

Symbolische grenzen (be)grijpen. Een bespreking en illustratie van relationele en correlatieve klasseanalyse

*Julia Peters*¹, Stijn Daenekindt^{1,2} & Henk Roose¹*

Samenvatting

In deze bijdrage bespreken en illustreren we Relationele en Correlatieve Klasse Analyse (RCA en CCA). Beide recent ontwikkelde statistische technieken introduceren een radicaal andere wijze om met surveydata om te gaan. Ze laten namelijk toe om 'ongrijpbare' classificatieschema's bloot te leggen. Beide technieken groeperen individuen niet, zoals gewoonlijk gebeurt, op basis van waarden op een reeks variabelen, maar op de wijze waarop de verschillende waarden van een individu zich tot elkaar verhouden. RCA en CCA zijn zodoende in staat om symbolische grenzen bloot te leggen die mensen impliciet hanteren. We bespreken beide technieken en vergelijken ze met aanverwante, en meer gangbare, statistische technieken. Vervolgens illustreren we CCA aan de hand van een analyse op evaluaties van afbeeldingen van kunstwerken (n=2.824). Onze analyse legt vier verschillende classificatieschema's bloot. De eigenheid van elk schema vloeit voort uit de wijze waarop voorkeuren zich tot elkaar verhouden. Zo vinden we een schema waarin mensen alle kunstwerken in gelijke mate prefereren. Deze mensen percipiëren met andere woorden geen symbolische grenzen tussen de kunstwerken. In de andere schema's worden wel duidelijk symbolische grenzen getrokken. Zo vinden we een schema waarbij mensen landschapsschilderkunst anders waarderen dan alle andere kunstwerken. Tot slot vinden we ook twee schema's waarbij respondenten klassieke werken tegen moderne werken afzetten. Onze bevindingen tonen aan dat er ook binnen legitieme kunst symbolische grenzen bestaan, en dat mensen systematisch verschillen in welke grenzen ze percipiëren en relevant achten.

Kernwoorden

correlatieve klasseanalyse, relationele klasseanalyse, symbolische grenzen, beeldende kunst, classificatieschema's

* j.peters@ugent.be

1 Universiteit Gent, Vakgroep Sociologie

2 Erasmus Universiteit Rotterdam, Erasmus School of Social and Behavioural Sciences, Afdeling Bestuurskunde en Sociologie

Inleiding

Ons brein gebruikt mentale schema's om de sociale werkelijkheid te filteren, te classificeren en er uiteindelijk greep op te krijgen (Zerubavel, 2011). Deze schema's worden binnen sociale groepen gedeeld en bevatten "*categories opposing various types of properties (high/low, male/female, nature/culture, right/left, and so forth)*" (Lamont & Fournier, 1995, p. 3). Op basis van zulke classificatiesystemen worden bepaalde personen, objecten en ideeën in- of uitgesloten. De symbolische grenzen die deze schema's kenmerken, zijn - gezien hun sociaal geconstrueerde aard - voortdurend in beweging. Een belangrijke taak voor sociologen is dan ook het ontwikkelen van geschikte methoden om deze grenzen te (be)grijpen.

Het onderscheid tussen 'hoge' en 'lage' cultuur kan als voorbeeld dienen. Dit onderscheid is geen stabiel gegeven, maar verschilt over tijd en ruimte. Smaken en culturele voorkeuren kunnen op verscheidene manieren gemeten worden. Zo kan culturele participatie nagegaan worden ("Heeft u de voorbije zes maanden een jazzconcert bijgewoond?") of kunnen preferenties bevestigd worden ("Hoe graag luistert u naar jazz?"). Sommige onderzoekers pleiten voor het bevestigen van participatie, aangezien dit makkelijker accuraat te meten is (Van Rees et al., 1999). Ander onderzoek stelt de validiteit van cultuurparticipatie als meting voor smaak in vraag door te beklemtonen dat participatie uit meer voortvloeit dan smaak alleen, zoals bijvoorbeeld sociale motieven (Roose & Vander Stichele, 2010). Nog andere studies pleiten voor een meting van smaak die niet zozeer focust op welke culturele producten individuen prefereren, maar op de wijze waarop ze die prefereren (Daenekindt & Roose, 2017; Peters et al., 2017). Deze laatste aanpak beklemtoont het belang van achterliggende motieven, gehanteerde criteria en/of disposities bij de vorming en formulering van smaak.

Een bijkomende uitdaging bij het meten van smaak en de symbolische grenzen tussen culturele producten, betreft het object waarop vragen betrekking hebben. Meestal worden hiervoor genrecategorieën gebruikt. Een probleem hier is dat de grenzen tussen genres gevoelig zijn voor interpretatie, waardoor antwoorden vertekend zijn wanneer respondenten genrecategorieën systematisch anders invullen en begrijpen (Vlegels & Lievens, 2017). Een oplossing is om respondenten te confronteren met concrete culturele producten. Dit sluit aan bij de beroemde studie van Bourdieu (1984, p. 45) waarin hij respondenten confronteert met foto's (zie Koppman, 2015 voor een recente replicatie in de V.S.). De vraag blijft dan wel hoeveel en welke cultuurobjecten geselecteerd moeten worden - die zijn namelijk gevoelig voor modetrends en hypes.

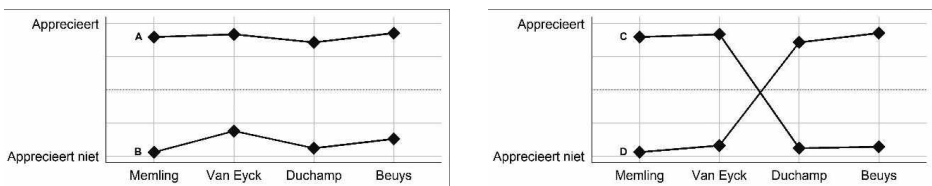
De verschillende mogelijkheden om smaak te meten, en vooral de uitdagingen verbonden met elke mogelijkheid, demonstreren de verschillende wijzen waarop respondenten culturele objecten begrijpen en welke symbolische grenzen ze percipiëren tussen verschillende (groepen van) culturele objecten. Moeten we, gezien de instabiele aard van culturele grenzen, niet eerder in de richting van een inductieve benadering gaan?

DiMaggio's (1987) conceptclassificatieschema's incorporeren dat instabiele en veranderlijke karakter. Classificatieschema's zijn het gevolg van processen: artistieke

classificaties worden continu gevormd en afgebroken door consumenten en instituties en krijgen daarmee betekenis “*in the heads and habits of consumers*” (p. 411). Vanuit deze optiek is een genre niet een vooraf bepaalde categorie, maar iets wat steeds gedefinieerd moet worden door instituties en consumenten. Hoewel dit op het eerste gezicht een insteek is waar hoofdzakelijk kwalitatief onderzoek zich voor leent, bestaan er ook kwantitatieve technieken die hiertoe in staat zijn, wat de generalisatie van resultaten mogelijk maakt. In deze paper bespreken en illustreren we zo’n techniek, namelijk de relationele/correlationele klasseanalyse.

Relationele klasseanalyse en correlationele klasseanalyse

In 2011 ontwikkelde Goldberg de Relational Class Analysis (RCA). Deze nieuwe statistische techniek introduceert een radicaal andere wijze om met surveydata om te gaan en laat de identificatie toe van “*groups of individuals that share distinctive ways of understanding the same domain of social activity*” (Goldberg, 2011, p. 1397). Net zoals andere clustermethodes groepeert RCA individuen die op elkaar lijken, maar het ‘op elkaar lijken’ wordt in RCA op een specifieke manier ingevuld. Conventionele clustermethodes analyseren namelijk de scores van individuen op een reeks variabelen. RCA daarentegen analyseert de wijze waarop de scores van een individu zich tot elkaar verhouden. Het doel dat Goldberg hiermee voor ogen heeft, is om groepen te onderscheiden “*who share an understanding of the structures of mutual relevance and opposition that define a particular domain, even if they take different positions on the elements that these structures comprise*” (Goldberg, 2011, p. 1398). We illustreren dit idee in Figuur 1.



Figuur 1. Illustratie van mogelijke RCA-clusters/classificatiesystemen

Het linkerdeel van Figuur 1 geeft twee individuen weer die grondig van elkaar verschillen in termen van voorkeuren voor kunst. Zo apprecieert persoon A het werk van Hans Memling, Jan Van Eyck, Marcel Duchamp en Joseph Beuys. Persoon B daarentegen heeft een grondige hekel aan het werk van deze vier kunstenaars. Hoewel persoon A en B dus sterk afwijkende voorkeuren hebben, valt hun smaakpatroon samen met betrekking tot de ‘*structures of relevance and opposition*’ die ze percipiëren. Met andere woorden, ze hangen hetzelfde classificatieschema aan. Een gelijkaardig patroon is aanwezig bij individu C en D: beiden verschillen grondig in hun voorkeuren, maar de wijze waarop hun voorkeuren gestructureerd zijn, is identiek. Zowel individu C als D percipiëren een grens tussen het werk van Memling en Van Eyck enerzijds, en het werk van Duchamp en

Beuys anderzijds. RCA maakt het voor het eerst mogelijk om zulke classificatiesystemen, en daarmee de verschillende grenzen die individuen percipiëren tussen culturele objecten, op een kwantitatieve *en* inductieve wijze bloot te leggen.

Waarom is RCA nu zo anders en waardevol? Neem ter vergelijking bijvoorbeeld Latente Klasseanalyse (LCA). Binnen cultuursociologie wordt LCA regelmatig gebruikt om smaakpatronen te differentiëren (bv. Van Rees et al., 1997). LCA creëert clusters door respondenten te groeperen die dezelfde culturele voorkeuren hebben. Door de focus op culturele voorkeuren (en niet op de *samenhang* tussen de culturele voorkeuren van een individu), legt LCA één logica op aan de analyse. Bijvoorbeeld, de resultaten van LCA's in cultuursociologie onderscheiden vaak een lowbrow-, een highbrow-, en een omnivore-cluster. Individuen in de lowbrow-cluster prefereren verscheidene lowbrow-genres, terwijl de individuen in de highbrow-cluster highbrow-genres prefereren. De omnivoren, daarentegen, vertonen een voorkeur voor zowel highbrow- als lowbrow-genres. Maar welke genres vallen onder highbrow en lowbrow? LCA veronderstelt dat alle individuen het eens zijn over de opdeling van de verschillende genres binnen highbrow en lowbrow. Of, opnieuw in Goldbergs woorden, er wordt verondersteld dat alle individuen het eens zijn over de '*structures of mutual relevance and opposition*'. Ook andere methodes van datareductie, zoals Multipele Correspondentie-Analyse of factoranalyse, worden gekenmerkt door deze veronderstelling. Dit is echter een problematische veronderstelling, aangezien individuen systematisch kunnen verschillen in de wijze waarop ze de realiteit opdelen en begrijpen. Net hier ligt de kracht van RCA. Door respondenten te groeperen van wie hun culturele voorkeuren op een gelijkaardige wijze georganiseerd zijn (i.e. classificatiesystemen), houdt RCA expliciet rekening met de mogelijkheid dat individuen verschillende classificatiesystemen aanhangen.

De verschillen met meer conventionele technieken van datareductie - zoals clusteranalyse, LCA, Multiple Correspondentie-Analyse of factoranalyse - worden ook duidelijk wanneer de resultaten van zulke methoden gekruist worden met de resultaten van RCA. Het feit dat RCA duidelijk andere clusters in de data blootlegt, toont aan dat RCA op een andere wijze omgaat met variatie in data en dat RCA dus een nieuwe analytische benadering aanbiedt.

In een recente commentaar op RCA introduceert Boutyline (2017) een aangepaste versie van Goldbergs methode: Correlational Class Analysis (CCA). CCA heeft hetzelfde doel voor ogen als RCA: systematische variatie blootleggen in de wijze waarop scores van individuen op een reeks variabelen samenhangen. Boutyline past echter de schattingsmethode aan waarop RCA gebaseerd is. RCA maakt bij het zoeken naar clusters gebruik van '*relationality*'; CCA maakt gebruik van de traditionele Pearson Correlatie. De reden waarom Goldberg Pearson Correlatie niet gebruikt, is omdat correlaties minder geschikt zijn om antwoorden te analyseren met een lage variantie (Goldberg, 2011, Appendix A). Wanneer varianties hoog zijn, dan zijn de resultaten met Pearson Correlatie en *relationality* gelijkaardig; bij lage varianties wijken de resultaten echter af. Boutyline bekritiseert de keuze van Goldberg en stelt dat Goldberg onvoldoende specificeert wat het nu precies inhoudt om een cultureel schema (in ons voorbeeld, een classificatieschema) te delen. Boutyline formaliseert vijf situaties die aangeven wanneer individuen een gedeeld cultureel schema

hebben. En deze situaties kunnen het best gecapteerd worden aan de hand van Pearson Correlatie. Boutyline demonstreert vervolgens dat het CCA-algoritme superieur is aan het RCA-algoritme (zowel in termen van kracht/snelheid als accuraatheid) in het blootleggen van de verschillende wijzen waarop attitudes gestructureerd zijn in de data.

Voor beide methodes zijn ondertussen pakketten beschikbaar in *R*. RCA kan geschat worden aan de hand van het RCA-pakket (Goldberg & Stein, 2016). Om CCA te schatten, is het Corclass-pakket beschikbaar in *R* (Boutyline, 2016). Als illustratie passen we in deze paper CCA toe op voorkeuren voor concrete kunstwerken. RCA/CCA zijn echter niet enkel relevant voor het analyseren van smaak (Boutyline, 2017; Daenekindt, 2017; Goldberg, 2011). Ook binnen andere velden is het plausibel dat respondenten systematisch variëren in de wijze waarop hun attitudes gestructureerd zijn. Zo werd RCA/CCA ook al gebruikt om politieke attitudes te bestuderen (Baldassarri & Goldberg, 2014; Daenekindt et al., 2017) en biedt het ongetwijfeld ook mogelijkheden voor andere onderzoekdomeinen.

Data en meting van voorkeuren voor kunstwerken

Voor de analyse maken we gebruik van de dataset ‘Cultuurparticipatie in Vlaanderen 2003-2004’ (Lievens et al., 2006), een survey die uitgevoerd werd om het Vlaamse cultuurbeleid en onderzoek naar vrije tijd te informeren. Met een respons van 49% werden 2.824 Vlamingen in 2003-2004 face-to-face ondervraagd over hun vrijetijdsbesteding en attitudes tegenover verschillende cultuuruitingen. Voor onze analyse richtten we ons op het onderdeel waarbij respondenten negen reeksen van afbeeldingen kregen voorgeschoteld die door de surveyontwikkelaars gegroepeerd waren op basis van kunststroming. De respondenten is gevraagd: “In welke mate ziet u dit soort kunstwerken wel of niet graag? Het gaat om de stijl en niet om de specifiek afgebeelde kunstwerken”, met zeven antwoordcategorieën gaande van ‘helemaal niet graag’ tot ‘heel graag’. ‘Geen mening’ werd gecodeerd als *missing* (hierdoor vielen 15 cases af).

Het feit dat de kunstwerken op voorhand door de surveyontwikkelaars gegroepeerd zijn, is wel een beperking voor CCA, aangezien de kracht van deze techniek juist ligt in het inductieve karakter. Om respondenten meer vrijheid te geven in het beoordelen van kunstwerken, worden ze in toekomstige surveys dan ook idealiter los van elkaar gepresenteerd. Evenwel is deze survey vooralsnog uniek in de zin dat respondenten ook zonder enige voorkennis en vanuit een directe ervaring met de kunstwerken zelf kunnen oordelen over de verschillende groepen werken. Zo laat deze meting, in combinatie met CCA, toe om te observeren hoe mensen symbolische grenzen aanbrengen in hun oordeel over kunstuitingen en deze alsnog meer bottom-up bloot te leggen.

De groepen kunstwerken zijn als volgt³:

- *Vlaamse primitieven*. Jan van Eyck, ‘Het Echtpaar Arnolfini’ (1434); Hans Memling, ‘Maria en Kind met engelen, de heilige Joris en een schenker’ (1470-1480).

3 Een overzicht van alle kunstwerken is beschikbaar op de Research Gate-pagina van iedere auteur.

- *Late renaissance/Barok*. Pieter Paul Rubens, ‘Saint George and the dragon’ (1606-1607); Caravaggio, ‘Supper at Emmaus’ (1601).
- *Barok portretten*. Hendrik Ter Brugghen, ‘Man met viool en roemer’ (1625).
- *19^{de}-eeuwse landschappen*. Wouter van Troostwijk, ‘Braampoortje in Amsterdam’ (1809); Barend Koekkoek, ‘Winterlandschap’ (1838).
- *(Post-)impressionisme*. Claude Monet, ‘La Cathédrale de Rouen’ (1894); Georges Seurat, ‘Vue de Fort Samson, Grandcamp’ (1885); Claude Monet, ‘The Thames at Westminster Bridge’ (1871).
- *Abstract*. Piet Mondriaan, ‘Compositie nr. 2, Lijn en Kleur’ (1913); Kazimir Malevich, ‘Self-portrait in two dimensions’ (1915); Mark Rothko, ‘Red, orange, tan, and purple’ (1945).
- *Surrealisme*. Salvador Dali, ‘The burning giraffe’ (1936/1937); Paul Delvaux, ‘Homage à Jules Verne’ (1971); René Magritte, ‘Le Faux Miroir’ (1928).
- *Abstract expressionisme*. Karel Appel, ‘Vrijheidsschreeuw’ (1948); Jackson Pollock, ‘The key’ (1946); Pierre Alechinsky, ‘Roland Garros’ (1988).
- *Hedendaags conceptueel/Dadaïsme*. Joseph Beuys, ‘Wirtschaftswerte’ (1980); Marcel Broodthaers, ‘Grande Casserole de Moules’ (1960); Marcel Duchamp, ‘Fountain’ (1917).

Resultaten

Om clusters in de data te onderscheiden, maken zowel RCA als CCA gebruik van het *modularity maximization*-algoritme. De CCA detecteert vier verschillende clusters.⁴ Op dit moment is het nog niet mogelijk om binnen het RCA- of het CCA-pakket bijvoorbeeld de drie-cluster-solutie en de vijf-cluster-solutie op te vragen, en om verschillende modellen te vergelijken. In de toekomst zal het (net zoals bij LCA) wel mogelijk zijn om modellen te vergelijken op basis van *goodness of fit*-criteria en theoretische interpreteerbaarheid, om op die manier het best passende model te kiezen.

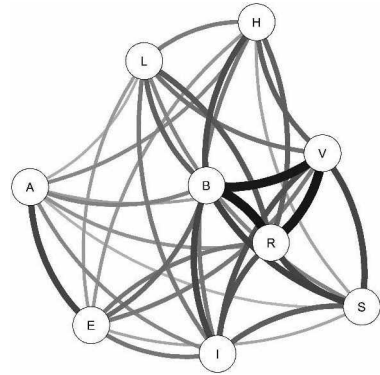
Bij conventionele clustertechnieken wordt bij interpretatie van iedere cluster meestal gekeken naar de gemiddelde scores op de verschillende items. CCA/RCA-clusters kunnen echter individuen bevatten die radicaal anders antwoorden op de verschillende items (cf. illustraties in Figuur 1). Om die reden is die focus op gemiddelden misleidend bij CCA. Daarom gaan we, net zoals eerdere CCA/RCA-studies, iedere cluster inhoudelijk interpreteren door de correlatiematrix van de items te bestuderen. Dit doen we door elke matrix te visualiseren als een netwerk. Hierbij vertegenwoordigen volle lijnen positieve correlaties, terwijl negatieve correlaties weergegeven worden door onderbro-

4 Er werd ook een vijfde cluster gevonden. Deze kleine groep respondenten ($n=51$; 2%) onderscheidde zich van de rest omdat hun antwoorden op alle items perfect samenhangen (telkens correlaties van 1). Dit lijkt ons het gevolg te zijn van *acquiescence* als antwoordpatroon. Hoewel dit ook de mogelijkheden illustreert van CCA voor processen van *data cleaning*, is de cluster voor deze bijdrage weinig interessant. We bespreken deze cluster dan ook niet verder.

ken lijnen. Hoe dikker de lijnen en hoe dichter twee items bij elkaar liggen, hoe sterker hun correlatie. Deze visualisatie werd gemaakt aan de hand van het *qgraph*-pakket in *R*.

Alle kunst is (niet) goed

Het gros van de respondenten ($n=1.246$; 44%) hangt dit classificatieschema aan. Hierin zijn alle genres positief met elkaar gecorreleerd, wat betekent dat wanneer respondenten in deze cluster één reeks hoog waarderen, zij ook een hoge waardering hebben van alle andere reeksen. Individuen in deze cluster die negatief (of neutraal) tegenover bepaalde reeksen staan, zullen eenzelfde negatieve (of neutrale) attitude hebben tegenover alle andere. Deze groep omvat dus zowel liefhebbers van deze werken (zij die alles kunnen waarderen), als kunsthaters (zij die geen enkele reeks waarderen) - en alles hiertussen (zij die alles neutraal beoordelen). Het classificatieschema dat hier tot uiting komt, is dat alle getoonde werken qua merite op één hoop gegooid worden - er worden binnen de gepresenteerde kunstwerken geen fijnere onderscheidingen gemaakt. Dit is een heel plausibel classificatieschema, aangezien alle items traditioneel legitieme kunst vertegenwoordigen. Toch worden er in de andere clusters wel degelijk scheidslijnen getrokken binnen die traditioneel geconsacreerde cultuur.

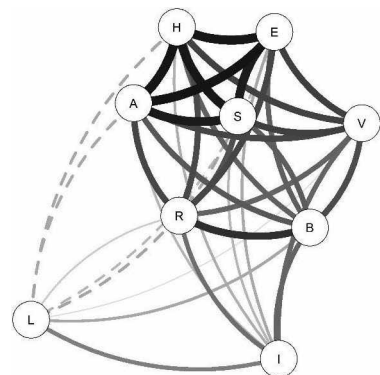


Figuur 2. Cluster 1, $n=1246$: Alle kunst is (niet) goed.

Reeksen en labels: [Post-]impressionisme; Vlaamse primitieven; Surrealisme; Barokportretten; Abstract expressionisme; Landschappen; Hedendaags conceptueel/Dadaïsme; Late renaissance/Barok; Abstract.

(Alles behalve) landschappen

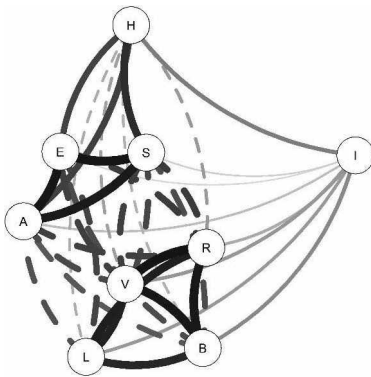
Dit classificatieschema bevat 587 (21%) respondenten. Hierin worden alle reeksen afgezet tegen 19^{de}-eeuwse landschappen (L). Uitzonderingen op dit patroon zijn het impressionisme (I) en enigszins de barokportretten (B). Wanneer men de winter- en stadstaferelen uit de 19^{de}-eeuwse landschappen graag ziet, is men vooral wars van hedendaagse kunst (S, E, H, en A) en heeft men ook geen affiniteit met de Vlaamse primitieven (V) en Late renaissance/Barokkunst (R) - en andersom. De landschapsschilderijen zijn van alle werken qua vorm en inhoud het meest



Figuur 3. Cluster 2, $n=587$: (Alles behalve) landschappen.

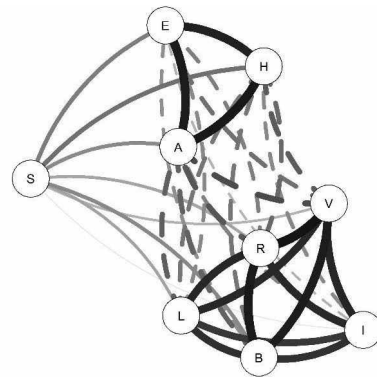
toegankelijk. Wellicht worden ze door een deel van deze cluster daarom te oubollig of traditioneel bevonden en worden de andere werken door de landschapsliefhebbers juist weer te onconventioneel bevonden. De reden voor het feit dat waardering voor het impressionisme nog wel correspondeert met waardering voor landschappen, ligt waarschijnlijk in het genre dat deze kunstwerken representeren: de impressionistische werken stellen uiteindelijk ook landschappen en stadsgezichten voor, zij het op een geabstraheerde manier. Het feit dat de twee reeksen die beide taferelen tonen met stadsgezichten en landschappen afgezet worden tegen alle andere reeksen, indiceert dat de individuen in deze cluster vooral grenzen trekken aan de hand van het genre van de werken en niet zozeer aan de hand van bijvoorbeeld de stromingen waartoe die werken behoren.

Klassiek versus modern



Figuur 4. Cluster 3, n=525: Klassiek versus modern I.

Reeksen en labels: Vlaamse primitieven; Late renaissance/Barok; Barokportretten; Landschappen; (Post-) impressionisme; Abstract; Surrealisme; Abstract expressionisme; Hedendaags conceptueel/Dadaïsme.



Figuur 5. Cluster 4, n=425: Klassiek versus modern II.

Het derde ($n=525$; 19%) en het vierde ($n=425$; 15%) classificatieschema vertonen sterke gelijkenissen en worden daarom samen behandeld. In beide classificatieschema's wordt meer hedendaagse kunst (H, E, S, en A) afgezet tegen traditionelere kunst (V, L, R, en B). Een respondent is binnen deze clusters dus slechts liefhebber van één van beide groepen kunstwerken. Waar beide schema's wel in verschillen, zijn de posities van het impressionisme (I) en het surrealisme (S). Het impressionisme werd in het derde classificatieschema door zowel de liefhebbers van hedendaagse als van traditionele werken in ieder geval matig positief gewaardeerd, terwijl zij in het vierde volledig geïntegreerd werd bij de traditionelen en zodoende misprezen door liefhebbers van moderne kunst. Voor het surrealisme is het omgekeerde waar.

Vanwaar deze soms gemarginaliseerde, soms geïntegreerde posities van het impressionisme en het surrealisme? Afgaande op de werken zelf, zijn er argumenten

te vinden voor een aantrekkingskracht vanuit zowel de klassieke als de moderne esthetiek tot de getoonde impressionistische en surrealistische werken. Zo vinden de impressionistische werken aansluiting bij bepaalde getoonde traditionele werken qua beeltenis (landschappen of stadstaferelen) en inhoud (het alledaagse). Tegelijkertijd zijn de impressionistische werken door de techniek (grove vegen en vlekken) ook abstract te noemen, wat ze verbindt met het idioom van de getoonde moderne kunst. Eenzelfde logica geldt voor de getoonde surrealistische werken. Qua beeltenis (onrealistisch) en inhoud (het onderbewuste, symbolische) komt zij overeen met veel moderne kunst. De verfijnde, precieze schildertechniek die in de getoonde surrealistische werken wordt gehanteerd, zou dan weer reden kunnen zijn voor liefhebbers van traditionele kunst om de surrealistische werken niet te misprijzen, aangezien een dergelijke benadering ook in de getoonde traditionele werken een belangrijke rol speelt.

Dan rest de vraag: waarom is het surrealisme bij het derde classificatieschema geïncorporeerd bij moderne kunst en het impressionisme gemarginaliseerd door de klassieken en de modernen, en het impressionisme bij het vierde schema juist geïncorporeerd bij de klassieken en het surrealisme gemarginaliseerd door zowel de liefhebbers van klassieke als moderne kunst? Een mogelijke verklaring is te vinden in het feit dat het surrealisme wel qua periode aansluit bij de andere moderne werken (cluster 3), terwijl het impressionisme niet volgens deze tijdlogica wordt opgenomen bij de traditionelen (cluster 4); het impressionisme is qua tijdsafstand namelijk logischer onder te brengen bij moderne kunst. Het past echter wel bij de traditionele kunstwerken omwille van vorm en inhoud, zoals hierboven beschreven. Wellicht wijst dit dus op twee manieren om 'modern' en 'traditioneel' te definiëren, namelijk op basis van tijd in classificatieschema 3 en op basis van vorm in schema 4. Wat als modern of traditioneel wordt gezien in schema 3, wordt dan vooral gestaafd aan de hand van de tijdsperiode, terwijl dit in het vierde schema meer wordt gemeten aan vormaspecten van de kunstwerken zelf.

Besluit

Waar reguliere statistische methoden individuen groeperen op scores op variabelen, clustert RCA/CCA individuen op basis van de relatie tussen waargenomen antwoordpatronen op surveyvragen. In tegenstelling tot bijvoorbeeld Latente Klasseanalyse groepeerde deze techniek zodoende niet mensen met soortgelijke voorkeuren, maar personen die eenzelfde achterliggende culturele logica van overeenkomsten en opposities hanteren. Met andere woorden: personen die soortgelijke symbolische grenzen hanteren, clusteren samen. Zoals eerder aangegeven, maken zowel CCA als RCA gebruik van het *modularity maximization*-algoritme (MMA) om de data op te delen in verschillende clusters. Dit algoritme wordt vaak gebruikt in netwerkanalyses en kan in het kader van RCA/CCA problemen opleveren. Heel concreet kan dit algoritme *false positives* genereren. MMA kan namelijk niet slechts één cluster onderscheiden, en gaat

dus altijd minimum twee clusters onderscheiden (ook al is er in de realiteit slechts één cluster). Het integreren van aanvullende *model fit indices* is dan ook belangrijke stap in het verder ontwikkelen van beide methodes.⁵

Toegepast op de analyse van smaakpatronen biedt deze techniek een inductieve benadering van wat DiMaggio ‘classificatieschema’s’ noemde. Op basis van de beoordeling van concrete kunstwerken vonden we vier classificatieschema’s in de Vlaamse populatie: een schema waarin tussen de getoonde kunstwerken geen grenzen getrokken worden; een schema waarin werken die landschappen afbeelden, afgezet worden tegen alle andere reeksen en twee schema’s waarbinnen moderne van klassieke reeksen werden onderscheiden. Zo vinden we dat verschillende mensen eenzelfde reeks kunstwerken vanuit verschillende logica’s bekijken en beoordelen. Dit toont ook aan dat niet voor iedereen alle traditioneel legitieme kunst (nog) legitiem is, en dat de gronden waarop mensen grenzen trekken tussen kunstwerken variëren.

Hoewel de gebruikte dataset niet optimaal is voor CCA doordat zij in plaats van losse afbeeldingen reeksen kunstwerken bevat die vanuit sommige logica homogeen, maar vanuit andere juist heterogeen zullen zijn, biedt de techniek vanwege het inductieve karakter alsnog inzicht in welke criteria de respondenten hanteerden bij het vormen van hun oordelen. De manieren waarop de reeksen tegen elkaar werden afgezet, zijn namelijk veelzeggend. Wanneer de 19^{de}-eeuwse landschappen en het impressionisme in cluster 2 samen worden afgezet tegen alle andere reeksen, kan daaruit worden afgeleid dat de overeenkomst die de eerstgenoemden hebben, namelijk het genre, waarschijnlijk bepalend is voor de waardering of juist kritiek op die werken. De specifieke posities van de impressionistische en surrealistische werken in clusters 4 en 5 onthullen dan weer twee verschillende maatstaven om te bepalen wat ‘traditionele’ en ‘moderne’ werken zijn, namelijk respectievelijk tijd en vorm. Zulke classificatiesystemen waren aan de hand van een methode als LCA niet aan het licht gekomen, aangezien die geen rekening houden met het relationele aspect.

Aan de hand van CCA kunnen we achterhalen op welke manieren smaak achterliggend georganiseerd is, maar de techniek is ook sterk aan te raden voor onderzoek naar andere gebieden waarin symbolische grenzen onderzocht worden, zoals onderzoek naar politieke attitudes, genderstudies, alsook ras en etniciteitsstudies. Ook andere onderzoeksdomeinen waarin het arbitraire, vaak tegenstrijdige en veranderlijke fenomeen ‘betekenisgeving’ onderzocht wordt, hebben veel baat bij een inductieve techniek als RCA/CCA.

Veel dank voor de cruciale commentaren aan de anonieme reviewer en de redacteur van *Sociologos*, en aan Willem de Koster en Jeroen van der Waal van de Erasmus Universiteit Rotterdam.

5 Een mogelijke strategie om voorlopig om te gaan met deze beperking bestaat erin om de gevonden cluster-solutie van de RCA/CCA te gaan toetsen aan de hand van *multiple group analysis* in Structural Equation Models (Boutyline, 2017; Boutyline & Vaisey, 2017).

Bibliografie

- Baldassarri, D. & Goldberg, A. (2014). Neither Ideologues nor Agnostics: Alternative Voters' Belief System in an Age of Partisan Politics. *American Journal of Sociology*, 120(1), 45-95.
- Boutyline, A. (2017). Improving the Measurement of Shared Cultural Schemas with Correlational Class Analysis: Theory and Method. *Sociological Science*, 4, 353-393.
- Boutyline, A. (2016). Corclass: Correlational Class Analysis. R Package Version 0.1.1., <https://CRAN.R-project.org/package=corclass>.
- Boutyline, A. & Vaisey, S. (2017). Belief Network Analysis: A Relational Approach to Understanding the Structure of Attitudes. *American Journal of Sociology*, 122(5), 1371-1447.
- Daenekindt, S. & Roose, H. (2017). Ways of preferring: Distinction through the 'what' and the 'how' of cultural consumption. *Journal of Consumer Culture*, 17(1), 25-45.
- Daenekindt, S. (2017). On the structure of dispositions. Transposability of and oppositions between aesthetic dispositions. *Poetics*, 62, 43-52.
- Daenekindt, S., de Koster, W. & van der Waal, J. (2017). How people organise cultural attitudes: cultural belief systems and the populist radical right. *West European Politics*, 40(4), 791-811.
- DiMaggio, P. (1987). Classification in art. *American Sociological Review*, 52(4), 440-455.
- Goldberg, A. (2011). Mapping Shared Understandings Using Relational Class Analysis: The Case of the Cultural Omnivore Reexamined. *American Journal of Sociology*, 116(5), 1397-1436.
- Goldberg, A. & Stein, S. (2016). RCA: Relational Class Analysis. R package version 2.0., <https://CRAN.R-project.org/package=RCA>.
- Koppman, S. (2015). In the eye of the beholder: The stratification of taste in a cultural industry. *The Sociological Quarterly*, 56(4), 665-694.
- Lamont, M. & Fournier, M. (1995). *Cultivating differences: Symbolic boundaries and the making of inequality*. Chicago: University of Chicago Press.
- Lievens, J., Waeye, H. & De Meulemeester, H. (2006). *Measuring Cultural Participation: Basic Data of the Survey 'Cultural Participation in Flanders 2003 - 2004'*. De Boeck, Antwerpen.
- Peters, J., Van Eijck, K. & Michael, J. (2017). Secretly Serious? Maintaining and crossing cultural boundaries in the karaoke bar through ironic consumption. *Cultural Sociology*. Advance online publication. doi:10.1177/1749975517700775.
- Roose, H. & Vander Stichele, A. (2010). Living room vs. concert hall: patterns of music consumption in Flanders. *Social Forces*, 89(1), 185-207.
- Van Rees, K., Vermunt, J. & Verboord, M. (1999). Cultural classifications under discussion latent class analysis of highbrow and lowbrow reading. *Poetics*, 26(5-6), 349-365.
- Vlegels, J. & Lievens, J. (2016). Music classification, genres, and taste patterns: A ground-up network analysis on the clustering of artist preferences. *Poetics*, 60, 76-89.
- Zerubavel, E. (2011). *Social mindscapes: An invitation to cognitive sociology*. Cambridge: Harvard University Press.

Abstract

In this paper, we discuss and illustrate Relational and Correlational Class Analysis (RCA and CCA). Both recently developed statistical techniques introduce a radically different way of dealing with survey data. They allow to reveal 'elusive' classification schemes. Both techniques do not group individuals, as is usually done, on the basis of values on a set of variables, but on how an individual's different values relate to one other. RCA and CCA are thus able to uncover symbolic boundaries that people employ implicitly. We discuss both techniques and compare them with related, and more common, statistical techniques. We then illustrate CCA based on an analysis of evaluations of pictured artworks (n = 2824) and find four different classification schemes. The distinctiveness of each scheme stems from the way in which preferences relate to one another. In one scheme, respondents prefer all works of art equally. In other words, they do not perceive any symbolic boundaries between the artworks. However, clear symbolic boundaries are drawn in the other schemes, such as the one in which people appreciate landscape paintings differently from all other works of art. Finally, we also find two schemes in which respondents contrast classical works with modern works. Our findings show that symbolic boundaries are also drawn within legitimate art, and that people systematically differ in what boundaries they perceive and consider relevant.

Keywords

Correlational Class Analysis, Relational Class Analysis, symbolic boundaries, visual art, classification schemes