamma = 0.7$, o $\kappa = 0.3$. Rasti apibendrintojo konteksto vektoriai perversti į histogramų pavidalą, kad būtų vaizdžiau, vaizduojami 13 paveiksle.



13 pav. Apibendrintojo kontekstinio panašumo svarbos vektoriai, histogramų pavidalu. K_1^{1A}*kairėje ir* K_2^{1A} *dešinėje.*

Tiek turinčių sklerozinių sutrikimų, tiek ir sveikų pacientų stabilogramos vizualiai yra gan panašios, ir surasti jų histogramų požymių svarbos vektorius yra pakankamai sunkus uždavinys, labai priklausantis nuo pradinių duomenų. Paprastai TPU uždavinio sprendimas sustiprina svarbių požymių svarbą ir sumenkina nesvarbius požymius, tačiau jei dvi grupės tarpusavyje skiriasi labai nežymiai, tai pagal apribojimus požymių sustiprinimas arba sumenkinimas taip pat gali būti labai nežymus. Nors pagal apibendrintojo konteksto svarbos vektorius matyti, kad, kaip svarbūs kiekvienai grupei, išskiriami skirtingi požymiai, atvaizdavus nežinomas esybes į apibendrintąjį kontekstą, skirtumas tarp esybių vektorių yra nedidelis.

Kaip jau minėta ankščiau, esybių atvaizdavimas į apibendrintojo konteksto matricą pakeičia esybių požymių dimensiją iš N (požymių skaičius) į S (grupių skaičius). Atvaizdavimas suteikia naujiems esybių vektoriams tam tikras savybes. Visų pirma galima teigti, kad kiekviena grupė suteikia atvaizduotai esybei po vieną požymį. Jei esybė, atvaizduojama į kontekstą, priklauso tai grupei arba, tuo atveju, kai esybės priklausymas yra nežinomas, turi dideles svarbių požymių vertes, tuomet grupės suteikiamas požymis įgauna gerokai didesnes reikšmes, nei tų esybių, kurios grupei nepriklauso. Kitaip tariant esybės vektorius turėtų turėti vieną požymį su didele reikšme, jei ji priskirta arba priskirtina tai grupei. Be abejo, tais atvejais, kai esybė nepriklauso nei vienai grupei, arba turi vienodai mažas visų požymių reikšmes, požymio su gerokai didesne reikšme jos vektoriuje gali ir nebūti.

Šiuo atveju tendencija, kad grupei priklausantys elementai turi didesnes tos grupės suteiktas požymių reikšmes išlieka, tačiau dėl didelio dviejų grupių panašumo ir labai specifinių duomenų, absoliutinis skirtumas tarp esybės požymių verčių yra labai nedidelis. Iš dalies taip yra dėl sąlyginai mažų esybių požymių verčių. Nenormintų esybių požymių vertės atrodo pakankamai didelės, o ir absoliutus skirtumas tarp jų pakankamai didelis, tačiau jų nesunorminus negalima korektiškai nustatyti panašumo tarp esybių.

Lentelė Nr. 15. Nežinomos esybės atvaizduotos į apibendrinto konteksto svarbos vektorius.

	$\vec{O}^{a}$		$\vec{O}^{0a}$	
	O_{HL}^{a}	O_{MS}^{a}	O_{HL}^{a0}	O_{MS}^{a0}
$\vec{a}_{HL1}$	5.6319	1.0191	0.19	0.0344
$\vec{a}_{HL2}$	4.5276	2.3410	0.1527	0.0790
$\vec{a}_{HL3}$	4.6294	2.5072	0.1562	0.0846
$\vec{a}_{MS4}$	2.4397	3.8439	0.0823	0.1297
$\vec{a}_{MS5}$	2.8696	3.8795	0.0968	0.1309
$\vec{a}_{MS6}$	2.9959	3.8352	0.1011	0.1294

Nustatyti kontekstiniai esybių panašumai $S^{1K}(a_i, a_j)$ vaizduojami 13, 14 ir 15 lentelėse. Minėta mažų požymio reikšmių problema akivaizdžiai matyti ir nustatant kontekstinį panašumą $S^{1K}(a_i, a_j)$. Čia panašumai tarp visų esybių yra labai dideli ir yra artimi 1. Pagal tai galima daryti išvadą, kad šiame kontekste atstumai tarp esybių erdvėje yra maži, dėl ko didelis jų panašumas.

Kiek ankščiau, kalbant apie klasikinį panašumą, buvo pastebėta, kad vienos iš nežinomų esybių klasikinis panašumas $S(a_i, a_j)$ su savos klasės elementais yra mažesnis nei su kitų klasių elementais. Ši problema egzistavo su visomis atstumo metrikomis, ir klasifikuojant pagal klasikinį panašumą tikėtina, kad *3*-oji *HL* grupės esybė, būtų priskirta *MS* klasei. Ši anomalija dingsta kontekstiniame panašume. Nors kontekstinio panašumo atveju $S^{1K}(a_i, a_j)$ absoliutūs skirtumai tarp panašumų yra gerokai mažesni, negu klasikinio panašumo atveju, tačiau su šiais duomenimis kontekstinis panašumas tiksliau atspindi žinomą esybių priklausymą grupėms.

Lentelė Nr 16. Esybių tarpusavio kontekstiniai panašumai $S_{mh}^{1K}(a_i, a_j)$ pagal Manhateno formulę.

		HL grupė			MS grupė		
		$\vec{a}_{HL1}$	$\vec{a}_{HL2}$	$\vec{a}_{HL3}$	$\vec{a}_{MS4}$	$\vec{a}_{MS5}$	$\vec{a}_{MS6}$
HL grupė	$\vec{a}_{HL1}$	1	0.959	0.958	0.898	0.905	0.908
	$\vec{a}_{HL2}$	0.959	1	0.995	0.939	0.946	0.949
	$\vec{a}_{HL3}$	0.958	0.995	1	0.940	0.947	0.950
MS grupė	$\vec{a}_{MS4}$	0.898	0.939	0.940	1	0.992	0.990
	$\vec{a}_{MS5}$	0.905	0.946	0.947	0.992	1	0.997
	$\vec{a}_{MS6}$	0.908	0.949	0.950	0.990	0.997	1

Skaičiuojant kontekstinį panašumą, naudojant Manhateno formulę $S_{mh}^{1K}(a_i, a_j)$, pasiekiama, kad visi panašumai tarp tos pačios grupės esybių yra didesni nei panašumai tarp skirtingų grupių. Klasikinio panašumo $S_{mh}(a_i, a_j)$ atveju ši savybė yra netenkinama.

Tas pats rezultatas pasiekiamas ir Euklido metrikos atveju. Čia taip pat dėl konteksto vertinimo, pašalinama *3*-ios *HL* esybės problema, kur ji buvo panašesnė ne į savo, o į kitos grupės esybes. Taip pat dėl konteksto vertinimo visi panašumai tarp vienos grupės esybių yra didesni nei panašumai tarp skirtingų grupių. Kontekstiniai panašumai $S_{eu}^{1K}(a_i, a_j)$ vaizduojami 17 lentelėje.

Lentelė Nr 17. Nežinomų esybių tarpusavio kontekstiniai panašumai $S_{eu}^{1K}(a_i, a_j)$ pagal Euklido formulę.

		HL grupė			MS grupė		
		$\vec{a}_{HL1}$	$\vec{a}_{HL2}$	$\vec{a}_{HL3}$	$\vec{a}_{MS4}$	$\vec{a}_{MS5}$	$\vec{a}_{MS6}$
HL grupė	$\vec{a}_{HL1}$	1	0.959	0.957	0.898	0.905	0.908
	$\vec{a}_{HL2}$	0.959	1	0.995	0.939	0.946	0.949
	$\vec{a}_{HL3}$	0.957	0.995	1	0.938	0.946	0.949
MS grupė	$\vec{a}_{MS4}$	0.898	0.939	0.938	1	0.989	0.986
	$\vec{a}_{MS5}$	0.905	0.946	0.946	0.989	1	0.996
	$\vec{a}_{MS6}$	0.908	0.949	0.949	0.986	0.996	1

Skaičiuojant klasikinį panašumą $S_{ch}(a_i, a_j)$pagal Čebyševo metriką, buvo pastebėta, kad šis klasikinis panašumas iš visų kitų išsiskyrė tuo, jog turėjo mažiausias panašumo vertes lyginant su kitomis metrikomis. Ši tendencija beveik išnyksta kontekstinio panašumo atveju. Tačiau kaip kontekstinio $S_{mh}^{1K}(a_i, a_j)$ ir $S_{eu}^{1K}(a_i, a_j)$ atveju, panašumai tarp tos pačios grupės esybių viršija panašumą su kitų grupių esybėmis.

Lentelė Nr 18. Nežinomų esybių tarpusavio kontekstiniai panašumai $S_{ch}^{1K}(a_i, a_j)$ pagal Čebyševo formulę.

		HL grupė			**MS grupė**		
		$\vec{a}_{HL1}$	$\vec{a}_{HL2}$	$\vec{a}_{HL3}$	$\vec{a}_{MS4}$	$\vec{a}_{MS5}$	$\vec{a}_{MS6}$
HL grupė	$\vec{a}_{HL1}$	1	0.955	0.950	0.892	0.903	0.905
	$\vec{a}_{HL2}$	0.955	1	0.994	0.929	0.944	0.948
	$\vec{a}_{HL3}$	0.950	0.994	1	0.926	0.940	0.944
MS grupė	$\vec{a}_{MS4}$	0.892	0.929	0.926	1	0.985	0.981
	$\vec{a}_{MS5}$	0.903	0.944	0.940	0.985	1	0.995
	$\vec{a}_{MS6}$	0.905	0.948	0.944	0.981	0.995	1

Iš suskaičiuotų kontekstinio $S^{1K}(a_i, a_j)$ ir klasikinių panašumų $S(a_i, a_j)$ palyginimo matyti, kad kontekstinis panašumas, šiuo atveju, daro teigiamą įtaką korektiškam esybių tarpusavio panašumo nustatymui. Be abejo ši tendencija galioja tik šių duomenų atveju ir gali skirtis su kitais duomenimis. Čia reikėtų paminėti, kad TPU gali užfiksuoti tik tiesinius ryšius tarp kontekstinių duomenų, todėl ne su visais duomenimis jis veikia vienodai gerai. Nors sklerotiniais sutrikimais pasižyminčių pacientų stabilogramos turi tam tikrų bendrumų; ne visiems pacientams sutrikimas pasireiškia vienodai. Dėl to gali būti, kad tiems bendrumams geriausiai užfiksuoti tiesinio programavimo uždavinio nepakanka. Ta pati sąlyga galioja ir sveikų pacientų bendrumų užfiksavimo atveju. Gali būti, kad pacientas nepriklauso asmenų kenčiančių nuo sklerozinių sutrikimų aibei, tačiau jį kankina kitas sutrikimas dėl kurio jo stabilograma praranda sveikam pacientui būdingą formą. Negana to gali būti, kad geresni rezultatai būtų pasiekti su didesne esybių aibe konteksto formulavime(daugiau kontekstinių duomenų), arba tai aibei išrinkus charakteringiausius kiekvienos grupės atstovus.

Ištyrus kontekstinio panašumo mato $S^{1K}(a_i, a_j)$ veikimą su realiai duomenimis pastebėta, kad konteksto vertinimas, šiuo atveju, pakeitė tos pačios grupės esybių tarpusavio padėtis, dėl ko visų tos pačios grupės esybių panašumai tapo didesni, nei esybių panašumai su kitų grupių esybėmis. Tačiau absoliutinių didumų prasme panašumai tarp skirtingų grupių esybių taip pat padidėjo, nors ir neviršija tos pačios grupės esybių panašumo. Apibendrinant galima teigti, kad kontekstas įtakoja esybių tarpusavio panašumą, tačiau įtakos pobūdis smarkiai priklauso nuo kontekstinių duomenų.

4 IŠVADOS

Atlikus darbą gautos tokios išvados:

- Išnagrinėjus literatūrą, kurioje kalbama apie kontekstą ir kontekstinio panašumo matus, pastebėta, kad nėra suformuoto formalaus konteksto apibrėžimo.
- Atlikus eksperimentus su dirbtiniais ir realiais duomenimis pastebėta, kad kontekstas pakeičia esybių tarpusavio panašumus, iš ko galima daryti išvadą, kad esybių tarpusavio panašumas nėra absoliutus dydis, kaip kad manoma klasikinio panašumo atveju.
- Dėl to, kad panašumas tarp dviejų esybių, priklausomai nuo konteksto, gali skirtis, nustatant dviejų esybių tarpusavio panašumą, svarbu įvertinti panašumo pasirodymo kontekstą.
- Darbo tikslas pasiektas ir naujasis kontekstinio panašumo matas pasižymi tuo, kad atskleisdamas kontekstinėje informacijoje esančius ryšius ir juo įvertindamas jis nustato esybių kontekstinį panašumą.
- Atliekant bandymus su realiais duomenimis pastebėta, kad TPU naudojamas apibendrintojo konteksto formavime, dėl savo tiesiškumo ne visada vienodai gerai užfiksuoja ryšius tarp esybių, todėl ateityje tiriant kontekstinio panašumo matą reikėtų panagrinėti kitokias tikslo funkcijos užrašymo formas.

5 LITERATŪROS SĄRAŠAS

[1] Tversky A., Features of Similarity // Psychological Review, 1977, Vol 84(4), p. 327-352

[2] Murphy G.L., Medin D.L., The role of theories in conceptual coherence// Psychological Review, 1985, Vol 92(3), p. 289-316

[3] Goldstone R.L., Medin D.L., Halberstadt J., Similarity in context// Memory & Cognition, 1997, Vol. 25, p. 237-255

[4] Krumhansl C.L., Concerning the applicability of geometric models to similarity data: The interrelationship between similarity and spatial density// Psychological Review, 1978, Vol 85(5), p. 445-463

[5] Medin D.L., Goldstone R.L., Gentner D., Respects for similarity// Psychological Review, 1993, Vol 100(2), 254-278.

[6] Ennis D.M., Modeling similarity and identification when there are momentary fluctuations in psychological magnitudes. Ashby, F. Gregory (Ed), (1992). Multidimensional models of perception and cognition.Scientific psychology series., (pp. 279-298). Hillsdale, NJ, England: Lawrence Erlbaum Associates, Inc, xiii, 523 p.

[7] Bieberman Y. A., Context Similarity Measure// ECML-94 Proceedings of the European conference on machine learning on Machine Learning, 1994, p 49 – 63

[8] Shilit B, Theimer M. Disseminating active map informatikon to mobile host// IEEE Network 1994, 8: p. 22-32.

[9] Shilit B.N., Adams N., Want R., Context-aware Computing Aplications// In: First International Workshop on Mobile Computing Systems and Aplications, 1994; p. 85-90

[10] Ward A, Jones A, Hopper A. A new location technique for the active Office// IEEE Personal Communications 1997, 4, p. 42-47

[11] Pascoe J. Adding generic contextual capabilities to wearable computers// In: Proceedings of 2nd International Symposium on Waerable Computers. 1998, p. 92-99

[12] Dey A.K., Abowd G.D., Towards a better understanding of context and context-awareness// CHI‘2000 Workshop on the What, Who, Where When, and How of Context-Awareness, 2000, p. 1-6.

[13] Dey, A.K. Understanding and using context// Personal and Ubiquitous Computing, 2001, Vol 5, p. 4-7.

[14] Wu G., Chang E. Y., Panda N., Formulating context-dependent similarity functions// Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia, 2005, p. 725-734.

[15] Aizerman A., Braverman E. M., Rozoner L. I., Theoretical foundations of the potential function method in pattern recognition learning// Automation and Remote Control, 1964,

Vol. 25 , p. 821-837.

[16] Davison M. L., Multidimensional scaling. New York: Wiley, 1983, 242 p

[17] Kruskal J. B., Multidimensional scaling by optimizing goodness of fit to a nonmetric hypothesis// Psychometrika, 1964, 29, p.1-27.

[18] Kruskal J. B.,Nonmetric multidimensional scaling: A numerical method// Psychometrika, 1964, 29, p. 115-129.

[19] Shepard R. N., The analysis of proximities: Multidimensional scaling with an unknown distance function I// Psychometrika, 1962, 27, p. 125-140.

[20] Shepard, R. N., The analysis of proximities: Multidimensional scaling with an unknown distance function II// Psychometrika, 1962, 27, p. 219-246.

[21] Torgerson, W. S. Theory and methods of scaling. New York: Wiley, 1958, 460p.

[22] Li B., Chang E., Wu Y., Discovery of A Perceptual Distance Function for Measuring Image Similarity// Multimedia systems, 2003, Vol 8, p. 512-522.

[23] Ashby F. G., Perrin N. A., Toward a unified theory of similarity and recognition// Pschological Review, 1988, Vol 95(1), p. 124-150.

[24] Horan C. B., Multidimensional scaling: Combining observations when individuals have different perceptual structures// Psychometrika, 1969, 34, p. 139-165.

[25] Carroll, J. D., Chang, J. J., Analysis of individual differences in multidimensional scaling via an N-way generalization of"Eckart-Young" decomposition// Psychometrika, 1970, 35, p. 283-319.

[26] Jasinevičius R., Petrauskas V., Krušinskienė R. Takagi-Sugeno reasoning procedure for pattern recognition// Information Technologies' 2010: proceedings of the 16th International Conference on Information and Software Technologies, IT 2010, Kaunas, Lithuania, April 21-23, 2010 / Kaunas University of Technology. ISSN 2029-0063. 2010. p. 86-90.

[27] Kosko B., Fuzzy Engineering, Practice Hall., p.550.

[28] Matlab Documentation [interaktyvus]. The MathWorks, Inc. 1984-2012 [Žiūrėta 2012-01-15]. Prieiga per internetą <http://www.mathworks.se/help/techdoc/?s_cid=ML2012_ff_howto>

[29] Jasinevičius R., Krušinskienė R., Petrauskas V., Diagnostics Based on Computational Analysis of Stochastic Movements of Human's Center of Gravity// Journal of Communication and Computer. 2010, Vol. 7, p. 58-63.

Fuzzy context similarity measure model creation and analysis

Summary

Similarity is one of the most important aspects in the area of information retrieval and data mining. A new trend in similarity judgment assumes that similarity between two objects can not be expressed as a fixed value and depends on the context in which the similarity is measured. However no formal definition of context has yet been specified.

In this thesis a new formal context definition is proposed and a method to measure contextual similarity is developed. The main idea behind this method is to extract context information from distinct groups of data. This method is tested with synthetic and real-world data sets comparing context similarity measure with distance based similarity. Results indicate that taking the similarity into account may cause significant changes in object similarity.

This work shows the importance of context when measuring similarity.

6 PRIEDAI

6.1 Publikuoti straipsniai

ISSN 2029–249X

KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS
VYTAUTO DIDŽIOJO UNIVERSITETAS
VILNIAUS UNIVERSITETO KAUNO HUMANITARINIS FAKULTETAS

INFORMACINĖS TECHNOLOGIJOS

XVI tarpuniversitetinė magistrantų ir doktorantų konferencija

Konferencijos pranešimų medžiaga

TECHNOLOGIJA
KAUNAS • 2011

III sekcija. Formali analizė ir projektavimo metodai

IV sekcija. Duomenų bazės ir informacinės sistemos

V sekcija. Kompiuterių sistemos

APIE KONTEKSTINIO PANAŠUMO MATĄ

Justina Čenytė[1], **Raimundas Jasinevičius**[1]

[1]*Kauno technologijos universitetas, Kompiuterių katedra, Studentų g. 50, Kaunas, Lietuva, justina.cenyte@ktu.lt, raimundas.jasinevicius@ktu.lt*

Santrauka (abstract). Besivystant mokslui ir visuomenei, informacijos srautai vis labiau auga, ir panašumo tarp objektų ir reiškinių nustatymas įgauna vis didesnę svarbą, nes didelius informacijos srautus reikia paversti naudinga informacija – žiniomis. Kadangi ši problema labai aktuali, yra sukurta daugybė panašumo matų, pradedant nuo klasikinio panašumo, kuris remiasi atstumo tarp požymių vektorių sąvoka, baigiant miglotąja logika paremtais panašumo matais. Tačiau nei vienas iš jų nevertina panašumo pasirodymo konteksto. Visuotinai pripažintas ir bendrai naudojamas konteksto apibrėžimas taip pat nėra suformuotas.

Šiame straipsnyje suformuojamas konteksto apibrėžimas ir, pasinaudojant miglotaisiais ekspertiniais samprotavimais, formuojamas apibendrintasis kontekstas, kurio pagrindą sudaro, taip vadinamas konteksto vaizdinys, aptinkamas sprendžiant specialiai suformuluotą tiesinio programavimo uždavinį. Taip suformuotas kontekstinio panašumo matas straipsnyje lyginamas su klasikiniu (akontekstiniu) panašumu.

Raktiniai žodžiai: kontekstas, miglotoji logika, objektų panašumas, atstumas.

1 Įžanga

Duomenų klasifikavimas, grupavimas ir šablonų atpažinimas yra svarbios funkcijos iš duomenų išgaunant naudingą informaciją, o po to ir žinias. Objektų panašumo nustatymas yra svarbi šių operacijų sudedamoji dalis ir šiai problemai spręsti yra sukurta daugybė panašumo nustatymo matų, vertinančių objektų tarpusavio panašumą pagal jų požymius. Grupuojant ar klasifikuojant objektus svarbūs ne tik jų požymiai, bet ir aplinka – kontekstas, kuriame šie požymiai pasireiškė. Kaip tokiu atveju reikėtų vertinti panašumą tarp objektų ir kokią metodiką naudoti? Norint sukurti kontekstą vertinantį panašumo matą, pirmiausia reikia atsakyti į klausimą, kas yra kontekstas ir kaip jį formaliai aprašyti. Autoriams literatūroje nepavyko rasti visuotinai pripažinto ir plačiai naudojamo konteksto apibrėžimo.

Šiame straipsnyje keliami trys pagrindiniai tikslai:

1. Suformuoti konteksto apibrėžimą.
2. Naudojant suformuotą konteksto apibrėžimą, sukurti kontekstinio panašumo matą.
3. Palyginti, kokią įtaką kontekstas daro objektų panašumui.

Kadangi paprastai kontekstas labiau siejamas su socialiniais reiškiniais, kuriuos sunku aprašyti remianti klasikine matematika, konteksto apibrėžimas ir kontekstinio panašumo matas formuojami remiantis ekspertiniais samprotavimais ir miglotosios logikos (fuzzy logic) principais.

2 Klasikinis panašumas

Žinoma daugybė atstumo matavimo metrikų. Straipsnyje aptariamas ir palyginimams naudojamas vienas iš populiariausių atstumo matų, kuris tinka atstumams daugelio matavimų erdvėje – Minkovskio (Minkowski) atstumas. Pagal jį atstumą tarp objektų $A(a_1, a_2,..., b_n)$ ir $B(b_1, b_2,..., b_n)$ galima užrašyti taip [1]:

$$D_{AB} = \left(\sum_{i=1}^{N} |a_i - b_i|^p\right)^{\frac{1}{p}} \tag{1}$$

Dažniausiai naudojamas Minkovskio atstumas, kai p yra 1, 2 arba kai $p \to \infty$.

Kai Minkovskio formulėje $p = 1$, atstumas vadinamas Manheteno (Manhattan) atstumu.

$$D_{AB} = \sum_{i=1}^{N} |a_i - b_i| \tag{2}$$

Populiariausias atstumo vertinimo matas – tai Euklido (Euclidean) atstumas, skaičiuojamas kai Minkovskio formulėje $p = 2$:

$$D_{AB} = \left(\sum_{i=1}^{N} (a_i - b_i)^2\right)^{\frac{1}{2}} \tag{3}$$

Kai Minkovskio formulėje $p \to \infty$, atstumas vadinamas Čebyševo (Chebyshev) atstumu ir apskaičiuojamas taip:

VILNIAUS UNIVERSITETO KAUNO HUMANITARINIS FAKULTETAS
KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS
VYTAUTO DIDŽIOJO UNIVERSITETAS

INFORMACINĖS TECHNOLOGIJOS 2012

XVII TARPUNIVERSITETINĖ MAGISTRANTŲ IR DOKTORANTŲ KONFERENCIJA

Konferencijos pranešimų medžiaga

VILNIAUS UNIVERSITETAS
2012

TURINYS

I sekcija. Formali analizė ir projektavimo metodai

II sekcija. Informacinių technologijų taikymai

III sekcija. Programinės įrangos inžinerija

KONTEKSTAS IR KONTEKSTINIS PANAŠUMAS

Justina Čenytė, Raimundas Jasinevičius

Kauno technologijos universitetas, Kompiuterių katedra, Studentų g. 50, Kaunas, Lietuva, justina.cenyte@ktu.lt, raimundas.jasinevicius@ktu.lt

Santrauka (abstract). Norint iš duomenų išgauti informaciją, o vėliau ir žinias naudojamos įvairios duomenų apdorojimo ir šablonų atpažinimo procedūros, kurių neatskiriama dalis yra panašumo tarp objektų ir reiškinių nustatymas. Vis dažniau kalbama apie tai, kad panašumas nėra absoliutus – jis kinta priklausomai nuo konteksto kuriame jis pasireiškia. Nors konteksto sąvoka dažnai naudojama buityje bei mokslinėje literatūroje, formalus, plačiai naudojamas ir pakankamai universalus konteksto apibrėžimas nėra suformuotas. Taip pat stinga kontekstą vertinančių panašumo matų. Šiame straipsnyje pateikiamas autorių bandymas formaliai apibrėžti kontekstą ir, naudojant konteksto apibrėžimą, sukurtas kontekstinio panašumo matas.

Raktiniai žodžiai: kontekstas, objektų panašumas, atstumas, kontekstinis panašumas.

1 Įvadas

Įvairių eksperimentų metu gautus duomenis reikia apdoroti norint iš jų išgauti naudingą informacija, o iš jos – žinias. Paprastai šiam tikslui naudojami panašumo tarp objektų nustatymu paremti algoritmai. Tačiau objektų tarpusavio panašumas nėra absoliutus dydis, pasak Tversky [9] panašumas yra įtakojamas konteksto ir atskaitos taško (*feature of reference*). Vadinasi, priklausomai nuo konteksto, tų pačių esybių, turinčių tuos pačius požymius, panašumas gali skirtis. Kadangi panašumas priklauso nuo konteksto, vienareikšmio atsakymo į klausymą, kiek vienas objektas yra panašus į kitą, nėra [5]. Todėl, pasak [9][5] , teisingas konteksto vertinimas yra būtinas, norint rasti kontekstą atitinkantį panašumo įvertį. Pats kontekstinio panašumo matas nėra plačiai ištyrinėtas. Literatūroje galima rasti vos kelis pasiūlymus tuo klausimu. Iki šiol nėra suformuotas visuotinai pripažintas ir bendrai naudojamas konteksto apibrėžimas.

2 Kontekstas

Norint adekvačiai įvertinti kontekstą norimai užduočiai spręsti, pirmiausia būtų naudinga formaliai apibrėžti, kas yra tas kontekstas. Literatūroje galima rasti nemažai autorių bandymų apibrėžti kontekstą. Keli iš jų aptariami šiame darbe.

Sparti mobiliųjų įrenginių plėtra nulėmė tai, kad bene daugiausiai bandymų apibrėžti kontekstą galima rasti literatūroje apie kontekstą vertinantį programavimą (*Context-Aware Computing*) ir kontekstą vertinančias taikomąsias programas (*Context-Aware aplications*). Shilit ir Theimer [7], kontekstą apibrėžia kaip vietą, šalia esančių žmonių ir objektų tapatumą, šių objektų kitimą. [8] teigia, kad trys pagrindiniai konteksto aspektai yra: kur tu esi, su kuo tu esi ir kokie resursai yra šalia. Anot jų kontekstą sudaro apšvietimas, triukšmo lygis, galimybė prisijungti prie tinklo, ryšių kaina, tinklo pralaidumas ar net socialiniai aspektai. Kadangi šiuos konteksto apibrėžimus tyrėjai siekė pritaikyti vienai konkrečiai tyrimų sričiai, čia kontekstas apibrėžiamas, remiantis tik konkrečiais pavyzdžiai ir dėl to netenka reikiamo universalumo.

Literatūroje galima rasti ir kiek universalesnių apibrėžimų. Pagal [10], kontekstas yra tai kas supa ir suteikia prasmę kam nors kitam. Pascoe [6] kontekstą apibūdina, kaip tam tikros esybės, mus dominančių fizinių ir abstrakčių būsenų poaibį. [2] [3] teigia, kad kontekstas yra bet kokia informacija, kurią galima panaudoti esybės situacijai charakterizuoti.

Visi aptarti apibūdinimai tam tikra prasme yra teisingi, tačiau neuniversalūs ir nepakankamai formalizuoti, nes tinkami apibrėžti kontekstą tam tikroje srityje ir tik tam tikrais atvejais. Čia gi pateikiamas autorių bandymas formaliai apibrėžti kontekstą.

Tarkime, kad esybės $\vec{x}_p, p = \overline{1, L}$, yra apibūdinamos požymiais x_k; požymių skaičius neapibrėžtas. Šios esybės sudaro esybių aibę X. Esybės priklauso klasėms p = 1, 2, ..., S, kurios sudaro klasių aibę P. Esybių X priklausymą klasėms P nusako tam tikras sąryšis $F: X \to P$. Minimalų leistiną klasės esybių tarpusavio panašumą nusako miglotasis ekspertinis įvertis γ, o maksimalų galimą panašumą su kitų klasių esybėmis – miglotasis ekspertinis įvertis κ. Ekspertiniai įverčiai γ ir κ sudaro ekspertinių samprotavimų aibę MEX, rekomenduojama, kad MEX aibės elementai priklausytų intervalui [0; 1] ir $\gamma > \kappa$.

Taigi šiame straipsnyje laikoma, kad kontekstas – tai ir yra šių aibių ir sąryšių rinkinys:

$$K = \{X, P, F: X \to P, MEX\} \tag{1}$$

Čia pateikiamas konteksto apibrėžimas yra gana universalus. Parinkus konkrečias, nuo situacijos priklausomas, klases, reikiamas esybes, jų požymius, taisykles, klasėms priskiriančias esybes, ir klasių tarpusavio panašumus galima apibrėžti pakankamai plačią aplinką.

6.2 Konferencijose skaityti pranešimai

Lietuvos operacijų tyrimų draugija
Kauno Technologijos Universitetas
Matematikos ir informatikos institutas

4-oji Lietuvos jaunųjų mokslininkų konferencija

Operacijų tyrimai versle, inžinerijoje ir informacinėse technologijose

2011 m. rugsėjo 30 d.

Kauno Technologijos Universitetas, Studentų 50, Kaunas

Programa ir tezės

Kaunas, 2011

Justina ČENYTĖ, Raimundas JASINEVIČIUS

Informatikos fakultetas
Kauno technologijos universitetas
Studentų g. 50, Kaunas

El. paštas: justina.cenyte@ktu.lt

Kontekstinio panašumo formavimo būdai

Panašumo tarp objektų ir reiškinių nustatymas dar niekada nebuvo toks svarbus, kaip šiandien: tobulėjant tyrimų įrangai mokslininkai gauna didžiulius kiekius duomenų, iš kurių reikia išgauti naudingą informacija, o iš jos – žinias. Paprastai šiam tikslui naudojami panašumo tarp objektų nustatymu paremti algoritmai. Kadangi ši problema labai aktuali, yra sukurta daugybė panašumo matų, pradedant nuo klasikinio, kuris remiasi atstumo tarp požymių vektorių sąvoka, baigiant miglotąja logika paremtais panašumo matais. Tačiau dažniausiai objektų panašumas nebūna absoliutus visais atvejai; tie patys objektai, turintys tuos pačius požymius gali skirtis, priklausomai nuo to, kokiomis aplinkybėmis, kokiame kontekste jų panašumas yra vertinamas. Kontekstinio panašumo matas nėra plačiai ištyrinėtas. Literatūroje galima rasti vos kelis pasiūlymus, kaip būtų galima vertinti objektų panašumą. Visuotinai pripažintas ir bendrai naudojamas konteksto apibrėžimas taip pat nėra suformuotas.
Šiame straipsnyje aprašomas duomenų paruošimas kontekstui formuoti ir apibūdinamos problemos, kurios iškyla jį formuojant. Svarbiausioji straipsnio dalis yra susijusi su konteksto apibrėžimo formulavimu. Čia, pasinaudojant miglotaisiais ekspertiniais samprotavimais, formuojamas apibendrintasis kontekstas, kurio pagrindu ir sudaromi, taip vadinami, lyginamųjų objektų kontekstiniai vaizdiniai. Pastarieji aptinkami sprendžiant specialiai suformuluotą tiesinio programavimo uždavinį. Taip suformuotas kontekstinio panašumo matas straipsnyje lyginamas su klasikiniu (akontekstiniu) panašumu.