

Final Machine Learning report

JULIAN VAN ZWOL, 2154913, JJP.VANZWOL@STUDENT.HAN.NL

SOHRAB HAKIMI, 2177196, S.HAKIMI1@STUDENT.HAN.NL

ROEL VAN EETEN, 2107391, R.VANEETEN@STUDENT.HAN.NL

MINOR: EVM – EVD3

GROUP: D-H-EVML

DATE: 30-10-2025

By submitting this portfolio the authors certify that this is their original work, and they have cited all the referenced materials properly.

Contents

INSTRUCTIONS FOR PROJECT submission.....	Error! Bookmark not defined.
1 Introduction	3
2 Problem statement	4
2.1 Functionele specificaties	4
2.2 Non-functionele specificaties.....	4
3 Data acquisition and exploration.....	6
3.1 Data acquisitie	6
3.2 Feature selectie	6
3.2.1 Aspect ratio	6
3.2.2 Center of Mass (CoM) primaire kleur regio's.....	7
3.2.3 Kleurpercentage	7
3.3 Feature analyse	8
3.3.1 Robuuste features.....	8
3.3.2 Feature vergelijking.....	10
3.3.3 Correlatie tussen features.....	14
3.3.4 Conclusie	15
3.4 Preprocessing pipeline	15
3.4.1 Scaling	15
3.4.2 Background removal	17
3.4.3 ROI (Region of Interest).....	17
3.4.4 Warping.....	18
3.4.5 Color segmentatie	19
3.4.6 Morphological operations.....	19
3.4.7 Testen.....	20
4 Feedback FROM another team on your preliminary report.....	23
5 Feedback TO another team on THEIR preliminary report	27
6 Model selection, training and validation	28
6.1 Keuze machine learning algoritme	28
6.2 Data voorbereiding	29
6.3 Het model bouwen en trainen	29
6.4 Zekerheidspercentage	32
6.5 Handmatige test	32
6.6 Extra nacontrole	34
7 Deploy and test.....	35
7.1 Implementatie model.....	35

7.2	Testplan	35
7.2.1	Testplan functionele specificaties.....	35
7.2.2	Testplan non functionele specificaties.....	36
7.3	Uitvoeren testplan.....	37
7.3.1	Precisie	37
7.3.2	Timing.....	37
7.3.3	Belichting.....	38
7.3.4	Kijkhoek.....	38
7.3.5	Kijkafstand.....	38
7.3.6	Inladen afbeeldingen.....	39
7.3.7	Schaling	39
7.3.8	Variatie dataset	40
7.3.9	Model-based, supervised machinelearning.....	40
7.3.10	Zekerheidsscore	41
8	Conclusion.....	42
9	References	43
10	Code appendices.....	44
11	figuren.....	45
12	Tabellen.....	47
13	Bijlage.....	48
13.1	Bijlage A	48
13.1.1	Mondriaan 1.....	48
13.1.2	Mondriaan 2.....	48
13.1.3	Mondriaan 3.....	48
13.1.4	Mondriaan 4.....	49
13.1.5	Niet-Mondriaan	49
13.2	Bijlage B	49
13.2.1	Testopstelling.....	49
13.3	Bijlage C	50

1 INTRODUCTION

Dit rapport beschrijft de eerste stappen in het ontwikkelen van een machine-learning toepassing binnen de module/minor Embedded Vision & Machine Learning. Het doel van dit project is het automatisch herkennen van schilderijen van Piet Mondriaan aan de hand van hun visuele features.

Machine-learning speelt een steeds belangrijkere rol in het automatisch analyseren en interpreteren van beeldmateriaal. Binnen dit project gebruiken wij supervised learning om een model te trainen dat drie verschillende Mondriaan-schilderijen kan herkennen, evenals het onderscheiden van schilderijen die niet door Piet Mondriaan zijn geschilderd in de iconische stijl De Stijl. Het systeem moet robuust zijn voor variaties in lichtomstandigheden en kijkhoeken. Daarnaast moet het binnen een afstand van 50 centimeter betrouwbaar functioneren.

Onze functionele en technische eisen omvatten onder meer het verzamelen van minimaal 100 gelabelde foto's per schilderij, het toepassen van data-preprocessing om ruis te verwijderen en de beelden te schalen voor betere performance, en het bereiken van een nauwkeurigheid van minstens 80% op een testdataset. De classificatie gebeurt op basis van kwantificeerbare features zoals het aantal kleuren, het aantal vierkanten en de verhouding gekleurde versus ongekleurde vlakken, zodat de werking van het model inzichtelijk en uitlegbaar blijft.

De leerdoelen van dit project zijn:

- Het opzetten van een volledige machine-learning pipeline, inclusief dataverzameling, data-exploratie en feature-engineering;
- Het trainen en evalueren van een classificatiemodel dat voldoet aan de functionele eisen;
- Het leren omgaan met praktische uitdagingen zoals variaties in licht, perspectief en beeldkwaliteit;
- Het documenteren en presenteren van de resultaten op een reproduceerbare manier.

Met deze aanpak verwachten wij een goed functionerend systeem te realiseren dat voldoet aan de gestelde functionele en technische specificaties en dat bijdraagt aan onze kennis en vaardigheden binnen vision en machine-learning.

2 PROBLEM STATEMENT

Het programma moet aan zowel functionele als non-functionele eisen voldoen. Functionele eisen beschrijven de taken van het systeem, non-functionele eisen de kwaliteitsaspecten zoals prestaties en betrouwbaarheid. De prioritering van deze eisen wordt uitgevoerd met de MoSCoW-methode (Must, Should, Could, Won't).

2.1 Functionele specificaties

Functionele requirements beschrijven wat het systeem moet doen, dus de specifieke taken, functies en interacties die het programma moet uitvoeren om de gewenste resultaten te leveren. De eisen in dit hoofdstuk zijn verzameld uit gesprekken met stakeholders, zodat het systeem aansluit bij de behoeften en verwachtingen van de gebruikers.

ID	PRIORITEIT	OMSCHRIJVING
F1	M	Het systeem moet de vier vooraf gedefinieerde schilderijen (Mondriaan 1, Mondriaan 2, Mondriaan 3 en Mondriaan 4) correct herkennen met een nauwkeurigheid van minimaal 80%.
F2	M	Na inladen van de afbeelding moet het systeem binnen 2 seconden de titel van het schilderij zichtbaar tonen op het scherm van de gebruiker.
F3	M	Wanneer een schilderij niet overeenkomt met een van de vier vooraf gedefinieerde Mondriaan-schilderijen, moet het systeem binnen 2 seconden het schilderij classificeren als zijnde niet Mondriaan.
F4	M	Het systeem functioneert betrouwbaar bij kantoorverlichting.
F5	M	Het systeem moet correcte herkenning uitvoeren bij kijkhoeken tot maximaal 20 graden ten opzichte van het schilderijoppervlak.
F6	M	Het systeem moet betrouwbare herkenning uitvoeren bij een afstand tussen 30 cm en 50 cm van het schilderij.

Tabel 1: Lijst van functionele specificaties

2.2 Non-functionele specificaties

Non-functionele requirements specificeren de kwaliteits- en prestatiecriteria waaraan het systeem moet voldoen, zoals betrouwbaarheid, nauwkeurigheid en verwerkingsefficiëntie. De meeste eisen zijn afgeleid uit gesprekken met stakeholders, terwijl eisen gemarkeerd met * voortkomen uit of zijn verfijnd op basis van onderzoeks vragen en dus niet direct uit stakeholderinteracties.

ID	PRIORITEIT	OMSCHRIJVING
NF1	M	Het systeem moet een afbeelding kunnen inladen van JPEG-formaat (.jpg).
NF2	M	Het systeem moet alle ingevoerde afbeeldingen automatisch schalen naar een resolutie van 1920×1080 pixels (Full HD) vóór verdere verwerking, om een consistente beeldkwaliteit en verwerkingsnelheid te garanderen.
NF3	M	Het getrainde model moet bij validatie met een onafhankelijke testdataset een herkenningsnauwkeurigheid van minimaal 80% behalen voor de vier vooraf gedefinieerde schilderijen.

NF4	M	De trainingsdataset moet bestaan uit minimaal 100 gelabelde afbeeldingen per schilderij, met variatie in licht, hoek en afstand om realistische omstandigheden te simuleren.
NF5	M	Het systeem moet een model-based, supervised machine-learning model toepassen voor de classificatie van schilderijen.
NF6	C	Het systeem moet bij elke voorspelling een zekerheidsscore genereren tussen 0 en 100%, die de betrouwbaarheid van de classificatie aangeeft.
NF7	C	Wanneer de zekerheidsscore van een voorspelling lager is dan 60%, moet het systeem automatisch de gebruiker instrueren om één of meerdere extra beelden te maken voor een nieuwe analyse.

Tabel 2: Lijst van Non-functionele specificaties

3 DATA ACQUISITION AND EXPLORATION

3.1 Data acquisitie

Voor dit project is een dataset samengesteld bestaande uit ~500 afbeeldingen van vijf schilderijen, waaronder vier werken in de stijl van Piet Mondriaan en één niet-Mondriaan-schilderij. De afbeeldingen zijn gemaakt onder gecontroleerde omstandigheden, met een vaste testopstelling en consistente camerahoek. In **Bijlage A** wordt per schilderij een visuele referentie gegeven. De volledige testopstelling, inclusief positionering van de schilderijen en details over de camera-instellingen zijn te vinden in **Bijlage B**.

Om de dataset verder te verrijken, wordt foto-augmentatie toegepast. Hierbij worden willekeurig geselecteerde afbeeldingen gekopieerd, bewerkt en vervolgens opnieuw in de directory geplaatst. De toegepaste bewerkingen zijn als volgt:

- Een rotatiehoek van maximaal 3% (bij een grotere hoek worden delen van de afbeelding afgesneden);
- Een kijkhoekverandering van maximaal 20%;
- Een schaling waarbij de afbeelding tot 20% wordt vergroot of verkleind.

3.2 Feature selectie

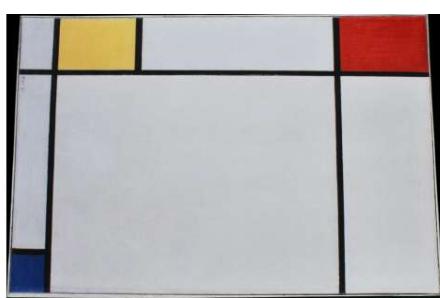
In deze stap van het proces worden de belangrijkste features geselecteerd. Feature selectie is van essentieel belang voor het succes van het model, omdat de keuze van de juiste features het vermogen van het model om onderscheid te maken tussen de verschillende schilderijen beïnvloedt. We selecteren de features die het meest informatief zijn en de grootste bijdrage leveren aan de classificatie van de schilderijen.

3.2.1 Aspect ratio

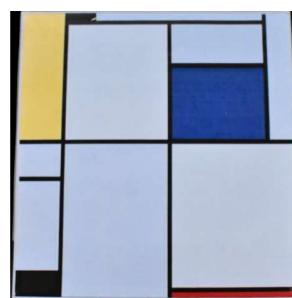
Wij kiezen als feature aspect ratio, oftewel de verhouding tussen de hoogte en breedte van het schilderij. Deze feature helpt om verschillen in vorm te herkennen tussen de schilderijen. In de code wordt eerst tijdens het preprocessen de Region of Interest (ROI) van het schilderij bepaald met contourdetectie (zie *Code Appendices* voor de implementatie). Vervolgens wordt de hoogte en breedte van dit gebied berekend met:

$$\text{Aspect ratio} \frac{\text{Hoogte}_{ROI}}{\text{Breedte}_{ROI}}$$

De aspect ratio geeft een eenvoudige maar nuttige manier om schilderijen met afwijkende vormen te onderscheiden.



Figuur 1: Region of interest Mondriaan 1



Figuur 2: Region of interest Mondriaan 3

Zoals in de figuur 1 en 2 te zien is, heeft Mondriaan 3 een meer vierkante vorm, terwijl Mondriaan 1 een rechthoekige compositie heeft. De aspect ratio blijkt daarom een betrouwbaar kenmerk om verschillen in vorm en opnamehoek tussen de schilderijen te herkennen.

3.2.2 Center of Mass (CoM) primaire kleur regio's

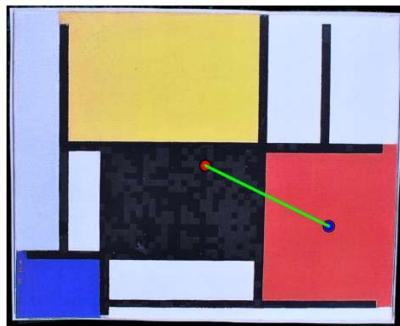
Voor deze feature maken we gebruik van de positie van de rode kleurregio binnen de gecropte afbeelding. Hiervoor detecteren we eerst de rode gebieden door een kleurmasker te genereren op basis van de hue-waarden die overeenkomen met de primaire kleur rood. Deze waarden bepalen we door het hue-histogram van de afbeelding te analyseren. Uit het verkregen masker berekenen we vervolgens het zwaartepunt (center of mass) van de rode regio. Dit zwaartepunt gebruiken we als feature om de ruimtelijke positie van de rode kleur in de afbeelding te kwantificeren. Als een kleur in een schilderij niet voorkomt, wordt de afstand als NaN (not a Number) opgeslagen en uitgesloten bij de berekening van gemiddelden. Dit feature maakt zichtbaar hoe symmetrisch of asymmetrisch de kleuren in een schilderij zijn geplaatst. De formule is als volgt:

$$d = \sqrt{((x_{\text{kleur}} - x_{\text{midden}})^2 + (y_{\text{kleur}} - y_{\text{midden}})^2)}$$

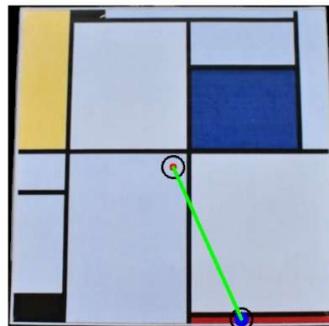
In figuur 3 (*Mondriaan 3*) is te zien dat het rode kleurvlak zich rechts onder in het schilderij bevindt. Het zwaartepunt van dit vlak ligt dus ver van het midden, waardoor de afstand (de groene lijn) vrij groot is. Dit geeft aan dat de compositie van *Mondriaan 3* asymmetrisch is opgebouwd.

In figuur 4 (*Mondriaan 2*) ligt het rode vlak daarentegen meer naar het midden van het schilderij. De afstand tussen het zwaartepunt van het rood en het midden is daardoor kleiner. Dit toont een meer gebalanceerde compositie.

Door deze verschillen is goed te zien dat de Center of Mass-feature helpt om te beschrijven hoe kleuren binnen het schilderij verdeeld zijn.



Figuur 4: Center of Mass Mondriaan 2



Figuur 3: Center of Mass Mondriaan 3

3.2.3 Kleurpercentage

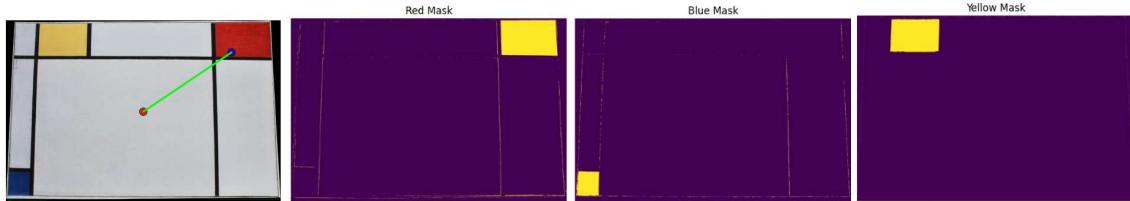
Het kleurpercentage wordt gebruikt als feature omdat het direct iets zegt over de stijlkenmerken van Mondriaan. Zijn schilderijen bestaan uit grote, egale vlakken van primaire kleuren, terwijl niet-Mondriaanschilderijen vaak meer kleurvariatie of andere verhoudingen hebben.

Door de verhouding tussen deze drie kleuren te meten, kunnen we kwantitatief vastleggen hoe sterk een schilderij overeenkomt met Mondriaans typische compositiestijl.

Het kleurpercentage wordt berekend aan de hand van de verhouding tussen het aantal pixels van een specifieke kleur en het totaal aantal pixels van het schilderij:

$$\text{Kleurpercentage} = \frac{N_{\text{kleur}}}{N_{\text{totaal}}} \times 100$$

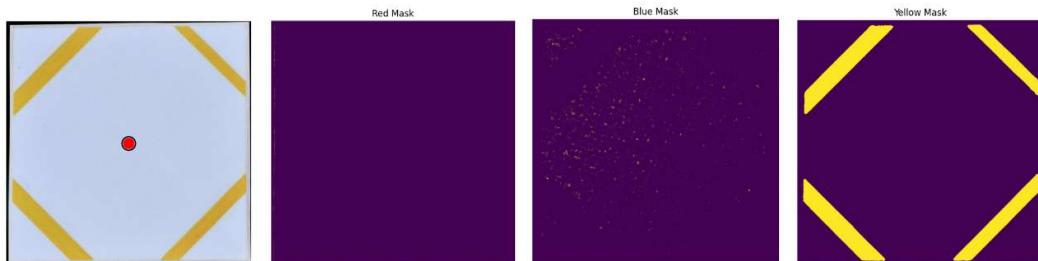
In figuur 5 (*Mondriaan 1*) is te zien dat het rode kleurvlak zich rechts in het schilderij bevindt en een deel van de compositie inneemt. Dit rode vlak wordt duidelijk geïsoleerd door het kleurmasket, waarin alleen de pixels binnen het HSV-bereik voor rood zijn geselecteerd. Zo ook voor yellow en blue mask.



Figuur 5: Red Mask, Blue Mask, Yellow Mask van Mondriaan 1

Wanneer een kleur in het schilderij ontbreekt, wordt het percentage voor die kleur weergegeven als 0 %. Center of Mass van die kleur wordt dan als NaN (not a number) opgeslagen, zodat deze niet meetelt in de berekening van gemiddelden. Dit heeft geen invloed op de overige kleuren die wel aanwezig zijn.

In figuur 6 (*Mondriaan 4*) is te zien dat het schilderij voornamelijk uit witte en gele vlakken bestaat. De vier schuine gele lijnen bevinden zich aan de randen van het doek, terwijl rood en blauw vrijwel ontbreken.



Figuur 6: Red Mask, Blue Mask, Yellow Mask van Mondriaan 4

Vanuit verschillende kleur masks is te zien dat slechts een klein deel van het schilderij uit gele kleurvlakken bestaat, terwijl rood en blauw vrijwel ontbreken.

3.3 Feature analyse

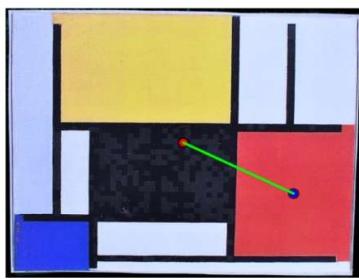
In dit onderdeel worden de gekozen features geëvalueerd. Het doel is om te controleren of de berekende features informatief zijn, onderscheidend genoeg tussen de schilderijen, en of ze samen unieke informatie bieden.

3.3.1 Robuuste features

In dit project is onderzocht in hoeverre de gekozen features robuust zijn voor variaties in belichting en rotatie. Een feature wordt robuust genoemd wanneer kleine veranderingen in de opnameomstandigheden geen grote invloed hebben op de berekende waarden.

Center of Mass (CoM) primaire kleurregio's

De gebruikte Center of Mass-feature is gebaseerd op de afstand tussen het zwaartepunt van een kleurregio en het middelpunt van het schilderij. Deze afstand blijft stabiel bij rotatie of verschuiving en is daardoor robuuster dan de absolute CoM-positie.



Figuur 7: Center of Mass Mondriaan 2

In figuur 7 (Mondriaan 2) is te zien dat de lijn tussen het middelpunt van het schilderij en het zwaartepunt van de rode kleurregio vrijwel gelijk blijft, ook bij rotatie.

Kleurpercentage

Het kleurpercentage is gevoeliger voor veranderingen in belichting, omdat helderheid en schaduwen de detectie in de HSV-maskers kunnen beïnvloeden. Wanneer de belichting te fel of ongelijkmatig is, worden kleine kleurvlekken soms onterecht herkenen.



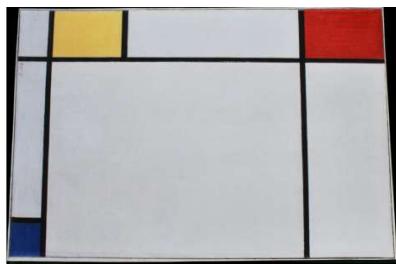
Figuur 8: Blue Mask Mondriaan 4

In figuur 8(Mondriaan 4) is te zien dat de blauwe kleur in werkelijkheid niet aanwezig is, maar door reflectie en belichting toch deels in het blauwmasker verschijnt. Daarom worden alle foto's in dit project onder gelijke lichtomstandigheden genomen.

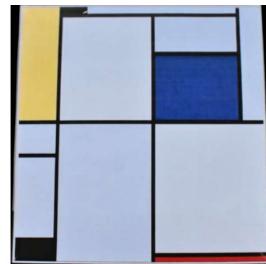
De kleur als feature is ook niet robuust omdat het afhankelijk is van belichting. Verschillende lichtomstandigheden kunnen de waargenomen kleur in een afbeelding beïnvloeden, wat betekent dat kleur metingen kunnen variëren afhankelijk van het type verlichting. Om de robuustheid van kleur te verbeteren, wordt gebruikt gemaakt van kleurnormalisatie of kleurgradaties (zoals hue in de HSV-kleurmodus), die niet gevoelig zijn voor veranderingen in belichting.

Aspect ratio

De *aspect ratio* is een robuuste feature, omdat deze niet wordt beïnvloed door belichting of kleine verschuivingen. Tijdens de preprocessing wordt elke afbeelding gecorrigeerd, zodat het schilderij altijd recht en correct gecropt wordt weergegeven.



Figuur 10: Aspect ratio Mondriaan 1



Figuur 9: Aspect ratio Mondriaan 3

In figuur 9 en 10 is te zien dat Mondriaan 1 een meer rechthoekige verhouding heeft dan Mondriaan 3, die juist bijna vierkant oogt. Hierdoor blijkt de aspect ratio effectief onderscheid te kunnen maken tussen verschillende composities.

3.3.2 Feature vergelijking

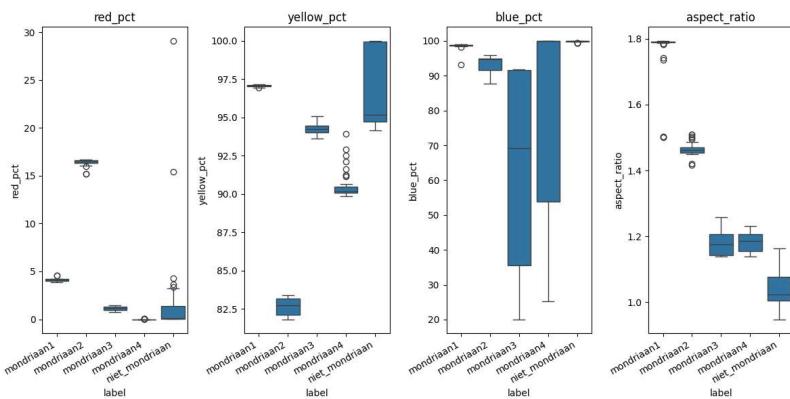
In dit onderdeel worden de resultaten van de berekende features met elkaar vergeleken om te beoordelen hoe goed ze de schilderijen van elkaar onderscheiden.

Door middel van boxplots, scatterplots en hue-histogrammen wordt de spreiding, samenhang en verdeling van de features geanalyseerd.

Boxplots – Spreiding van kleurpercentages en aspect ratio

Om de spreiding van de waarden per feature te analyseren, zijn boxplots gemaakt. Deze grafieken laten zien hoe groot de variatie tussen de schilderijen is en of er overlap bestaat tussen schilderijen.

In figuur 11 zijn de verschillen tussen de schilderijen te zien voor deze vier features: red_pct, yellow_pct, blue_pct en aspect_ratio.



Figuur 11: Boxplot spreiding van kleurpercentages en aspect ratio

Hieruit zijn de volgende observaties te doen:

- **red_pct:**

Mondriaan 2 bevat duidelijk het grootste aandeel rood (~15%), terwijl Mondriaan 1 en 3 veel kleinere percentages rood hebben en Mondriaan 4 vrijwel geen rood. Het niet-Mondriaan-

schilderij heeft een mediane waarde van 0%, maar enkele hoge outliers tot bijna 30%, wat wijst op rode tinten die waarschijnlijk door belichting of achtergrondruis zijn ontstaan.

- **yellow_pct:**

De verdeling van geel laat een duidelijke rangorde zien: Mondriaan 1 (~97%) > Mondriaan 2 (~95%) > Mondriaan 3 (~90%) > Mondriaan 4 (~82%). Het niet-Mondriaan-schilderij ligt eveneens hoog (tot 100%) en overlapt met Mondriaan 1 en 2, wat betekent dat geel op zichzelf niet altijd betrouwbaar onderscheidend kenmerk is.

- **blue_pct:**

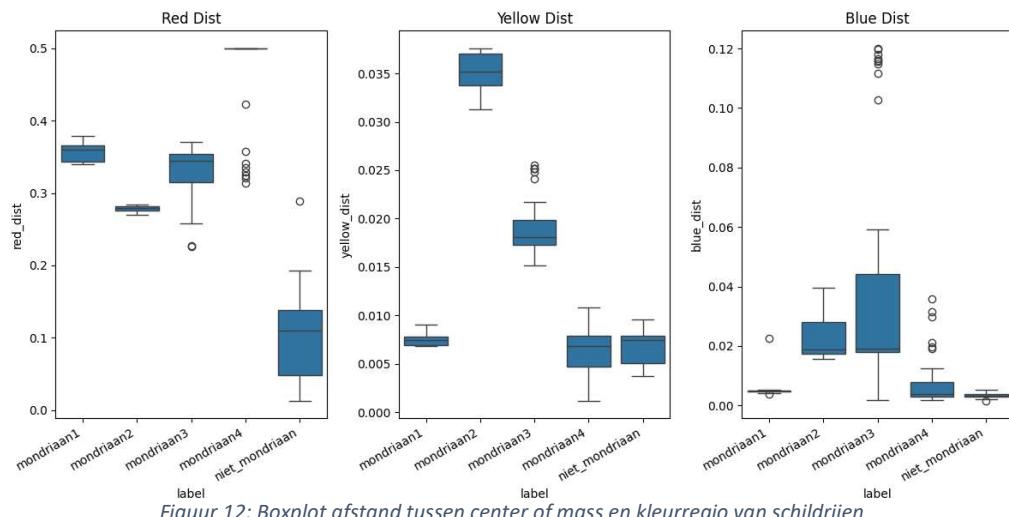
Zowel Mondriaan 1 als het niet-Mondriaan-schilderij bevatten een groot aandeel blauw (bijna 100%), waardoor overlap ontstaat. Mondriaan 3 en 4 tonen een veel grotere spreiding (tussen 20% en 100%), wat aantoont dat blauw gevoeliger is voor verschillen in belichting en contrast.

- **aspect_ratio:**

De aspect ratio laat een duidelijke scheiding zien tussen de schilderijen. Mondriaan 1 heeft de hoogste waarde (~1.78) — wat overeenkomt met een liggend formaat — terwijl Mondriaan 4 en het niet-Mondriaan-schilderij juist lagere waarden (~1.0) hebben, wat overeenkomt met een meer vierkante compositie. Deze feature blijkt daardoor het meest onderscheidend tussen de schilderijen.

De resultaten tonen aan dat het *kleurpercentage* op zichzelf niet altijd betrouwbaar is, door overlap en gevoeligheid voor belichting. Tenzij de foto's onder identieke omstandigheden worden gemaakt. De aspect ratio onderscheidt de schilderijen daarentegen goed en blijkt de meest robuuste feature. In combinatie vormen deze kenmerken een sterke basis voor de classificatie.

In figuur 12 zijn de afstanden te zien tussen het zwaartepunt (*Center of Mass*, CoM) van elke primaire kleurregio en het middelpunt van het schilderij. Deze features geven inzicht in hoe de kleuren ruimtelijk zijn verdeeld over het vlak en of de compositie symmetrisch of asymmetrisch is opgebouwd.



Figuur 12: Boxplot afstand tussen center of mass en kleurregio van schilderijen

Hieruit zijn de volgende observaties te doen:

- **red_dist:**

Mondriaan 1, 2 en 3 tonen relatief vergelijkbare afstanden tussen het rode zwaartepunt en het midden van het schilderij (tussen 0.25 en 0.38). Mondriaan 4 wijkt echter sterk af met

een hogere spreiding en enkele outliers, wat duidt op variatie in de plaatsing van het rode vlak. Het niet-Mondriaan-schilderij toont veel lagere waarden, wat aangeeft dat de rode kleur zich dichter bij het midden bevindt.

- **yellow_dist:**

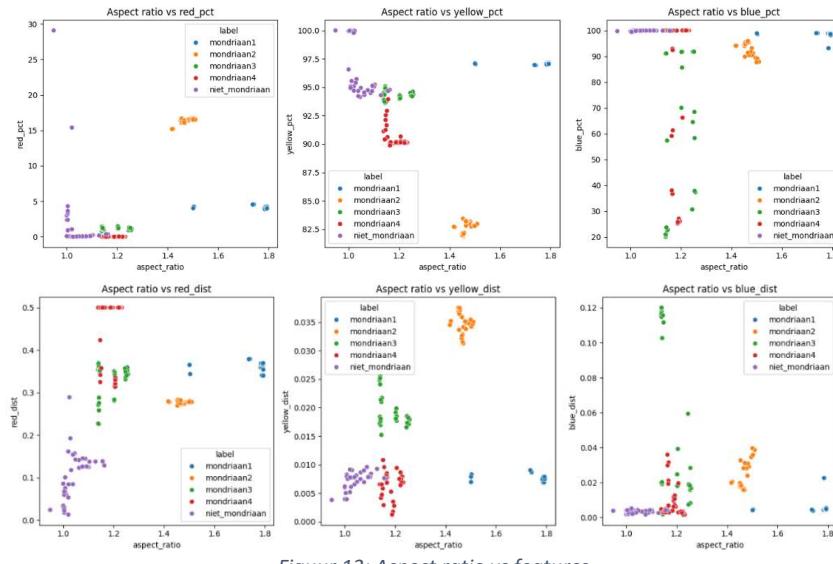
Mondriaan 2 heeft duidelijk de grootste afstand van het gele zwaartepunt tot het midden (~0.035), terwijl Mondriaan 1 en 4 veel lagere waarden tonen (~0.006). Dit betekent dat het gele vlak bij Mondriaan 2 verder van het midden ligt dan bij de andere schilderijen. Het niet-Mondriaan-schilderij vertoont een verdeling vergelijkbaar met Mondriaan 4, waardoor lichte overlap zichtbaar is.

- **blue_dist:**

De spreiding van de blauwe CoM-afstanden is het grootst bij Mondriaan 3, wat wijst op variatie in de positie van de blauwe vlakken tussen opnames. Mondriaan 1, 4 en het niet-Mondriaan-schilderij vertonen lagere waarden met minder variatie. Enkele outliers bij Mondriaan 2 zijn waarschijnlijk veroorzaakt door reflecties of kleine hoekafwijkingen tijdens de opname.

De resultaten tonen aan dat de CoM-afstanden minder gevoelig zijn voor rotatie, maar wel beïnvloed kunnen worden door kleine perspectief- en belichtingsverschillen. Mondriaan 1–3 vertonen een herkenbaar en stabiel patroon, terwijl Mondriaan 4 en het niet-Mondriaan-schilderij afwijken in hun verdeling. Hierdoor blijken de CoM-afstanden robuuste features.

In figuur 13 zijn scatterplots weergegeven die de relatie tonen tussen de *aspect ratio* en de andere features. De eerste drie grafieken vergelijken de *aspect ratio* met de kleurpercentages (*red_pct*, *yellow_pct* en *blue_pct*). De tweede reeks vergelijkt de *aspect ratio* met de afstanden tussen het zwaartepunt (Center of Mass, CoM) van de primaire kleuren en het midden van het schilderij (*red_dist*, *yellow_dist* en *blue_dist*).



Figuur 13: Aspect ratio vs features

Hieruit zijn de volgende observaties te doen:

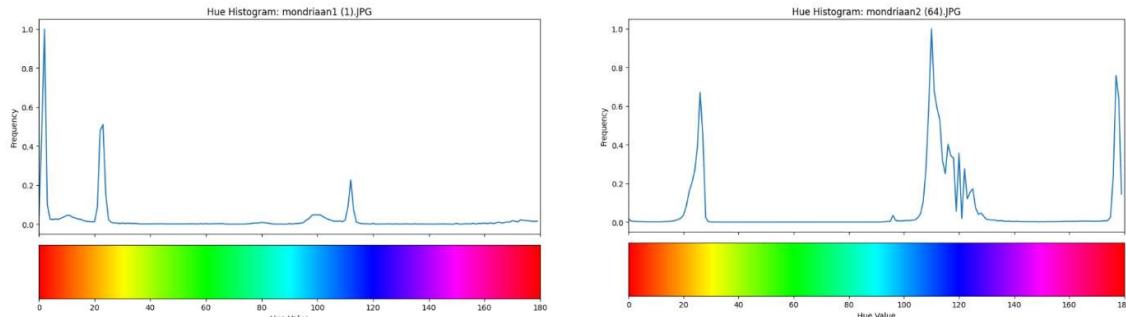
- Aspect ratio vs. *red_pct*: Mondriaan 2 heeft een relatief hoog roodpercentage en bevindt zich rond een aspect ratio van 1.4. Mondriaan 1 bevat ook wat rood, maar in kleinere mate, terwijl Mondriaan 4 bijna geen rood bevat. De punten van het niet-Mondriaan-schilderij

liggen lager op de y-as en vertonen meer spreiding, wat duidt op een inconsistente rode kleurdichtheid.

- Aspect ratio vs. yellow_pct: Alle Mondriaan-schilderijen liggen in een smalle band van aspect ratio's (1.0–1.5) met hoge geelwaarden, tussen 80% en 100%. Het niet-Mondriaan-schilderij overlapt deels met Mondriaan 1 en 2, wat aangeeft dat geel alleen geen onderscheidende feature is.
- Aspect ratio vs. blue_pct: De meeste Mondriaan-schilderijen tonen vergelijkbare blauwe waarden (rond 90–100%), terwijl Mondriaan 3 en 4 een lagere spreiding vertonen. Het niet-Mondriaan-schilderij heeft eveneens een hoog blauwpercentage, wat verklaart waarom hier enige overlap optreedt.
- Aspect ratio vs. CoM-afstanden: In deze scatterplots is te zien dat Mondriaan 1–3 relatief dicht bij elkaar liggen, terwijl Mondriaan 4 en het niet-Mondriaan-schilderij verder uit elkaar liggen. Vooral *yellow_dist* laat duidelijke scheiding zien tussen de schilderijen, terwijl *blue_dist* meer variatie vertoont. Dit suggerert dat de ruimtelijke verdeling van kleuren (via CoM-afstanden) een nuttige aanvulling vormt op de kleurpercentages.

De scatterplots tonen dat de combinatie van *aspect ratio* met kleurpercentages en CoM-afstanden helpt om subtiele verschillen tussen de schilderijen te onderscheiden. Hoewel er overlap blijft bestaan vooral bij de kleuren blauw en geel vormen deze gecombineerde features samen een bruikbaar en onderscheidend patroon voor classificatie.

Voor de controle van de kleurpercentages feature is per schilderij een hue-histogram gemaakt met de functie `create_hue_histogram` (zie *Code Appendices* voor de implementatie). Deze functie zet het schilderij om naar de HSV-kleurruimte, neemt het Hue-kanaal (de tint, waarden van 0 – 180) en telt hoe vaak elke tint voorkomt. De grafiek x laat op de x-as de hue-waarden zien en op de y-as frequentie van pixels per hue.



Figuur 14: Hue Histogram mondriaan 1 en 2

In de resultaten van figuur 14 is duidelijke pieken zichtbaar bij de primaire kleuren die we kennen van de bekende Mondriaan schilderijen. Deze kleuren corresponderen met de HSV-waarden:

- **Rood:** [0, 110, 70] – [165-18*, 255, 255]
- **Geel:** [18, 70, 90] – [42, 255, 255]
- **Blauw:** [105, 100, 60] – [135, 255, 255]

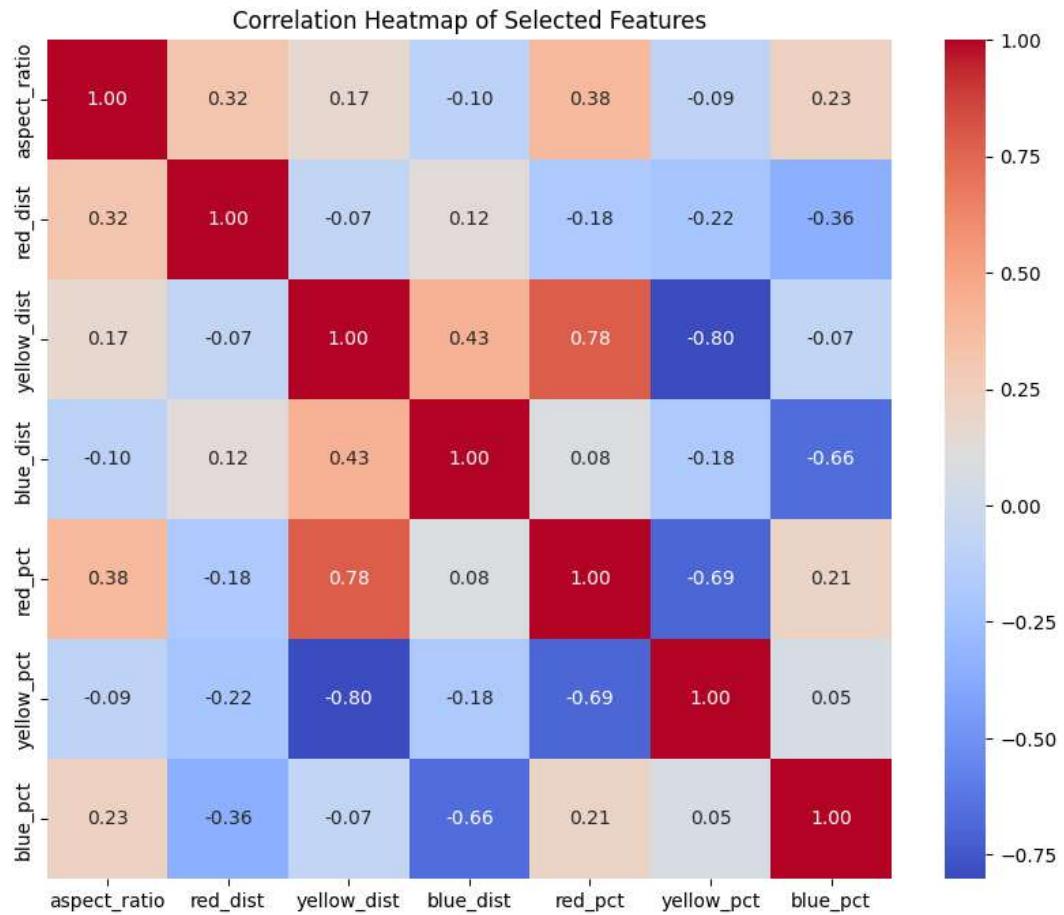
*Hue waarde van rood loopt door van 165 tot 18.

De hue-histogrammen bevestigen dat de kleursegmentatie effectief werkt en de primaire kleuren goed worden herkend. De aanwezigheid of afwezigheid van pieken komt overeen met de visuele observaties van de schilderijen. Mondriaan-werken vertonen sterke, smalle kleurpieken.

3.3.3 Correlatie tussen features

In afbeelding 15 is de correlatie-heatmap te zien van de geselecteerde features: aspect_ratio, red_dist, yellow_dist, blue_dist, en de kleurpercentages (red_pct, yellow_pct, blue_pct). De kleuren in de heatmap geven de sterkte van de lineaire samenhang tussen twee variabelen aan, waarbij:

- Waarden dicht bij +1 een sterke positieve correlatie tonen,
- Waarden dicht bij -1 een sterke negatieve correlatie tonen,
- Waarden rond 0 duiden op onafhankelijkheid tussen features,



Figuur 15:Correlatie tussen features

De meeste correlaties liggen dicht bij nul, wat betekent dat de meeste features onafhankelijk van elkaar zijn. Dit is gunstig, omdat het aantoont dat elke feature unieke informatie toevoegt over de schilderijen. Er is een sterke positieve correlatie (0.78) tussen yellow_dist en red_pct. Dit suggerert dat schilderijen met een grotere afstand van het gele zwaartepunt vaak ook een hoger percentage rood bevatten.

De negatieve correlatie van -0.66 tussen blue_dist en blue_pct betekent dat wanneer het blauwe vlak dichter bij het midden van het schilderij ligt, het percentage blauw in de compositie juist kleiner is. Dit

duidt erop dat blauwe vlakken bij Mondriaan vaak kleiner maar strategisch geplaatst zijn. Het aspect_ratio vertoont lage correlatie met alle andere variabelen, wat bevestigt dat dit kenmerk een onafhankelijke geometrische eigenschap is en dus waardevol blijft binnen het model.

3.3.4 Conclusie

Om de kwaliteit van de berekende features te beoordelen, zijn de resultaten (zie resultaten in de bijlage C) getoetst aan vier criteria: informatief, discriminerend, uitlegbaar en gevoelig voor outliers.

De drie gekozen features – kleurpercentage, afstand van CoM van het schilderij en CoM van elk kleur regio en de aspect ratio – blijken informatief omdat ze direct de belangrijkste feature van Piet Mondriaan weergeven: het gebruik van primaire kleuren, een asymmetrische compositie en rechthoekige vormen.

De features zijn discriminerend: zowel in de scatterplots als in de boxplots is duidelijk zichtbaar dat de niet-Mondriaan-afbeelding zich ver buiten het cluster van de Mondriaan-schilderijen bevindt. Dit betekent dat de gekozen features effectief onderscheid maken tussen de twee scheldrijen. Daarnaast zijn de Mondriaan-schilderijen onderling ook onderscheidend: hoewel ze allemaal gebruik maken van primaire kleuren, vertonen ze verschillen in kleurverhoudingen en plaatsing van de kleurvlekken (bijvoorbeeld rood en blauw) die ze van elkaar onderscheiden. Dit maakt het mogelijk om de Mondriaan-werken niet alleen van het niet-Mondriaan-schilderij te onderscheiden, maar ook van elkaar. De scatterplots en boxplots laten zien dat de Mondriaan-schilderijen goed gegroepeerd zijn op basis van deze verschillen in kleurverhouding en vorm (aspect ratio), wat het classificeren van Mondriaan-werken gemakkelijker maakt. Daarnaast zijn de features uitlegbaar, omdat ze visueel controleerbaar zijn. De hue-histogrammen tonen de kleurpieken, de CoM-visualisaties laten de kleurverdeling zien en de aspect ratio is intuïtief te begrijpen. Er zijn enkele outliers gevonden, voornamelijk veroorzaakt door lichte reflecties of kleine hoekverschillen in de foto's. Deze hebben echter geen significante invloed op de algehele trends in de data.

Tot slot laat de correlatie-heatmap zien dat de features grotendeels onafhankelijk zijn. Hierdoor leveren ze elk unieke informatie, wat de betrouwbaarheid en robuustheid van de analyse vergroot.

3.4 Preprocessing pipeline

In de preprocessing pipeline maken we de ruwe foto's klaar voor analyse. We voeren een aantal stappen uit om de beelden vergelijkbaar te maken en storende dingen, zoals achtergrond, verschillende formaten of ruis, te verminderen. Zo zorgen we dat de data schoon en betrouwbaar is voordat we de features gaan berekenen.

3.4.1 Scaling

In deze stap worden alle afbeeldingen naar hetzelfde formaat gebracht, zodat ze goed met elkaar te vergelijken zijn. Dit gebeurt met de functie `resize_image()` zie figuur 16. In de code wordt elke foto automatisch gedraaid als deze in portretstand staat, en daarna verkleind naar een vaste resolutie van 1920×1080 .

```

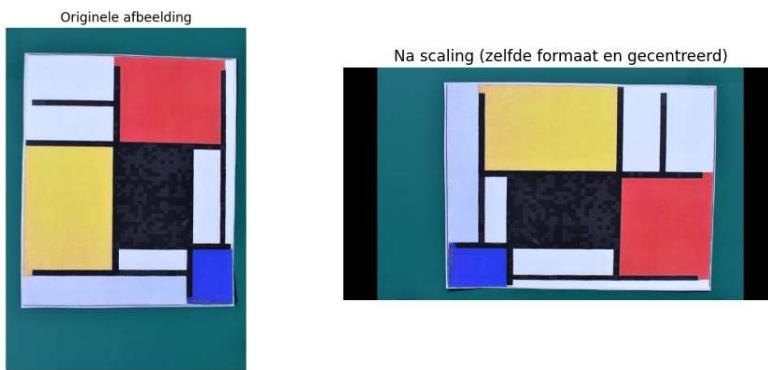
def resize_image(img, standard_width, standard_height):

    # check orientation and rotate if necessary
    h, w = img.shape[:2]
    if h > w: # portrait image
        img = cv.rotate(img, cv.ROTATE_90_CLOCKWISE)
        h, w = img.shape[:2]
    # calculate scale to fit within standard dimensions
    scale = min(standard_width / w, standard_height / h)
    # New dimensions after scaling
    new_w = int(w * scale)
    new_h = int(h * scale)
    # Resize with same aspect ratio
    resized = cv.resize(img, (new_w, new_h))
    # make canvas with standard dimensions (black instead of white)
    canvas = np.full((standard_height, standard_width, 3), (0, 0, 0), dtype=np.uint8)
    # Center the image on the canvas
    y_offset = (standard_height - new_h) // 2
    x_offset = (standard_width - new_w) // 2
    canvas[y_offset:y_offset + new_h, x_offset:x_offset + new_w] = resized

    return canvas

```

Figuur 16 resize_image functie



Figuur 17 Schaling mondriaan 2 (Originele en na schaling)

De afbeelding wordt gecentreerd op een zwart canvas zodat de verhoudingen hetzelfde blijven. We doen dit zodat verschillen in grootte of oriëntatie geen invloed hebben op de volgende stappen in de pipeline, zoals het maken van maskers of het berekenen van features.

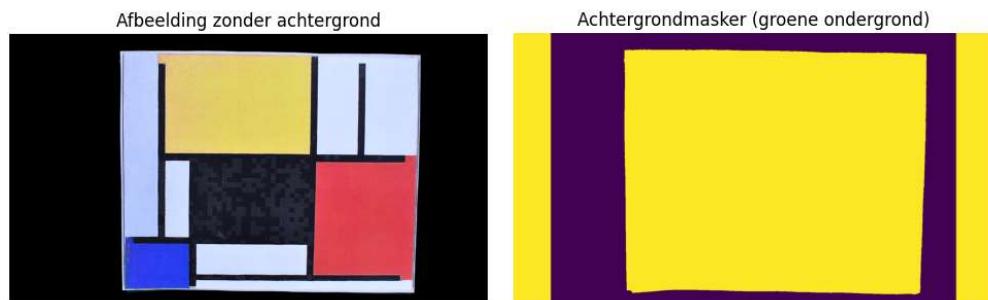
3.4.2 Background removal

In deze stap halen we de achtergrond van de afbeelding weg, zodat alleen het schilderij zelf overblijft. Dit doen we met de functie `mask_feature_color()`, die gebruikmaakt van een kleurfilter om de achtergrond te scheiden van het schilderij.

```
# Background removal
mask = mask_feature_color(scaled_img, [(67, 95)], 50, 50, True)
display_image(mask, title="Achtergrondmasker (groene ondergrond)")
masked_img = cv.bitwise_and(scaled_img, scaled_img, mask=mask)
display_image(masked_img, title="Afbeelding zonder achtergrond")
```

Figuur 18: Functie background removal

De achtergrond wordt herkend op basis van de groene tinten (HSV-waarden tussen 67 en 95), omdat alle schilderijen op een groene ondergrond zijn gefotografeerd. Pixels binnen dat kleurgebied worden verwijderd met een masker, waardoor alleen het schilderij zichtbaar blijft.



Figuur 19: Mondriaan2 (achtergrond masker en zonder achtergrond)

Door de achtergrond te verwijderen zoals in figuur 19, voorkomen we dat deze invloed heeft op de kleursegmentatie en de berekende features.

3.4.3 ROI (Region of Interest)

Na het verwijderen van de achtergrond selecteren we alleen het deel van de afbeelding waarin het schilderij zich bevindt zie figuur x. Dit doen we om te voorkomen dat lege of irrelevante delen van de foto worden meegenomen in de analyse.



Figuur 20: Mondriaan 2 (uitsnede van ROI (allen schilderij))

De functie getLargestContour()(zie *Code Appendices* voor de implementatie). bepaalt de grootste contour in de afbeelding en gebruikt die om het schilderij uit te snijden.

```
# ROI extractie
gray = cv.cvtColor(masked_img, cv.COLOR_RGB2GRAY)
contour = getLargestContour(gray)
left, right, top, bottom = getContourExtremes(contour)
x_min, x_max = left[0], right[0]
y_min, y_max = top[1], bottom[1]
roi_img = masked_img[y_min:y_max, x_min:x_max]
display_image(roi_img, title="Uitsnede van ROI (alleen schilderij)")
```

Figuur 21: Functie ROI extractie

Zo houden we alleen het relevante gedeelte over dat nodig is voor de volgende stappen, zoals warping en kleursegmentatie.

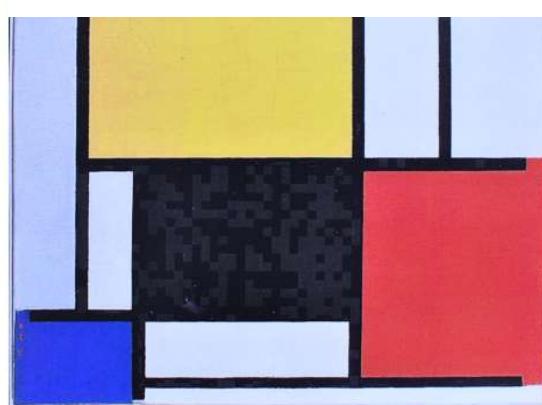
3.4.4 Warping

In deze stap wordt het schilderij rechtgetrokken met een perspectiefcorrectie. Dit is nodig omdat de foto's soms onder een hoek zijn genomen, waardoor de vorm van het schilderij vervormd lijkt.

De functie warp_image()(zie *Code Appendices* voor de implementatie). berekent de hoeken van het schilderij en past een homografie toe om het beeld te corrigeren.

```
# Warping
warped_img = warp_image(roi_img)
display_image(warped_img, title="Na perspectiefcorrectie (rechte weergave)")
```

Figuur 22: Functie Warping



Figuur 23: Na perspectiefcorrectie (Mondriaan 2)

Hierdoor lijkt het schilderij weer recht van voren gefotografeerd te zijn. Dit zorgt ervoor dat de aspect ratio en de positie van de kleurvlakken kloppen, wat belangrijk is voor een betrouwbare featureberekening.

3.4.5 Color segmentatie

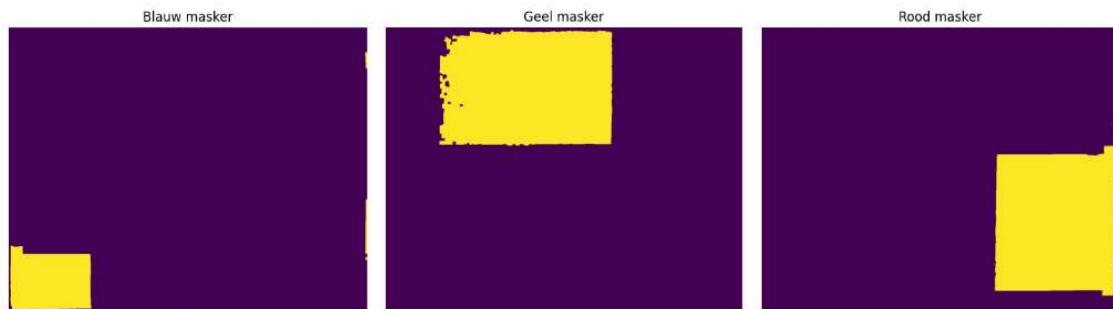
In deze stap worden de verschillende kleuren in het schilderij herkend en van elkaar gescheiden. Dit doen we om de primaire kleuren (rood, geel en blauw) apart te kunnen analyseren, omdat deze kleuren kenmerkend zijn voor de stijl van Mondriaan.

De functie `mask_feature_color()`(zie *Code Appendices* voor de implementatie). maakt voor elke kleur een apart kleurmasket op basis van de HSV-waarden. Zo wordt bijvoorbeeld rood gedetecteerd binnen een specifiek hue-bereik, en hetzelfde geldt voor geel en blauw.

```
# Color segmentation
mask_upper = mask_feature_color(warped_img, [(0, 11)], 100, 100)
mask_lower = mask_feature_color(warped_img, [(169, 180)], 100, 100)
red_mask = cv.bitwise_or(mask_upper, mask_lower)
yellow_mask = mask_feature_color(warped_img, [(22, 38)], 100, 100)
blue_mask = mask_feature_color(warped img, [(90, 130)], 100, 100)
```

Figuur 24: Functie Color segmentation

Door de kleuren te segmenteren, kunnen we later features berekenen zoals het percentage per kleur en de afstand van de kleurregio's tot het midden van het schilderij.



Figuur 25: Blauw, geel en rood masker (Mondriaan 2)

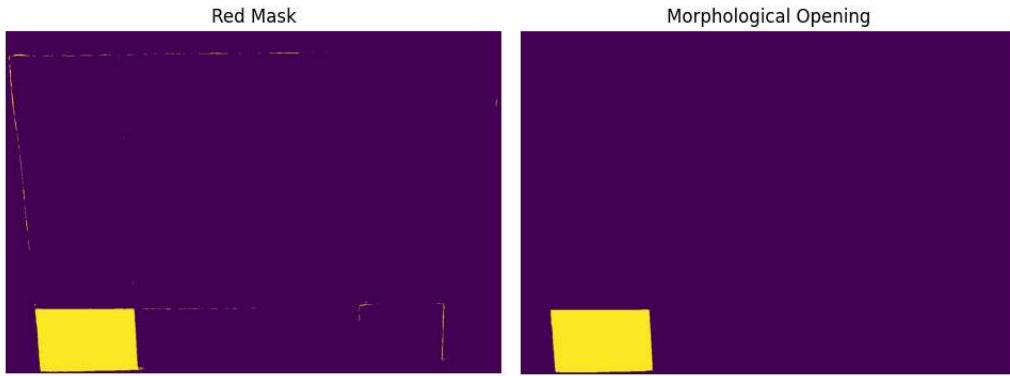
3.4.6 Morphological operations

Na de kleursegmentatie voeren we morfologische bewerkingen uit om de maskers schoner te maken. Kleine stukjes ruis of gaten in de kleurvlakken worden hiermee verwijderd.

In de code wordt dit gedaan tijdens de color segmentatie. In de functie `mask_feature_color()` worden na het maken van de maskers door gebruik van deze morfologische operaties de beelden opgeschoond.

```
# clean up mask with morphological operations
kernel = cv.getStructuringElement(cv.MORPH_RECT, (7,7))
mask = cv.morphologyEx(mask, cv.MORPH_CLOSE, kernel, iterations=1)
mask = cv.morphologyEx(mask, cv.MORPH_OPEN, kernel, iterations=1)
```

Figuur 26: Morfologische operaties



Figuur 27 rood masker origineel links en gefilterde functie rechts

Zie hierboven de verschillen waarin links het originele masker is en rechts het masker na een morfologische opening.

We houden deze stap in de pipeline omdat het de maskers stabieler maakt en kleine fouten bij de kleurdetectie vermindert, wat de betrouwbaarheid van de berekende features vergroot.

3.4.7 Testen

Om de werking en robuustheid van de preprocessing-pipeline te controleren, is een test uitgevoerd met een geaugmenteerde versie van Mondriaan 1. Deze afbeelding is kunstmatig onder een andere hoek geplaatst om te simuleren dat de foto scheef is genomen. Met deze test wordt onderzocht of de pipeline het schilderij nog steeds correct kan verwerken, ongeacht de opnamehoek of kleine perspectiefvervorming.



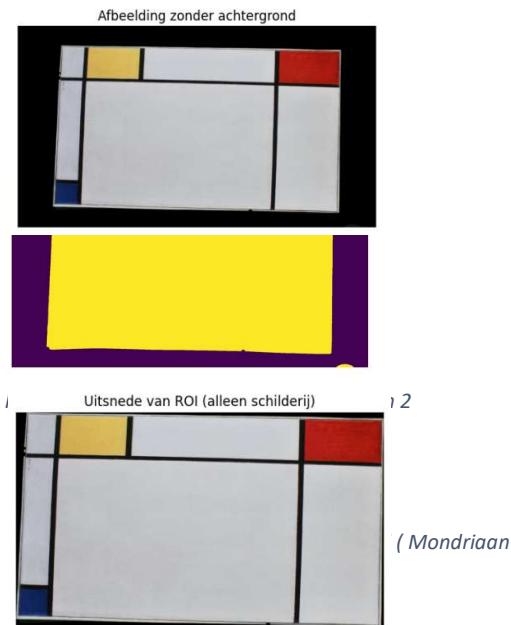
Figuur 30: Na schaling Mondriaan 2

De originele foto laat een duidelijk zichtbaar schilderij zien op een groene ondergrond. Deze dient als uitgangspunt voor de pipeline-test.

Figuur 28: Resultaat Morfológische operatie (Mondriaan 2)

In deze stap is de afbeelding geschaald naar 1920×1080 pixels en zo nodig automatisch geroteerd om in liggend formaat te passen. Dit zorgt ervoor dat alle beelden vergelijkbaar zijn in grootte en oriëntatie.

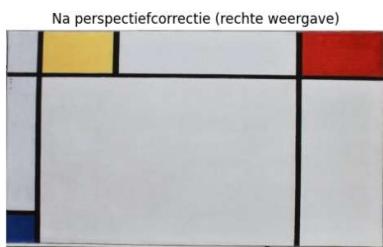
De pipeline maakt gebruik van een kleurfilter in de HSV-kleurruimte om de groene achtergrond te detecteren. De resulterende binaire maskers tonen de contour van het schilderij en onderscheiden deze van de ondergrond.



Figuur 33: Uitsnede van ROI (Mondriaan 2)

Door het masker toe te passen, wordt de achtergrond volledig verwijderd. Alleen het schilderij blijft zichtbaar, waardoor externe elementen geen invloed meer hebben op de latere feature-berekening.

De pipeline bepaalt automatisch de grootste contour en snijdt op basis daarvan het schilderij uit. Er wordt een kleine marge behouden zodat het volledige schilderij zichtbaar blijft en geen randen worden afgesneden.



Figuur 34: Na perspectief correctie (Mondriaan 2)

Met behulp van een warping wordt het schilderij rechtgetrokken. De lijnen van de compositie lopen hierdoor weer horizontaal en verticaal, zodat de aspect ratio correct kan worden berekend.

Tot slot worden morfologische bewerkingen toegepast om kleine oneffenheden en ruis te verwijderen. De functies *erode*, *dilate*, *open* en *close* zorgen voor strakkere kleurvlakken en schonere maskers, waardoor de segmentatie stabieler wordt.

De test toont aan dat de preprocessing-pipeline ook goed functioneert bij gegaugmenteerde beelden die onder een andere hoek zijn genomen. Het schilderij blijft volledig zichtbaar, de achtergrond wordt correct verwijderd en de perspectiefcorrectie herstelt het originele vlakke aanzicht. Hiermee is bevestigd dat de pipeline robuust is bij variaties in perspectief en hoek.

4 FEEDBACK FROM ANOTHER TEAM ON YOUR PRELIMINARY REPORT

- **Uitstekende documentatie van jullie testopstelling** - De foto's in Bijlage A zijn fantastisch! Het geeft precies weer hoe jullie gewerkt hebben. Dit maakt jullie onderzoek reproduceerbaar.
- **Creatieve feature keuze**. "center of mass" van elke primaire kleur lijkt een aardig idee (maar dat kwam van mij dacht ik 😊)
- **Goede hoeveelheid data** 100 per schilderij afbeeldingen is een solide dataset
- **Heatmap analyse** - Jullie hebben goed nagedacht over correlatie tussen features. Dit is een belangrijke stap die veel studenten overslaan.
- **Bewustzijn van problemen** - Jullie herkennen zelf al dat perspectief een uitdaging is ("gebrek aan warping"). Deze zelfreflectie is waardevol!

Verbeterpunten

1. Problem statement

A) Maak eisen specifieker

Sommige eisen zijn nu nog wat vaag. Voorbeelden:

F1: "Herkend 3 Mondriaan objecten"

- *Probleem*: Welke 3 schilderijen precies?
- *Verbeter naar*: "Het systeem herkent de volgende schilderijen: [geef ze namen, bijv. 'Composition with Red, Yellow and Blue' of gewoon 'Mondriaan 1', 'Mondriaan 2', 'Mondriaan 3']"

F2: "Werkt onder 1 vaste verlichtingsopstelling"

- *Probleem*: Dit is misschien té streng. Wat als het licht iets verandert?
- *Suggestie*: "Werkt bij daglicht vergelijkbaar met de trainingsomstandigheden (overdag, binnen, zonder direct zonlicht)"

F4: "Maximaal 50 centimeter kijk afstand"

- *Probleem*: Is dit het maximum? Wat is het minimum?
- *Verbeter naar*: "Werkt op een afstand tussen 30 en 50 centimeter"

B) Technische eisen verduidelijken

T6 is eigenlijk geen eis!

"Classificeert aan de hand van aantal kleuren, aantal vierkanten en percentage gekleurde tov niet gekleurde vierkanten"

Dit beschrijft jullie *methode*, niet een eis. Eisen gaan over *wat* het systeem moet doen, niet *hoe*.

- *Verplaats dit naar hoofdstuk 3* (Data acquisition) bij jullie feature selectie
- *Vervang door*: "T6: Features moeten uitlegbaar en visueel verifieerbaar zijn"

T8 heeft een vraagteken

"Het systeem moet een machine-learning model toepassen, instantbased of modelbased? * (vermoedelijk modelbased)"

- *Probleem:* Eisen mogen geen vraagtekens hebben!
- *Oplossing:* Maak een keuze en leg uit waarom. Bijvoorbeeld: "T8: Het systeem gebruikt een model-based aanpak (zoals SVM of Random Forest) voor schnellere inferentie"

2. Data Acquisition and Exploration

Wat gaat goed:

- Geweldige foto's van jullie opstelling (Bijlage A)!
- 500 afbeeldingen is een goede dataset
- Creatieve features: center of mass is echt slim bedacht
- Jullie gebruiken een heatmap om correlaties te checken - professioneel!

Wat kan beter:

A) Laat zien wat je hebt gemeten!

Dit is jullie grootste verbeterpunt: **Jullie beschrijven features, maar laten geen getallen zien.**

Maak bijvoorbeeld deze tabel:

Schilderij	Rood % (gem±std)	Geel %	Blauw %	Aspect Ratio
Mondriaan 1	12.3 ± 2.1	18.5 ± 3.2	8.7 ± 1.8	0.95 ± 0.05
Mondriaan 2	8.2 ± 1.9	22.1 ± 2.8	7.3 ± 1.5	0.98 ± 0.04
Mondriaan 3
Mondriaan 4
Niet-Mondriaan

Waarom is dit belangrijk?

- Het laat zien dat jullie features *echt* verschillen tussen schilderijen
- Het helpt voorspellen welke schilderijen moeilijk te onderscheiden zijn
- Het maakt jullie rapport veel sterker!

B) Maak alle visualisaties compleet

Scatterplots:

- Jullie tonen alleen Figuur 7 (aantal kleuren vs aspect ratio)
- **Maak ook:** Rood% vs Geel%, Geel% vs Blauw%, center of mass plots, etc.
- Zorg dat in elke plot duidelijk is welke punten bij welk schilderij horen (gebruik kleuren/symbolen)

Boxplots toevoegen:

Maak voor elke feature een boxplot zien, zoals ik in de les heb besproken. Dit laat meteen zien:

- Welke schilderijen makkelijk te onderscheiden zijn
- Waar overlap is (potentiële verwarring)
- Of er outliers zijn

C) Verduidelijk jullie features

1. Kleurpercentage

Exacte HSV-ranges! Bijvoorbeeld:

- Rood: HSV [0, 100, 100] tot [10, 255, 255]
- Geel: HSV [20, 100, 100] tot [30, 255, 255]
- Blauw: HSV [100, 100, 100] tot [130, 255, 255]

Belangrijke vraag: Hoe gaan jullie om met de zwarte lijnen? Figuur 8 laat zien dat rood óók in de lijnen wordt gedetecteerd. Moeten jullie eerst de zwarte lijnen eruit filteren?

2. Center of Mass Distance:

- Precieze formule. Bijvoorbeeld: afstand = $\sqrt{(x_{\text{kleur}} - x_{\text{midden}})^2 + (y_{\text{kleur}} - y_{\text{midden}})^2}$
- Wat gebeurt er als een kleur ontbreekt? Mondriaan 4 heeft geen rood/blauw - wat is dan de center of mass afstand?
- Jullie zeggen "drie beeldkenmerken" maar dit zijn eigenlijk 3 features (één per kleur)!

3. Aspect Ratio

Vraag: Als iemand een foto maakt onder 20 graden hoek (wat toegestaan is volgens F3), dan verandert de aspect ratio door perspectief. Hoe pakken jullie dit aan?

4. Train/test split:

- Jullie noemen het niet, maar dit is belangrijk!
- Voeg toe: "Van de 500 afbeeldingen gebruiken we 400 voor training (80%) en 100 voor testen (20%)"

3. Preprocessing Pipeline

- Duidelijke 6-stappen structuur
- Goede keuze voor HSV kleursegmentatie
- Jullie zijn je bewust van het perspectiefprobleem

A) CODE SNIPPETS ONTBREKEN!

B) Pipeline testen, bv. op moeilijke gevallen: bv. Foto onder 19 graden hoek (bijna de limiet)
- werkt achtergrondverwijdering nog? lets andere belichting

B) Verduidelijk Onduidelijke Stappen

Stap 3: ROI Extractie

- Jullie zeggen: "Door de verschillende kijkhoeken blijft er een stuk achtergrond over door het gebrek aan warping"
- Dit is een **probleem** dat jullie niet oplossen!
- **Optie 1:** Voeg perspective correction toe (homografie met cv2.findHomography)
- **Optie 2:** Bewijs dat jullie features robuust zijn ondanks dit (test het!)

Stap 5: Morfologische operaties

- Jullie zeggen zelf: "Deze hebben niet veel effect"
- **Vraag:** Waarom houden jullie deze stap dan?
- **Antwoord 1:** Laat zien dat het wel helpt (kwantificeer het effect)
- **Antwoord 2:** Verwijder de stap als hij niet nodig is

E) Missende Stappen

Resizing naar SVGA (800x600):

- T2 zegt dat dit moet, maar jullie noemen het niet in de pipeline!
- Voeg dit toe als stap (bij voorkeur vroeg in de pipeline)

Project title	Mondriaan
Group number	8

Chapter	Mark (scale 0 to 5)	Criteria (use other tabs to determine mark)	Your feedback (be sharp but constructive)
Problem statement	3	Problem statement is specific and measurable	Clear problem but lacks depth in practical evaluation criteria
	3	Functional requirements are applicable and prioritized	Good MoSCoW structure but requirements need more detail and some are ambiguous
Data acquisition and exploration	4	As 3 and showing lots of creativity in feature engineering and argumentation	Creative feature engineering with good rationale, data collection well-documented
	4	As 3 and including lots of creativity in feature data visualization	Good visualizations and quality assessment, but analysis could go deeper
Final mark	3.2	Preprocessing is incomplete, e.g. scaling or data cleaning is missing	Pipeline steps described but critically lacking code, alternatives, and validation

5 FEEDBACK TO ANOTHER TEAM ON THEIR PRELIMINARY REPORT

Their project title	PalmEye
Their group number	9

Chapter	Mark (scale 0 to 5)	Criteria (use other tabs to determine mark)	Your feedback (be sharp but constructive)
Problem statement	2	Problem definition is specific and measurable.	De probleemstelling mist momenteel specificiteit en duidelijkheid. Het is onduidelijk wat precies wordt bedoeld met het "herkennen van handgebaren" — gaat het om het classificeren (labelen) van specifieke gebaren, of om een bredere interpretatie? Daarnaast ontbreken belangrijke technische details, zoals de minimale vereisten voor de camera (bijvoorbeeld resolutie in megapixels) en de eventuele noodzaak van fysieke filters. Ook is niet gedefinieerd wie de beoogde gebruiker is en over wat voor apparatuur deze gemiddeld beschikt. Hoewel sommige van deze aspecten deels in de technische specificatie terugkomen, zorgt het ontbreken van deze informatie in de probleemstelling ervoor dat deze niet concreet, meetbaar of afgebakend genoeg is. Bovendien richt de huidige formulering zich meer op de oplossing dan op het probleem zelf, en ontbrekt de context of de uitdagingen waarin het probleem zich voordoet.
	4	Functional and technical requirements are listed and prioritized.	De toelichting is helder en duidelijk omschreven — mooi gedaan! Een kleine opmerking: Er worden al oplossingen genoemd in de specificaties. Beperk je alleen tot de grensbeschrijvingen. Daarnaast mis ik in F3.2 nog een specificatie van de verlichting. Begrippen als kantoorverlichting en woonkamerverlichting overdag zijn vrij breed. Misschien kun je hier iets meer detail geven, bijvoorbeeld door het tijdstip of de oriëntatie van het raam (zoals een raam op het zuiden) te vermelden. Dat zou een technische specificatie duidelijk kunnen maken.
Data acquisition and exploration	5	Data collected, features engineered and argued.	De featurers zijn grondig en goed onderbouwd. er zijn meerdere eigen features ontwikkeld (zoals ContourCrossings, BoundBoxRatio enz) en deze kritisch geëvalueerd met behulp van boxplots en een correlatie heatmap. Ze tonen inzicht in de bruikbaarheid en onafhankelijkheid van de features en ook motiveren waarom sommige worden uitgesloten. Desondanks het geconstateerde overlap tussen features in de scatter-plots of box-plots kan wel geconstateerd worden dat de features alsnog afvloede te onderscheiden zijn.
	5	Feature data is visualized and explored, quality is checked.	Alle features zijn goed gevisualiseerd, duidelijke voorbeelden worden als afbeeldingen getoont in het verslag. Kwaliteit wordt aangegetoond door de boxplots. Onderlinge relaties worden netjes beschreven door de heatmap en de scatterplots.
	3	Preprocessing pipeline discussed and implemented.	In de huidige preprocessing pipeline is geen rekening gehouden met de context waarin de data wordt verzameld — een kantooromgeving. Het aanwezige blauwe licht in deze setting kan invloed hebben op de hue-waarden die worden gebruikt tijdens de background removal-stap. Dit vormt een potentiële valkuil, omdat vaste drempelwaarden hierdoor onnauwkeurige segmentatie kunnen veroorzaken. Een mogelijke oplossing is om het bepalen van de achtergrond-hue dynamisch te maken, zodat het systeem zich aanpast aan de actuele lichtomstandigheden. Daarnaast zou het waardevol zijn te experimenteren met verschillende strategieën voor outlier removal: worden outliers bijvoorbeeld volledig verwijderd of vervangen door gemiddelde waarden? Gezien het relatief hoge aantal outliers kan dit leiden tot interessante en mogelijk robuustere resultaten. Het ontbreken hiervan zorgt ervoor dat alternatieve op de preprocessing pipeline uit blijven en eveneens ontbreken unittesten.

6 MODEL SELECTION, TRAINING AND VALIDATION

6.1 Keuze machine learning algoritme

Voor de Mondriaan detector moet er gebruik worden gemaakt van een machine learning algoritme. In dit hoofdstuk worden de mogelijke algoritmes besproken en wordt gemotiveerd welk algoritme het meest geschikt is voor de Mondriaan-detector.

Zoals beschreven in hoofdstuk 2.2, is gekozen voor een model-based, supervised machine learning-benadering. Voordat een specifiek algoritme wordt geselecteerd, wordt eerst bepaald met welk type probleem we te maken hebben:

- Regressie
- Classificatie

Een regressieprobleem betreft continue, lineair stijgende waarden, zoals temperaturen. Dit is in dit geval niet van toepassing, aangezien het doel is om categorieën te herkennen. Daarom valt de keuze op classificatie.

Vervolgens wordt gekeken naar de eigenschappen van de beschikbare data. Hierbij is de feature-analyse meegenomen. De belangrijkste kenmerken zijn:

- Aantal samples: ongeveer 1000 afbeeldingen, verdeeld over 5 klassen (ongeveer 250 afbeeldingen per klasse)
- Aantal features: 7 verschillende kenmerken
- Lineaire scheidbaarheid: op basis van de scatterplots uit de feature-analyse blijken de features niet lineair scheidbaar te zijn
- Ruis in de data: de afbeeldingen bevatten weinig ruis

Op basis van deze eigenschappen zijn twee potentieel geschikte algoritmes geselecteerd:

1. Support Vector Machine (SVM)

De SVM-classificatiemethode kan goed omgaan met een beperkt aantal samples (ongeveer 250 per klasse) en meerdere features. Daarnaast zijn er kernels beschikbaar die niet-lineaire scheidingen kunnen aanbrengen tussen features. Een nadeel van SVM is dat het model gevoelig kan zijn voor outliers, wat kan leiden tot overfitting.

2. K-Nearest Neighbors (KNN)

KNN kan eveneens omgaan met niet-lineair scheidbare features, omdat het algoritme de klasse bepaalt op basis van de dichtstbijzijnde trainingspunten. Het presteert goed bij meerdere features en een relatief kleine dataset. Een nadeel is echter dat bij een slecht scheidbare feature-selectie KNN verkeerde classificaties kan geven.

Aangezien de SVM met een RBF-kernel (Radial Basis Function) in staat is om een niet-lineaire, driedimensionale scheiding aan te brengen tussen features, wordt dit algoritme als het meest geschikte beschouwd voor dit project.

6.2 Data voorbereiding

Voor de beste resultaten wordt de volledige afbeeldingsset opgesplitst in drie verschillende groepen: een trainingsset, een validatieset en een testset.

Allereerst wordt de volledige dataset gecontroleerd op geschiktheid voor feature-extractie. Hierbij wordt nagegaan of alle afbeeldingen voldoende kwaliteit hebben, dat wil zeggen:

- Geen te donkere of overbelichte afbeeldingen;
- Alle schilderijen volledig in beeld (geen afgeknipte hoeken);
- Geen storende artefacten of achtergrondruis.

Vervolgens wordt de testset handmatig samengesteld. Per klasse worden tien afbeeldingen geselecteerd die worden gebruikt voor het testen van het model. Hierbij wordt specifiek gekozen voor afbeeldingen met duidelijke variaties, zoals verschillen in kijkhoek, rotatie en belichting. Daarnaast worden afbeeldingen van bekende en onbekende schilderijen van internet toegevoegd, om de detectie van niet-Mondriaan-schilderijen goed te kunnen beoordelen.

Om de robuustheid van het systeem verder te testen, worden achteraf ook nieuwe foto's gemaakt in een andere opstelling.

Na het samenstellen van de testset worden de features geëxtraheerd uit de overgebleven afbeeldingen, waarna de dataset wordt opgesplitst in een trainingsdeel en een validatiedeel.

```
# split the dataset in training and test set, 80% training, 20% test
# stratify=Y to maintain the same class distribution in both sets
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, Y, test_size=0.2, random_state=42, stratify=Y)
```

Figuur 35: Functie split dataset training en validatie

Van de volledige dataset wordt 80% gebruikt voor het trainen van het model en 20% voor validatie.

De parameter random_state is ingesteld op 42, zodat de resultaten bij herhalde uitvoeringen identiek blijven en de reproduceerbaarheid van het experiment wordt gewaarborgd.

Daarnaast is de parameter stratify = y toegepast. Hierdoor wordt de verdeling van de data uitgevoerd per klasse in plaats van over de gehele dataset. Met andere woorden: van elke klasse wordt 80% van de afbeeldingen gebruikt voor training en 20% voor validatie.

6.3 Het model bouwen en trainen

Nu de dataset gereed is en er gebruik wordt gemaakt van een Support Vector Machine (SVM)-algoritme, worden de hyperparameters (instelparameters) bepaald met behulp van een GridSearch.

De GridSearch is een functie uit de scikit-learn (sklearn) bibliotheek, die automatisch verschillende combinaties van parameterinstellingen test om de optimale configuratie te vinden.

Voor de GridSearch zijn de volgende parameters gedefinieerd:

- C waarde: deze waarde geeft aan hoe hard het algoritme probeert om de afbeelding juist te voorspellen, kan overfitting veroorzaken bij een te hoge waarde.

- Gamma: bepaalt hoeveel invloed een individuele trainingssample (met name een outlier) heeft op de beslissingsgrens. Een hoge gamma-waarde kan eveneens overfitting veroorzaken.
- Kernel: de gebruikte kerneltype. Hoewel de keuze voor de RBF-kernel al is gemaakt, wordt via GridSearch bevestigd dat dit de beste keuze is. Geteste kernels zijn RBF, lineair en polynomiaal (poly).
- Add_indicator: test met de waarden True of False. Wanneer deze parameter op True staat, voegt de SimpleImputer een extra feature toe die aangeeft waar een ontbrekende waarde is ingevuld.
- Strategie: bepaalt op welke manier de SimpleImputer ontbrekende waarden invult. Mogelijke strategieën zijn mean, median of most_frequent.

De GridSearch is ingesteld om te optimaliseren op precisie (precision).

De resultaten van de GridSearch zijn als volgt:

Beste parameters: {'imputer__add_indicator': True, 'imputer__strategy': 'mean', 'svc__C': 80, 'svc__gamma': 1, 'svc__kernel': 'rbf'}

Deze waardes worden gebruikt bij het maken van de pipeline:

```
clf = Pipeline([
    ('imputer', SimpleImputer(strategy="mean", add_indicator=True)),
    ('scaler', StandardScaler()),
    ('svc', SVC(kernel='rbf', gamma=1, C=80., probability=True, random_state=42))
])
```

Figuur 36: Functie Pipeline

Na het trainen van het model wordt de prestatie geëvalueerd met behulp van de validatieset. Op basis van deze evaluatie wordt een classificatierapport opgesteld, waarin de testresultaten worden weergegeven en inzicht wordt gegeven in de nauwkeurigheid en prestaties van het model.

	PRECISION	RECALL	F1-SCORE	SUPPORT
MONDRIAAN1	1.00	1.00	1.00	39
MONDRIAAN2	1.00	1.00	1.00	34
MONDRIAAN3	1.00	1.00	1.00	37
MONDRIAAN4	0.94	1.00	0.97	46
NIET_MONDRIAAN	1.00	0.93	0.97	45

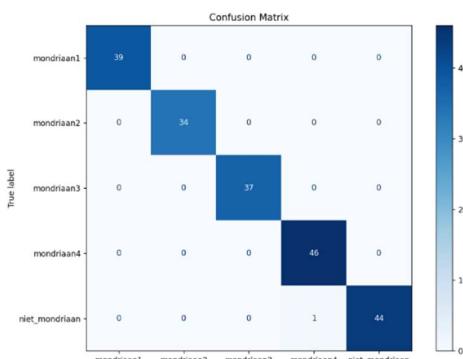
Tabel 3: Test resultaten- nauwkeurigheid en prestatie van het model

In dit project worden vooral de waarden precision, recall en F1-score als belangrijkste prestatie-indicatoren beschouwd.

- Precision geeft aan welk deel van de als positief geclasseerde voorbeelden daadwerkelijk tot die klasse behoort. Met andere woorden: het meet hoe betrouwbaar de positieve voorspellingen van het model zijn.

- Recall geeft aan welk deel van de werkelijke positieve voorbeelden correct is herkend door het model. Het meet dus hoe goed het model alle voorbeelden van een bepaalde klasse weet te vinden.
- F1-score vormt het harmonisch gemiddelde van precision en recall, en geeft daarmee een gebalanceerde maat voor de algehele prestaties van het model.

Uit de resultaten blijkt dat er een kleine fout optreedt bij de klassen Mondriaan4 en Niet-Mondriaan. Om te achterhalen waar deze fout zich precies voordoet, is een confusion matrix opgesteld. Deze matrix toont in één oogopslag welke voorspellingen onjuist zijn en bij welke klassen de verwarring optreedt.

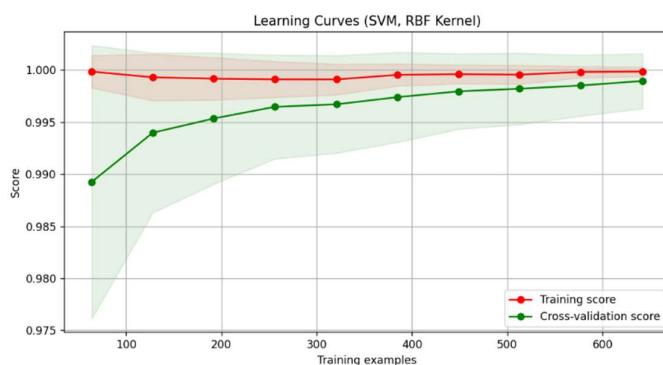


Figuur 37: Confusion matrix

Uit de confusion matrix blijkt dat er één foutieve classificatie heeft plaatsgevonden: een Niet-Mondriaan is herkend als Mondriaan4. Dit is de enige fout binnen de gehele trainingsset en wordt daarom als acceptabel beschouwd. Om de betrouwbaarheid van het model verder te beoordelen, is aanvullend een cross-validatie uitgevoerd. Bij cross-validatie wordt de dataset meerdere keren willekeurig gehusseld en opgedeeld in nieuwe trainings- en testsets. Het model wordt vervolgens voor elke combinatie opnieuw getraind en geëvalueerd. In dit geval is gekozen voor een 5-fold cross-validatie, waarbij vijf verschillende datasetcombinaties zijn getest. De evaluatie is uitgevoerd op basis van precisie.

Cross-validation scores: [1. 1. 1. 1. 1.]

Mean CV accuracy: 1.0000 (+/- 0.0000)



Figuur 38: Learning curves (SVM, RBF Kernel)

Deze resultaten tonen aan dat het model alle data correct heeft geclassificeerd in elke validatieronde, wat wijst op een zeer consistente en nauwkeurige werking. Tot slot is er een learning curve opgesteld om het verschil in prestaties tussen de trainingsset en de cross-validatie visueel weer te geven.

Uit de learning curve is duidelijk te zien dat de cross-validatiescore bij een toenemend aantal trainingssamples steeds dichter naar 1,0 convergeert, terwijl de trainingsscore al vrijwel 1,0 bedraagt. De kleine variatie tussen beide waarden duidt op een stabiel en goed generaliserend model.

Om te controleren of er sprake is van overfitting of underfitting, is het model verder getest op zowel de trainingsset als de testset. De resultaten zijn als volgt:

- Train accuracy: 1.000
- Test accuracy: 0.995

Deze resultaten tonen aan dat het model de trainingsdata volledig correct classificeert en slechts een minimale fout maakt bij de onbekende testdata. Dit wijst erop dat er geen sprake is van overfitting of underfitting, en dat het model goed in staat is om te generaliseren naar nieuwe data.

6.4 Zekerheidspercentage

Tijdens het trainen van het model is de parameter probability = True ingesteld, zodat bij elke voorspelling ook een zekerheidsscore (probability score) wordt meegegeven. Deze extra waarde geeft een indicatie van de betrouwbaarheid van de voorspelling. Voor elke klasse wordt een afzonderlijke waarschijnlijkheid berekend, waarna de hoogste waarde wordt geselecteerd en gekoppeld aan de uiteindelijke voorspelling.

6.5 Handmatige test

Voor de handmatige test worden de geselecteerde testset afbeeldingen in het model geladen om te beoordelen hoe robuust het model presteert onder verschillende omstandigheden.

Voor de testset zijn meerdere foto's kort voor het testen genomen met een Samsung Galaxy S22 Ultra (50 MP). Van elke klasse zijn tien afbeeldingen uit de trainingset genomen nog voor het trainen, aangevuld met drie afbeeldingen afkomstig van internet. Deze afbeeldingen zijn vervolgens door het model geanalyseerd en geclassificeerd.

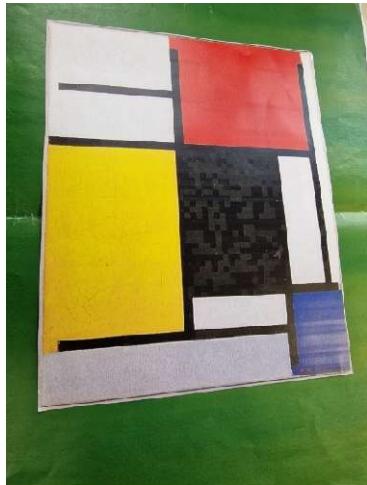
Deze volledige fotoset is terug te vinden in de directory `test_set` binnen de meegeleverde code van het project.

Zie hieronder de confusion matrix

TRUE	MONDRIAAN1	17	0	0	0	2
Mondriaan2	0	17	0	0	0	2
Mondriaan3	0	0	15	0	0	7
Mondriaan4	0	0	0	15	0	3
Niet_mondriaan	0	0	0	0	23	
		Mondriaan1	Mondriaan2	Mondriaan3	Mondriaan4	Niet_mondriaan
						prediction

Tabel 4: Confusion matrix

Uit de resultaten blijkt dat een groot aantal afbeeldingen als Niet-Mondriaan wordt geklassificeerd. Dit effect is voornamelijk te verklaren door de foto's die met de telefooncamera zijn genomen. Tijdens de analyse is opgevallen dat zonlicht in sommige gevallen heeft geleid tot belichtingsproblemen, waardoor de kleuren en contrasten in de afbeeldingen afwijken van de trainingsdata. Zie hieronder



Figuur 39: Belichtingsprobleem Mondriaan 2

	ASPECT_RATI O	RED_DIS T	YELLOW_DIS T	BLUE_DIS T	RED_PCT 16.73208	YELLOW_PC 19.342158	BLUE_PC 1.056602
AFBEELDIN	1.180905	0.26922	0.208886	0.329733			
G		8			6		
GEM UIT	1.31	0.32	0.27	0.42	41.3	21.2	19.8
DATASET							

Tabel 5: Resultaten

Uit de vergelijking blijkt duidelijk dat het rode en blauwe kleurpercentage in de foto's aanzienlijk lager is dan verwacht. Dit is hoogstwaarschijnlijk het gevolg van overbelichting. Om dit probleem in de toekomst te voorkomen, zou in een vervolgstep een belichtingscorrectie kunnen worden opgenomen in de preprocessing-pijplijn. Om deze hypothese te verifiëren, is een nieuwe testset samengesteld met foto's die alleen met een telefooncamera zijn genomen, waarbij tijdens het fotograferen zorgvuldig is gelet op een juiste belichting. Zie hieronder de confusion matrix van de tweede set:

TRUE	MONDRIAAN1	5	0	0	0	0
Mondriaan2	0	11	0	0	0	0
Mondriaan3	0	0	5	0	1	
Mondriaan4	0	0	0	6	0	
Niet_mondriaan	0	0	0	0	3	
		Mondriaan1	Mondriaan2	Mondriaan3	Mondriaan4	Niet_mondriaan
		prediction				

Tabel 6: Confusion matrix van de tweede set

Bij deze test is het aantal afbeeldingen dat als false negative is voorspeld, teruggezakt naar één afbeelding (niet_mondriaan). De rest van de afbeeldingen zijn correct voorspeld.

Uit beide testen zijn op te maken dat de features goed in staat zijn om de afbeeldingen uit elkaar te halen. Het is nog niet gebeurd dat een Mondriaan voor een andere Mondriaan wordt aangezien. Dit geeft aan dat we hele sterke features hebben gevonden.

6.6 Extra nacontrole

Het getrainde model is ontwikkeld op basis van een specifieke dataset, bestaande uit vier Mondriaanklassen en één Niet-Mondriaan-klasse. Er bestaan echter veel meer Niet-Mondriaan-schilderijen waarop het model niet direct is getraind, waardoor er een kans bestaat op foutieve classificaties.

Om dit te ondervangen, wordt bij elke voorspelling extra gekeken naar de zekerheidsscore:

- Zekerheidsscore < 60%: de afbeelding wordt direct geclassificeerd als Niet-Mondriaan;
- Zekerheidsscore tussen 60 en 80%: de voorspelling wordt als onzeker beschouwd en er wordt gevraagd om een nieuwe foto te maken;
- Zekerheidsscore > 80%: de voorspelling wordt geaccepteerd als betrouwbaar.

Naast deze zekerheidscontrole is er een extra nacontrole op kleurverdeling toegevoegd, genaamd color_coverage. Deze functie bepaalt welk deel van de afbeelding bedekt is met de primaire kleuren rood, blauw en geel.

De color_coverage wordt berekend door de waarden van de features red_pct, blue_pct en yellow_pct bij elkaar op te tellen. Aangezien iedere klasse in de dataset een karakteristieke color_coverage heeft, is voor elke klasse de minimale en maximale color_coverage bepaald.

Na elke voorspelling wordt de berekende color_coverage van de afbeelding vergeleken met de waarden die horen bij de voorspelde klasse. De color_coverage moet binnen dit bereik vallen om als correct te worden geclassificeerd. Omdat belichting invloed kan hebben op de gemeten kleurverdeling, zijn de grenzen van de toegestane color_coverage met $\pm 5\%$ verruimd.

Kort samengevat: wanneer een afbeelding bijvoorbeeld als Mondriaan2 wordt herkend, maar de color_coverage buiten het vastgestelde bereik Mondriaan2 valt, wordt de afbeelding alsnog als Niet-Mondriaan geclassificeerd.

7 DEPLOY AND TEST

7.1 Implementatie model

Voor de implementatie van het model is een softwaretoepassing ontwikkeld die alle eerder beschreven onderdelen van dit rapport samenbrengt. In dit PC-programma zijn de volgende functionaliteiten opgenomen:

- Het inladen van afbeeldingen via de webcam of vanuit een lokale map;
- Preprocessing van de afbeelding met behulp van de preprocessing pipeline (zie hoofdstuk 3.4);
- Feature-extractie op basis van de geselecteerde features (zie hoofdstuk 3.1);
- Het uitvoeren van een voorspelling door het getrainde model (zie hoofdstuk 6.3);
- Externe controle op Niet-Mondriaan-afbeeldingen (zie hoofdstuk 6.6);
- Weergave van de uiteindelijke voorspelling aan de gebruiker.

Dit voorspellende programma is gebaseerd op het programma dat gebruikt is voor het trainen van het model. Hierdoor konden dezelfde functies voor feature-extractie en de preprocessing pipeline worden hergebruikt, wat zorgt voor consistentie tussen training en uitvoering.

De toepassing beschikt over een grafische gebruikersinterface (GUI) waarmee de gebruiker kan kiezen om een afbeelding te laden via de webcam of handmatig een bestand uit het geheugen te selecteren. In dit laatste geval kan de gebruiker eenvoudig een afbeelding aanwijzen zonder een pad handmatig in te voeren.

Het uiteindelijke programma is terug te vinden in de meegeleverde code onder de bestandsnaam main.py.

7.2 Testplan

Dit project is ontwikkeld op basis van zowel functionele als niet-functionele specificaties. Om te verifiëren dat aan deze specificaties wordt voldaan, is een testplan opgesteld.

In dit hoofdstuk wordt het testplan beschreven. Hierbij worden alle specificaties afzonderlijk bekijken en geëvalueerd om te bepalen of er een test voor vereist is. Waar nodig worden bijbehorende testscenario's opgesteld om te controleren of aan de gestelde voorwaarden wordt voldaan.

7.2.1 Testplan functionele specificaties

#	SPECIFICATIE	TESTPLAN
F1	Het systeem moet de vier vooraf gedefinieerde schilderijen (Mondriaan 1, Mondriaan 2, Mondriaan 3 en Mondriaan 4) correct herkennen met een nauwkeurigheid van minimaal 80%.	F1 wordt getest door de alle test sets van H6 te nemen, samen te voegen en door de eindapplicatie te laten gaan. Aan het eind van de test moet minimaal 80% correct voorspeld zijn.
F2	Na succesvolle herkenning moet het systeem binnen 2 seconden de titel van het schilderij zichtbaar tonen op het scherm van de gebruiker.	Dit is te testen, hiervoor wordt een functie gemaakt die de tijd gaat bijhouden en kan uitprinten op het scherm.
F3	Wanneer een schilderij niet overeenkomt met een van de vier vooraf gedefinieerde Mondriaanschilderijen, moet het systeem binnen 2	Dit wordt op dezelfde manier getest als F2.

	seconden het schilderij classificeren als zijnde niet Mondriaan.	
F4	Het systeem functioneert betrouwbaar bij kantoorverlichting.	Moeten de foto's gemaakt zijn met kantoorlicht en moet minimaal 80% goed voorspeld worden
F5	Het systeem moet correcte herkenning uitvoeren bij kijkhoeken tot maximaal 20 graden ten opzichte van het schilderijoppervlak.	Voor een precisie test worden er 25 afbeeldingen door augmentatie onder een hoek van max 20% gebogen kunnen worden. Deze afbeeldingen moeten dan voor minimaal 80% correct voorspeld worden.
F6	Het systeem moet betrouwbare herkenning uitvoeren bij een afstand tussen 30 cm en 50 cm van het schilderij.	Om dit te testen worden er 20 foto's gemaakt worden op afstanden tussen 30 en 50 cm. Van deze foto's moet 80% correct voorspeld worden.

Tabel 7: Testplan functionele specificaties

7.2.2 Testplan non functionele specificaties

#	SPECIFICATIE	TESTPLAN
NF1	Het systeem moet een afbeelding kunnen inladen van JPEG-formaat (.jpg).	Uitleg code
NF2	Het systeem moet alle ingevoerde afbeeldingen automatisch schalen naar een resolutie van 1920×1080 pixels (Full HD) vóór verdere verwerking, om een consistente beeldkwaliteit en verwerkingssnelheid te garanderen.	Hier is een functie voor gemaakt. Om deze functie te testen worden er 5 afbeeldingen gemaakt in verschillende groottes, deze afbeeldingen moeten allemaal als 1920x1080 uit de functie komen. Dit wordt samen met F1 getest.
NF3	Het getrainde model moet bij validatie met een onafhankelijke testdataset een herkenningsnauwkeurigheid van minimaal 80% behalen voor de vier vooraf gedefinieerde schilderijen.	
NF4	De trainingsdataset moet bestaan uit minimaal 100 gelabelde afbeeldingen per schilderij, met variatie in licht, hoek en afstand om realistische omstandigheden te simuleren.	Geen test benodigd, uitleg vereist.
NF5	Het systeem moet een model-based, supervised machine-learning model toepassen voor de classificatie van schilderijen.	Geen test benodigd, uitleg vereist.
NF6	Het systeem moet bij elke voorspelling een zekerheidsscore genereren tussen 0 en 100%, die de betrouwbaarheid van de classificatie aangeeft.	Dit is een could. Geen test benodigd, uitleg vereist.
NF7	Wanneer de zekerheidsscore van een voorspelling lager is dan 60%, moet het systeem automatisch de gebruiker instrueren om één of meerdere extra beelden te maken voor een nieuwe analyse.	Dit is een could. Geen test benodigd, uitleg vereist.

Tabel 8: Test plan non functionele specificaties

7.3 Uitvoeren testplan

In dit hoofdstuk worden de resultaten gepresenteerd van het testplan dat is opgesteld in hoofdstuk 7.2. De resultaten worden per onderwerp behandeld. Om de testen te vlotten is er een programma gemaakt die in korte tijd veel afbeeldingen kan voorspellen. Dit programma is terug te vinden in de meegeleverde code onder de naam `test_algoritme.py`.

7.3.1 Precisie

Voor functionele specificatie 1 moet het systeem in staat zijn om de verschillende Mondriaanschilderijen te herkennen met een nauwkeurigheid van minimaal 80%.

Daarnaast geldt voor niet-functionele specificatie 3 dat een minimale nauwkeurigheid van 80% behaald moet worden bij het gebruik van een onafhankelijke dataset.

Voor deze test zijn de testsets uit hoofdstuk 6, die bestaan uit onafhankelijke afbeeldingen ten opzichte van de trainingsdataset, samengevoegd en getest met de testapplicatie.

#	SPECIFICATIE	UITSLAGEN TEST
F1	Het systeem moet de vier vooraf gedefinieerde schilderijen (Mondriaan 1, Mondriaan 2, Mondriaan 3 en Mondriaan 4) correct herkennen met een nauwkeurigheid van minimaal 80%.	Correcte voorspellingen: 114 Foute voorspellingen: 16 Nauwkeurigheid: 87.69%
NF3	Het getrainde model moet bij validatie met een onafhankelijke testdataset een herkenningsnauwkeurigheid van minimaal 80% behalen voor de vier vooraf gedefinieerde schilderijen.	

Tabel 9: Uitslagen testapplicatie

Zoals uit de resultaten blijkt, bedraagt de nauwkeurigheid 87,69%, wat boven de vereiste 80% ligt. Hieruit kan worden geconcludeerd dat de gestelde doelstellingen zijn behaald.

7.3.2 Timing

Voor functionele specificaties F2 en F3 moet de uitvoering van de software binnen een bepaald tijdsbereik plaatsvinden. Om dit te kunnen meten, is een hulpfunctie ontwikkeld die de uitvoeringsstijd registreert. Deze functie is opgenomen in het bestand `test_tools.py`, dat te vinden is in de meegeleverde code van het project.

#	SPECIFICATIE	UITSLAGEN TEST
F2	Na succesvolle herkenning moet het systeem binnen 2 seconden de titel van het schilderij zichtbaar tonen op het scherm van de gebruiker.	Na herkenning tot geprint in terminal = 1.33 ms Vanaf inladen tot geprint in terminal = 64.45 ms Vanaf webcam tot geprint in terminal = 127.22 ms Resultaten blijven hetzelfde bij mondriaan & niet mondriaan.
F3	Wanneer een schilderij niet overeenkomt met een van de vier vooraf gedefinieerde Mondriaan-schilderijen, moet het systeem binnen 2 seconden het schilderij classificeren als zijnde niet Mondriaan.	

Tabel 10: Uitslagen test timing

Aangezien de gemeten verwerkingstijd ruim binnen de gespecificeerde limiet valt, kan worden geconcludeerd dat dit doel is behaald.

7.3.3 Belichting

Voor functionele specificatie 4 moet het systeem in staat zijn om afbeeldingen die onder daglicht zijn genomen correct te verwerken. Voor deze test wordt testset 2 uit hoofdstuk 6 gebruikt. Van deze set moet minimaal 80% van de afbeeldingen correct worden geklassificeerd om aan de specificatie te voldoen.

#	SPECIFICATIE	UITSLAGEN TEST
F4	Het systeem functioneert betrouwbaar bij kantoorverlichting.	Correcte voorspellingen: 30, Foute voorspellingen: 1 Nauwkeurigheid: 96.77%

Tabel 11: Uitslagen test belichting

Zoals uit de resultaten blijkt, is bij de foto's die onder kantoorverlichting zijn genomen zelfs meer dan 95% correct geklassificeerd. Hiermee kan worden geconcludeerd dat het doel succesvol is behaald.

7.3.4 Kijkhoek

Voor functionele specificatie 5 moet het systeem in staat zijn om afbeeldingen die onder een kijkhoek van 20 graden zijn genomen correct te classificeren. Voor deze test zijn vijf afbeeldingen per klasse geselecteerd. Deze afbeeldingen zijn vervolgens met behulp van data-augmentatie onder een hoek van 20 graden geroteerd. De bijbehorende code is te vinden in het bestand augment_images_EVD3.py. Om aan de specificatie te voldoen, moet minimaal 80% van de afbeeldingen correct worden geklassificeerd.

#	SPECIFICATIE	UITSLAGEN TEST
F5	Het systeem moet correcte herkenning uitvoeren bij kijkhoeken tot maximaal 20 graden ten opzichte van het schilderijoppervlak.	Correcte voorspellingen: 23, Foute voorspellingen: 2 Nauwkeurigheid: 92.00%

Tabel 12: Uitslag test kijkhoek

Uit de testresultaten blijkt dat twee Mondriaan-afbeeldingen niet correct zijn geklassificeerd. Dit is vermoedelijk het gevolg van de data-augmentatie, waarbij door de rotatie delen van de afbeelding (met name de hoeken) zijn weggevallen.

Desondanks is een nauwkeurigheid van 92% behaald, waardoor geconcludeerd kan worden dat de doelstelling is bereikt.

7.3.5 Kijkafstand

Voor de kijkafstand geldt dat de afbeeldingen correct moeten worden geklassificeerd bij een afstand van 30 tot 50 cm van het schilderij. Voor deze test zijn nieuwe foto's gemaakt met telefooncamera, maar met variërende afstanden tussen 30 en 50 cm. Om aan de specificatie te voldoen, moet minimaal 80% van de afbeeldingen correct worden geklassificeerd.

#	SPECIFICATIE	UITSLAGEN TEST
F6	Het systeem moet betrouwbare herkenning uitvoeren bij een afstand tussen 30 cm en 50 cm van het schilderij.	Correcte voorspellingen: 22, Foute voorspellingen: 3 Nauwkeurigheid: 88.00%

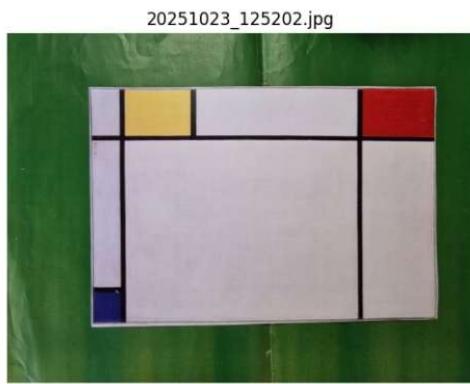
Tabel 13: Uitslag test kijkafstand

Zoals uit de tabel blijkt, zijn drie afbeeldingen afgekeurd. Bij nader onderzoek is gebleken dat dit afbeeldingen zijn waarbij een te groot deel van het schilderij buiten beeld valt, waardoor de

classificatie lastiger wordt. Desondanks ligt de nauwkeurigheid boven de 80%, en kan worden geconcludeerd dat het doel succesvol is behaald.

7.3.6 Inladen afbeeldingen

Voor het inladen van afbeeldingen moet het systeem overweg kunnen met bestanden in het .JPG-formaat. Volgens de niet-functionele specificatie 1 is dit een minimale vereiste waaraan het systeem moet voldoen. In de onderstaande afbeelding is te zien dat deze functionaliteit correct is geïmplementeerd.



Figuur 41: Inladen afbeeldingen

```
# Loop over subfolders
for subfolder in folder_path_all.iterdir():
    if subfolder.is_dir():
        imgs_in_sub = list(subfolder.glob("*.*")) # all files in subfolder
        files_selected.extend(imgs_in_sub)
```

Figuur 40: Functie loop over subfolders

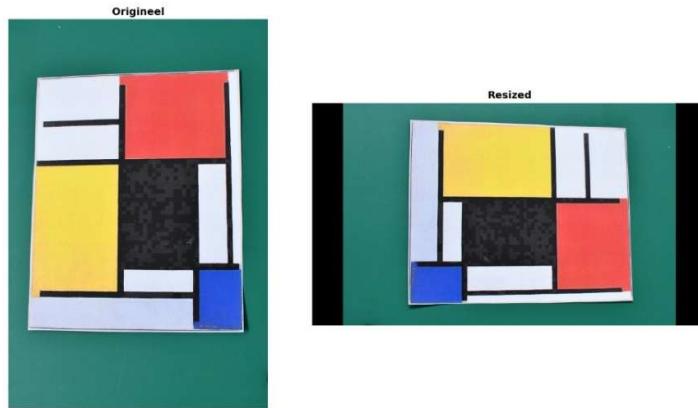
In de afbeelding is te zien dat een .JPG-bestand succesvol is ingeladen. Uit de bijbehorende code blijkt bovendien dat het systeem meerdere bestandsformaten ondersteunt, waaronder .JPG. Hiermee kan worden geconcludeerd dat aan de gestelde doelstelling is voldaan.

7.3.7 Schaling

Voor niet-functionele specificatie 2 moet een afbeelding, nadat deze is ingeladen, worden verkleind naar een resolutie van 1920x1080 om een consistent resultaat te waarborgen.

Om ervoor te zorgen dat het resultaat ook bij verschillende oriëntaties gelijk blijft, is dit verwerkt in de functie `resize_image`. In deze functie wordt eerst bepaald of een afbeelding in landscape- of portrait-oriëntatie staat. Indien sprake is van een portrait-afbeelding, wordt deze 90 graden gedraaid. Voor de beeldverhouding is gekozen voor een 16:9-formaat. Wanneer een afbeelding met een andere verhouding wordt ingeladen, wordt deze gecentreerd op een zwart canvas met de juiste beeldverhouding, waarna de afbeelding wordt geschaald naar de juiste grootte. Op deze manier wordt voorkomen dat de afbeelding ingedrukt of uitgerekt wordt.

In de onderstaande afbeelding is te zien hoe een afbeelding vanuit een portrait-oriëntatie correct wordt geschaald naar de gewenste resolutie. Hiermee kan worden geconcludeerd dat het doel is behaald.



Figuur 42: Schaling test

7.3.8 Variatie dataset

Voor niet-functionele specificatie 4 moet elke klasse minimaal 100 afbeeldingen bevatten die variaties in belichting, kijkhoek en afstand weergeven.

Om de dataset verder te verrijken en de generaliseerbaarheid van het model te verbeteren, is data-augmentatie toegepast. Hierbij worden willekeurig geselecteerde afbeeldingen gekopieerd, bewerkt en vervolgens opnieuw in de dataset opgenomen.

De toegepaste bewerkingen zijn als volgt:

- Een rotatiehoek van maximaal 3° (bij grotere hoeken kunnen delen van de afbeelding worden afgesneden);
- Een kijkhoekverandering van maximaal 20°;
- Een schaling waarbij de afbeelding tot 20% wordt vergroot of verkleind.

De implementatie van de data-augmentatie is te vinden in het bestand `augment_images_EVD3.py`, dat zich bevindt in de meegeleverde code.

De resultaten van de data-augmentatie komen overeen met de verwachtingen en voldoen aan de gestelde specificatie.

7.3.9 Model-based, supervised machinelearning

Voor niet-functionele specificatie 5 moet het systeem gebruikmaken van een model-based en supervised machine learning-algoritme.

Zoals beschreven in hoofdstuk 6, is in dit project het machine learning-algoritme zorgvuldig geselecteerd en gemotiveerd. De uiteindelijke keuze voldoet volledig aan de gestelde specificatie, waardoor geconcludeerd kan worden dat dit doel is behaald.

7.3.10 Zekerheidsscore

Voor niet-functionele specificatie 6 werd aangegeven dat het toevoegen van een zekerheidsscore een waardevolle uitbreiding van het systeem zou zijn. Deze functionaliteit is inmiddels geïmplementeerd.

Voor elke afbeelding wordt nu een zekerheidspercentage weergegeven dat aangeeft hoe zelfverzekerd het model is over zijn voorspelling. Daarnaast worden hierop twee controlemechanismen toegepast:

- Bij een zekerheid lager dan 60% wordt de afbeelding automatisch geclassificeerd als Niet-Mondriaan;
- Bij een zekerheid tussen 60% en 80% wordt de voorspelling als onzeker beschouwd en wordt de gebruiker gevraagd om een nieuwe foto te maken;
- Alleen bij een zekerheid boven 80% wordt de afbeelding erkend als Mondriaan.

Met deze toevoeging wordt niet alleen aan specificatie NF6 voldaan, maar wordt ook specificatie NF7 positief beoordeeld, aangezien beide nauw met elkaar samenhangen.

8 CONCLUSION

Dit project heeft met succes een machine learning-systeem ontwikkeld voor het classificeren van Piet Mondriaan-schilderijen met behulp van supervised learning. De belangrijkste stappen waren:

1. Data-acquisitie
2. Feature engineering
3. Preprocessing pipeline
4. Modelselectie
5. Training en validatie

Het systeem overtreft de gestelde doelen ruimschoots. Tegenover de specificatie van 80% nauwkeurigheid (F1, NF3) behaalde het model 87,69% op onafhankelijke testdata. Dit is veruit het belangrijkste resultaat. Ook de inspanningen om het systeem robuust te maken door variaties in kijkhoek en belichting te testen waren vruchtbbaar. Het systeem toonde sterke robuustheid onder uitdagende condities: 96,77% nauwkeurigheid bij kantoorverlichting (F4), 92% bij 20 graden kijkhoeken (F5), en 88% op afstanden tussen 30-50cm (F6).

De feature-analyse heeft geleid tot uniek onderscheidbare, laag gecorreleerde features. Dit blijkt uit het hoge nauwkeurighedspercentage bij het classificeren van schilderijen. In de dataset zijn verschillende kijkhoeken, rotaties en belichtingscondities opgenomen, en desondanks functioneert de classificatie uitstekend. Dit toont aan dat de preprocessing pipeline effectief werkt en de benodigde stappen correct uitvoert voor accurate feature-extractie.

Het getrainde machine learning-model generaliseert goed naar nieuwe afbeeldingen. Dankzij de duidelijk te onderscheiden features kan het systeem Mondriaans effectief van elkaar onderscheiden. De validatieset werd volledig correct geclasseerd, en ook de testset die afbeeldingen bevatte die met een andere camera waren gemaakt, werd met hoge nauwkeurigheid voorspeld. Door het toepassen van een gridsearch zijn de optimale hyperparameters gevonden, waardoor het model nog robuuster en krachtiger is geworden.

Omdat de features sterk leunen op de primaire kleuren die karakteristiek zijn voor Mondriaan, is natuurgetrouwe kleursegmentatie essentieel. Tijdens de dataverzameling bleek dat overmatige zonlichtinval het kleurpercentage lager deed uitvallen dan de werkelijke waarde. Om met extreme belichtingsvariatie om te gaan, wordt aanbevolen om automatische belichtingscorrectie te implementeren of robuustere features te ontwikkelen die niet afhankelijk zijn van verlichtingscondities.

9 REFERENCES

- Géron, A. (2019). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. Sebastopol, Canada.: O'Reilly Media.
- OpenAI. (2025). *ChatGPT (GPT-5) [Grote taalmodel]*. Opgehaald van OpenAI: <https://chat.openai.com/>
- SMART criteria. (2020, 05 14). Opgehaald van wikipedia: https://en.wikipedia.org/wiki/SMART_criteria
- van Zwol, J., Hakimi, S., & van Eeten, R. (2025). *Mondriaan vision [Ongepubliceerd onderzoeksrapport]*. Hogeschool van Arnhem en Nijmegen (HAN).

10 CODE APPENDICES

In de tekst vind je de belangrijkste codefragmenten, en de volledige codebase is toegevoegd als ZIP-bestand.

11 FIGUREN

Figuur 1: Region of interest Mondriaan 1	6
Figuur 2:Region of interest Mondriaan 3	6
Figuur 3: Center of Mass Mondriaan 3	7
Figuur 4: Center of Mass Mondriaan 2	7
Figuur 5: Red Mask, Blue Mask, Yellow Mask van Mondriaan 1	8
Figuur 6: Red Mask, Blue Mask, Yellow Mask van Mondriaan 4	8
Figuur 7: Center of Mass Mondriaan 2	9
Figuur 8: Blue Mask Mondriaan 4	9
Figuur 9: Aspect ratio Mondriaan 3	10
Figuur 10: Aspect ratio Mondriaan 1	10
Figuur 11: Boxplot spreiding van kleurpercentages en aspect ratio	10
Figuur 12: Boxplot afstand tussen center of mass en kleurregio van schildrijen	11
Figuur 13: Aspect ratio vs features	12
Figuur 14: Hue Histogram mondriaan 1 en 2	13
Figuur 15:Correlatie tussen features	14
Figuur 16 rezise_image functie	16
Figuur 17 Schaling mondriaan 2 (Originele en na schaling)	16
Figuur 18: Functie background removal	17
Figuur 19: Mondriaan2 (achtergrond masker en zonder achtergrond)	17
Figuur 20: Mondriaan 2 (uitsnede van ROI (allen schilderij))	17
Figuur 21: Functie ROI extractie	18
Figuur 22: Functie Warping	18
Figuur 23: Na perspectiefcorrectie (Mondriaan 2)	18
Figuur 24: Functie Color segmentation	19
Figuur 25: Blauw, geel en rood masker (Mondriaan 2)	19
Figuur 26: Morfologische operaties	19
Figuur 27 rood masker origineel links en gefilterde functie rechts	20
Figuur 28: Resultaat Morfologische operatie (Mondriaan 2)	20
Figuur 29: Originele afbeelding Mondriaan 1	20
Figuur 30: Na schaling Mondriaan 2	20
Figuur 31: Achtergrond masker Mondriaan 2	21
Figuur 32: Afbeelding zonder achtergrond (Mondriaan 2)	21
Figuur 33: Uitsnede van ROI (Mondriaan 2)	21
Figuur 34: Na perspectief correctie (Mondriaan 2)	21
Figuur 35: Functie split dataset training en validatie	29
Figuur 36: Functie Pipeline	30
Figuur 37: Confusion matrix	31
Figuur 38: Learning curves (SVM, RBF Kernel)	31
Figuur 39: Belichtingsproblem Mondriaan 2	33
Figuur 40: Functie loop over subfolders	39
Figuur 41: Inladen afbeeldingen	39
Figuur 42: Schaling test	40
Figuur 43: Mondriaan 1	48
Figuur 44: Mondriaan 2	48
Figuur 45: Mondriaan 3	48
Figuur 46: Mondriaan 4	49

Figuur 47: Niet Mondriaan.....	49
Figuur 48: Testopstelling.....	50

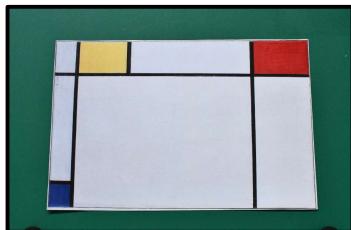
12 TABELLEN

Tabel 1: Lijst van functionele specificaties.....	4
Tabel 2: Lijst van Non-functionele specificaties.....	5
Tabel 3: Test resultaten- nauwkeurigheid en prestatie van het model.....	30
Tabel 4: Confusion matrix	32
Tabel 5: Resultaten	33
Tabel 6: Confusion maxtrix van de tweede set.....	33
Tabel 7:Testplan functionele specificaties.....	36
Tabel 8: Test plan non functionele specificaties.....	36
Tabel 9: Uitslagen testapplicatie.....	37
Tabel 10: Uitslagen test timing	37
Tabel 11: Uitslagen test belichting.....	38
Tabel 12: Uitslag test kijkhoek	38
Tabel 13: Uitslag test kijkafstand	38

13 BIJLAGE

13.1 Bijlage A

13.1.1 Mondriaan 1

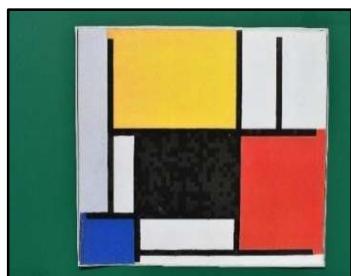


Figuur 43: Mondriaan 1

Het doek wordt verdeeld door zwarte lijnen in rechthoeken en vierkanten. Sommige vlakken zijn opgevuld met primaire kleuren: een geel vlak linksboven, een rood vlak rechtsboven en een blauw vlak linksonder. De overige vlakken zijn wit.

13.1.2 Mondriaan 2

Ook dit schilderij bestaat uit zwarte lijnen die een raster vormen. Hierin bevinden zich onder andere een grote gele rechthoek linksboven, een rode rechthoek rechts in het midden en een blauwe rechthoek linksonder. Daarnaast zijn er diverse witte vlakken en een groot zwart vlak in het midden.



Figuur 44: Mondriaan 2

13.1.3 Mondriaan 3

In dit schilderij vallen vooral een grote blauwe rechthoek rechtsboven en een verticale gele rechthoek linksboven op. Helemaal onderaan bevindt zich een smalle rode strook, terwijl linksonder een klein zwart vlakje zichtbaar is. De overige vlakken zijn wit en worden omlijst door zwarte lijnen.



Figuur 45: Mondriaan 3

13.1.4 Mondriaan 4

Dit werk wijkt af van de voorgaande schilderijen. Het doek is grotendeels wit. In de vier hoeken zijn diagonale gele strepen aangebracht, terwijl het middenvlak volledig leeg is: zonder zwarte lijnen of kleurvlekken.



Figuur 46: Mondriaan 4

13.1.5 Niet-Mondriaan

Het vijfde schilderij is bewust gekozen als tegenhanger. Het betreft een potlood- of houtskooltekening met organische, gebogen lijnen die doen denken aan bloemen of planten. Hoewel de stijl abstract is, zijn er nog herkenbare natuurlijke vormen aanwezig.



Figuur 47: Niet Mondriaan

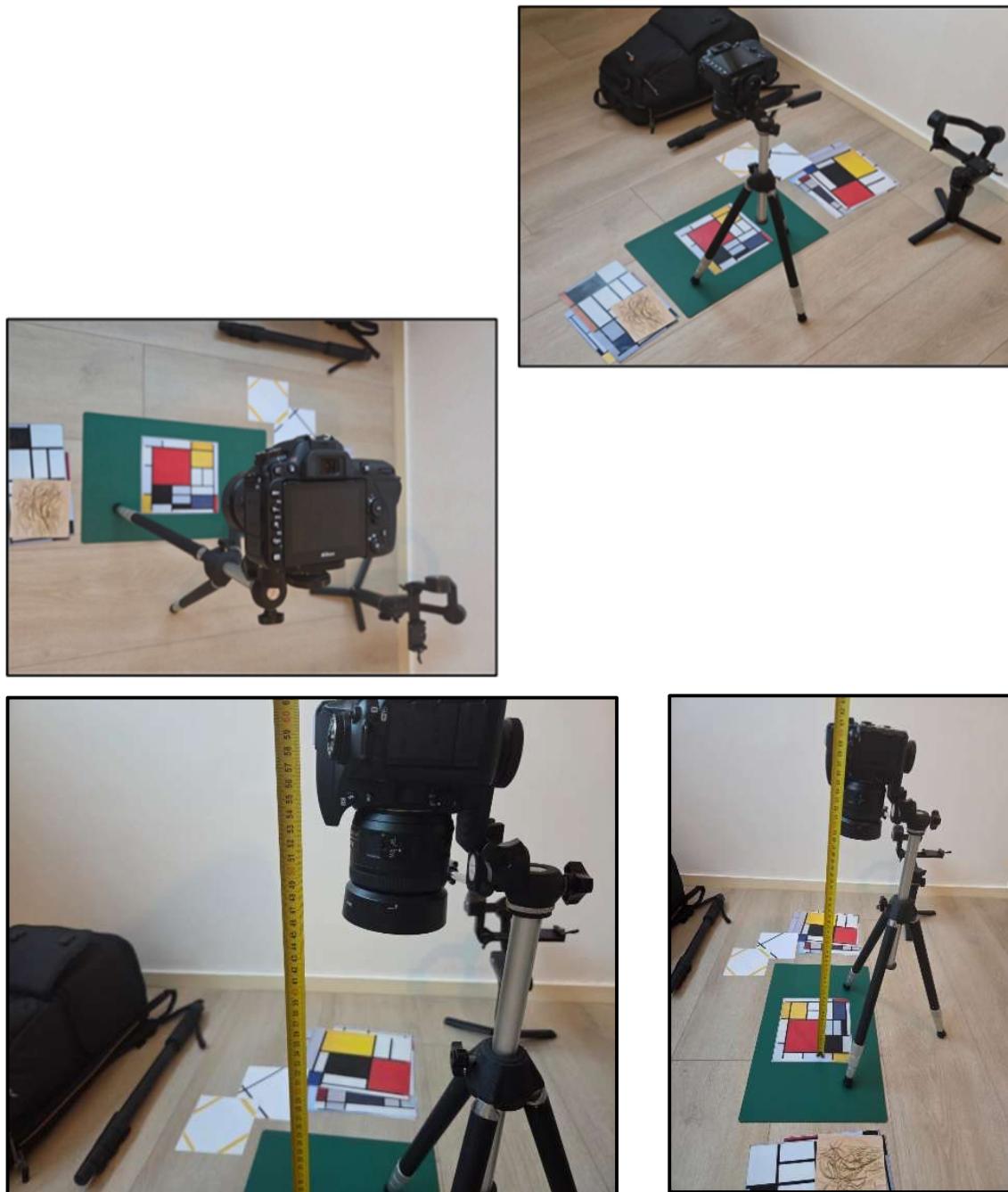
13.2 Bijlage B

13.2.1 Testopstelling

De afbeeldingen zijn verzameld met een vaste testopstelling. Deze bestaat uit een spiegelreflexcamera op een statief, zonder gebruik te maken van extra verlichting. De opstelling werd bewust eenvoudig gehouden om de invloed van natuurlijk daglicht te testen. Op figuur 48 is te zien dat de schilderijen op de vloer zijn geplaatst, met de camera recht erboven op een statief. Rondom de schilderijen liggen extra prints, waaronder het niet-Mondriaan-voorbeeld. Deze positionering maakte het mogelijk om meerdere schilderijen onder dezelfde omstandigheden vast te leggen. Het statief zorgde voor stabiliteit en reproduceerbare foto's. De foto's zijn vanuit verschillende hoeken gemaakt, met een maximale afwijking van 20 graden. Dit is gedaan om het systeem later te kunnen testen op robuustheid bij perspectiefveranderingen.

In figuur 48 is te zien dat de camera met een meetlint is ingemeten. De afstand tussen lens en schilderij is consequent gehouden (tussen 30cm en 50cm) om variatie door afstand te voorkomen. De hoogte is gekozen zodat het hele schilderij scherp in beeld komt, zonder vervorming aan de randen. Ook is te zien dat de schilderijen op een groene ondergrond zijn gelegd, zodat de achtergrond

eenvoudig verwijderd kan worden tijdens preprocessing. Alle afbeeldingen zijn voorzien van een consistente naamconventie. De bestandsnaam bevat de naam van het schilderij, gevolgd door een volgnummer. Een voorbeeld hiervan is Mondriaan1(45).jpg.



Figuur 48: Testopstelling

13.3 Bijlage C

LABEL	ASPECT_RATIO	RED_DIST	YELLOW_DIST	BLUE_DIST	RED_PCT	YELLOW_PCT	BLUE_PCT
MONDRIAAN1	1493	388	337	445	4406	348	948
MONDRIAAN2	1235	276	2	386	16717	19807	4418
MONDRIAAN3	976	388	345	199	816	6708	8411
MONDRIAAN4	999	0	41	0	0	10466	0
NIET_MONDRIAAN	852	66	82	0	286	4601	0