

# **Klasifikacija umetniških slik**

Računalništvo in informatika

Raziskovalna naloga

**Nadezhda Komarova**

3. letnik

Mentor: Gregor Anželj

Somentor: Franc Solina, prof. dr.

2021

Gimnazija Bežigrad

# Klasifikacija umetniških slik

## Kazalo

<b>1</b>	<b>Uvod</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Teoretični del</b>	<b>5</b>
2.1	Slikovni prostor na umetniških slikah . . . . .	5
2.2	Detekcija obrazov . . . . .	6
2.2.1	Model . . . . .	7
2.3	Določitev globine obrazov . . . . .	7
2.4	Geometrijska interpretacija prostora . . . . .	8
2.5	Primer analize slikovnega prostora . . . . .	9
2.5.1	Določanje ploskev . . . . .	12
<b>3</b>	<b>Ekperimentalni del</b>	<b>13</b>
3.1	Testiranje na manjšem vzorcu . . . . .	13
3.1.1	Rezultati prirejanja ravnin . . . . .	13
3.1.2	Rezultati grupiranja . . . . .	15
3.2	Testiranje na večjem vzorcu . . . . .	22
3.2.1	Kriteriji in algoritem grupiranja večjega vzorca . . . . .	22
3.2.2	Rezultati analize večjega vzorca . . . . .	24
<b>4</b>	<b>Razprava</b>	<b>30</b>
<b>5</b>	<b>Zaključek</b>	<b>31</b>

## Seznam prilog

Seznam slik (začetna analiza) . . . . .	31
Grupiranje po stopnjah (začetna analiza) . . . . .	35

## Povzetek

V tej raziskovalni nalogi sem se ukvarjala z analizo slikovnega prostora na umetniških slikah s pomočjo metod računalniškega vida. Cilj je bil ugotoviti, ali je mogoče z rekonstrukcijo tridimenzionalnega prostora na osnovi detekcije obrazov določiti podobnosti in razlike med umetniškimi slikami. Analiza je potekala na manjšem (43 slik) in večjem vzorcu (3356 slik). Najprej so bile določene tridimenzionalne koordinate detektiranih obrazov. Nato je bila točkam na vsaki sliki prirejena ravnina. Posamezna slika je bila opisana z enačbo prirejene ravnine in kotom med njo ter površino slike, predstavljeno z ravnino  $z = 0$ . Pri analizi manjšega vzorca slik je bilo izvedeno hierarhično grupiranje na osnovi kotov med ravninama in hierarhično ter aglomeracijsko grupiranje na osnovi koeficientov enačb ravnin. Ugotovila sem, da so se slike, na katerih so bili obrazi zelo različno oddaljeni od gledalca, in slike, na katerih so bili zelo podobno, pri grupiranju uvrščale v različne razrede. Pri analizi večjega vzorca so bile poleg ravnin točkam prirejene paraboloidi in bile uporabljene orientacije obrazov. Ugotovila sem, da obstaja pozitivna korelacija med časom nastanka slike in kotom med ravninama ter da sta vzorca rezultatov grupiranja na osnovi ravnin in na osnovi paraboloidov neodvisna.

***Ključne besede***— računalniški vid, strojno učenje, slikovni prostor, grupiranje, umetnostna zgodovina

## Zahvala

Zahvaljujem se mentorju Gregorju Anželju za pomoč pri izdelavi raziskovalne naloge in somentorju prof. dr. Francu Solini za predlog predmeta naloge in vse nasvete. Hvaležna sem tudi pred. dr. Borutu Batagelju za pomoč pri detekciji obrazov in izr. prof. dr. Narviki Bovcon za izbor slik.

# 1 Uvod

Zanima me več raziskovalnih področij, ki na prvi pogled nimajo veliko skupnega. S področja naravoslovja me zanima računalništvo, po drugi strani pa rada slikam in me zanima likovna umetnost. Zato sem sklenila, da v tej raziskovalni nalogi poskusim združiti svoje zanimanje za ti dve področji — likovno umetnost in računalništvo.

Z analizo slik se ukvarja računalniški vid, eno od raziskovalnih področij, ki je tudi v Sloveniji dobro razvito. Po pregledu literature sem ugotovila, da se metode računalniškega vida že redno uporabljajo tudi za analizo umetniških slik [14]. Večina teh raziskav je osredotočena na analizo posameznih ali manjšega števila umetniških slik. Po drugi strani smo danes v dobi velepodatkov (angl. *Big Data*), saj je vedno več informacij dostopnih v digitalni obliki. Tudi velike zbirke reprodukcij umetniških slik so danes prosto dostopne na medmrežju, na primer Google Arts and Culture, Wikimedia Commons, Getty Open Content Program, ADA (Archive of Digital Art) in druge [6].

Z analizo in vizualizacijo velikih umetniških zbirk se ukvarja Lev Manovich [9]. Leta 2012 je preučeval vizualizacijske metode za družboslovne vede in medijske raziskave. Ukvarjal se je z informativno, uporabno in estetsko vrednostjo vizualizacij, kot je Wattenbergova serija arc diagramov *The Shape of Song* ali Byronovi pretočni grafi (angl. *streamgraph*) [10].

Analize razlik med predstavitvijo prostora s fotografijo in umetniško sliko so se leta 2014 lotili raziskovalci s Cardiff Metropolitan University [12]. Uporabili so statistično obdelavo slik tihožitja, ki so jih ustvarili udeleženci eksperimenta in zasledili, da so predmeti, na katere so udeleženci usmerjali pozornost postajali večji kot na fotografijah. Prav tako so se predmeti večali proti središču slike in manjšali proti robovom. Predpostavljeno je bilo, da je to posledica posebnosti človeškega vida in ne objektivnih napak udeležencev. To je morebitna razlaga za primere, ko se opazovalcu zdi nedosledno upoštevanje perspektivnih načel bolj naravno kot dosledno. Na tem mestu je zastavljeno vprašanje o splošni primernosti linearne perspektive kot metode posnemanja sveta.

Pomoč pri združitvi računalništva in likovne umetnosti v svoji nalogi sem poskusila poiskati pri raziskovalcih, ki se v Sloveniji ukvarjajo s takimi analizami. Še najbolj podobne interese imajo v Laboratoriju za računalniški vid na Fakulteti za računalništvo in informatiko Univerze v Ljubljani. Raziskovalci iz tega laboratorija, ki so mi pomagali pri izdelavi raziskovalne naloge, imajo tudi različna strokovna ozadja, saj je Narvika Bovcon končala študij slikarstva in oblikovanja na ALUO, Borut Batagelj in Franc Solina pa sta računalničarja. Skupaj smo zato poskusili bolj natančno definirati vsebino moje raziskovalne naloge. Izhajali smo iz dveh predpostavk:

1. v raziskavi želimo analizirati veliko število umetniških slik v smislu današnjega trenda *Big Data*,

2. uporabiti želimo take metode računalniškega vida, ki delujejo hitro in čimbolj zanesljivo.

Med hitre in zanesljive metode računalniškega vida zagotovo sodi detekcija in identifikacija oseb na osnovi njihovih obrazov. Zaradi varnostnih razlogov se je problemov na področju biometrije lotilo že zelo veliko znanstvenikov. Danes obstajajo hitre in zanesljive metode za detekcijo in analizo obrazov na slikah [11]. Eden od raziskovalcev (Borut Batagelj) je specialist za analizo obrazov in sodni izvedenec za slikovne informacije. Kako pa sedaj združiti ta dva cilja? Samo preizkusiti, kako metode detekcije človeških obrazov, ki so bile razvite na osnovi fotografij obrazov, delujejo na umetniških slikah, se ni zdel dovolj ambiciozen cilj.

Za navdih je služil članek Irvinga Zupnicka iz leta 1959 [17], torej še veliko pred uporabo računalnikov v likovni umetnosti, ki opisuje kako je na slikah iz različnih umetnostnih obdobjih organiziran slikovni prostor. Zastavila sem zato vprašanje, ali je mogoče s pomočjo računalniških metod rekonstruirati slikovni prostor na umetniških slikah? Bolj konkretno, ali ga je mogoče rekonstruirati na osnovi detekcije obrazov na slikah? Določitve 3D razsežnosti prostora, upodobljenega na sliki, sem se lotila na osnovi pozicije ( $x$  in  $y$  koordinate) obrazov na sliki in njihove velikosti, kar daje grobo informacijo o tretji dimenziji  $z$  — to je oddaljenosti obraza od opazovalca.

Opisan pristop temelji na predpostavki, da so na slikah ljudje oziroma da so upodobljeni njihovi dovolj veliki obrazi. Resda v zgodovini likovne umetnosti poznamo veliko tihožitij ali pokrajinskih slik, na katerih ni obrazov. Toda velika večina umetniških slik iz obdobja pred izumom fotografije dejansko upodablja ljudi oz. njihove obraze.

Izziv raziskovalne naloge je med drugim predstavljala opredelitev globine obrazov, ker je večina postopkov detekcije obraza v prostoru prilagojena za fotografije, ki se skladajo z načeli linearne perspektive. Med umetniškimi slikami pa je veliko takih, ki tem načelom ne sledijo. Zato ni bilo mogoče z gotovostjo opredeliti koordinat točk v prostoru.

Hipoteza raziskovalne naloge nadalje predlaga, da bi lahko v prihodnje iz oblike oz. globine slikovnega prostora lahko sklepali, v katerem umetnostnozgodovinskem obdobju je slika nastala.

V začetni analizi je bilo uporabljeno 43 slik, v nadaljnji pa sem uporabila 3356 slik iz različnih umetnostnozgodovinskih obdobj in žanrov.

V nadaljevanju tega poročila bom v teoretičnem delu najprej razložila fenomen slikovnega prostora (sekcija 2.1), nato detekcijo obrazov na slikah (sekcija 2.2), postopek za določitev  $z$  koordinat obrazov (sekcija 2.3), geometrijsko modeliranje slikovnega prostora (sekcija 2.4). Predstavila bom primer analize slikovnega prostora na Rubensovi sliki *Prihod v Marseille* (sekcija 2.5).

V eksperimentalnem delu poročila pa bom predstavila nekaj tehničnih podrobnosti procesiranja in dosežene rezultate. V poglavju 3.1 so rezultati analize 43 slik. V sekciji 3.1.1 bom predstavila rezultate prirejanja ravnin slikam v tem začetnem vzorcu. Prav tako bom primerjala grupiranje na osnovi enačb ravnin z grupiranjem

na osnovi kotov med prirejenimi ravninami in površino slike, opredeljeno z ravnino  $z = 0$ . V sekciji 3.1.2 bom podrobneje predstavila parametre grupiranja slik in njegove rezultate v treh stopnjah. Poglavje 3.2 je namenjeno analizi 3356 slik. V sekciji 3.2.1 bom predstavila algoritem in značilnosti slik, ki so bile uporabljene. V sekciji 3.2.2 so rezultati tega dela analize.

## 2 Teoretični del

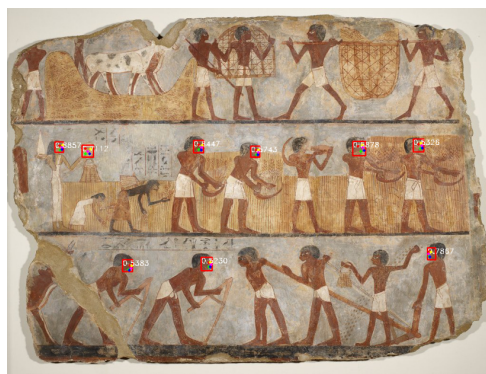
### 2.1 Slikovni prostor na umetniških slikah

Na začetku bom natančneje pojasnila, kako je bil slikovni prostor na umetniških slikah predstavljen za potrebe računalniške analize. Lahko se najprej vprašamo, kako ga zaznavamo kot gledalci. Na nekaterih slikah se zdi bolj podoben resničnemu tridimenzionalnemu prostoru, na drugih je bolj ploskovit, na tretjih pa popolnoma popačen. Izrazit primer zadnje skupine so abstraktna dela, ki pa jih v tej raziskovalni nalogi ne obravnavam, ker ne prikazujejo obrazov.

Ko opazujemo objekte na umetniški sliki ali fotografiji, jim za razumevanje zavestno ali nezavedno določimo medsebojne oddaljenosti. Teh oddaljenosti si ne predstavljamo kot absolutne vrednosti, temveč kot relativne prostorske odnose med objekti in opazovalcem. Vsakemu obrazu na slikah v vzorcu sem priredila tridimenzionalne koordinate, ki niso bile zanesljive v absolutnih vrednostih, temveč so opisovale relativne razdalje. Točkam so bile prirejene ravnine, nagnjene v globino slike. Pri tistih slikah, ki prikazujejo obraze, ki so najprej opazovalcu blizu, in se postopno oddaljujejo, so ravnine bolj nagnjene v globino kot pri tistih, kjer ni oddaljevanja. V tem primeru je ravnina skorajda vzporedna površini slike.



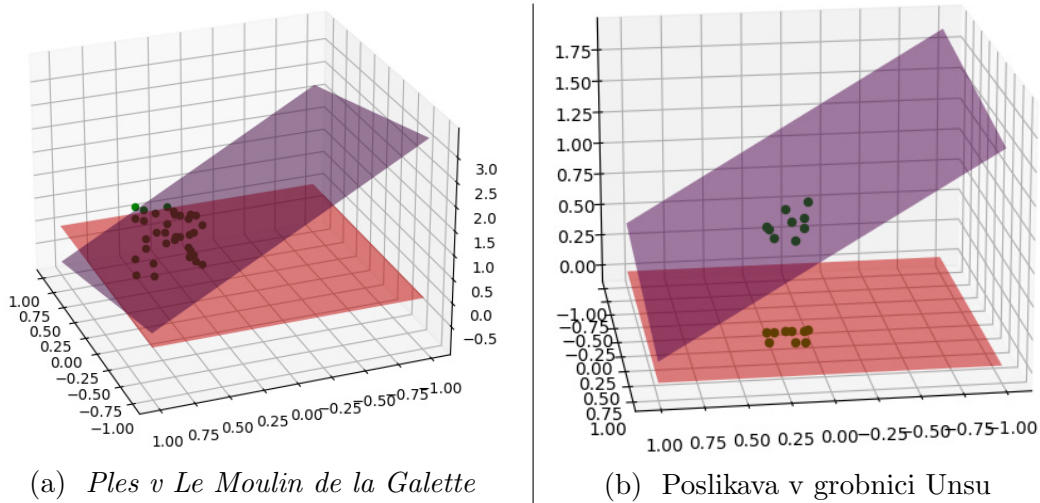
(a) *Ples v Le Moulin de la Galette*



(b) Poslikava v grobnici *Unsu*

Slika 1: Detektirani obrazi na slikah

Postopek detekcije obrazov je predstavljen v sekciji 2.2. Predpostavila sem, da so obrazi pri vseh osebah približno enako dolgi. Zato so bili daljši obrazi



Slika 2: Primerjava prostorske razporeditve točk

obravnavani kot bližji površini slike in krajši kot bolj oddaljeni od površine slike (od opazovalca).

Renoirjeva slika *Ples v Le Moulin de la Galette* in staroegipčanska poslikava v grobnici *Unsu* imata zelo različni prostorski ureditvi.

Primerjava 1 prikazuje, da se na impresionističnem delu 1a obrazni okvirji zmanjšujejo z oddaljevanjem ljudi. Prostorski učinek je povečan z upodobitvijo množice ljudi. Ravnina, prirejena točkam na tej sliki, je zelo nagnjena v globino. Po drugi strani tudi delo 1b prikazuje množico ljudi, vendar so vsi enake višine in so njihovi obrazi enako dolgi. Ravnina, prirejena egipčanski sliki, seka ravnino  $z = 0$  pod manjšim kotom kot ravnina, prirejena impresionistični. Za egipčansko slikarstvo je značilno konceptualno upodabljanje prostora: velikosti oseb niso določene s prostorskim oddaljevanjem, temveč npr. z družbenim statusom.

## 2.2 Detekcija obrazov

Obrazi na slikah so bili detektirani z orodjem RetinaFace, ki izvede dvodimenzionalno poravnavo in tridimenzionalno rekonstrukcijo obraza [3]. Model je zasnovan na osnovi globoke nevronske mreže in bom njegovo delovanje predstavila v nadaljevanju.

V stopnji tridimenzionalne rekonstrukcije je za obraz zgrajena mreža, ki je sestavljena iz trikotnikov in njihovih oglišč. Vsakemu obrazu je prirejeno 5 glavnih orientacijskih točk, in sicer 2 točki za oči, 2 točki za krajišči ust in 1 točka za nos. Vsakemu obrazu na sliki je prirejeno enako število oglišč, vsako od katerih ima enoten semantični pomen [11]. Vsak piksel na sliki je definiran s trikotnikom, kateremu pripada, in z baricentričnimi koordinatami. Slednje imajo obliko  $(a_1, a_2, a_3)$ : razporejenost uteži po ogliščih  $(1, 0, 0)$ ,  $(0, 1, 0)$  in  $(0, 0, 1)$  trikotnika enolično določi

točko s koordinatami  $(a_1, a_2, a_3)$  [15]. Vse koordinate so normalizirane kot

$$\left( \frac{x_j^r - x^{sred}}{s^a}, \frac{y_j^r - y^{sred}}{s^a}, \frac{z_j^r - z_{nos}^r}{s^a} \right), \quad (1)$$

kjer so  $x_j^r$ ,  $y_j^r$  in  $z_j^r$  referenčne vrednosti oglišč,  $x^{sred}$  in  $y^{sred}$  dvodimenzionalni koordinati središča okvira obraza,  $z_{nos}^r$  referenčna koordinata konca nosu ter  $s^a$  merilo. Tridimenzionalne referenčne vrednosti koordinat so togo premaknjene tako, da je  $z$  koordinata konca nosu 0. Koordinate središča obraznega okvirja so uporabljene pri določanju končnih koordinat obrazov za rekonstrukcijo prostora. Širina in višina okvirja sta normalizirani kot  $\log \frac{w^r}{s^a}$  in  $\log \frac{h^r}{s^a}$  [11].

### 2.2.1 Model

Model, ki ga uporablja detektor RetinaFace, je sestavljen iz treh delov. V prvem je uporabljeno pet značilnostnih preslikav (angl. *feature map*), od katerih štiri vključujejo bloke z ostanki (angl. *residual blocks*) in en konvolucijski blok.

Predpostavimo, da je  $f(x)$  funkcija, ki je poslana aktivacijski funkciji na koncu. Razlika med navadnim blokom in blokom z ostanki je, da mora v prvem primeru aktivacijska funkcija prejšnjega bloka vrniti funkcijo  $f(x)$  in v drugem  $f(x) - x$ . Do operatorja seštevanja po koncu bloka z ostanki  $x$  pride po preskočni povezavi [2]. Uporaba blokov z ostanki je pomembna pri odpravljanju slabšanja rezultatov nevronske mreže, ki ni odpravljivo le z dodajanjem novih slojev [5]. Pri konvolucijskem sloju so uporabljeni filtri oz. matrike, ki se premikajo po širini in višini vhodnih podatkov. Vsakič je izračunan skalarni produkt med vhodnimi vrednostmi in filtrom [2].

V naslednjem, kontekstualnem delu so napovedane velikosti obraznih okvirjev. V prvem kontekstualnem modulu so napovedani, točnost napovedi pa je povečana z uporabo oporišč v naslednjih moduli. V zadnjem delu je lokalizacija obraza nadgrajena s kaskadno regresijo in večplastno funkcijo izgube (angl. *loss function*) [11]. Osnova kaskadne regresije je linearna regresija. Proces je razdeljen na več korakov, kjer so vsakič mešani linearni in nelinearni sloji [1].

Omenjena funkcija izgube je

$$L = L_k(p_i, p_i^r) + \lambda_1 p_i^r L_{okv}(t_i, t_i^r) + \lambda_2 p_i^r L_{or}(l_i, l_i^r) + \lambda_3 p_i^r L_{mreza}(v_i, v_i^r), \quad (2)$$

kjer so  $p_i$ ,  $t_i$ ,  $l_i$  in  $v_i$  zaporedoma verjetnost, da je oporišče  $i$  obraz, obrazni okvir, pet orientacijskih oglišč in napovedi za oglišča na obrazu;  $p_i^r$  je 1, če je oporišče obraz in 0, če ni;  $t_i^r$ ,  $l_i^r$  in  $v_i^r$  so pripadajoče referenčne vrednosti.  $L_k$  je *softmax* funkcija izgube, ki se uporablja za binarno klasifikacijo [3].

## 2.3 Določitev globine obrazov

Detektor RetinaFace vrne podatke o obrazih v dvodimenzionalnem prostoru površine slike, torej imajo središča obraznih okvirjev in točke oči, nosu ter ust samo  $x$  in



$y$  koordinate. Toda so za rekonstrukcijo tridimenzionalnega prostora slike potrebne globine obrazov. Tridimenzionalni prostor, kot ga prikazuje umetniška slika, se razlikuje od fotografskega predvsem zato, ker slikarji redko dosledno upoštevajo linearno perspektivo. Vendar za fotografije velja nasprotno. Zato je na njih mogoče z enačbo 3 [7] določiti oddaljenost predmeta od kamere:

$$d = \frac{f \cdot h_r \cdot h}{h_i \cdot h_s} \quad (3)$$

Z enačbo 3 izračunamo oddaljenost  $d$  objekta v milimetrih, če je  $f$  goriščna razdalja fotoaparata,  $h_r$  resnična višina objekta v milimetrih,  $h$  višina slike v pikslih,  $h_i$  višina objekta na sliki v pikslih in  $h_s$  višina sensorja fotoaparata v milimetrih. Z njo so bile določene tudi oddaljenosti obrazov na slikah v vzorcu, pri čemer so bile uporabljene vrednosti goriščne razdalje in višine sensorja, kvocient katerih opiše, kako vidijo človeške oči. Četudi je bilo po tem postopku nemogoče določiti natančne tridimenzionalne koordinate obrazov na sliki, so bile določene relativne oddaljenosti med obrazi in površino slike.

## 2.4 Geometrijska interpretacija prostora

**Prيرهjanje ravnine** Gručenje je v eni od stopenj potekalo na osnovi koeficientov  $A$ ,  $B$  in  $C$  enačbe ravnine  $z = Ax + By + C$ . Koeficienti so prirejeni z minimizacijo funkcije

$$E(A, B, C) = \sum_{i=1}^m (Ax_i + By_i + C - z_i)^2, \quad (4)$$

kjer  $m$  pomeni število točk in  $x_i$ ,  $y_i$  ter  $z_i$  koordinate točk. Funkcija 4 doseže minimum, ko je  $\nabla E = (0, 0, 0)$  [4]. Za gradient te funkcije velja  $\nabla E = (\frac{\partial E}{\partial A}, \frac{\partial E}{\partial B}, \frac{\partial E}{\partial C})$ , kjer so  $\frac{\partial E}{\partial A}$ ,  $\frac{\partial E}{\partial B}$  in  $\frac{\partial E}{\partial C}$  naslednji.

$$\frac{\partial E}{\partial A} = 2 \sum_{i=1}^m x_i (Ax_i + By_i + C - z_i) \quad (5)$$

$$\frac{\partial E}{\partial B} = 2 \sum_{i=1}^m y_i (Ax_i + By_i + C - z_i) \quad (6)$$

$$\frac{\partial E}{\partial C} = 2 \sum_{i=1}^m (Ax_i + By_i + C - z_i) \quad (7)$$

Tako množici točk priredimo ravnino z minimizacijo razdalj med točkami in njihovimi slikami na ploskvi v smeri  $z$ . Koeficienti  $A$ ,  $B$  in  $C$  so zato rešitve sistema linearnih enačb 8, 9 in 10.

$$A \sum_{i=1}^m x_i^2 + B \sum_{i=1}^m x_i y_i + C \sum_{i=1}^m x_i = \sum_{i=1}^m x_i z_i \quad (8)$$

$$A \sum_{i=1}^m x_i y_i + B \sum_{i=1}^m y_i^2 + C \sum_{i=1}^m y_i = \sum_{i=1}^m y_i z_i \quad (9)$$

$$A \sum_{i=1}^m x_i + B \sum_{i=1}^m y_i + C = \sum_{i=1}^m z_i \quad (10)$$

**Prيرهjanje paraboloida** Pri testiranju modela na večjem vzorcu so bile točkam poleg ravnin prirejeni tudi paraboloidi. Prirehjanje paraboloida z enačbo  $z = p_1 x^2 + p_2 xy + p_3 y^2 + p_4 x + p_5 y + p_6$  je potekalo z minimizacijo kvadratne napake

$$E(\vec{P}) = \sum_{i=1}^m (\vec{P} \cdot \vec{Q}_i(x_i, y_i) - z_i)^2 \quad (11)$$

v smeri  $z$ , kjer je  $m$  število točk,  $\vec{P} = (p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6)$  in  $\vec{Q}_i(x_i, y_i) = (x_i^2, x_i y_i, y_i^2, x_i, y_i, 1)$  [4]. Minimum je dosežen, ko je gradient funkcije napake ničelni vektor oz.  $\nabla E = 2 \sum_{i=1}^m (\vec{P} \cdot \vec{Q}_i(x_i, y_i) - z_i) \vec{Q}_i(x_i, y_i) = \vec{0}$ . Koefficienti  $p_1, p_2, p_3, p_4, p_5$  in  $p_6$  so rešitve matrične enačbe

$$\begin{bmatrix} s(x^4) & s(x^3 y) & s(x^2 y^2) & s(x^3) & s(x^2 y) & s(x^2) \\ s(x^3 y) & s(x^2 y^2) & s(x y^3) & s(x^2 y) & s(x y^2) & s(x y) \\ s(x^2 y^2) & s(x y^3) & s(y^4) & s(x y^2) & s(y^3) & s(y^2) \\ s(x^3) & s(x^2 y) & s(x y^2) & s(x^2) & s(x y) & s(x) \\ s(x^2 y) & s(x^2 y) & s(y^3) & s(x^2 y) & s(x y) & s(x) \\ s(x^2) & s(x y) & s(y^2) & s(x) & s(y) & s(1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \\ p_4 \\ p_5 \\ p_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s(z x^2) \\ s(z x y) \\ s(z y^2) \\ s(z x) \\ s(z y) \\ s(z) \end{bmatrix}, \quad (12)$$

kjer je  $s(f(x, y, z)) = \sum_{i=1}^m (f(x_i, y_i, z_i))$  [4].

## 2.5 Primer analize slikovnega prostora

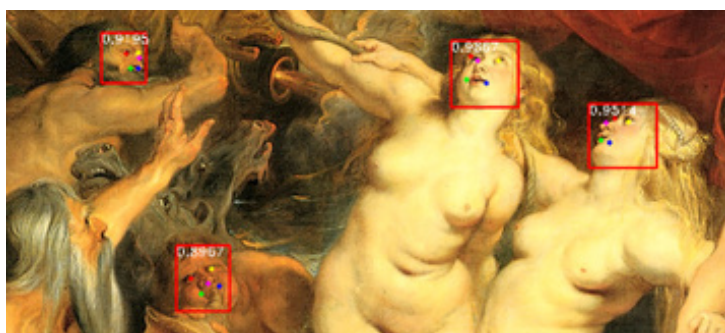
Kot primer detekcije obrazov bom predstavila Rubensovo sliko *Prihod v Marseille* iz Cikla Marije Medičejske (Sliki 3 in 4).

Detekcija obrazov z RetinaFace je bila različno uspešna pri različnih slikah. Glavni razlog je, da je orodje naučeno detektirati obraze na fotografijah. *Razmerje prepoznavnosti* naj bo definirano kot kvocient števila detektiranih obrazov in števila vseh obrazov na sliki. Razmerje prepoznavnosti je bilo načeloma večje, bolj kot je bila slika realistična. Realistične slike so bolj podobne fotografijam, na katerih je bil model naučen.

Namen te stopnje analize je bila detekcija obrazov in ne detekcija vseh oseb na sliki. Število prvih in drugih se razlikuje, ker so na slikah večkrat prikazane osebe, ki so obrnjene z zadnjim delom glave proti gledalcu, kot je npr. na sliki 3 moški v levem spodnjem kotu. Predpostavljam, da če bi bile na tej stopnji detektirane vse



Slika 3: *Prihod v Marseille*, detektirani obrazi



Slika 4: Detajl slike *Prihod v Marseille*, kjer se vidijo obrazni okvirji

osebe, bi bila tako predstavljena prostorska ureditev bolj točna kot tudi nadaljno grupiranje slik.

Največje razmerje prepoznavnosti pripada slikam, ki so realistične in na katerih ima veliko oseb obraz obrnjen naravnost proti gledalcu. Rubensova slika je v resnici velika — 394 cm v višino in 295 cm v širino. Velikost dopušča, da so tudi obrazi, ki so bolj oddaljeni in manjši v primerjavi z dimenzijami dela, podrobno izrisani. Zaradi te podrobnosti je mogoče pri tako velikih slikah avtomatsko detektirati tudi oddaljene obraze.

Za detektiran obraz je sporočilen obrazni okvir. Ta je osnova za določitev medsebojnih oddaljenosti med osebami na sliki in je uporabljen za prirejanje ravnine obrazom. Slabost uporabljenega orodja je, da lahko obraza, ki ga človeški opazovalec vidi, sploh ne detektira. Vendar je prednost, da če je posamezni obraz detektiran, je zelo točno in natančno detektiran obrazni okvir ter točke oči, nosu in ust.

Menim, da je pri uporabi računalniške metodologije v povezavi z umetnostno zgodovino pomembna človeška presoja. Predmet te raziskave so umetniški objekti, ki bi lahko objektivno bili le barve, postavljene na platno. Človeško oko najde in osmisli barvne oblike, zato presodi tudi rezultat računalniške detekcije. To je poglobljena razlika med detekcijo obrazov na fotografijah in na umetniških slikah. Izkaže pa se, da lahko avtomatska detekcija pomaga videti tisto, kar ni očitno ob prvem pogledu na sliko. Na primer, slika 4 prikazuje izsek dogajanja na večji sliki. V skladu z baročnimi značilnostmi je kompozicija dinamična in je na prvi pogled težko določiti medsebojne lege figur. Vendar z obraznimi okvirji hitro vidimo, da je moški v levem zgornjem kotu bolj oddaljen od žensk v desni polovici, ker ima manjši obrazni okvir.

Na sliki 4 so poleg obraznega okvirja na obrazih jasno vidne orientacijske točke: lege oči, nosu in ust. Format, ki ga je uporabil avtomatski detektor RetinaFace za prikaz rezultatov je:  $x$  in  $y$  koordinati središča obraznega okvirja, širina in višina obraznega okvirja, zanesljivost (angl. *confidence*),  $x$  in  $y$  koordinata desnega očesa,  $x$  in  $y$  koordinata levega očesa,  $x$  in  $y$  koordinata nosu,  $x$  in  $y$  koordinata desnega konca ust ter  $x$  in  $y$  koordinata levega konca ust. Pri testiranju modela na večjem vzorcu je tem značilnostim dodana tudi orientacija obraza, ki je predstavljena v sekciji 3.2.1.

V Tabeli 1 so v tej obliki navedeni podatki o obraznih okvirjih na sliki *Prihod v Marseille*. Zaradi preglednosti so vključene le prve štiri vrste podatkov, ki se neposredno nanašajo na obrazne okvirje.

Iz Tabele 1 je razvidno, da je najmanjša širina obraznega okvirja 39 pikslov in največja 79 pikslov. To je 50.6% razlika. Najmanjša višina je 51 pikslov in največja 77 pikslov: 60.0% razlika. Pri sliki *Prihod v Marseille* so te razlike dovolj velike, da vidimo prostor kot tridimenzionalen in dinamičen.

Tabela 1:  $x$  in  $y$  koordinate središč obrazov ter širina in višina obrazov, detektiranih na sliki *Prihod v Marseille*.

Zap. št.	$x$ [px]	$y$ [px]	$w$ [px]	$h$ [px]
1	836	562	43	57
2	973	624	41	57
3	287	534	45	60
4	705	1261	78	77
5	672	580	39	57
6	574	612	46	55
7	256	988	48	60
8	705	594	37	52
9	865	1334	79	74
10	1201	666	41	53
11	753	652	40	51
12	299	1252	52	58
13	386	1498	62	76
14	1352	683	39	57

### 2.5.1 Določanje ploskev

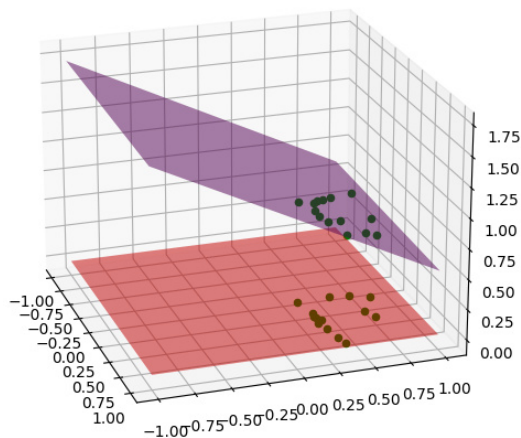
Kriterij za grupiranje slik je bila prostorska ureditev oseb (obrazov) na sliki. V nadaljevanju bom za večjo jasnost uporabljala izraz točke za množico točk, ki predstavljajo središča obraznih okvirjev na posamezni sliki. Prostorska ureditev je opisana z ravnino, ki je prirejena točkam (v nadaljevanju samo *ravnina*). Glavni kriterij za razlikovanje med slikami je bila nagnjenost ravnine v globino slike.

Za pridobitev  $z$  koordinat točk po formuli, opisani v sekciji 2.3, sem napisala kodo v programskem jeziku Python.

Za jasen prikaz bom še naprej obravnavala Rubensov *Prihod v Marseille*. Slika je učinkovita kot primer, ker so na njej velikosti obraznih okvirjev relativno različne in je veliko razmerje prepoznavnosti zaradi realističnosti slike.

Razlike v velikosti slike so moteča spremenljivka, vpliv katere je pri grupiranju potrebno zmanjšati. Razlike v velikosti bi lahko vplivale na enačbo ravnine. Ker je v začetnem vzorcu 43 slik, bi bila takšna motnja kritična. Zato so bile  $x$  in  $y$  koordinate normalizirane pred določitvijo  $z$  koordinat tako, da so bile deljene s širino in višino slike. Za izračun  $z$  koordinat točk v skladu s formulo za fotografsko kamero (enačba 2) je bila uporabljena goriščna razdalja 50 mm in višina senzorja 36 mm. Vrednosti so bile izbrane zaradi podobnosti človekovemu očesu.

Na Sliki 5 so predstavljene točke v tridimenzionalnem prostoru in prirejena ravnina (vijolična barva). Ravnina  $z = 0$  (rdeča barva) je obravnavana kot dvodimenzionalna površina slike in služi primerjavi nagnjenosti prirejenih ravnine med



Slika 5: Primerjava prirejene ravnine za sliko *Prihod v Marseille* in ravnine  $z = 0$

vsemi slikami v vzorcu. Na sliki *Prihod v Marseille* so spodaj, v prvem planu, osebe najbližje in se proti vrhu slike oddaljujejo v prostoru: točkam (središčam obraznih okvirjev) naraščajo  $z$  koordinate. Enak trend je tudi na sliki 5, kjer točkam z naraščanjem  $y$  koordinate, narašča  $z$  koordinata oz. oddaljenost od površine slike (ravnine  $z = 0$ ). Za prikaz točk je bila uporabljena knjižnica Matplotlib.

## 3 Eksperimentalni del

### 3.1 Testiranje na manjšem vzorcu

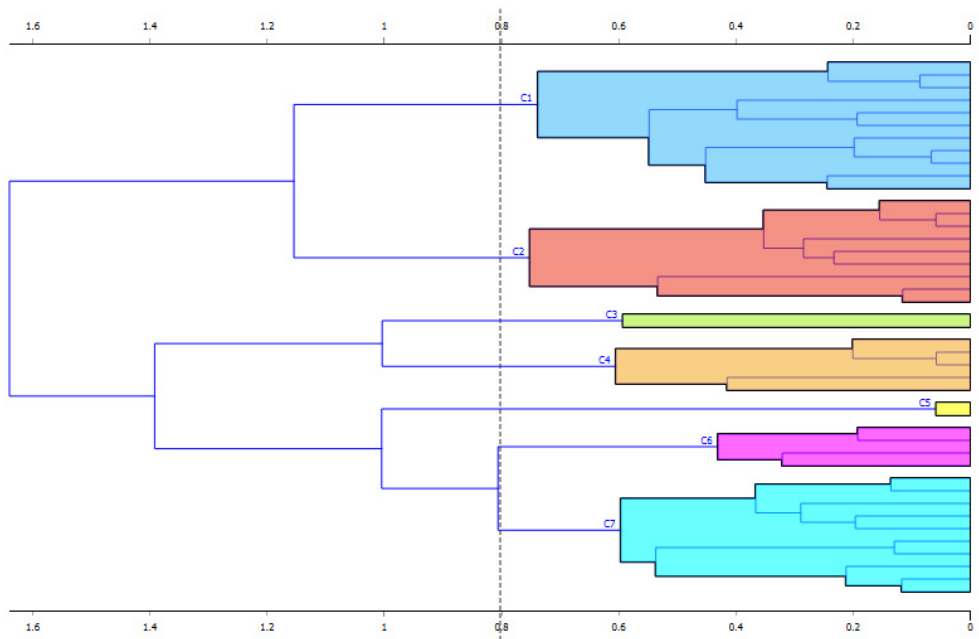
V tem poglavju bom predstavila rezultate, so bili pridobljeni na vzorcu 43 umetniških slik. Njihov celoten seznam se nahaja v prilogi. Na začetku je bil vsaki sliki ročno določen ožji umetnostnozgodovinski slog; npr. Seuratovo *Nedeljsko popoldne na otoku La Grande Jatte* spada v pointilizem. Vendar sem predpostavila, da je začetni vzorec premajhen, da bi se lahko z grupiranjem pokazale točne meje med ožjimi slogi. Zato sem se namesto strogih zgodovinskih okvirjev osredotočila na ločenje med 5 širšimi metodami predstavitvi prostora, in sicer med konceptualno, empirično, renesančno, baročno in relativistično. Razdelitev je podobna tisti, ki jo predlaga Zupnick [17], ampak ne vključuje dveh drugih metod (primitivne in klasične).

#### 3.1.1 Rezultati prirejanja ravnin

Obrazom na vsaki sliki v vzorcu je bila prirejena ravnina, ki je bila različno nagnjena v globino slike. Kot površina slike je bila obravnavana ravnina  $z = 0$ . Merilo nagnjenosti prirejene ravnine je kot med njo in ravnino  $z = 0$ . Večji kot pomeni večjo nagnjenost ravnine v globino slike.

Tabela 2: Koeficienti prirejenih ravnin in kot med njimi ter ravnino  $z = 0$  za vseh 43 slik

Zap. št.	Koef. A	Koef. B	Koef. C	Kot [stopinje]
1	0	0	0	0
2	-0.302	0.364	0.791	25.3
3	0.332	-2.46	1.42	68.0
4	-0.543	-1.49	1.24	57.9
5	-0.149	0.913	0.590	42.7
6	0.790	-9.33	5.37	83.90
7	-0.0187	6.45	0.113	81.19
8	0.0557	-0.808	0.769	39.0
9	-2.99	75.4	-16.1	90.7
10	-0.280	2.08	-0.0692	64.5
11	-0.179	-2.23	1.78	65.9
12	0.0395	1.58	-0.416	57.7
13	-0.612	-0.847	1.34	46.2
14	-0.363	0.167	0.886	21.8
15	0.342	-7.02	4.42	81.9
16	0	0	0	0
17	0	0	0	0
18	0.715	15.0	-2.75	93.8
19	-1.02	-8.96	4.35	83.6
20	0	0	0	0
21	0.433	-0.249	0.741	26.5
22	-7.30	6.35	1.55	84.1
23	-2.05	-86.6	41.8	89.3
24	1.77	-196	82.3	89.7
25	-0.735	0.432	0.944	40.4
26	0.221	-0.128	0.949	14.3
27	-0.149	-0.0709	0.966	9.39
28	0.0498	-0.735	0.784	36.4
29	0.115	-6.424	2.84	81.15
30	-0.0301	-0.566	1.12	29.5
31	-0.0207	-6.70	4.49	81.52
32	-0.0636	-1.02	1.25	45.8
33	0.423	0.744	0.486	40.5
34	0.0385	-0.324	0.974	18.0
35	-0.00561	0.495	0.791	26.3
36	0.125	0.282	0.719	17.1
37	0.0620	-1.23	1.50	51.0
38	-0.0126	-2.10	1.70	64.5
39	-2.22	-22.5	4.37	87.4
40	0.0348	0.888	0.378	41.6
41	0	0	0	0
42	0	0	0	0
43	-0.253	-0.979	1.46	45.3



Slika 6: Hierarhično grupiranje na osnovi kotov med ravninama

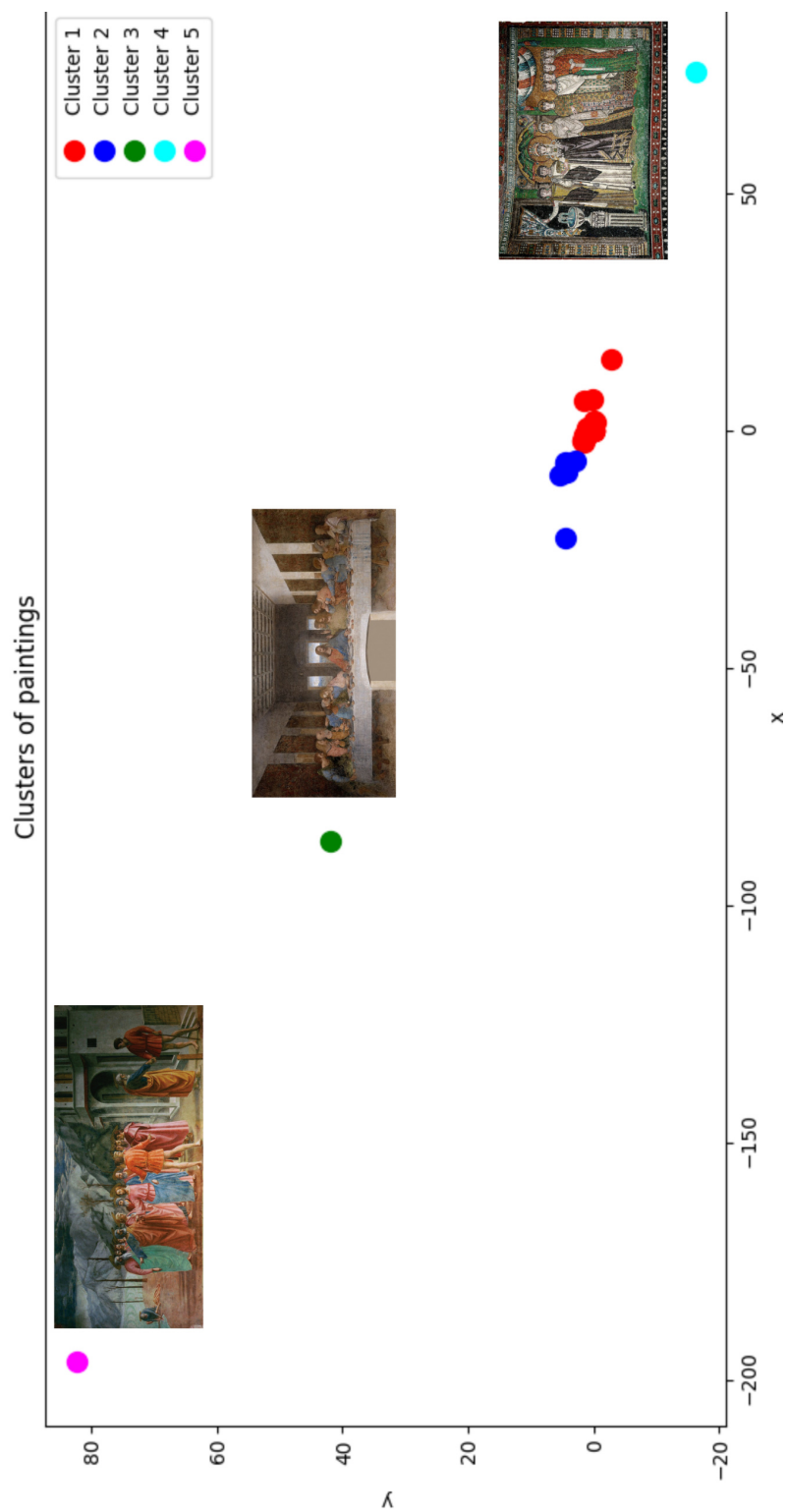
Koti, ki so navedeni v Tabeli 2 so bili uporabljene pri analizi z orodjem *Orange*. Izvedla sem hierarhično grupiranje, pri katerem so se slike razdelile v šest glavnih razredov, kot je prikazano na Sliki 6. Dela so navedena v vrstnem redu, ki je podan v Prilogi. Opredeljevanje v razrede je bilo podobno kot pri analizi na osnovi koeficientov enačb ravnin, ki so bile prirejene obrazom na slikah. Pristopa k hierarhičnemu grupiranju sta primerjana v sekciji 3.1.2.

### 3.1.2 Rezultati grupiranja

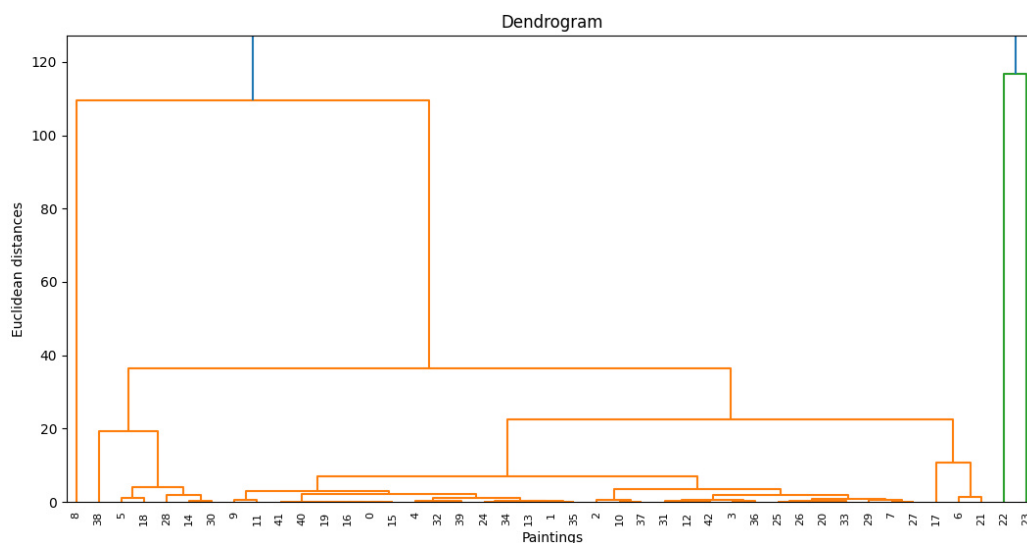
Pridobljene enačbe ravnin za posamezne slike so osnova za grupiranje glede na prostorsko razporeditev. Normalizacija koordinat je prispevala k objektivnosti, zato so bile značilnosti (angl. *features*) posameznega objekta (slike) pri grupiranju predstavljene kot seznam treh števil — koeficientov  $A$ ,  $B$  in  $C$  enačbe ravnine  $z = Ax + By + C$ .

Grupiranje je bilo izvedeno s kodo, napisano v programskem jeziku Python. Grupiranje je potekalo v dveh stopnjah: v prvi stopnji je bilo izvedeno hierarhično grupiranje (angl. *hierarchical clustering*) s pomočjo Pythonove knjižnice SciPy, in sicer funkcije *dendrogram()*. V drugi stopnji je bilo izvedeno aglomeracijsko grupiranje (angl. *agglomerative clustering*), in sicer s funkcijo *AgglomerativeClustering()* iz knjižnice *scikit-learn*. Slika 8 prikazuje dendrogram, ki je bil ustvarjen s pomočjo knjižnice Matplotlib. Za število skupin je bilo določeno število 5 —





Slika 7: Prikaz prvega aglomeracijskega grupiranja



Slika 8: Dendrogram na osnovi enačb ravnin

število metod predstavitve prostora.

Dendrogram 8 je bil narejen na osnovi 43 vzorčnih slik, ki so označene z indeksi od 0 do 42. Če primerjamo dendrograma 8 in 6, opazimo, da se pri obeh slike združujejo podobno. Npr., za 8 velja, da sta se isti sliki z indeksama 22 in 23 uvrstili v samostojen razred; na dendrogramu 6 je vidno, da sta se sliki, preden sta se združili s katerikoli drugim razredom, povezali med sabo (indeksa 23 in 24, zaporedno, na tem dendrogramu). Enako velja npr. za sliki z indeksama 40 in 41 na dendrogramu 6: tudi na dendrogramu 8 sta se uvrstili v isti razred že na najnižjem nivoju. Iz podobnosti med dendrogramoma sklepam, da je uporaba koeficientov enačb ravnin za hierarhično grupiranje podobno učinkovita kot uporaba kotov. Obe količini sta seveda medsebojno odvisni.

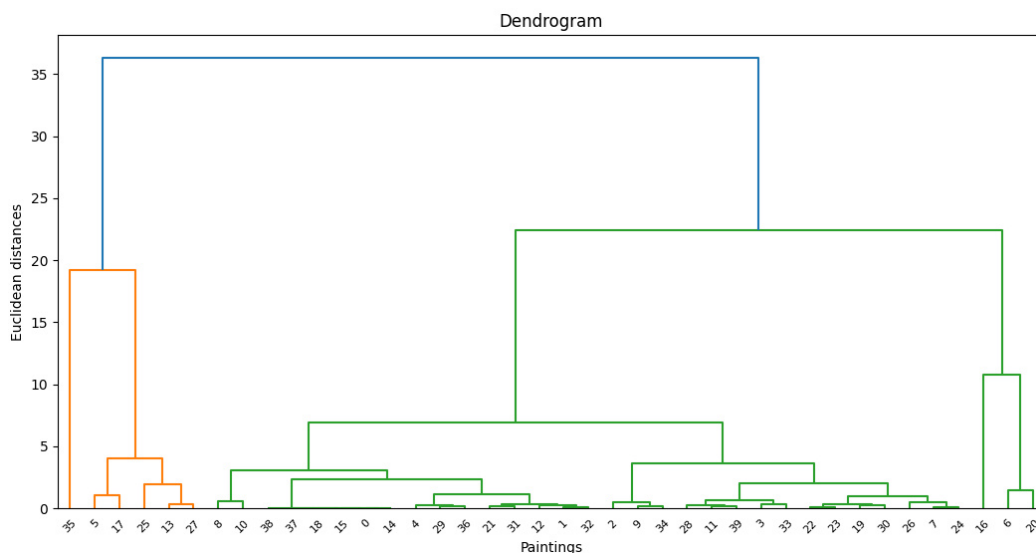
Za hierarhično grupiranje je bila uporabljena Wardova metoda. Dolžine povezav v dendrogramu predstavljajo oddaljenosti med slikami, in sicer evklidske razdalje. Na najnižjem nivoju je vsaka slika v svoji skupini, nato se na vsakem novem nivoju združujejo od najbolj do najmanj sorodne skupine. Vidno je, da so se pri tej velikosti vzorca (43 slik) objekti združevali bolj glede na podobnost prostorske ureditve, kot širšega umetnostnozgodovinskega sloga.

Slika 7 prikazuje rezultate druge stopnje analize. Ponovno je bilo izbrano 5 razredov (angl. *clusters*). Tako kot pri hierarhičnem grupiranju je bila tudi na tej stopnji uporabljena Wardova metoda. Afiniteta (angl. *affinity*) je bila evklidska, kar pomeni negativna kvadrirana evklidska razdalja med točkami [13].

Analiza vzorca z aglomeracijskim grupiranjem je potekala v treh stopnjah. Vsakič sta bila osnova za analizo dendrogram, ki je prikazoval hierarhično grupiranje, in aglomeracijski prikaz, ki je prikazoval relativne podobnosti med slikami. Oznaka 'x' na  $x$  osi aglomeracijskih prikazov pomeni koordinato  $A$ , 'y' na  $y$  osi

pa koordinato  $B$  enačbe ravnine  $z = Ax + By + C$ . Stopnje so se razlikovale po količini slik v vzorcu.

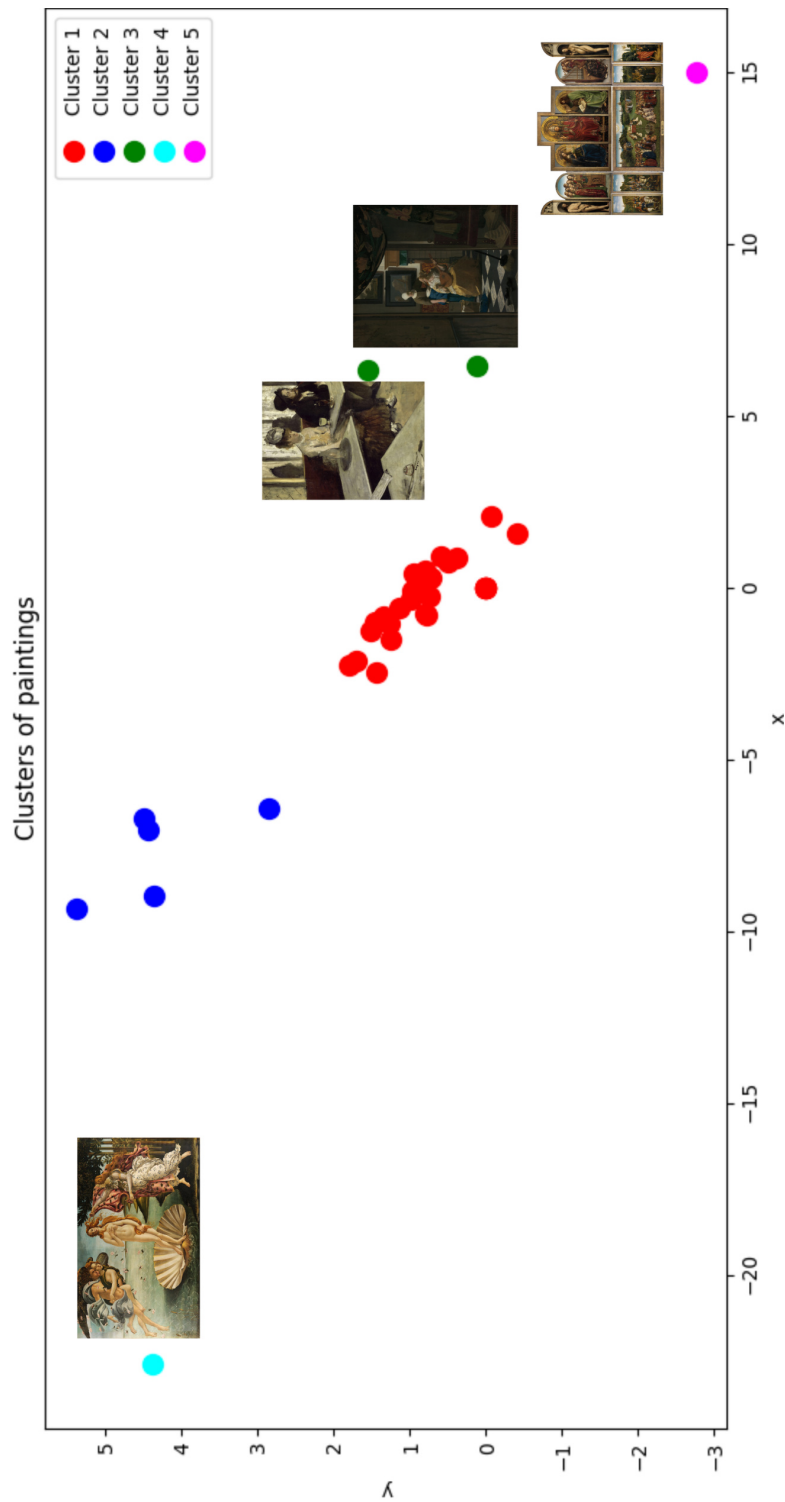
1. V prvi stopnji je bilo v vzorcev vključenih vseh 43 slik.
2. V drugi stopnji so bile izločene 3 slike, ki so se najbolj razlikovale od drugih, in sicer Da Vincijeva *Zadnja večerja*, Masacciov *Davčni novčič* ter mozaik iz cerkve San Vitale *Cesarica Teodora s služabniki*.
3. V tretji stopnji so bile poleg izločenih v drugih stopnji izločene še 4 slike, in sicer Boticellijevo *Rojstvo Venere*, Vermeerjevo *Pismo*, Degasova *Pivka absinta* in *Gentski oltar*, ki sta ga poslikala Hubert in Jan van Eyck.



Slika 9: Dendrogram po prvem izločanju

**Grupiranje po prvem izločanju robnih primerov** Po prvem izločanju robnih primerov prikaz 9 bolj podrobno prikazuje manjši del prostora, kot je prikazan pri analizi celotnega vzorca. Grupiranje je bilo v drugi stopnji izvedeno po enakem postopku kot v prvi, ampak na manjšem vzorcu. Cilj tega dela je bil določiti pet razredov znotraj najbolj gostega dela na prikazu aglomeracijskega grupiranja. Razdelitev posameznih slik na razrede v vsaki stopnji je podana v Prilogi.

Kot je sem omenila, je bila na tej stopnji izločena Da Vincijeva *Zadnja večerja*, Masacciov *Davčni novčič* in mozaik iz cerkve San Vitale *Cesarica Teodora s služabniki*. Na prvi pogled se zdi, da imajo te tri slike malo skupnega: prvo delo spada v italijansko visoko renesanso, drugo v italijansko zgodnjo renesanso in tretje v zgodnjekrščansko ter bizantinsko umetnost. Vendar če pri opazovanju opustimo barve,



Slika 10: Aglomeracijski prikaz po prvem izločanju

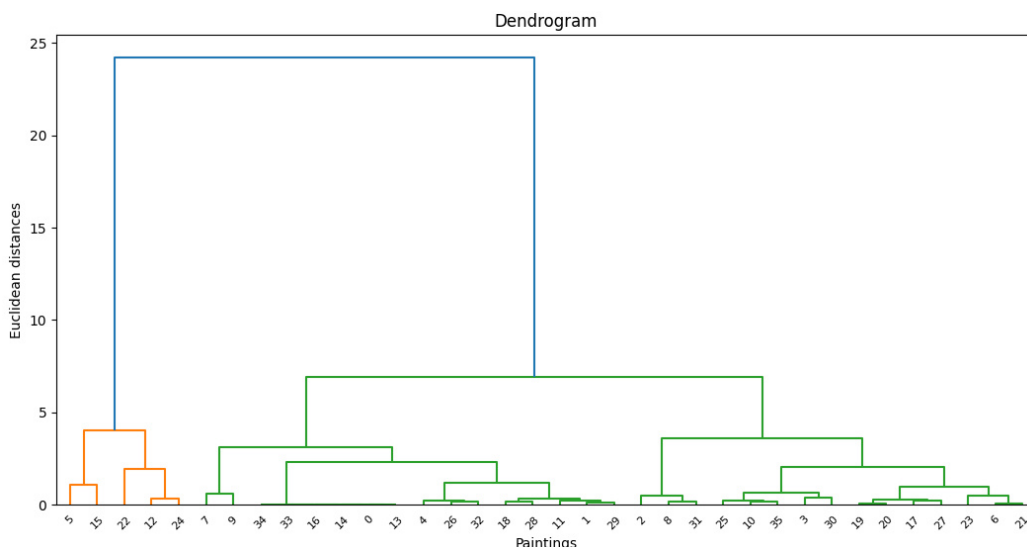
ozadje in vsebino ter opazujemo le kompozicijo oseb, opazimo, da je na vseh treh delih podobna. Dela imajo vodoravno kompozicijo in vsi prikazujejo skupino oseb, ki je postavljena na približno ravno črto od levega do desnega roba slike. Prikaz prvega aglomeracijskega grupiranja 7 ima dodane slike, ki so izločene pri analizi v naslednji stopnji. Vse osebe na eni sliki imajo približno enako velikost obraza.

Iz tabele 2 je razvidno, da so koti za prvo, drugo in tretjo sliko izračunani zaporedoma kot  $89.3^\circ$ ,  $89.7^\circ$  in  $90.7^\circ$ , torej so prirejene ravnine približno navpične glede na ravnino  $z = 0$ . Po drugi strani so imeli obrazi na posamezni sliki določene približno enake  $z$  koordinate. Zato bi bilo pričakovano, da bi bil rezultat prirejanja ravnina, ki bi sekala ravnino  $z = 0$  pod čim manjšim kotom. Razlog za neskladje je bil v manj natančnem računanju kotov pri začetni analizi. Težavo sem pri testiranju na večjem vzorcu odpravila, zato koti v nadaljnji analizi ne presežejo  $90^\circ$  stopinj.

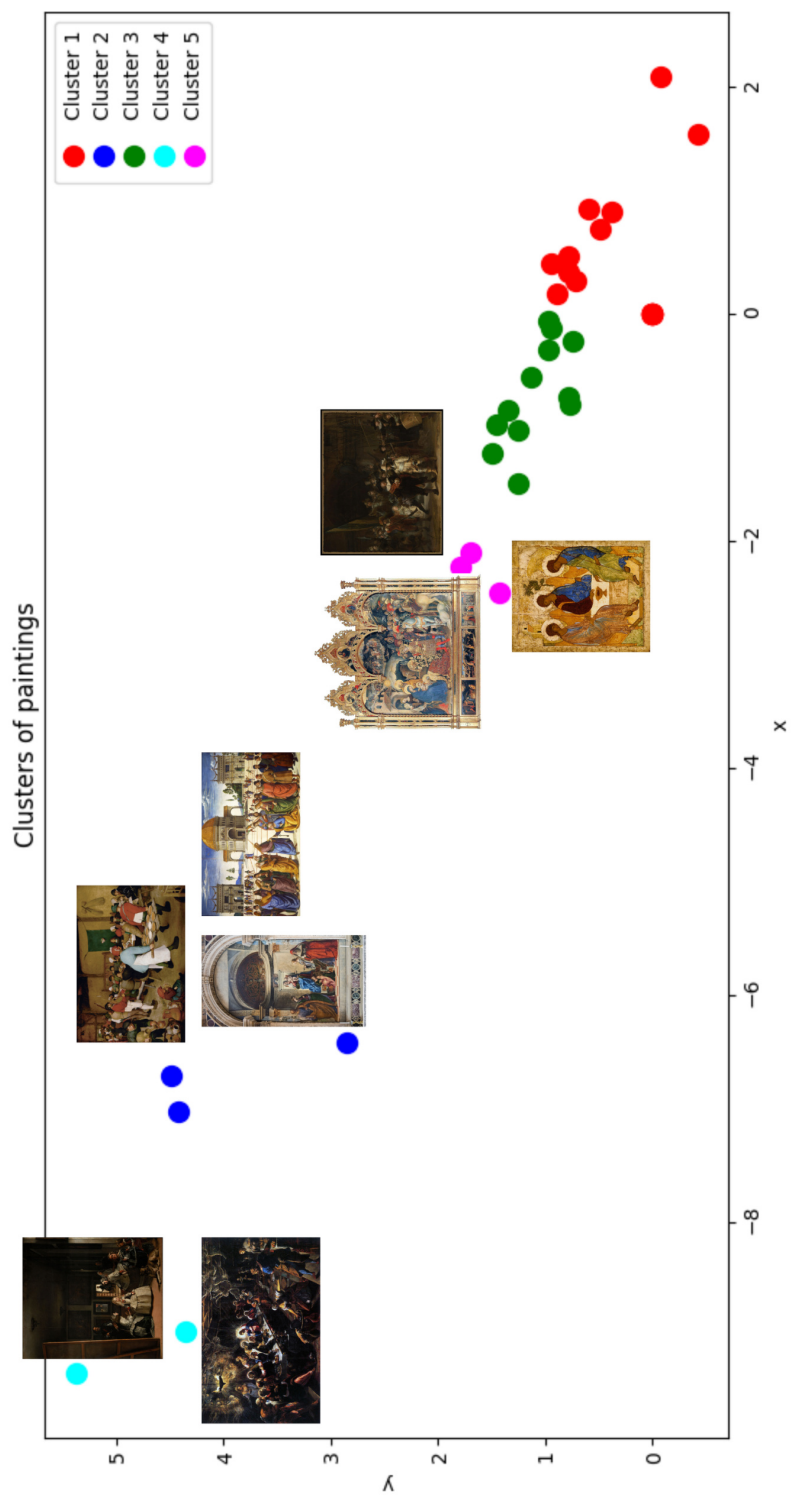
Slika 10 prikazuje, da se je v drugem aglomeracijskem grupiranju jasno začrtala meja med dvema razredoma, ki sta na tej sliki označena kot Cluster 1 in Cluster 2. V prvi so vključene slike iz obdobja renesanse in baroka, ki sta si časovno blizu.

Na sliki 10 je v Cluster 3 uvrščena Degasova *Pivka absinta* in Vermeerjevo *Pismo*. Sliki sta sicer iz različnih umetnostnozgodovinskih slogov: prva iz impresionizma in druga iz flamskega ter holandskega baroka. Toda je prostorska razporeditev obrazov podobna, in sicer sta na slikah dva obraza, eden od katerih je manj, drugi pa bolj oddaljen od gledalca.

Cluster 5 je sestavljen samo iz enega objekta – *Gentskega oltarja*, ki sta ga poslikala brata Hubert in Jan Van Eyck. Ta oddaljenost od drugih del je razumljiva, ker je slika sestavljena iz delov, vsak od katerih ima svojo prostorsko razporeditev.



Slika 11: Dendrogram po drugem izločanju



Slika 12: Aglomeracijski prikaz po drugem izločanju

**Grupiranje po drugem izločanju robnih primerov** Slika 12 prikazuje, da se je razred, ki je bil na Sliki 10 označen kot Cluster 2, sedaj razdelil na dva razreda (nova Cluster 2 in Cluster 4). V prvi spada Velazquezovo delo *Las Meninas* (španski barok) in Tintorettova *Zadnja večerja* (manierizem). V drugi spada Breugelova *Kmečka poroka* (severna renesansa), Bellinijeva *Madonna s svetniki* (zgodnja italijanska renesansa) in Peruginova *Predaja ključev* (zgodnja italijanska renesansa). Tako sta se v prvi razred uvrstili deli iz baroka in manierizma, v drugi pa samo dela iz renesanse. Manierizem je umetnostni slog, ki se je razvil v pozni renesansi ob prehodu v barok. Tintorettova *Zadnja večerja* je tako bližja baročnemu slogu zaradi razgibane kompozicije.

Na Sliki 12 so bila v Cluster 5 opredeljena tri dela, dva od katerih imata versko vsebino. To je *Trojica* Rubleva in Da Fabianov *Poklon kraljev*; tretja slika je Rembrandtova *Nočna straža*. V razredih 1 in 2 je prostor predstavljen bolj globinsko, v razredu 5 pa predstavljen bolj ploskovito. Nočna straža sicer da gledalcu občutek tridimenzionalnosti prostora, vendar je ta ustvarjen npr. s tem, da so osebe v osredju bolj osvetljene kot tiste v ozadju in ne toliko s spremembami velikosti obrazov.

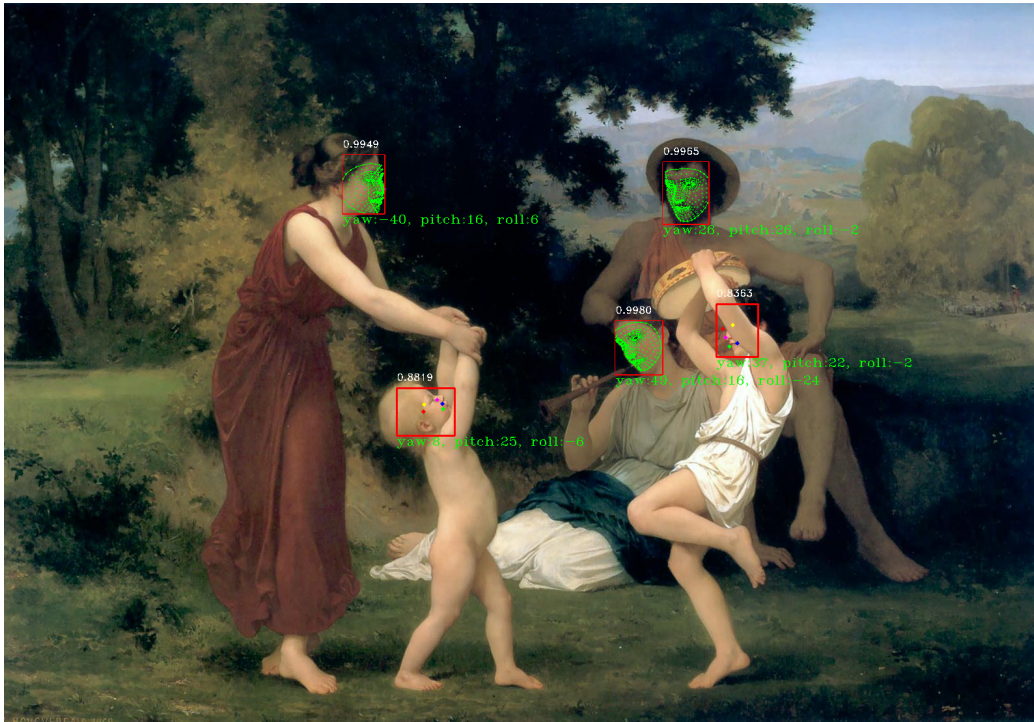
## 3.2 Testiranje na večjem vzorcu

Opisan model je bil preizkušen na majhnem vzorcu, v katerem je bilo 43 slik iz različnih obdobj. Toda da bi lahko opazovali bolj jasne zakonitosti grupiranja slik, je bilo treba model preizkusiti na večjem vzorcu. Predpostavila sem, da se bodo slike, ki imajo podobno prostorsko ureditev uvrstile bližje kot slike, ki imajo zelo različno.

Pri določanju kotov med ravninama sem uporabila enak pristop kot na manjšem vzorcu. Izbrane so bile slike iz prostodostopne zbirke WikiArt (<https://www.wikiart.org>), kjer so umetnine med drugim razdeljene po žanrih. Med umetninami so bila izbrana slikarska dela (potrebno je bilo izločiti npr. kiparska), kjer je bila upodobljena množica ljudi. Natančneje, ročno je bilo potrebno izločiti slike, na katerih je bila prikazana samo ena oseba, npr. portretna dela, ker bi bila pri tem pristopu v vsakem primeru obravnavana kot popolnoma ploskovita. Iz zbirke WikiArt so bila zato izbrana dela iz nekaj žanrov, ki so bili poimenovani kot 'pastorale' (77 slik), 'allegorical painting' (1225 slik) 'history painting' (1377 slik) in 'literary painting' (667 slik). Skupaj je bilo analizirano 3356 slik.

### 3.2.1 Kriteriji in algoritem grupiranja večjega vzorca

Če je bila v predhodnem poskusu na manjšem vzorcu glavna značilnost slike, uporabljena za grupiranje, enačba prirejene ravnine oz. njeni koeficienti, je bilo testiranje na večjem vzorcu opravljeno po dveh poteh. V prvem delu so bile prav tako primarno uporabljene enačbe ravnin. Vendar poleg treh koeficientov enačbe hkrati tudi kot med prirejeno ravnino in ravnino  $z = 0$  ter orientacija obrazov na sliki. Slednja je bila določena tako, da je detektor RetinaFace poleg položaja



Slika 13: *The Pastoral Recreation*, William-Adolphe Bouguereau; označene so rotacije obrazov

obrazu in podatkov o obraznem okvirju vrnil tudi orientacije posameznih obrazov. Tako je bilo v prvem delu za vsako sliko v vzorcu uporabljeno 7 kriterijev za grupiranje: 3 koeficienti enačbe ravnine, kot ter orientacija obrazov. Slednja je opisana s tremi parametri – rotacijami v  $x$ ,  $y$  in  $z$  smeri (v pozitivni in negativni smeri). Za vsako sliko so bili določeni tako, da so bile pregledane rotacije vseh obrazov na sliki in izbrani parametri z največjimi absolutnimi vrednostmi. Na sliki 13 je rotacija v  $x$  smeri označena z 'roll', v  $y$  smeri s 'pitch' in v  $z$  smeri s 'yaw'.

V drugem delu pa so bile središčem obrazov na slikah namesto ravnin prirejene ploskve drugega reda, in sicer paraboloidi. Postopek prirejanja je bil opisan v sekciji 2.4. Tako je bilo določeno 6 koeficientov  $p_1$ ,  $p_2$ ,  $p_3$ ,  $p_4$ ,  $p_5$  in  $p_6$  enačbe paraboloida  $z = p_1x^2 + p_2xy + p_3y^2 + p_4x + p_5y + p_6$ , ki so bili hkrati tudi značilnosti posamezne slike pri grupiranju skupaj z orientacijo obrazov.

Predpostavljeno je bilo, da bo pri uporabi ploskev drugega reda (paraboloidov) poleg prvega (ravnin), mogoče natančneje ločiti med slikami, ki imajo v grobem podobno prostorsko ureditev, toda se razlikujejo v podrobnostih. Vzrok za vključitev orientacij obrazov je v predpostavki, da razgibane orientacije ustrezajo bolj dinamičnemu slikovnemu prostoru. Ta naj bi bil bolj značilen za ena umetnostnozgodovinska obdobja (npr. barok) kot za druga (npr. gotika).



Tabela 3: Sestava razredov pri grupiranju na osnovi ravnin

Št. razreda	Najpog. slog	% slik v razredu najpog. sloga	Št. slik
1	Romantika	24.16	1250
2	Romantika	22.39	527
3	Neoklasicizem	100.0	1
4	Romantika	26.05	572
5	Romantika	21.23	716
6	Manierizem	100.0	1
7	Neoklasicizem	100.0	1
8	Muralizem	100.0	1
9	Severna renesansa	100.0	1
10	Romantika	16.78	286

Pri grupiranju manjšega vzorca je bila uporabljena funkcija aglomeracijskega grupiranja in funkcija hierarhičnega. Prva je bila realizirana s knjižnico *scikit-learn* in druga s *SciPy*. Vendar je bil pri testiranju na večjem vzorcu uporabljen algoritem BIRCH, prav tako realiziran s *scikit-learn*. BIRCH (angl. *Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies*) je algoritem grupiranja, ki je posebej prilagojen delu z večjimi podatkovnimi vzorci. Vzorec najprej povzame z ohranitvijo čim več informacij o razporeditvi, potem pa aglomeracijsko grupira nastali povzetek namesto začetnega vzorca. Algoritem lahko obravnava samo metrične vrednosti in ne kategoričnih [8].

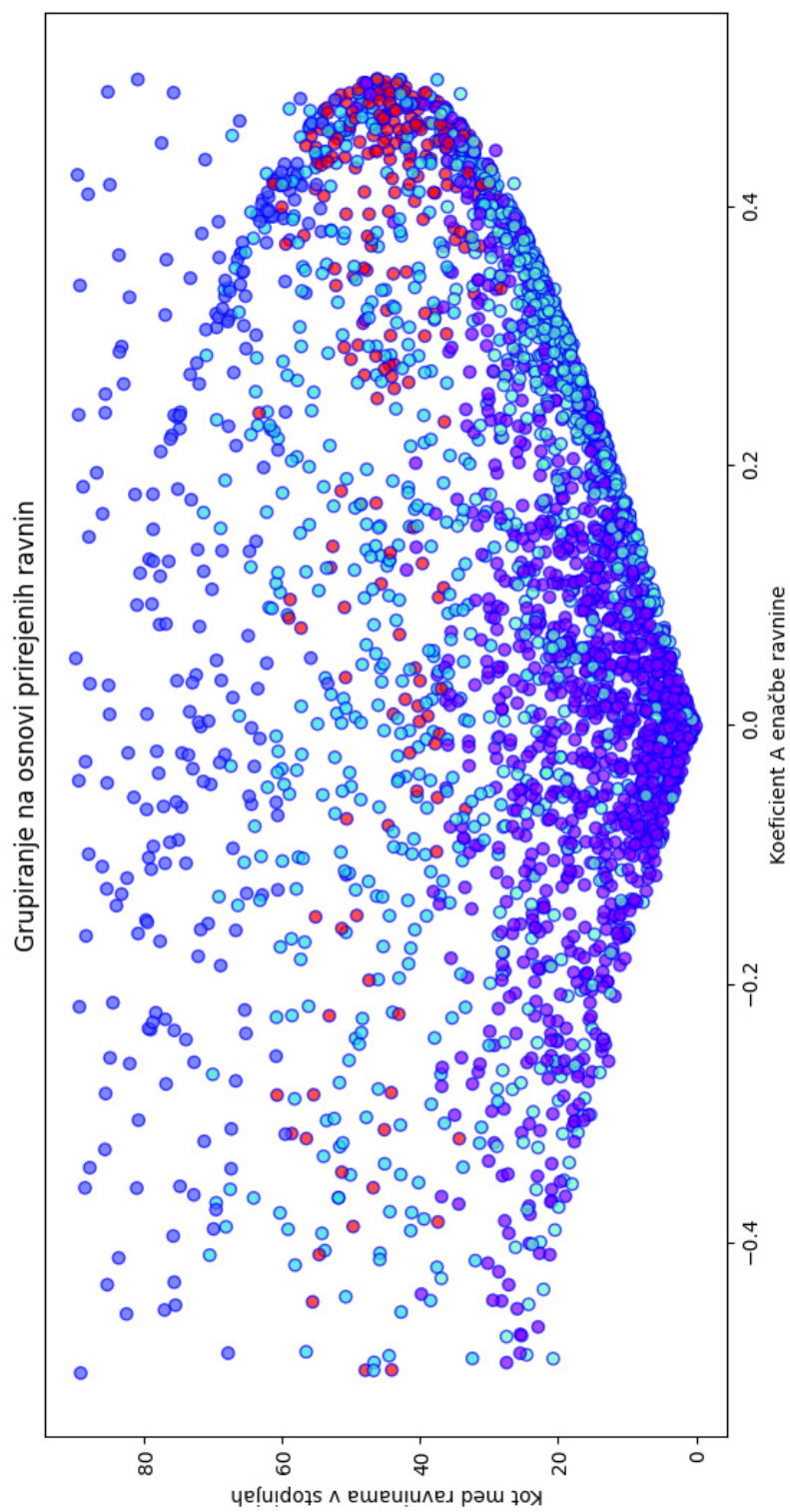
### 3.2.2 Rezultati analize večjega vzorca

Vzorec je bil analiziran z algoritmom BIRCH z dvema metodama. Pri prvi so bile kot glavne značilnosti slik obravnavane prirejene ravnine. Pri drugi pa prirejene paraboloidi.

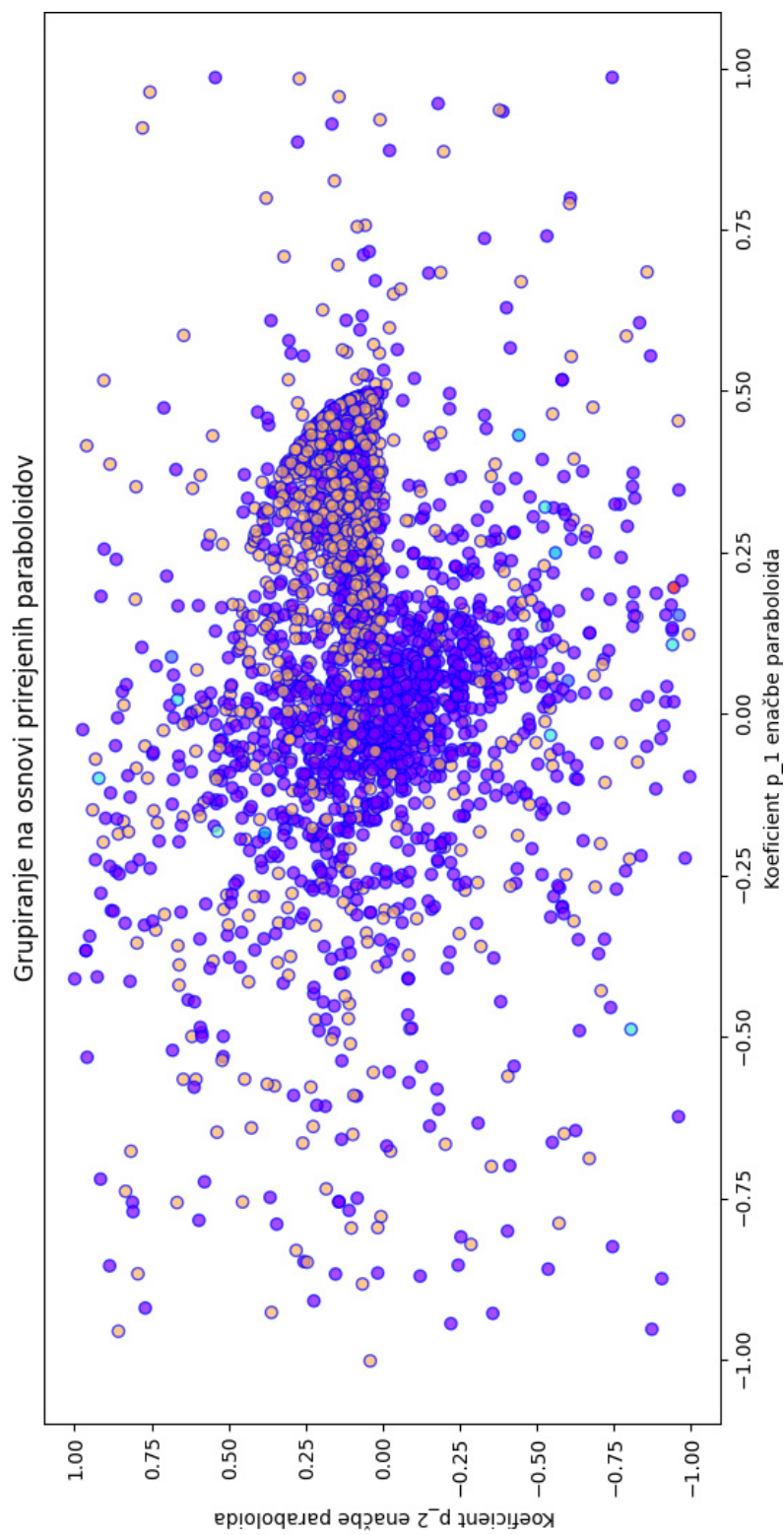
Na prikazih 14 in 15 so ekstremne vrednosti izločene. Na sliki 14 je prikazana prostorska razporeditev slik po grupiranju na osnovi ravnin, kjer točke različnih barv pripadajo različnim razredom. Enako velja za sliki 15, kjer je prikazan neposredni rezultat grupiranja po drugi metodi, in sicer na osnovi paraboloidov. Pri obeh metodah je bilo za število razredov določeno število 10.

Iz tabel 3 in 4 je razvidno, da je v vseh razredih, kjer je več kot 100 slik najbolj zastopan slog romantika. Toda je to najverjetneje zaradi tega, ker je bilo v splošnem vzorcu več slik iz obdobja romantike zaradi izbora žanrov.

V nadaljevanju sem preverila, kakšna je zastopanost različnih intervalov kotov med ravninama na slikah, kar je prikazano s histogramom na sliki 16. Če je bil kot med ravnino, ki je bila prirejena obrazom na sliki, in ravnino  $z = 0$  izračunan kot natančno 0 stopinj, je to pomenilo, da na sliki ni bilo detektirano nobenega



Slika 14: Razporeditev razredov pri grupiranju na osnovi ravnin



Slika 15: Razporeditev razredov pri grupiranju na osnovi paraboloidov

Tabela 4: Sestava razredov pri grupiranju na osnovi paraboloidov

Št. razreda	Najpog. slog	% slik v razredu najpog. sloga	Št. slik
1	Romantika	24.12	1878
2	Simbolizem	16.67	6
3	Akademizem	20.00	5
4	Barok	18.75	16
5	Romantika	100.0	1
6	Romantika	50.00	4
7	Romantika	21.58	1441
8	Neoklasicizem	100.0	1
9	Neoklasicizem	66.67	3
10	Ekspresionizem	100.0	1

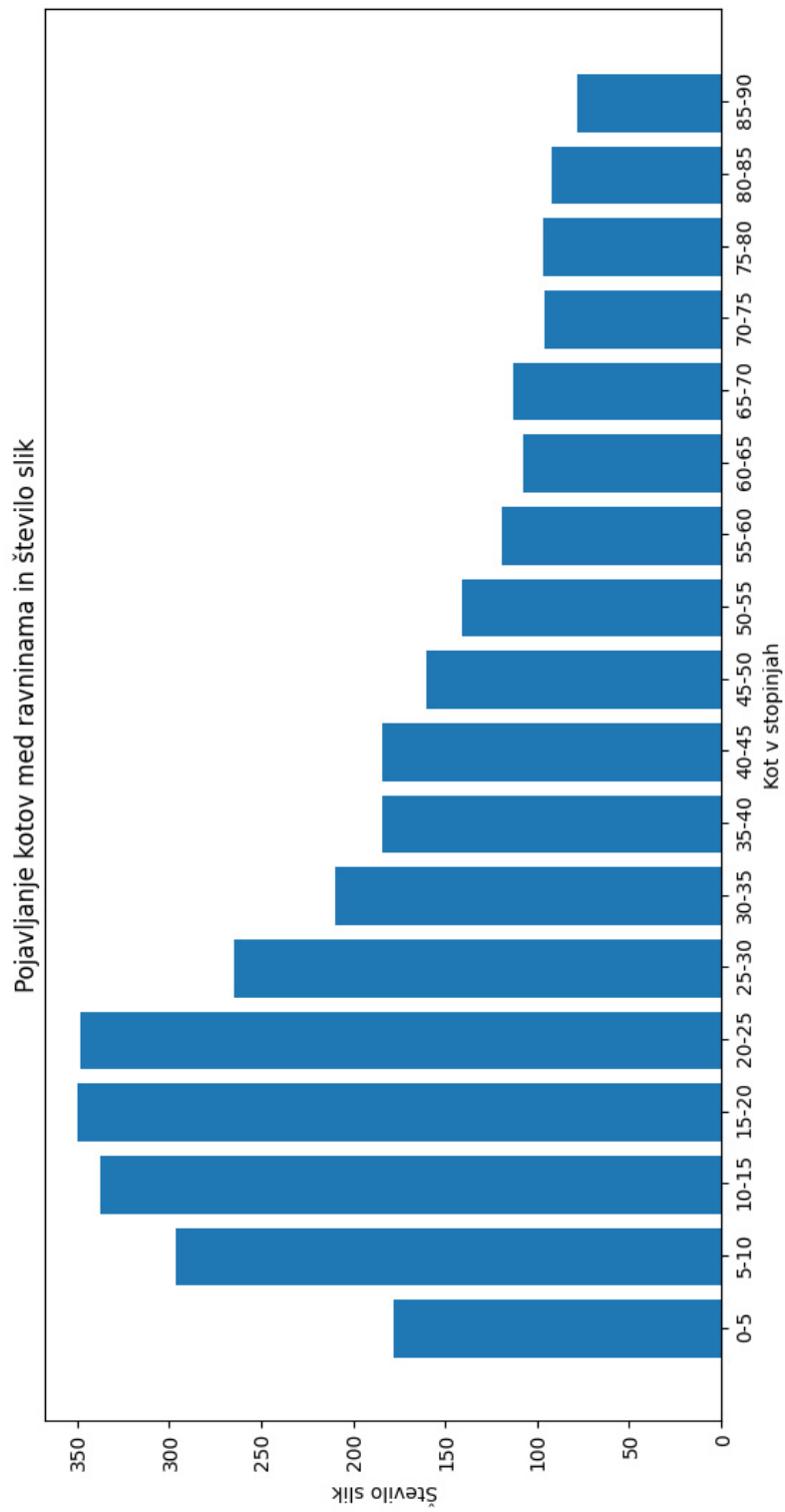
obraza, samo en obraz ali pa so imeli vsi obrazi enake globine. V začetni analizi 43 slik se je pri določanju kotov pojavljalo, da je bil kot med ravninama 90 stopinj ali malo več zaradi manj natančnega določanja kota (tabela 2), toda je bilo to pri analizi večjega vzorca odpravljeno. Tako so bili lahko koti le blizu 90 stopinj, toda nikoli natančno 90 stopinj ali več.

Na intervalu od 0 do 5 stopinj (prikaz 16) je bil najpogostejši barok, na preostalih intervalih po romantika, najverjetneje zaradi prej omenjenega razloga. Odstotek slik, ki pripadajo najpogostejšemu slogu je od 19,44 do 29,05.

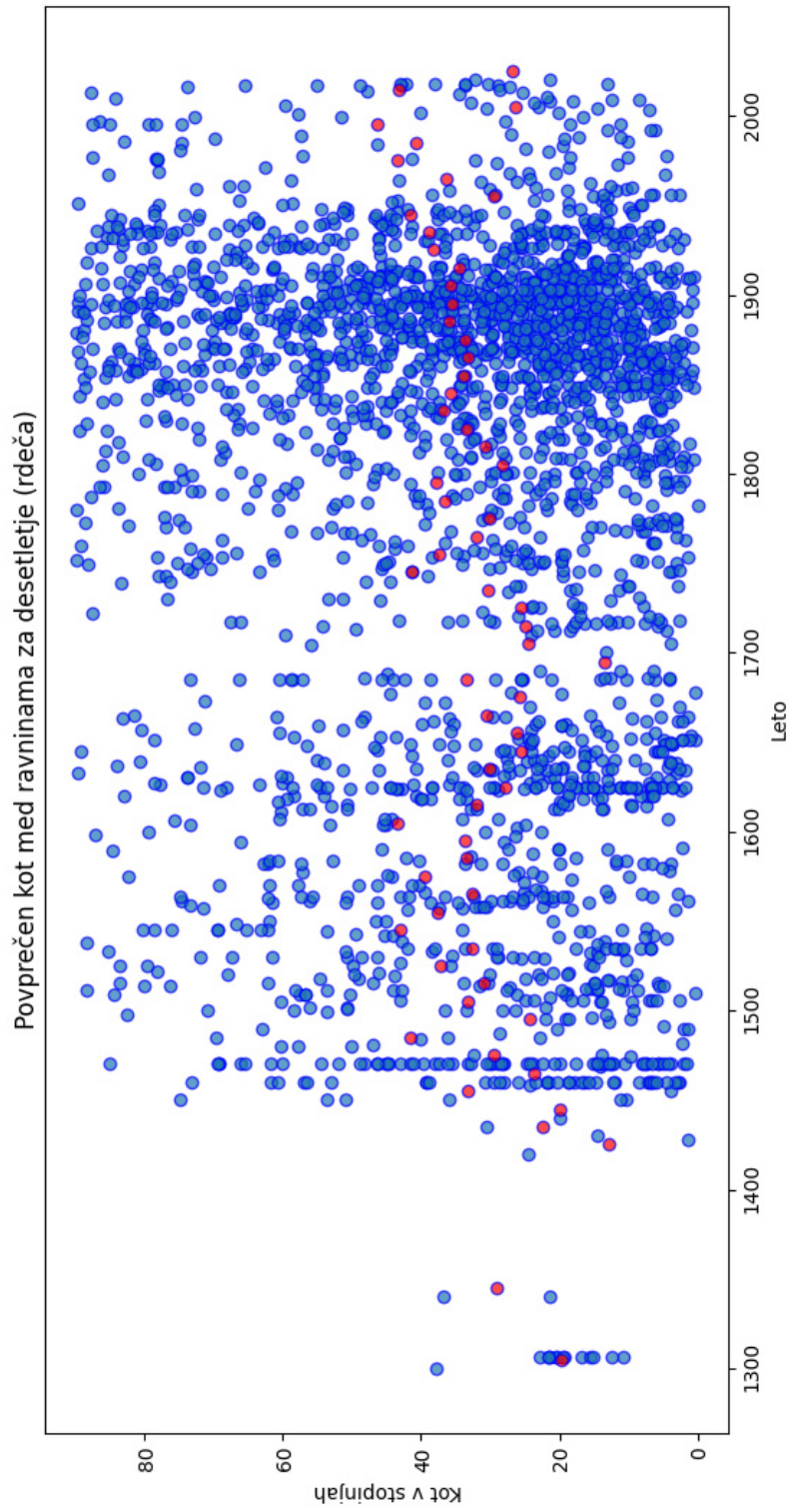
**Statistična testa** Uporabila sem dva statistična testa, da sem preverila povezanost količin, ki jih obravnavam v nalogi. Uporabila sem *Chi-squared* test za določitev tega, ali je razvrščanje v razrede pri grupiranju na osnovi ravnin in razvrščanje pri grupiranju na osnovi paraboloidov soodvisno.

Izračunana chi-squared statistična vrednost (angl. *chi-squared statistic*) je bila **2991.096** in  $p$  vrednost skoraj 1, zato sem določila, da sta vzorca med sabo **neodvisna**.

Za določitev korelacije med časom nastanka posamezne slike in kotom med ravninama za to sliko sem uporabila Spearmanov koeficient korelacije. Ta predstavlja neparametersko stopnjo povezanosti med spremenljivkama oz. kako dobro je mogoče opisati njun odnos z monotono funkcijo [16]. Koeficient je bil **0.183**, kar interpretiram kot **pozitivno korelacijo**, ampak šibko.  $p$  vrednost je bila v tem primeru blizu 0 in je bilo določeno, da korelacija med letom nastanka in kotom med ravninama obstaja. Na prikazu na sliki 17 je razvidno, da če opazujemo obdobje od približno leta 1700 in vse do danes, povprečen kot med ravninama za desetletja blago narašča. Okoli leta 1700 je bil manj kot 20 stopinj, med tem ko je bil ob koncu 20. stoletja okoli 40 stopinj.



Slika 16: Zastopanost intervalov kotov v vzorcu



Slika 17: Povprečni koti med ravninama za slike v vzorcu

## 4 Razprava

V splošnem, rezultati naloge prikazujejo, da se dela res združujejo v razrede po podobnosti prostorske ureditve, ki jo analiziramo. Pri analizi vzorca 43 slik se je pokazalo, da se tako pogosto združijo v skladu s splošnimi mejami umetnostnozgodovinske delitve na obdobja, npr. razred 2 na sliki 12, ki vsebuje samo renesančna dela. Menim, da zmožnost analize velike množice slik s pomočjo metod računalniškega vida omogoča povezovanje slik, ki bi se sicer zdele popolnoma različne. Vendar če se vprašamo, zakaj so bile uvrščene tako, pogosto vidimo, da imajo v resnici zelo podobno prostorsko ureditev.

Pristop, ki sem ga uporabila v tej raziskovalni nalogi ima tudi nekaj pomanjkljivosti, ki bi jih bilo dobro v nadaljnji raziskavi odpraviti. Ključen del pridobivanja podatkov je bila detekcija obrazov z orodjem RetinaFace. Na večini primerov se je izkazala za učinkovito, saj je bil delež prepoznanih obrazov visok. Ko je bil posamezen obraz prepoznan, je bil prav tako natančno in točno določen obrazni okvir ter orientacijske točke. Vendar se je večkrat zgodilo, da večina ali celo noben obraz na sliki ni bil prepoznan, npr. na sliki *Isra in Mi'raj* (angleški naslov slike je tudi *The Ascension of Mohammed*), ki je primer islamske umetnosti. Na tej in podobnih slikah obrazi niso naslikani dovolj realistično, zato jih detektor slik težje prepozna. Primere, na katerih ni bil detektiran niti en obraz, sem obravnavala, kot da imajo vsi obrazi globino 0 — kot da bi bila prostorska ureditev popolnoma ploskovita.

V začetni analizi 43 slik s hierarhičnim in aglomeracijskim grupiranjem nisem v splošnem primeru prišla do razredov, ki bi sovpadali s sprejeto umetnostnozgodovinsko delitvijo na obdobja. V drugem delu naloge, pri analizi večjega vzorca, in sicer 3356 slik, se prav tako niso pokazale stroge meje. Menim pa, da je bilo pri analizi zakonitosti slikovnega prostora predvsem zanimivo opazovanje korelacij med časom nastanka slike in kotom med ravninama. V izbranem vzorcu slik umetnostnozgodovinski slogi niso bili enakomerno zastopani in je bilo npr. veliko del iz romantike, ki se je zelo pogosto pojavljala kot najpogostejši slog v intervalih kotov (prikaz 16). V primeru analize brez neposredne opore na formalni slog, pa je bil vpliv neenakomernega izbora manj izrazit. Na natančnost določitve stopnje korelacije med časom nastanka slike in kotom med ravninama je vplivalo to, da je bilo v vzorcu več slik iz enih obdobj kot iz drugih. Tako se na prikazu 17 vidi, da je veliko slik v vzorcu nastalo ob koncu 19. stoletja in manj npr. v srednjem veku.

Za uspešno določitev različnosti med slikami je po drugi strani pomembna učinkovita uporaba vseh razpoložljivih informacij. V tej raziskovalni nalogi so bili glavni nosilci informacije pozicije obrazov na slik, njihove velikosti in orientacije. Vendar orodje RetinaFace za detekcijo obrazov ponudi še več: koristne bi lahko bile tudi lege oči, nosu in ust, spol ter starost oseb. Poleg tega bi lahko v nadaljevanju kot značilnost slik upoštevali tudi njihovo barvno sestavo, npr. stopnjo in pogostost barvnih kontrastov.

Za vsako zgodovinsko obdobje so najverjetneje izrazite določene medsebojne

povezanosti teh značilnosti. Ustaljena umetnostnozgodovinska primerjava je sočasno opazovanje dveh ali več del, pri katerih raziskovalec na osnovi predhodnega znanja izloči značilne poteze, razlike ipd. [9] Menim, da je strojno učenje na tej točki učinkovito, ker po eni strani nudi možnost sočasne analize velike količine podatkov, po drugi pa objektivnost matematičnih pristopov. Zato bi bilo v nadaljevanju koristno upoštevati tudi druge informacije o obrazih in sliki v celoti.

Glavni razlog za odsotnost strogosti pri razvrščanju pa je, da delitev umetniških del ne more biti absolutna. Umetnostno zgodovino sestavljajo posamezni umetniki, vsak od katerih ustvarja v svojem lastnem slogu, ki lahko do neke mere sledi splošnim trendom obdobja, vendar nikoli popolnoma.

## 5 Zaključek

Raziskovalna naloga nosi naslov Klasifikacija umetniških slik, ker je bil pri začetnem opredeljevanju ciljev naloge zastavljen tudi ta, da bi lahko za neko umetniško sliko določili, v kateri izmed izbranih umetnostnozgodovinskih slogov spada. Kot je bilo omenjeno v Razpravi, na izbranem vzorcu stroge meje obdobja niso bile določene. Vendar lahko na podlagi uvrstitve v razred pri aglomeracijskem grupiranju in na podlagi najbližjih slik pri hierarhičnem grupiranju sklepamo, h katerim metodam prostorskega prikazovanja slika teži.

Kot pet takih metod bi lahko obravnavali konceptualno, empirično, renesančno, baročno in relativistično. V primerih, ko bil kot med ravnino, prirejeno obrazom, in ravnino  $z = 0$  bližji 0, je bolj verjetno, da je šlo za konceptualno ali relativistično metodo. Večji kot je bil ta kot, bolj je bilo verjetno, da je šlo za sliko, ki je uporabila empirično, renesančno ali baročno metodo.

Po drugi strani pa se je pri analizi večjega vzorca umetniških slik izkazalo, da obstaja pozitivna korelacija med časom nastanka slike in kotom med prirejeno ravnino in površine slike. Bolj jasno se je to naraščanje, ki bi ga lahko v grobem interpretirali kot bolj prostorsko prikazovanje, pri analizi pokazala od okoli leta 1700 naprej. Časovno to v groben ustreza začetku obdobja klasicizma.

Čeprav rezultati te raziskovalne naloge morda niso tako jasno izraženi in niso reproducirali rezultatov umetnostnih zgodovinarjev, sem prepričana, da se uporaba računalnikov na področju umetnostne zgodovine šele zares začne in da bodo računalniško zasnovane analitične metode omogočile odgovore na vprašanja, ki si jih umetnostni zgodovinarji do sedaj sploh še niso upali zastaviti.

## Seznam slik (začetna analiza)

Slike za začetno analizo so bile pridobljene iz zbirke Wikipedia Commons. Slike za analizo večjega vzorca pa iz zbirke WikiArt.

1. A Vase Painter and Assistants, Crowned by Athena and Victories (Kronanje važnega slikarja s pomočniki), 450 pr. Kr., grška umetnost



2. Agnolo Bronzino, An Allegory of Venus (Alegorija Venere), 1546, manierizem
3. Andrei Rublev, Old Testament Trinity (Trojica), 1410-20, zgodnjekrščanska in bizantinska umetnost
4. Auguste Renoir, La Moulin de la Galette (Ples v Le moulin de la Galette), 1876, impresionizem
5. Caravaggio, The Calling of St. Matthew (Klicanje svetega Mateja), 1599-1602, italijanski barok
6. Diego Velazquez, The Maids of Honor (Las Meninas), 1656, španski barok
7. Edgar Degas, The Glass of Absinthe (Pivka absinta), 1876, impresionizem
8. El Greco, The Burial of Count Orgaz (Pogreb grofa Orgaza), 1586, manierizem
9. Empress Theodora and Her Attendants (Cesarica Teodora s pomočniki), 547, zgodnjekrščanska in bizantinska umetnost
10. Francesco Goya, The Third of May 1808 (Tretji maj 1808), 1808, romantika
11. Gentile Da Fabriano, The Adoration of the Magi (Poklon kraljev), 1423, gotika
12. George Grosz, Germany, a Winter's Tale (Nemčija, zimska pravljica), 1918, ekspresionizem
13. Georges Seurat, A Sunday on La Grande Jatte (Nedeljsko popoldne na otoku La Grande Jatte), 1884-86, pointilizem
14. Giotto, The Lamentation (Žalovanje), 1305-06, gotika
15. Giovanni Bellini, Madonna and Saints (Madonna s svetniki), 1505, zgodnja italijanska renesansa
16. Gustave Klimt, Beethoven Frieze (Beethovnov friz), 1902, secesija, art nouveau
17. Hieronymus Bosch, The Garden of Delights (Vrt zemeljskih naslad), 1510-15, pozna gotika
18. Hubert and Jan Van Eyck, Ghent Altarpiece (Gentski altar), 1432, pozna gotika
19. Jacopo Tintoretto, The Last Supper (Zadnja večerja), 1592-94, manierizem
20. Jacques-Louis David, The Death of Marat (Maratova), 1793, klasicizem

21. Jan Van Eyck, Wedding Portrait (Portret Arnolfinijev), 1434, pozna gotika
22. Jan Vermeer, The Letter (Pismo), 1666, flamski in holandski barok
23. Leonardo Da Vinci, The Last Supper (Zadnja večerja), 1495-98, italijanska visoka renesansa
24. Masaccio, The Tribute Money (Davčni novčič), 1427, zgodnja italijanska renesansa
25. Michelangelo, The Last Judgement (Poslednja sodba), 1534-41, italijanska visoka renesansa
26. Pablo Picasso, Demoiselles d'Avignon (Avignonske gospodične), 1907, kubi-  
zem
27. Paintings from the Tomb of Unsu (Poslikave iz grobnice Unsu), 1550-1069  
BC, (Louvre) egipčanska umetnost
28. Paul Gauguin, Where Do We Come From? What Are We? Where Are We  
Going? (Od kod prihajamo? Kdo smo? Kam gremo?), 1897, postimpresio-  
nizem
29. Peter Breugel, the Elder, Peasant Wedding (Kmečka poroka), 1565, severna  
renesansa
30. Peter Paul Rubens, Marie de' Medici, Queen of France, Landing in Marseille  
(Prihod v Marseille iz cikla Marije Medičejske), 1622-23, flamski in holandski  
barok
31. Pietro Perugino, The Delivery of the Keys (Predaja ključev), 1482, zgodnja  
italijanska renesansa
32. Pompeii, Achilles on Skyros (Ahil na Skiru), House of the Vettii (Poslikave  
iz hiše Vettijev), Pompei, 63-79, rimska umetnost
33. Pompeii, Daedalus and Pasiphae (Dedal in Pasifa)
34. Pompeii, Death of Pentheus (Pentejeva Smrt)
35. Pompeii, Punishment of Dirce (Dirkina kazen)
36. Pompeii, Punishment of Ixion (Iksionova kazen)
37. Raphael, The School of Athens (Atenska šola), 1510-11, italijanska visoka  
renesansa
38. Rembrandt, The Night Watch (Nočna straža), 1642, flamski in holandski  
barok

39. Sandro Botticelli, The Birth of Venus (Rojstvo Venera), 1480, zgodnja italijanska renesansa
40. Simone Martini, The Road to Calvary (Prenašanje križa), 1340, gotika
41. The Ascension of Mohammed (Isra in Mi'raj), from z Persian Manuscript, 1539-43, islamska umetnost
42. The Toreador fresco (Freska s toreodori), c. 1500 BC, Egejska umetnost (Kreta)
43. Titian, Bacchanal (Bakanalije), 1518, italijanska visoka renesansa

# Grupiranje po stopnjah (začetna analiza)

*Opomba:* slovenski naslovi so navedeni v Seznamu slik.

## Prva stopnja Cluster 1

A Vase Painter And Assistants  
Agnolo Bronzino: Allegory of Venus  
Andrei Rublev Old Testament Tri-  
nity  
Auguste Renoir: A Moulin De La  
Galette  
Carravagio: The Calling of Saint  
Matthew  
Edgar Degas: The Glass of Absinthe  
El Greco: the Burial of Count Orgaz  
Francesco Goya: The Third of May  
Gentile Da Fabriano: The Adoration  
of the Magi  
George Grosz: Germany: A Win-  
ter's Tale  
Georges Seurat: A Sunday On La  
Grande Jatte  
Giotto: The Lamentation  
Gustav Klimt: Beethoven Frieze  
Hieronymus Bosch: the Garden of  
Earthly Delights  
Hubert And Jan Van Eyck: Ghent  
Altarpiece  
Jacques-Louis David: The Death of  
Marat  
Jan Van Eyck: Wedding Portrait  
Jan Vermeer: The Letter  
Michelangelo: The Last Judgement  
Pablo Picasso: Demoiselles  
D'Avignon  
Painting From The Tomb of Unsu  
Paul Gauguin: Where Do We Come  
From? ...  
Peter Paul Rubens: Marie De Me-  
dici  
Pompeii, Achilles on Skyros  
Pompeii, Daedalus and Pasiphae  
Pompeii, Death of Pentheus

Pompeii, Punishment of Dirce  
Pompeii, Punishment of Ixion  
Raphael: The School of Athens  
Rembrandt: The Night Watch  
Simone Martini: The Road to Cal-  
vary  
The Ascension of Mohammed  
The Toreador Fresco  
Titian: Bacchanal

## Cluster 2

Diego Velazquez: The Maids of Ho-  
nor  
Giovanni Bellini: Madonna and Sa-  
ints  
Jacopo Tintoretto: The Last Supper  
Peter Breugel, the elder: Peasant  
Wedding  
Pietro Perugino: The Delivery of the  
Keys  
Sandro Boticelli: The Birth of Venus

## Cluster 3

Leonardo Da Vinci: The Last Su-  
pper

## Cluster 4

Empress Theodora and Her Atten-  
dants

## Cluster 5

Masaccio: The Tribute Money

## Druga stopnja Cluster 1

A Vase Painter And Assistants  
Agnolo Bronzino: Allegory of Venus  
Andrei Rublev Old Testament Tri-  
nity  
Auguste Renoir: A Moulin De La  
Galette  
Carravagio: The Calling of Saint  
Matthew  
El Greco: the Burial of Count Orgaz  
Francesco Goya: The Third of May  
Gentile Da Fabriano: The Adoration  
of the Magi  
George Grosz: Germany: A Win-  
ter's Tale  
Georges Seurat: a Sunday On La  
Grande Jatte  
Giotto: The Lamentation  
Gustav Klimt: Beethoven frieze  
Hieronymus Bosch: the Garden of  
Earthly Delights  
Jacques-Louis David: The Death of  
Marat  
Jan Van Eyck: Wedding Portrait  
Michelangelo: The Last Judgement  
Pablo Picasso: Demoiselles  
D'Avignon  
Painting From The Tomb of Unsu  
Paul Gauguin: Where Do We Come  
From? ...  
Peter Paul Rubens: Marie De Me-  
dici  
Pompeii, Achilles on Skyros  
Pompeii, Daedalus and Pasiphae  
Pompeii, Death of Pentheus  
Pompeii, Punishment of Dirce  
Pompeii, Punishment of Ixion  
Raphael: The School of Athens  
Rembrandt: The Night Watch  
Simone Martini: The Road to Cal-  
vary  
The Ascension of Mohammed

The Toreador Fresco  
Titian: Bacchanal

## Cluster 2

Diego Velazquez: The Maids of Ho-  
nor  
Giovanni Bellini: Madonna and Sa-  
ints  
Jacopo Tintoretto: The Last Supper  
Peter Breugel, the elder: Peasant  
Wedding  
Pietro Perugino: The Delivery of the  
Keys

## Cluster 3

Edgar Degas: The Glass of Absinthe  
Jan Vermeer: The Letter

## Cluster 4

Sandro Boticelli: The Birth of Venus

## Cluster 5

Hubert and Jan Van Eyck: Ghent  
Altarpiece

## Tretja stopnja Cluster 1

A Vase Painter And Assistants  
Agnolo Bronzino: Allegory of Venus  
Carravagio: The Calling of Saint  
Matthew  
Francesco Goya: The Third of May  
George Grosz: Germany: A Win-  
ter's Tale  
Giotto: The Lamentation  
Gustav Klimt: Beethoven Frieze  
Hieronymus Bosch: the Garden of  
Earthly Delights

Jacques-Louis David: The Death of Marat	Jan Van Eyck: Wedding Portrait
Jan Van Eyck: Wedding Portrait	Pablo Picasso: Demoiselles D'Avignon
Michelangelo: The Last Judgement	Painting From The Tomb of Unsu
Pompeii, Daedalus and Pasiphae	Paul Gauguin: Where Do We Come From? ...
Pompeii, Punishment of Dirce	Peter Paul Rubens: Marie De Medici
Pompeii, Punishment of Ixion	Pompeii, Achilles on Skyros
Simone Martini: The Road to Calvary	Pompeii, Death of Pentheus
The Ascension of Mohammed	Raphael: The School of Athens
The Toreador Fresco	Titian: Bacchanal
<b>Cluster 2</b>	<b>Cluster 4</b>
Giovanni Bellini: Madonna and Saints	Diego Velazquez: The Maids of Honor
Peter Breugel, the elder: Peasant Wedding	Jacopo Tintoretto: The Last Supper
Pietro Perugino: The Delivery of the Keys	<b>Cluster 5</b>
<b>Cluster 3</b>	Andrei Rublev: Old Testament Trinity
Auguste Renoir: A Moulin De La Galette	Gentile Da Fabriano: The Adoration of The Magi
El Greco: the Burial of Count Orgaz	Rembrandt: The Night Watch
Georges Seurat: a Sunday On La Grande Jatte	

## Literatura

- [1] Jin Bae. "Compressing A Cascaded Regression Model: How to Sparsify the Matrix". V: *hypersense* (feb. 2019). URL: <https://medium.com/@hypersense/compressing-a-cascaded-regression-model-how-to-sparsify-the-matrix-4c4013cee47c>.
- [2] Eva Boneš. "Avtomatska segmentacija Golgijevih aparatov v volumetričnih podatkih elektronske mikroskopije". Diplomsko delo. Fakulteta za računalništvo in informatiko, Univerza v Ljubljani, 2020. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/333914275.pdf>.
- [3] Jiankang Deng in sod. "RetinaFace: Single-Shot Multi-Level Face Localisation in the Wild". V: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Jun. 2020.

- [4] David Eberly. “Least Squares Fitting of Data”. V: *Magic Software, Inc.* (sep. 2001). URL: [http://www.sci.utah.edu/~balling/FEtools/doc\\_files/LeastSquaresFitting.pdf](http://www.sci.utah.edu/~balling/FEtools/doc_files/LeastSquaresFitting.pdf).
- [5] Kaiming He in sod. “Deep Residual Learning for Image Recognition”. V: *arXiv:1512.03385* (2016). URL: [https://openaccess.thecvf.com/content\\_cvpr\\_2016/papers/He\\_Deep\\_Residual\\_Learning\\_CVPR\\_2016\\_paper.pdf](https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2016/papers/He_Deep_Residual_Learning_CVPR_2016_paper.pdf).
- [6] *Image resources: Free image resources*. Sotheby’s Institute of Art. URL: <https://sia.libguides.com/images/freeimageresources> (pridobljeno 1. 3. 2021).
- [7] Yun Liang. *How to measure the real size of an object from an unknown picture?* Jan. 2015. URL: <https://www.researchgate.net/post/How-to-measure-the-real-size-of-an-object-from-an-unknown-picture>.
- [8] Cory Maklin. “BIRCH Clustering Algorithm Example In Python”. V: *towards data science* (jul. 2019). URL: <https://towardsdatascience.com/machine-learning-birch-clustering-algorithm-clearly-explained-fb9838cbeed9>.
- [9] Lev Manovich. “Data Science and Digital Art History”. V: *International Journal for Digital Art History* 1 (jun. 2015). DOI: 10.11588/dah.2015.1.21631.
- [10] Lev Manovich. *Museum without walls, art history without names: visualization methods for Humanities and Media Studies*. Software Studies Initiative, 2012.
- [11] Mohd Nayeem. “Exploring Other Face Detection Approaches(Part 1) — RetinaFace”. V: *Analytics Vidhya* (jul. 2020). URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/exploring-other-face-detection-approaches-part-1-retinaface-9b00f453fd15>.
- [12] Robert Pepperell in Manuela Braunagel. “Do Artists Use Linear Perspective to Depict Visual Space?” V: *Perception* 43 (avg. 2014), str. 395–416. DOI: 10.1068/p7692.
- [13] *sklearn.cluster.AffinityPropagation*. Dokumentacija knjižnice scikit-learn. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.AffinityPropagation.html> (pridobljeno 23. 2. 2021).

- [14] David G. Stork. “Computer Vision and Computer Graphics Analysis of Paintings and Drawings: An Introduction to the Literature”. V: *Computer Analysis of Images and Patterns*. Ur. Xiaoyi Jiang in Nicolai Petkov. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009, str. 9–24. DOI: 10.1007/978-3-642-03767-2\_2.
- [15] Eric W. Weisstein. “Barycentric Coordinates”. V: *MathWorld, a Wolfram Web Resource* (brez datuma). URL: <https://mathworld.wolfram.com/BarycentricCoordinates.html>.
- [16] Eric W. Weisstein. “Spearman Rank Correlation Coefficient”. V: *MathWorld, a Wolfram Web Resource* (brez datuma). URL: <https://mathworld.wolfram.com/SpearmanRankCorrelationCoefficient.html>.
- [17] Irving L. Zupnick. “Concept of Space and Spatial Organization in Art”. V: *The Journal of Aesthetics and Art Criticism* (dec. 1959), str. 215–221. DOI: 10.1111/1540\_6245.jaac18.2.0215.