



# Anton de Kom Universiteit van Suriname

## Bibliotheek

Universiteitscomplex, Leysweg 86, Paramaribo, Suriname, Postbus 9212  
Telefoon (597)464547, Fax (597)434211, E-mail: [adekbib@uvs.edu](mailto:adekbib@uvs.edu)

### APPROVAL

NAAM: Ramcharan Shiwari.....

verleent wel/ niet aan de AdeKUS kosteloos de niet-exclusieve toestemming om haar/ zijn Drs. / B.Sc./ M.Sc.  
afstudeerscriptie online beschikbaar te stellen aan gebruikers binnen en buiten de AdeKUS.

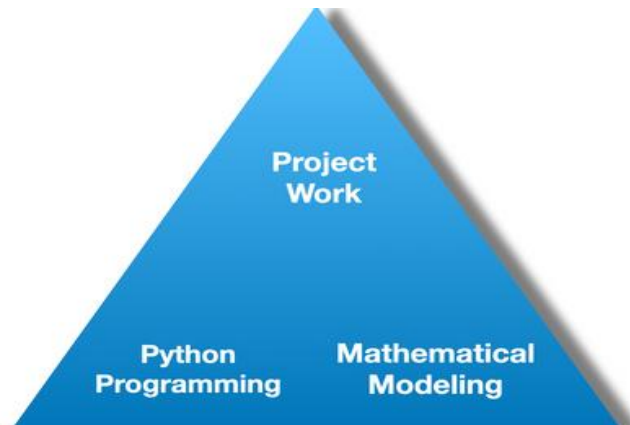
Plaats en datum, Paramaribo, 05-05-2025.....

Handtekening .....



**Anton de Kom Universiteit van Suriname**  
Faculteit der Wis- en Natuurkundige Wetenschappen  
Opleiding: Wiskunde

## **Ontwikkeling van een wiskundig model om de maatschappelijke relevantie van een organisatie te meten**



Thesis ingediend om te voldoen aan de vereisten voor de graad Bachelor of Science in de Wiskunde (Bsc.).

**Naam:** Ramcharan Shiwani

**Studentnummer:** 20210712

**Hoofdbegeleider:** dhr. Aron Jeurninck, Msc

**Richtingscoördinator:** Regina Mahadewsing, Msc

**Inleverdatum:** 16-04-2025



# Voorwoord

Voor u ligt mijn bachelorthesis voor de opleiding Wiskunde, getiteld “Ontwikkeling van een wiskundig model om de maatschappelijke relevantie van een organisatie te meten”. Dit onderzoek vormt de afsluiting van mijn bachelorstudie en het is gebaseerd op mijn passie voor wiskunde als de impact van organisaties op de samenleving. Het idee voor dit onderwerp ontstond dankzij AethiQs B.V., een uitstekend bedrijf gevestigd in Nederland. AethiQs helpt maatschappelijke relevante organisaties elke dag om relevant te blijven voor hun doelgroep. Ik ben super dankbaar dat ik de kans heb gekregen om met hen samen te werken en mijn academische kennis toe te passen op een concreet en actueel vraagstuk. Mijn oprechte dank gaat uit naar de heer Aron Jeurinck, die als begeleider een onmisbare rol heeft gespeeld. Zijn waardevolle inzichten, geduld en betrokkenheid hebben mij niet alleen geholpen bij het vormgeven van mijn onderzoek, maar ook bij mijn persoonlijke ontwikkeling. Daarnaast wil ik mevrouw Kim Hagens bedanken, zonder wie ik AethiQs niet had leren kennen. Haar introductie en ondersteuning hebben de basis gelegd voor deze bijzondere samenwerking en deze unieke leerervaring. Ten slot wil ik iedereen bedanken die direct of indirect heeft bijgedragen aan dit onderzoek, inclusief mijn ouders, familie en vrienden, die mijn gedurende mijn hele studie hebben gesteund. Ik hoop dat dit onderzoek niet alleen academische waarde toevoegt, maar ook een bijdrage levert aan het maatschappelijk debat over de relevantie van organisaties in de samenleving.

Met trots en dankbaarheid presenteer ik u deze thesis.

## **Verklaring van Eigen Werk:**

**Hierbij verklaart de student dat het ingediende afstudeerwerk eigen werk betreft.**

**Naam student:** Shiwani Ramcharan

**Datum:** 16-04-2025

**Handtekening:**



# Samenvatting

In deze scriptie richten we ons op de ontwikkeling van een wiskundig model om de maatschappelijke relevantie van een organisatie te meten. Maatschappelijke relevantie speelt een steeds grotere rol in de positionering en strategie van organisaties. Echter, het objectief en kwantitatief meten van deze relevantie blijft een complexe uitdaging. In dit onderzoek wordt een model ontwikkeld dat verschillende methodologische benaderingen combineert om maatschappelijke relevantie te analyseren en te optimaliseren.

We starten met een inleiding waarin we het concept van maatschappelijke relevantie bespreken en de noodzaak van een kwantitatieve benadering verduidelijken. Vervolgens introduceren we Multicriteria Decision Analysis (MCDA), een techniek die wordt toegepast om diverse criteria te wegen en te integreren in een overkoepelend model. Hieruit halen we belangrijke inzichten die bijdragen aan een meetbare interpretatie van maatschappelijke relevantie.

Daarnaast maken we ook gebruik van sentimentanalyse en Natural Language Processing (NLP) om publieke percepties en meningen over de organisatie te onderzoeken. Deze technieken maken het mogelijk om grootschalige tekst data, zoals social media, nieuwsberichten en rapporten, te analyseren en te interpreteren.

Het model wordt gevalideerd en toegepast op een geselecteerde casestudy, waarbij de resultaten worden gepresenteerd en besproken. Hieruit blijkt dat zowel MCDA als sentimentanalyse een bijdrage leveren aan het meten en verbeteren van de maatschappelijke relevantie van een organisatie.

Ten slotte formuleren we aanbevelingen voor organisaties die hun maatschappelijke relevantie willen verhogen en bespreken we de beperkingen van het onderzoek. Deze scriptie draagt bij aan de wetenschappelijke en praktische kennis op het gebied van maatschappelijke relevantie en opent mogelijkheden voor verder onderzoek naar wiskundige modellen in een maatschappelijke context.

# Inhoudsopgave

Voorwoord .....	1
Samenvatting.....	2
1. Inleiding .....	4
1.1 Maatschappelijke relevantie van organisaties.....	6
1.2 Wiskundige modellen in maatschappelijke context.....	7
2. Multicriteria Decision Analysis(MCDA).....	9
2.1 Basisprincipes van MCDA.....	14
2.2 Toepassing van MCDA op maatschappelijke relevantie .....	16
3. Sentimentanalyse en Natural Language Processing(NPL) .....	20
3.1 Basisprincipes van sentimentanalyse en NLP .....	23
3.2 Toepassing van sentimentanalyse op maatschappelijke relevantie.....	27
4. Resultaten.....	31
5. Discussie en conclusie .....	38
6. Aanbevelingen .....	39
7. Literatuurlijst.....	41
8. Bijlagen .....	45

# 1. Inleiding

In de hedendaagse maatschappij wordt steeds meer waarde gehecht aan de maatschappelijke bijdrage van organisatie. Consumenten, investeerders en beleidsmakers verwachten van organisaties dat zij niet alleen economische doelen nastreven, maar ook verantwoordelijkheid nemen voor sociale en milieukwesties. Dit vraagt om een nieuwe manier van evaluatie, waarin de maatschappelijke relevantie van een organisatie op een meetbare manier wordt geanalyseerd. Hoewel traditionele financiële metrics, zoals winst en marktaandeel, inzicht bieden in economische prestaties, schieten ze tekort in het beoordelen van de bredere impact van een organisatie. Theoretisch gezien zijn er veel methoden beschikbaar die kwantitatieve en kwalitatieve gegevens integreren, zoals Multicriteria Decision Analysis (MCDA), sentimentanalyse en Natural Language Processing (NLP). Deze technieken bieden een unieke kans om complexe maatschappelijke vraagstukken vanuit verschillende perspectieven te analyseren. Toch blijft er een duidelijke leegte bestaan in het ontwikkelen van een geïntegreerd wiskundig model dat deze technieken combineert om maatschappelijke relevantie systematisch te meten. Bij AethiQs wordt maatschappelijke relevantie niet alleen bekeken vanuit een brede maatschappelijke impact, maar ook vanuit de mate waarin een organisatie daadwerkelijk van betekenis is voor haar specifieke doelgroep, zoals patiënten, deelnemers, klanten, burgers en studenten. Dit benadrukt de noodzaak van een meetmethode die niet alleen algemene maatschappelijke trends weerspiegelt, maar ook de directe waarde voor de betrokken belanghebbenden inzichtelijk maakt.

## ★ **Probleemstelling:**

Traditionele methoden om de prestaties van organisaties te meten, zijn onvoldoende om de maatschappelijke impact te kwalificeren. Er is een dringende behoefte aan een wiskundig model dat:

- Objectieve kwantitatieve data, zoals financiële cijfers, milieugegevens en data uit sociale media, analyseert.
- Subjectieve kwalitatieve data, zoals stakeholder percepties, duurzaamheidsverslagen en sentimenten uit sociale media, integreert.
- Multidimensionale factoren, waaronder sociale, milieu- en economische impact, neemt toe.

Een dergelijk model zal organisaties ondersteunen bij het verbeteren van hun maatschappelijke bijdrage en hen helpen strategische beslissingen te nemen op basis van robuuste data.

## ★ **Hoofdvraag, deelvragen en hypothesen:**

Hoofdvraag: Hoe kan een wiskundig model ontwikkeld worden dat de maatschappelijke relevantie van een organisatie meet, rekening houdend met multidimensionale factoren zoals sociale, milieu-, en economische impact?

### Subvragen:

1. Welke methoden en technieken, zoals MCDA en NLP, zijn geschikt voor het meten van maatschappelijke relevantie?
2. Hoe kunnen kwantitatieve en kwalitatieve gegevens worden geïntegreerd in één wiskundig model?
3. Hoe kan het ontwikkelde model gevalideerd en toegepast worden in een praktijkcase?

## ★ **Hypothese:**

We veronderstellen dat een wiskundig model dat gebruikmaakt van methoden zoals lineaire programmering, MCDA, sentiment analyse en NLP effectief kan zijn in het meten en verbeteren van de maatschappelijke relevantie van organisaties.

★ **Doelstelling en subdoelen:**

Het doel van deze scriptie is om een robuust wiskundig model te ontwikkelen dat de maatschappelijke relevantie van een organisatie kan meten en optimaliseren. Specifieke subdoelen zijn:

- Het identificeren van relevante factoren die bijdragen aan maatschappelijke relevantie.
- Het combineren van kwantitatieve en kwalitatieve data-analysemethoden in één geïntegreerd model.
- Het ontwikkelen en valideren van een prototype van het model met behulp van casestudy's.

★ **Afbakening van het onderzoek:**

Het onderzoek richt zich op het ontwikkelen van een model dat multidimensionale factoren integreert: sociale, milieu-, en economische impact. Het gebruik van kwantitatieve en kwalitatieve data is essentieel, maar onderzoek beperkt zich tot methoden die binnen de scope van MCDA, sentiment analyse en NLP vallen.

★ **Wetenschappelijke en praktische relevantie**

Dit onderzoek draagt bij aan de wetenschap door een nieuw raamwerk te bieden voor het kwantificeren van maatschappelijke relevantie, gebaseerd op bestaande methodologieën zoals MCDA en NLP. Praktisch gezien helpt het model organisaties beter inzicht te krijgen in hun maatschappelijke presentaties en stelt het hen in staat hun strategieën af te stemmen op bredere maatschappelijke behoeften.

★ **Korte beschrijving van de onderzoekopzet:**

De scriptie begint met een theoretische verkenning van maatschappelijke relevantie en de rol van wiskundige modellen in de evaluatie daarvan. Vervolgens worden methodologieën zoals MCDA en NLP besproken en geïntegreerd in het model. Resultaten worden geanalyseerd en geëvalueerd in termen van zowel wetenschappelijke nauwkeurigheid als praktische toepasbaarheid.

★ **Leeswijzer:**

Deze scriptie bestaat uit acht hoofdstukken. Hoofdstuk 1 bevat de inleiding en schetst de achtergrond van het onderzoek. In hoofdstuk 2 wordt Multicriteria Decision Analysis (MCDA) besproken. Er wordt hier ook een beetje theorie besproken over ESG-score en benchmarking van organisaties met MCDA en ESG. Er wordt ook een handmatig voorbeeld uitgelegd, terwijl hoofdstuk 3 zich richt op sentiment analyse en NLP. Er wordt hier ook een beetje theorie besproken over ESG-score en het gebruik van Sentimentanalyse voor de Sociale ESG-score. Hoofdstuk 4 presenteert de resultaten van het ontwikkelde model, gevolgd door de discussie en conclusie in hoofdstuk 5. De aanbevelingen worden gepresenteerd in respectievelijk hoofdstuk 6. Het onderzoek wordt afgesloten met een literatuurlijst en bijlagen in de hoofdstukken 7 en 8.

## 1.1 Maatschappelijke relevantie van organisaties

Maatschappelijke relevantie beschrijft hoe een organisatie bijdraagt aan de samenleving. Dit kan betrekking hebben op sociale, economische en ecologische aspecten. Hierbij kunnen we denken aan:

- Het creëren van werkgelegenheid.
- Bijdragen aan duurzame ontwikkeling.
- Versterken van de lokale gemeenschap.
- Innovatie met een positieve maatschappelijke impact.

Bij AethiQs wordt maatschappelijke relevantie niet alleen bekeken vanuit een brede maatschappelijke impact, maar ook vanuit de mate waarin een organisatie daadwerkelijk van betekenis is voor haar specifieke doelgroep, zoals patiënten, deelnemers, klanten, burgers en studenten. Dit betekent dat maatschappelijke relevantie niet alleen draait om brede maatschappelijke thema's, maar ook om de directe impact op de mensen en gemeenschappen waarvoor de organisatie zich inzet.

Er zijn namelijk veel bijzondere maatschappelijke organisaties. Te beginnen met scholen, ziekenhuizen, zorginstellingen, universiteiten, woningcorporaties, uitkeringsorganisaties en musea. Als veranderingen in de samenleving komen, dan is het weliswaar bij de maatschappelijke organisaties. Ontwikkelingshulporganisaties, culturele instellingen, leden- en belangenorganisaties en goede doelen zetten belangrijke stappen in de maatschappij voor maatschappelijke vragen. Maatschappelijke organisaties zijn altijd volop bezig met technologie. Maatschappelijke relevantie is extreem belangrijk voor een organisatie. Er zijn namelijk veel maatschappelijke en ecologische uitdagingen in een maatschappij die door ondernemerschap aangejaagd worden. Om maatschappelijk relevant te worden als organisatie moet je beginnen bij gezamenlijke drive van je organisatie. Welke rol wil je spelen in de wereld? Op welke manier wil je maatschappelijk relevant worden? En welke positieve impact wil je creëren voor je organisatie? En hoe blijf je relevant voor je doelgroep?

Maatschappelijke relevantie van organisaties verwijst naar de mate waarin organisaties bijdragen aan het oplossen en het verbeteren van het welzijn van de samenleving. Dit omvat initiatieven op het gebied van duurzaamheid, sociale rechtvaardigheid en economische groei. Organisaties kunnen maatschappelijke relevantie tonen door middel van acties zoals het verminderen van hun ecologische voetafdruk, het bevorderen van diversiteit, of door innovatie in te zetten voor het aanpakken van wereldwijde problemen zoals klimaatveranderingen en ongelijkheid. In toenemende mate verwachten consumenten, overheden en investeerders dat organisaties niet alleen winst nastreven, maar ook de waarde creëren voor de samenleving als geheel. Daarnaast is maatschappelijke relevantie sterk verbonden met hoe goed een organisatie aansluit bij de behoeften en verwachtingen van haar specifieke doelgroep, zoals patiënten, deelnemers, klanten, burgers en studenten. Organisaties die erin slagen om zowel brede maatschappelijke impact te realiseren als direct van betekenis te zijn voor hun belanghebbenden, blijven relevant en toekomstbestendig.

## 1.2 Wiskundige modellen in maatschappelijke context

Wiskundige modellen spelen een belangrijke rol in het begrijpen en oplossen van maatschappelijke vraagstukken. Ze bieden een gestructureerde manier om de real-world situatie te analyseren en voorspellingen te doen. Een wiskundig model is een vereenvoudigde representatie van systeem of proces, waarbij wiskundige formules en concepten worden gebruikt om relaties tussen variabelen te beschrijven.

### Voorbeeld 1: Economische modellen

In de economie worden wiskundige modellen vaak ingezet om marktgedrag te analyseren. Een bekend model is het lineaire vraag- en aanbodfuncties lineair worden voorgesteld:

Vraagfunctie:  $Q_d = a - bP$

Aanbodfunctie:  $Q_s = c + dP$

Hierbij is  $Q_d$  de gevraagde hoeveelheid,  $Q_s$  de aangeboden hoeveelheid,  $P$  de prijs en  $a, b, c$  en  $d$  zijn parameters die de gevoeligheid van vraag en aanbod voor prijsveranderingen aangeven. Door deze functies gelijk te stellen ( $Q_d = Q_s$ ), kan het marktevenwicht worden bepaald, wat inzicht geeft in de evenwichtsprijs en hoeveelheid.

### Voorbeeld 2: Demografische modellen

Demografen gebruiken wiskundige modellen om bevolkingsgroei te voorspellen. Een eenvoudig model is het exponentiële groei model:

$$P(t) = P_0 \times e^{rt}$$

Waarbij  $P(t)$  de populatie op tijdstip  $t$  is,  $P_0$  de initiële populatie,  $r$  het groeipercentage en  $e$  de constante van Euler. Dit model helpt bij het plannen van voorzieningen en infrastructuur op basis van verwachte bevolkingsgroei.

### Voorbeeld 3: Epidemiologische Modellen

In de volksgezondheid worden modellen zoals SIR-model gebruikt om de verspreiding van infectieziekten te begrijpen:

- **S:** Gevoelige individuen
- **I:** Besmette individuen
- **R:** Herstelde individuen

De totale populatie ( $N$ ) blijft constant:

$$S(t) + I(t) + R(t) = N.$$

Dit model beschrijft hoe een ziekte zich door een populatie verspreid, waarbij afneemt, toeneemt en later weer afneemt, en uiteindelijk stijgt naarmate individuen herstellen.

### Modelleren in het Onderwijs:

Het belang van wiskundige modellering wordt ook benadrukt in het onderwijs. Volgens het concept examenprogramma voor wiskunde maatschappij in het vwo moeten leerlingen leren werken met wiskundige modellen en deze toepassen op maatschappelijke vraagstukken. Dit omvat het opstellen van modellen, het uitvoeren van berekeningen en het interpreteren van resultaten in de context van het probleem. Het effectief gebruiken van wiskundige modellen vereist een goed begrip van zowel de onderliggende wiskunde als de specifieke context van het probleem. Dit stelt ons in staat om

geïnformeerde beslissingen te nemen en maatschappelijke uitdagingen op een gestructureerde manier aan te pakken.

## 2. Multicriteria Decision Analysis(MCDA)

Multicriteria Decision Analysis (MCDA) is bijzonder geschikt voor het meten van maatschappelijke relevantie, omdat maatschappelijke vraagstukken vaak complex en multidimensionaal zijn. Dit model stelt besluitvormers in staat om verschillende kwantitatieve en kwalitatieve criteria tegelijkertijd in overweging te nemen, wat essentieel is voor een holistische evaluatie van maatschappelijke impact.

### Waarom MCDA geschikt is voor maatschappelijke relevantie:

#### 1. **Multidimensionale beoordeling:**

Maatschappelijke relevantie is afhankelijk van meerdere factoren, zoals sociale impact, economische duurzaamheid, ecologische voetafdruk en publieke perceptie. MCDA maakt het mogelijk om deze verschillende criteria te wegen en te combineren in één geïntegreerde beoordeling.

#### 2. **Objectieve en transparante besluitvorming:**

Door expliciet criteria te definiëren en een systematische evaluatie uit te voeren, biedt MCDA een gestructureerde aanpak die transparantie en reproduceerbaarheid bevordert. Dit helpt belanghebbenden om beter te begrijpen hoe en waarom bepaalde beslissingen worden genomen.

#### 3. **Afwegen van conflicterende belangen:**

In maatschappelijke vraagstukken spelen vaak tegengestelde belangen een rol. Bijvoorbeeld, een organisatie die zich richt op milieubescherming kan conflicten ervaren met economische belangen. MCDA helpt bij het expliciet maken van deze afwegingen en biedt methoden om compromissen te vinden.

#### 4. **Betrekken van zowel kwantitatieve als kwalitatieve data:**

MCDA kan omgaan met zowel harde data (zoals statistieken over werkgelegenheid of emissiereductie) als zachte data (zoals publieke opinie en expert beoordelingen). Dit maakt het bijzonder geschikt voor maatschappelijke vraagstukken, waar subjectieve en objectieve factoren vaak hand in hand gaan.

#### 5. **Flexibiliteit en aanpasbaarheid:**

De methode kan worden aangepast aan verschillende contexten en datasets, waardoor het mogelijk is om op maat gemaakte analyses te maken voor specifieke sectoren of organisaties. Dit is van groot belang bij benchmarking van maatschappelijke relevantie tussen verschillende organisaties.

#### 6. **Integratie van innovatieve databronnen:**

In de moderne digitale wereld kunnen sociale media, zoektrends en andere online gegevensbronnen worden gebruikt om maatschappelijke impact te meten. MCDA kan dergelijke gegevens integreren in de besluitvorming, wat een dynamischer en actueler beeld geeft van maatschappelijke relevantie.

### Mathematische Formuleringsen in MCDA:

In MCDA worden beslissingsproblemen vaak wiskundig gemodelleerd om de evaluatie en vergelijking van alternatieven te structureren. Een veelvoorkomende aanpak is het gebruik van een

**gewogen som model**, waarbij elk criterium een gewicht krijgt dat de relatieve belangrijkheid ervan weergeeft. Het doel is om een score voor elk alternatief te berekenen door de gewogen som van de criteria te bepalen. Dit kan worden weergegeven met de volgende formule:

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_j \cdot \square_{ij}$$

Hierbij is:

- $S_i$  : de totale score van alternatief  $j$
- $w_j$  : het gewicht van criterium  $j$
- $\square_{ij}$  : de prestatie van alternatief  $i$  op criterium  $j$
- $n$  : het totale aantal criteria

Werking:

- 1. Bepalen van criteria en gewichten:** De criteria  $j = 1, 2, \dots, n$  worden gekozen op basis van hun relevantie voor het besluitvormings probleem. Elk criterium krijgt een gewicht  $w_j$  toegewezen, meestal op basis van deskundige oordelen, stakeholder feedback of methoden zoals *Analytic Hierarchy Process (AHP)*.
- 2. Normaliseren van waarden:** Wanneer de schaal van criteria verschilt (bijvoorbeeld kosten in euro's en kwaliteit in een score van 1-10), is normalisatie nodig. Een veelgebruikte normalisatie methode is

$$\square'_{ij} = \frac{\square_{ij} - \min(\square_{ij})}{\max(\square_{ij}) - \min(\square_{ij})}$$

**4. Toepassing van de gewichten:** De genormaliseerde waarden worden vermenigvuldigd met de gewichten en opgeteld voor elk alternatief.

**5. Rangschikking van alternatieven:** De alternatieven worden gerangschikt op basis van hun totale scores  $S_i$ . Het alternatief met de hoogste score wordt als beste beschouwd.

Het bepalen van gewichten in een maatschappelijke context vereist een zorgvuldige en transparante aanpak, zodat de belangen van verschillende stakeholders worden meegenomen en de verdeling recht doet aan de maatschappelijke impact. Hieronder volgen enkele methoden en principes voor een verantwoorde gewichtsverdeling:

### 1. Stakeholder Betrokkenheid

Gewichten moeten aansluiten bij de belangen en waarden van de samenleving. Dit kan worden bereikt door:

- **Enquêtes en interviews** met burgers, beleidsmakers, bedrijven en maatschappelijke organisaties.
- **Participatieve workshops** waarin stakeholders gezamenlijk prioriteiten bepalen.
- **Burgerpanels** waarbij representatieve groepen hun voorkeuren aangeven.

### 2. Analytic Hierarchy Process (AHP)

AHP biedt een systematische methode waarbij experts of stakeholders de criteria paar gewijs vergelijken op basis van hun maatschappelijke belang. Dit leidt tot een objectieve en consistent bepaalde set van gewichten.

### 3. Data-gedreven benadering

- **Sociale media-analyse:** Door te analyseren hoe vaak bepaalde maatschappelijke thema's worden besproken, kan het belang van criteria in real-time worden vastgesteld.
- **Beleidsdocumenten en wetgeving:** Overheidsrapporten en beleidsstukken kunnen richting geven aan de prioritering van maatschappelijke thema's.
- **Big Data & Machine Learning:** Historische data kunnen patronen in maatschappelijke voorkeuren blootleggen en helpen bij de objectieve toekenning van gewichten.

#### 4. Beleidsdoelen en Sustainable Development Goals (SDG's)

Veel organisaties richten hun maatschappelijke impact op internationale doelen zoals de **VN Sustainable Development Goals (SDG's)**. Gewichten kunnen worden afgeleid door te kijken naar:

- De urgentie en prioritering van specifieke SDG's binnen een sector.
- Beleidsstrategieën van nationale en internationale organisaties.

#### 5. Delphi-methode: Consensus van experts

De Delphi-methode is een iteratief proces waarbij experts in meerdere rondes feedback geven over de gewichten. Dit helpt om een evenwichtige verdeling te krijgen zonder individuele biases te laten overheersen.

#### 6. Dynamische gewicht aanpassing

Maatschappelijke prioriteiten veranderen over tijd. Het is daarom belangrijk om gewichten periodiek te herzien op basis van:

Nieuwe beleidsontwikkelingen.

Veranderende maatschappelijke voorkeuren.

Opkomende technologieën en innovaties.

#### Toepassingen:

Het gewogen sommodel wordt veel toegepast in situaties zoals:

- **Project Selectie:** Evaluatie van verschillende projecten op basis van kosten, opbrengsten en risico's.
- **Product Keuze:** Vergelijking van producten op basis van prijs, kwaliteit en energieverbruik.
- **Locatiekeuze:** Beoordeling van mogelijke locaties op basis van bereikbaarheid, kosten en milieu-impact.

#### Voordelen:

- Eenvoudig te begrijpen en toe te passen.
- Transparant: Beslissingscriteria en hun gewichten worden expliciet weergegeven.
- Geschikt voor een breed scala aan besluitvormingsproblemen.

#### Beperkingen:

- Het model veronderstelt een lineaire relatie tussen criteria en hun impact, wat niet altijd realistisch is.
- De resultaten zijn sterk afhankelijk van de correctheid van de gewichten en normalisatie.

Een andere benadering binnen MCDA is het gebruik van *de Choquet-integraal*. De **Choquet-integraal** is een geavanceerd model binnen de **Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA)** dat wordt gebruikt om alternatieven te evalueren wanneer er interacties tussen criteria zijn, zoals redundantie of synergie. In tegenstelling tot het gewogen som model, dat ervan uitgaat dat alle criteria onafhankelijk zijn, biedt de Choquet-integraal de flexibiliteit om interacties expliciet te modelleren. De Choquet-integraal wordt gedefinieerd voor een alternatief met prestatie vector  $\mathbf{x} = (x(1), x(2), \dots, x(n))$  en een **capaciteit maat**  $\square$  die de belangrijkheid en interacties tussen criteria specificiert. De integraal wordt gedefinieerd als:

$$\square_{\square}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n (x(i) - x(i-1)) \cdot \square(A(i))$$

Waarbij:

- $x(i)$  : de i-de grootste waarde in  $\mathbf{x}$ , gerangschik in afnemende volgorde ( $x(1) \geq x(2) \geq \dots \geq x(n)$ )
- $x(0)$  : 0, voor consistentie begint de som bij 0
- $A(i)$  : de subset van criteria die minstens zo belangrijk zijn als  $x(i)$ .  
Formeel  $A(i) = \{ j \mid x(j) \geq x(i) \}$
- $\square$  : een monotone maat die de belangrijkheid van elke subset van criteria weergeeft.  
Monotonie :  $\square(A) \leq \square(B)$  als  $A \subseteq B$ .  
Normalisatie :  $\square(\emptyset) = 0$  en  $\square(N) = 1$ , waarbij N de volledige verzameling criteria is.

Deze methoden helpen bij het structureren van complexe beslissingsproblemen door expliciet rekening te houden met de relatieve belangstelling van criteria en de mogelijke interacties daartussen. De Choquet-integraal verdeelt de bijdrage van elk criterium in een gewogen som, waarbij:

- Het verschil ( $x(i) - x(i-1)$ ) de incrementele verbetering van het i-de gerangschikte criterium weergeeft.
- De capaciteit maat  $\square(A(i))$  bepaalt hoe belangrijk deze verbetering is in de context van andere criteria.

Hierdoor wordt expliciet rekening gehouden met synergie ( $\square(A \cup B) > \square(A) + \square(B)$ ) of redundantie ( $\square(A \cup B) < \square(A) + \square(B)$ ) tussen criteria.

### Voorbeeld : Twee Criteria

Stel dat er twee criteria zijn  $x(1)$  en  $x(2)$  en capaciteit maat  $\square$ :

$$\square(\emptyset) = 0, \square(\{1\}) = 0.3, \square(\{2\}) = 0.4, \square(\{1,2\}) = 0.8$$

$$\square_{\square}(x(1), x(2)) = (x(1) - x(2)) \cdot \square(2) + x(2) \cdot \square(\{1,2\})$$

$$\square_{\square}(0.6, 0.8) = (0.8 - 0.6) \cdot 0.4 + 0.6 \cdot 0.8 = 0.08 + 0.48 = 0.56$$

De Choquet-integraal wordt vaak toegepast in situaties waar afhankelijkheden tussen criteria belangrijk zijn zoals:

- **Risicobeheer:** Om rekening te houden met correlaties tussen risicofactoren.
- **Milieubeheer:** Voor de evaluatie van milieufactoren waarbij bepaalde criteria overlappen (bijv. biodiversiteit en ecosysteemdiensten)
- **Portefeuillebeheer:** Om interacties tussen financiële activa te modelleren.

- **Waarde en bereik Socials:** Ook niet-financiële factoren zoals online zoekgedrag en sociale media-sentiment kunnen belangrijk zijn. Door te analyseren hoe vaak een organisatie wordt gezocht op platforms zoals Google Trends en hoe zij wordt besproken op sociale media, kan een beter beeld worden gevormd van haar maatschappelijke perceptie en lange termijn relevantie.

## 2.1 Basisprincipes van MCDA

Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) is een verzameling methoden en technieken die gebruikt worden om complexe beslissingen met meerdere, vaak conflicterende criteria te structureren en te analyseren. MCDA wordt toegepast in economie, techniek, milieuwetenschappen en management. De kern van MCDA is het vinden van een optimale of bevredigende oplossing door verschillende alternatieven te evalueren aan de hand van meerdere criteria, die kwantitatief of kwalitatief kunnen zijn.

Een MCDA-probleem kan wiskundig worden gedefinieerd als:

max

$\mathbf{x} \in \mathbf{X} \mathbf{F}(\mathbf{x})$

waarbij:

- $\mathbf{X}$  de verzameling alternatieven is,
- $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x}))$  een vector is van  $m$  evaluatiefuncties (criteria),
- $f_i(\mathbf{x})$  de score van alternatief  $\mathbf{x}$  op criterium  $i$  is.

De beslissing wordt genomen op basis van een aggregatie van de evaluatiefuncties

Er zijn verschillende methoden in MCDA. Hieronder volgen enkele van de belangrijkste:

- **Weighted Sum Model (WSM)**

De evaluatiescore  $S(\mathbf{x})$  van alternatief  $\mathbf{x}$  wordt berekend als:

$$S(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m w_i f_i(\mathbf{x})$$

waarbij:

- $w_i$  het gewicht van criterium  $i$  is, met  $\sum w_i = 1$ ,
- $f_i(\mathbf{x})$  de genormaliseerde score van alternatief  $\mathbf{x}$  op criterium  $i$  is.

- **Analytic Hierarchy Process (AHP)**

AHP is gebaseerd op het vergelijken van paren criteria en alternatieven om een prioriteiten hiërarchie te bepalen.

De methode werkt als volgt:

1. Constructie van een matrix  $A$  met paar vergelijkingen:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ 1/a_{12} & 1 & \dots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1/a_{1m} & 1/a_{2m} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

2. Normalisatie en berekening van de eigenvector  $w$  als schatting van de gewichten.

3. Consistentiecontrole met de consistentie ratio CR:

$$CR = \frac{\lambda_{\max} - n}{n(n-1)}$$

waarbij  $CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n-1}$  en  $RI$  een random index is.

- **TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)**

TOPSIS beoordeelt alternatieven op basis van hun afstand tot een ideale en een negatieve ideale oplossing.

De berekening verloopt in stappen:

1. Normalisatie van de beslissingsmatrix:

$$r_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n a_{kj}^2}}$$

2. Gewogen normalisatie:  $v_{ij} = w_j r_{ij}$

3. Bepalen van de positieve en negatieve ideale oplossingen:

$$A^+ = \{v^+(1), v^+(2), \dots, v^+(m)\}, A^- = \{v^-(1), v^-(2), \dots, v^-(m)\}$$

4. Berekening van de Euclidische afstand tot  $A^+$  en  $A^-$ :

$$D^+_{(ij)} = \sqrt{(v_{ij} - v^+_{(j)})^2}, \quad D^-_{(ij)} = \sqrt{(v_{ij} - v^-_{(j)})^2}$$

5. Bepalen van de voorkeurs score:

$$C_i = \frac{D^-_{(i)}}{D^+_{(i)} + D^-_{(i)}}$$

Het alternatief met de hoogste  $C_i$  is het beste.

### Toepassingen van MCDA:

MCDA wordt gebruikt in diverse sectoren, waaronder:

- Beleid en bestuur: evalueren van investeringen.
- Gezondheidszorg: keuze van behandelingsstrategieën.
- Milieu: duurzaamheidsanalyse.
- Bedrijfsleven: leveranciersselectie.

MCDA biedt een gestructureerde manier om complexe beslissingen met meerdere criteria te analyseren. Methoden zoals WSM, AHP en TOPSIS zijn wiskundig goed onderbouwd en worden breed toegepast in onderzoek en praktijk.

## 2.2 Toepassing van MCDA op maatschappelijke relevantie

Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) is een methodiek die wordt ingezet om beslissingen te nemen waarbij meerdere, vaak conflicterende criteria een rol spelen. Het biedt een gestructureerde en transparante benadering om complexe vraagstukken te analyseren en alternatieven te evalueren op basis van diverse factoren. Deze methodiek wordt toegepast in uiteenlopende domeinen, waaronder gezondheidszorg, milieubeheer en overheidsbeleid, om maatschappelijke relevantie te beoordelen en te optimaliseren. Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) is een methode die wordt gebruikt om beslissingen te ondersteunen waarbij meerdere, vaak conflicterende criteria moeten worden geëvalueerd. In deze studie passen we MCDA toe om de maatschappelijke relevantie van organisaties te meten en te vergelijken. Maatschappelijke perceptie en impact kunnen niet alleen worden beoordeeld op basis van traditionele indicatoren, maar ook door het analyseren van sociale media en andere openbare databronnen. Daarom combineren we verschillende databronnen, zoals Google Trends, Twitter en YouTube, om inzicht te krijgen in hoe organisaties worden waargenomen in de samenleving en welke factoren bijdragen aan hun maatschappelijke impact.

### **Toepassing van MCDA in de gezondheidszorg:**

In de gezondheidszorg wordt MCDA gebruikt om beslissingen te ondersteunen bij de evaluatie van nieuwe geneesmiddelen en medische technologieën. MCDA biedt hierbij een systematische en transparante methode om dergelijke complexe beslissingen te structureren. Een specifiek project had als doel een routekaart te ontwikkelen voor het identificeren, kwantificeren en visualiseren van onzekerheden bij het gebruik van MCDA in beslissingen over de vergoeding van medicijnen en behandelingen.

### **MCDA en maatschappelijke kosten-batenanalyse:**

MCDA wordt ook ingezet naast maatschappelijke kosten-batenanalyses (MKBA) om milieugezondheidsrisico's te evalueren. Beide methoden helpen bij het structureren van complexe informatie en het waarderen van verschillende risico's en voordelen. Een rapport van het RIVM bespreekt de mogelijkheden en beperkingen van zowel MKBA als MCDA bij het afwegen van milieurisico's en benadrukt dat deze instrumenten nuttig zijn bij het structureren van complexe en diverse informatie.

### **Voordelen van MCDA:**

Het gebruik van MCDA biedt verschillende voordelen:

- **Gestructureerd en transparant proces:** MCDA zorgt voor een systematische en goed gedocumenteerde evaluatie van alternatieven, wat de besluitvorming transparanter en controleerbaarder maakt.
- **Inachtneming van meerdere criteria:** Het stelt besluitvormers in staat om zowel kwantitatieve als kwalitatieve criteria expliciet mee te nemen, wat leidt tot een meer holistische evaluatie.
- **Betrokkenheid van stakeholders:** MCDA faciliteert de participatie van diverse belanghebbenden, waardoor verschillende perspectieven worden geïntegreerd en geaccepteerde beslissingen worden bevorderd.
- **Analyse van trade-offs:** Het stelt besluitvormers in staat om afwegingen tussen conflicterende criteria te verkennen, wat leidt tot meer geïnformeerde en evenwichtige beslissingen.

MCDA is een waardevol instrument bij het nemen van complexe beslissingen met meerdere criteria, vooral wanneer maatschappelijke relevantie een cruciale rol speelt. Door het structureren van informatie en het betrekken van diverse stakeholders draagt MCDA bij aan transparante en goed onderbouwde besluitvorming in verschillende sectoren.

### Mathematische Modelling:

De maatschappelijke relevantie  $R(O)$  van een organisatie  $O$  wordt berekend als een gewogen som van genormaliseerde indicatoren:

$$R(O) = w_1 \cdot S_T(O) + w_2 \cdot S_{TW}(O) + w_3 \cdot S_{YT}(O)$$

waarbij:

- $S_T(O)$  = GoogleTrendsscore
- $S_{TW}(O)$  = Twitter engagement score
- $S_{YT}(O)$  = YouTube engagement score
- $w_1, w_2, w_3$  = Wegingen Van De Respectievelijke Databronnen

### Normalisatie van Data:

De indicatoren worden genormaliseerd met Min-Max-scaling:

$$S_i(O) = \frac{\text{min}(\text{min}_i) - \text{min}(\text{max}_i)}{\text{max}(\text{min}_i) - \text{max}(\text{max}_i)}$$

waarbij  $\text{min}_i(\text{max}_i)$  de oorspronkelijke waarde is van indicator  $i$  voor organisatie  $O$ . Dit zorgt ervoor dat alle indicatoren binnen het bereik  $[0,1]$  bevinden.

### Data-integratie en toepassing op AethiQs:

#### ❖ Google Trends (Zoekvolume):

Google Trends meet de frequentie waarmee een organisatie wordt gezocht. Dit weerspiegelt **publieke interesse en bekendheid**. Voor AethiQs wordt een trendscore berekend als het gemiddelde van de genormaliseerde zoekindex:

$$S_T(\text{AethiQs}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\text{min}(\text{min}_i, \text{max}_i) - \text{min}(\text{max}_i)}{\text{max}(\text{min}_i) - \text{max}(\text{max}_i)}$$

waarbij  $N$  het aantal tijdsintervallen is.

#### ❖ Twitter Engagement:

Twitter-sentiment en interactie (likes, retweets, replies) geven inzicht in hoe vaak en hoe positief de organisatie wordt besproken.

$$S_{TW}(\text{AethiQs}) = \frac{\sum_{i=1}^N (\text{likes}_i + \text{retweets}_i + \text{replies}_i)}{N}$$

#### ❖ YouTube Engagement:

YouTube-gegevens meten **visuele impact en inhoudelijke betrokkenheid**.

$$S_{YT}(\text{AethiQs}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(\text{views}_i) + (\text{likes}_i) + (\text{comments}_i)}{\text{max}(\text{views}_i + \text{likes}_i + \text{comments}_i)}$$

### Benchmarking van AethiQs tegen andere organisatie:

Om AethiQs te vergelijken met bijvoorbeeld een organisatie, wordt de relatieve score bepaald:

$$\Delta R = R(\text{AethiQs}) - R(\text{een organisatie})$$

Als  $\Delta R > 0$ , dan heeft AethiQs een hogere maatschappelijke impact dan een organisatie.  
Als  $\Delta R < 0$ , dan heeft een organisatie een grotere maatschappelijke impact.

### Gevoeligheidsanalyse:

Omdat de MCDA-score afhankelijk is van de wegingen ( $w_1, w_2, w_3$ ), wordt een **gevoeligheidsanalyse** uitgevoerd.

Definieer een verstoring in de wegingen  $\epsilon$ :

$$w'_i = w_i + \epsilon$$

We berekenen hoe gevoelig  $R(O)$  is voor kleine veranderingen in  $w_i$ :

$$\frac{\partial R}{\partial w_i} = S_i(O)$$

Als  $\frac{\partial R}{\partial w_i}$  groot is, dan is de MCDA-score erg gevoelig voor dat criterium. Dit helpt om te bepalen of de gekozen wegingen stabiel en betrouwbaar zijn.

- De **MCDA-score** kwantificeert maatschappelijke relevantie van organisaties zoals AethiQs en een organisatie.
- **Benchmarking toont aan welke organisaties het meest zichtbaar en invloedrijk zijn.**
- Een **gevoeligheidsanalyse valideert de stabiliteit van de MCDA-score.**

Deze methode biedt een **datagedreven en wiskundig onderbouwde aanpak** om organisaties te vergelijken op basis van maatschappelijke impact.

### Environmental, Social and Governance (ESG) Score:

Een ESG-score is een maatstaf die aangeeft hoe goed een bedrijf presteert op het gebied van milieu (Environmental), maatschappij (Sociaal) en bestuur (Governance). Deze score helpt investeerders en andere belanghebbenden om de duurzaamheid en esthetische impact van een bedrijf te evalueren. Factoren die bijdragen aan de ESG-score zijn onder andere energieverbruik, arbeidsomstandigheden, diversiteit en inclusie en naleving van wet- en regelgeving. Een hoge ESG-score duidt op een bedrijf dat effectief omgaat met ESG-gerelateerde risico's en kansen, wat kan leiden tot een beter financieel rendement en een positieve reputatie. De **ESG-score** is een maatstaf die de duurzaamheid en ethische impact van een organisatie meet. ESG wordt steeds vaker gebruikt door investeerders en beleidsmakers om bedrijven te beoordelen.

De ESG-score bestaat uit drie hoofdcomponenten:

1. **Environmental (E)** – De ecologische voetafdruk van een organisatie (CO<sub>2</sub>-uitstoot, watergebruik, energieverbruik).
2. **Social (S)** – Hoe de organisatie omgaat met medewerkers, klanten en de gemeenschap.
3. **Governance (G)** – Transparantie, ethisch bestuur en naleving van regelgeving.

### Wiskundige Modelling van ESG

De ESG-score wordt vaak berekend als een gewogen gemiddelde van de drie hoofdcomponenten:

$$ESG(O) = w_E \cdot E(O) + w_S \cdot S(O) + w_G \cdot G(O)$$

waarbij:

- $E(O)$  de score voor milieu-impact is.
- $S(O)$  de score voor sociale verantwoordelijkheid is.
- $G(O)$  de score voor governance en ethiek is.
- $w_E, w_S, w_G$  de wegingsfactoren zijn (samen optellend tot 1).

De **ESG-score** wordt vaak gebruikt voor benchmarking: het vergelijken van organisaties binnen dezelfde sector om te zien welke het meest duurzaam en ethisch verantwoord opereert.

### **Benchmarking van Organisaties met MCDA en ESG:**

Om de maatschappelijke relevantie van organisaties te vergelijken, kunnen we zowel **MCDA als ESG** gebruiken.

### **Voorbeeld van Praktische toepassing op AethiQs en andere organisaties:**

Stel dat we de maatschappelijke relevantie van **AethiQs** vergelijken met andere fictieve organisaties, dan kunnen we een tabel maken waarin de MCDA- en ESG-scores van verschillende organisaties worden vergeleken. Wij merken op dat het hier gaat om fictieve getallen, maar het geeft wel een beeld hoe benchmarking zou kunnen werken met de cijfers. De organisaties Museum Rotterdam, Gemeente Den Haag en Rijksmuseum heb ik gewoon als voorbeelden gebruikt.

<b>Organisatie</b>	<b>MCDA-score</b>	<b>ESG-score</b>
<b>AethiQs</b>	0.78	80/100
Museum Rotterdam	0.65	72/100
Gemeentemuseum Den Haag	0.71	75/100
Rijksmuseum	0.82	85/100

Hieruit kunnen we concluderen dat AethiQs een hoge maatschappelijke relevantie heeft op basis van MCDA, maar dat het Rijksmuseum een hogere ESG-score behaalt. Dit soort benchmarking helpt beleidsmakers en investeerders bij het maken van strategische keuzes.

- **MCDA** helpt bij het structureren en kwantificeren van maatschappelijke relevantie op basis van verschillende criteria.
- **ESG-scores** zijn nuttig om duurzaamheid en ethische bedrijfsvoering te beoordelen.
- **Door beide methoden te combineren**, kunnen we een beter inzicht krijgen in hoe organisaties presteren en hoe ze bijdragen aan de samenleving.

### 3. Sentimentanalyse en Natural Language Processing(NPL)

Sentimentanalyse en Natural Language Processing (NLP) zijn belangrijke methoden binnen de kunstmatige intelligentie en data wetenschap. Sentimentanalyse richt zich op het identificeren en kwantificeren van meningen, gevoelens en emoties in tekstdata, terwijl NLP een bredere discipline is die zich bezighoudt met de interactie tussen computers en menselijke taal.

Gegeven een tekstuele dataset  $T$  bestaande uit  $n$  documenten  $d_1, d_2, \dots, d_n$ , is het doel van sentimentanalyse om een functie  $f: \rightarrow C$  te vinden, waarbij  $C$  de set is van sentiment klassen, meestal:

- **Positief (+1)**
- **Neutraal (0)**
- **Negatief (-1)**

Een uitgebreidere benadering kan een continuüm van sentimenten aannemen:

$s = f(d) \in [-1,1]$  waarbij  $s$  een sentiment score is.

#### Lexicon-gebaseerde methoden:

Een lexicon  $L$  bevat woorden met geannoteerde sentiments scores, bijvoorbeeld:

$L = \{ ("goed", +1), ("slecht", -1), ("geweldig", +2), ("vreselijk", -2) \}$

Voor een tekst  $d$  met woorden  $w_1, w_2, \dots, w_m$  is de sentiments score:

$$S(d) = \sum_{i=1}^m L(w_i)$$

waarbij woorden die niet in  $L$  staan een score van 0 krijgen.

Bekende lexicons: **SentiWordNet, VADER, AFINN**.

#### Machine Learning-methoden:

Een tekst wordt gerepresenteerd als een vector  $x$ , bijvoorbeeld met **TF-IDF** of **word embeddings** zoals Word2Vec en BERT. Vervolgens wordt een classifier getraind:

$$y = f(x)$$

waarbij  $f$  een model is zoals:

- **Naïve Bayes:** gebaseerd op de waarschijnlijkheid van woorden in positieve/negatieve klassen.
- **Support Vector Machines (SVM):** zoekt de optimale hypervlak grens in een hoge-dimensionale ruimte.
- **Neurale netwerken:** zoals LSTM's en Transformer-gebaseerde modellen.

Naïve Bayes Classifier:

De kans dat een document  $d$  een bepaald sentiment  $c$  heeft, wordt bepaald met Bayes' Theorem:

$$P(c|d) = \frac{\prod_{i=1}^n P(w_i|c)}{\prod_{i=1}^n P(w_i)}$$

waarbij:

- $P(c|d)$  de kans is dat document  $d$  sentiment  $c$  heeft.
- $P(d|c)$  de kans is dat document  $d$  voorkomt gegeven sentiment  $c$ .
- $P(c)$  de prior-kans is van sentiment  $c$ .
- $P(d)$  de kans is dat document  $d$  voorkomt.

Met de **Bag-of-Words (BoW)**-aannname wordt  $P(d|c)$  als volgt benaderd:

$$P(d|c) = \prod_{i=1}^n P(w_i|c)$$

waarbij  $P(w_i|c)$  de kans is dat woord  $w_i$  voorkomt in documenten met sentiment  $c$ .

Met Laplace-smoothing wordt dit:

$$P(w_i|c) = \frac{\sum_{d \in \mathcal{D}} \mathbb{1}(w_i \in d) + 1}{\sum_{d \in \mathcal{D}} |d| + |V|}$$

waarbij  $|V|$  de grootte van de woordenschat is.

De voorspelde sentiment klasse  $c^*$  is:

$$c^* = \arg \max_c \prod_{i=1}^n P(w_i|c)$$

### Support Vector Machines (SVM):

SVM zoekt een optimale scheidingshypervlak  $w^T x + b = 0$  in een hoge-dimensionale vectorruimte. Voor een lineaire SVM wordt de klasse  $y$  bepaald als:

$$y = \text{sign}(w^T x + b)$$

waarbij:

- $x$  een vector representatie van de tekst is.
- $w$  de gewichten zijn die het hypervlak definiëren.
- $b$  de bias is.

De optimalisatie verloopt via:  $\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|_2^2$

onder de voorwaarde:

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1, \quad \forall i$$

### Word Embeddings (Word2Vec, GloVe, BERT):

In plaats van woorden als losse entiteiten te zien, representeren deze methoden woorden in een vectorruimte:

$$v(w) \in R^d$$

waarbij woorden met vergelijkbare betekenis dicht bij elkaar liggen in de vectorruimte.

Bijvoorbeeld:

$$\text{cosinus gelijkenis}(v(w1), v(w2)) = \frac{v(w1) \cdot v(w2)}{\|v(w1)\| \|v(w2)\|}$$

meet hoe sterk de woorden semantisch gerelateerd zijn.

### **Transformers en BERT:**

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) gebruikt **zelf-attentie**:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax} \left( \frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V$$

waarbij Q, K, en V matrices zijn die de input representeren en  $d_k$  de dimensionale schaalfactor is.

BERT is krachtig omdat het tekst in beide richtingen begrijpt en pre-trained is op grote datasets.

Sentimentanalyse en NLP combineren wiskundige methoden met machine learning om inzichten te verzamelen uit tekst data. Moderne methoden zoals BERT en LSTM's maken nauwkeurige analyses mogelijk.

### 3.1 Basisprincipes van sentimentanalyse en NLP

Natural Language Processing (NLP) is een deelgebied van kunstmatige intelligentie (AI) dat zich richt op de interactie tussen computers en menselijke taal. Sentimentanalyse is een specifieke toepassing van NLP die probeert de emotionele toon of subjectieve informatie uit tekst te halen, vaak met behulp van machine learning en wiskundige modellen. NLP-methoden maken gebruik van wiskundige concepten zoals lineaire algebra, waarschijnlijkheidstheorie en optimalisatietechnieken.

Voordat tekst geanalyseerd kan worden, moet deze omgezet worden in een numerieke representatie. Enkele methoden zijn:

- Bag of Words (BoW):

$$BoW(D) = \sum_{w_i=1}^n f(w_i, D) \cdot v(w_i)$$

waarbij  $f(w_i, D)$  de frequentie van woord  $w_i$  in document  $D$  is en  $v(w_i)$  de vector representatie van het woord.

- TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document Frequency):

$$TF-IDF(w, D) = TF(w, D) \cdot IDF(w)$$

waarbij

$$TF(w, D) = \frac{\text{aantal woorden } w \text{ in document } D}{\text{totaal aantal woorden in document } D}$$

en

$$IDF(w) = \log \frac{N}{DF(w)}$$

waarbij  $N$  het totale aantal documenten is en  $DF(w)$  het aantal documenten waarin  $w$  voorkomt.

- Word Embeddings (Word2Vec, GloVe, BERT):

Woorden worden geprojecteerd in een vectorruimte van hoge dimensie. In Word2Vec bijvoorbeeld wordt de Skip-gram methode gebruikt om een probabilistisch model te trainen:

$$P(w_t | w_c) = \frac{\text{aantal } w_t \text{ in context } w_c}{\sum_{w_c \in \text{context}} \text{aantal } w_t \text{ in context } w_c}$$

waarbij  $w_t$  het target woord is en  $w_c$  het context woord.

Sentimentanalyse combineert NLP, wiskundige modellen en machine learning om tekstuele data te analyseren. Toekomstige ontwikkelingen richten zich op transformer-gebaseerde modellen zoals BERT en GPT om accurate voorspellingen te maken.

NLP is een interdisciplinair vakgebied binnen kunstmatige intelligentie (AI) en computationele taalkunde dat zich bezighoudt met de interactie tussen computers en menselijke taal. Het doel van NLP is om de menselijke taal te begrijpen, te interpreteren en te genereren met behulp van wiskundige en statistische methoden.

Een NLP-systeem doorloopt meestal de volgende stappen:

### → Tokenization:

Het splitsen van een tekst in kleinere eenheden, zoals woorden of zinnen.

Bijvoorbeeld:

**Input:** "NLP is een krachtig vakgebied!"

**Tokenized Output:** ["NLP", "is", "een", "krachtig", "vakgebied", "!"]

Formeel kan dit wiskundig worden gemodelleerd als:

$T(D) = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ , waarbij  $T(D)$  de verzameling tokens van document  $D$  is.

### → Stopwoord Verwijdering (Stopword Removal):

Sommige woorden, zoals "de", "het" en "een", dragen weinig bij aan de betekenis en worden daarom verwijderd.

**Voorbeeld:**

**Input:** ["dit", "is", "een", "goede", "dag"]

**Output:** ["goede", "dag"]

### → Stemming and Lemmatization:

- **Stemming** verwijdert achtervoegsels om woorden te reduceren tot hun stam.  
Bijvoorbeeld: "lopende" → "loop".
- **Lemmatization** zet woorden om naar hun grondvorm (lemma), zoals "loopt" → "lopen".

Bij stemming wordt vaak het **Porter Stemming Algorithm** gebruikt, dat regels toepast zoals:

if suffix is "ing" then remove "ing" if suffix is "ing" then remove "ing"

Bij lemmatization wordt gebruikgemaakt van woordenboeken en morfologische structuren.

### → Part-of-Speech (POS) Tagging:

Hierbij wordt elk woord in een zin geclassificeerd als werkwoord, zelfstandig naamwoord, bijvoeglijk naamwoord, etc.

Bijvoorbeeld:

**Input:** "De snelle vos springt over de luie hond."

**Output:** [("De", DET), ("snelle", ADJ), ("vos", NOUN), ("springt", VERB), ...]

POS tagging wordt vaak gedaan met **Hidden Markov Models (HMMs)**, waarbij de waarschijnlijkheid wordt berekend met de **Bayesiaanse regel**:

$$P(T|W) = \frac{\prod_{i=1}^n P(t_i|w_i)}{\prod_{i=1}^n P(t_i)}$$

waarbij:

- $T$  de tag is,
- $W$  het woord is,
- $P(W|T)$  de waarschijnlijkheid is dat een woord een bepaalde tag krijgt,
- $P(T)$  de prior probability van een tag.

## → Named Entity Recognition (NER):

NER herkent en classificeert entiteiten zoals namen, locaties en datums. Bijvoorbeeld: **Input:** "Elon Musk richtte SpaceX op in 2002."

**Output:** [("Elon Musk", PERSON), ("SpaceX", ORGANIZATION), ("2002", DATE)]

NER-modellen gebruiken vaak **Conditional Random Fields (CRFs)** en neurale netwerken.

## Sentiment Analyse:

Sentimentanalyse is een toepassing van NLP die probeert te bepalen of een tekst een positieve, negatieve of neutrale emotie uitdrukt.

## Lexicon-gebaseerde Sentiment Analyse:

Deze methode maakt gebruik van woordenlijsten met vooraf bepaalde sentiment scores. Bijvoorbeeld, een woordenlijst kan bevatten:

- "fantastisch" → +3
- "slecht" → -2

De **totale sentiments score** van een document wordt berekend als:

$$S(D) = \sum_{w \in D} s(w)$$

waarbij  $s(w)$  de sentiment score van woord  $w$  is.

## Machine Learning voor Sentimentanalyse:

Neurale Netwerken voor Sentimentanalyse

Moderne sentimentanalyse maakt vaak gebruik van recurrente neurale netwerken (RNN's) en transformers (zoals BERT).

Een Long Short-Term Memory (LSTM) model gebruikt een geheugeneenheid:

$$h_t = \sigma(W_h h_{t-1} + W_x x_t + b)$$

Hierbij zijn:

- $h_t$  de verborgen toestand,
- $x_t$  de input op tijdstip  $t$ ,
- $W_h$  en  $W_x$  de gewichten.

## Evaluatie van Sentimentanalyse Modellen:

Sentimentanalyse-modellen worden geëvalueerd met metrische methoden:

- Accuracy:  $Accuracy = \frac{\text{correcte voorspellingen}}{\text{totaal aantal voorspellingen}}$

- **Precision, Recall en F1-score:**

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

NLP en sentimentanalyse maken gebruik van wiskundige en statistische technieken om menselijke taal te verwerken en analyseren. Recente ontwikkelingen zoals BERT en GPT-4 zorgen voor grote verbeteringen in de prestaties van NLP-modellen.

## 3.2 Toepassing van sentimentanalyse op maatschappelijke relevantie

Maatschappelijke relevantie verwijst naar de mate waarin een organisatie impact heeft op de samenleving. Dit kan worden gemeten aan de hand van verschillende indicatoren, zoals media-aandacht, publieke perceptie en betrokkenheid op sociale media. Een effectieve methode om deze perceptie kwantitatief te analyseren is sentimentanalyse. Door middel van Natural Language Processing (NLP) en statistische modellen kan sentimentanalyse inzicht geven in hoe een organisatie wordt ervaren door het publiek.

De organisatie AethiQs staat centraal in deze analyse. Door gebruik te maken van sentiment analyse wordt onderzocht hoe de publieke opinie over AethiQs zich verhoudt tot andere organisaties en wat dit betekent voor haar maatschappelijke impact.

Sentimentanalyse, ook bekend als opinieanalyse, is een tekst gebaseerde methode om emoties en houdingen in geschreven tekst te detecteren en te classificeren. Deze techniek kan worden toegepast op verschillende soorten tekst data, zoals sociale media-berichten, nieuwsartikelen en klantrecensies.

Er zijn verschillende methoden om sentimentanalyse uit te voeren:

- **Lexicon-gebaseerde methoden:** Deze methode gebruikt vooraf gedefinieerde woordenlijsten waarin woorden een positieve, neutrale of negatieve sentiment waarde hebben. Een voorbeeld hiervan is VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner), een model dat goed presteert op sociale media-teksten.
- **Machine Learning-methoden:** Hierbij worden algoritmen zoals Naïve Bayes, Random Forest en neurale netwerken getraind op gelabelde datasets om sentimenten te voorspellen. Dit vereist vaak een grote hoeveelheid geannoteerde data.
- **Hybride methoden:** Een combinatie van lexicon-gebaseerde en machine learning-methoden voor verbeterde nauwkeurigheid.

In deze studie wordt gebruikgemaakt van VADER, omdat dit model geschikt is voor korte, informele teksten zoals tweets en nieuwsberichten.

### Wiskundige Basis van Sentimentanalyse:

Sentimentanalyse wordt vaak gekwantificeerd met een sentiment score  $S$  die varieert tussen -1 en 1, waarbij:

$$S = \frac{\sum w_i \cdot v_i}{N}$$

waarbij:

- $w_i$  de weegfactor is van woord  $i$ ,
- $v_i$  de sentiment waarde van woord  $i$ ,
- $N$  het totale aantal woorden in de tekst is.

VADER berekent een **compound score**, een gewogen som van sentimenten met normalisatie tussen -1 (zeer negatief) en 1 (zeer positief).

Om de betrouwbaarheid van de sentimentanalyse te waarborgen, wordt ook de **standaardafwijking**  $\sigma$  en het **95% betrouwbaarheidsinterval** berekend:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} (\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n})}$$

$$BI_{95\%} = \mu \pm 1.96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

waarbij  $\mu$  de gemiddelde sentiment waarde is en  $n$  het aantal waarnemingen. Dit interval geeft een schatting van de variabiliteit in publieke perceptie.

### Case Study: Sentimentanalyse van AethiQs:

#### Data en Bronnen:

Voor de sentimentanalyse van AethiQs zijn verschillende databronnen gebruikt:

- **Google Trends:** Geeft inzicht in hoe vaak AethiQs wordt gezocht en hoe dit zich over tijd ontwikkelt.
- **YouTube Views:** Het aantal weergaven van content gerelateerd aan AethiQs als indicator van maatschappelijke betrokkenheid.
- **Twitter-Activiteit:** Aantal tweets over AethiQs en de sentimenten in deze tweets.

Deze bronnen worden gecombineerd in een dataset waarin de sentiment waarden worden berekend.

#### Berekening van Sentiment Score voor AethiQs:

De gemiddelde sentiment waarde  $S_{AethiQs}$  voor AethiQs wordt berekend als:

$$S_{AethiQs} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i$$

waarbij  $S_i$  de sentiment score is van de  $i$ -de tekstvermelding over AethiQs.

Daarnaast wordt een betrouwbaarheidsinterval berekend om de onzekerheid in de meting aan te geven. Als het interval breed is, betekent dit dat de publieke opinie sterk fluctueert.

#### Interpretatie van de Resultaten:

- **Positieve sentimenten** ( $S > 0.05$ ) duiden op een gunstige publieke perceptie.
- **Neutrale sentimenten** ( $-0.05 \leq S \leq 0.05$ ) betekenen dat de organisatie weinig emotionele respons oproept.
- **Negatieve sentimenten** ( $S < -0.05$ ) wijzen op reputatierisico's of controversiële berichtgeving.

De gemiddelde sentiment score van AethiQs wordt vergeleken met die van andere organisaties om haar maatschappelijke relevantie te benchmarken.

Sentimentanalyse biedt een krachtige methode om de maatschappelijke relevantie van een organisatie te kwantificeren. De case study van AethiQs toont aan dat publieke perceptie systematisch geanalyseerd kan worden met NLP-technieken en statistische methoden.

Door sentimentanalyse te combineren met benchmarking kunnen organisaties zoals AethiQs strategisch inspelen op maatschappelijke trends en hun impact optimaliseren.

#### ESG-score met Sentiment Analyse en NLP voor AethiQs:

De **ESG-score** (Environmental, Social, and Governance) is een internationaal gehanteerde maatstaf waarmee bedrijven beoordeeld worden op drie dimensies van duurzaamheid: **milieu-impact (E)**, **sociale impact (S)** en **deugdelijk bestuur (G)**. Traditioneel worden deze scores berekend op basis van financiële, operationele en rapportagedata. Echter, dankzij **Natural Language Processing (NLP)** en **sentimentanalyse** kunnen we tegenwoordig ook publieke percepties verwerken in de beoordeling – bijvoorbeeld op basis van nieuwsartikelen en sociale media.

Voor een organisatie als **AethiQs**, die maatschappelijk bewust wil opereren, biedt sentimentanalyse een waardevolle aanvulling op de traditionele ESG-beoordeling. Met NLP-technieken kunnen we publieke teksten analyseren en zo **in real-time** inzicht krijgen in hoe mensen over AethiQs denken en spreken. Deze benadering voegt een nieuwe, dynamische laag toe aan de beoordeling van de **sociale component (S)** van ESG.

### Sentimentanalyse als input voor de sociale ESG-score

De sociale component (S) binnen ESG is gericht op thema's zoals reputatie, diversiteit, medewerkers welzijn, en betrokkenheid bij de maatschappij. In deze benadering gebruiken we **sentimentanalyse** om die component kwantitatief te maken.

De **sociale ESG-score** wordt dan berekend als het gemiddelde sentiment uit een reeks tekstuele bronnen, zoals nieuwsartikelen en Twitterberichten. De sociale ESG-score wordt berekend als:

$$S_{score} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i$$

waarbij:

- $N$  het aantal tekstbronnen is,
- $S_i$  de sentiment waarde van de  $i$ -de tekstvermelding is.

De sentiment waarden  $S_i$  worden verkregen met **VADER** of **TextBlob**, die teksten classificeren als **positief** ( $S > 0.05$ ), **neutraal** ( $-0.05 \leq S \leq 0.05$ ) of **negatief** ( $S < -0.05$ ).

### Voorbeeld:

Stel dat we 5 nieuwsartikelen en 10 Twitterberichten over AethiQs analyseren. De sentiment waarden zijn:

$$S = [0.4, -0.1, 0.2, -0.3, 0.5, 0.1, 0.0, -0.2, 0.3, 0.2, 0.1, -0.1, 0.4, 0.3, -0.2]$$

Dan is de gemiddelde sentiment-score:

$$S_{score} = \frac{0.4 + (-0.1) + 0.2 + (-0.3) + 0.5 + 0.1 + 0.0 + (-0.2) + 0.3 + 0.2 + 0.1 + (-0.1) + 0.4 + 0.3 + (-0.2)}{15} = 0.12$$

Dit geeft een positieve sociale perceptie, maar niet heel sterk.

### Betrouwbaarheidsinterval en Variabiliteit:

#### Voorbeeldberekening:

Als de standaardafwijking  $\sigma = 0.22$  is en  $N = 15$  en  $S_{score} = 0.12$ , dan:

$$BI_{95\%} = 0.12 \pm 1.96 \cdot \frac{0.22}{\sqrt{15}} = 0.12 \pm 0.11$$

## Totale ESG-score en Maatschappelijke Relevantie van AethiQs

De **totale ESG-score** combineert de drie pijlers – milieu (E), sociaal (S) en governance (G) – tot één geïntegreerde score. Deze score kunnen we gebruiken als **maat voor maatschappelijke relevantie**.

De formule is als volgt:

$$ESG_{AethiQs} = w_E \cdot E + w_S \cdot S_{score} + w_G \cdot G$$

Stel dat de gewichten  $w_E = 0.3$ ,  $w_S = 0.5$ , en  $w_G = 0.2$  en dat milieu- en governance-scores gebaseerd zijn op andere data:

- $E = 0.75$  (bijv. lage CO<sub>2</sub>-uitstoot),
- $G = 0.65$  (bijv. transparant bestuur),
- $S_{score} = 0.12$  uit sentimentanalyse.

Dan is de ESG-score voor AethiQs:

$$ESG_{AethiQs} = 0.3 \cdot 0.75 + 0.5 \cdot 0.12 + 0.2 \cdot 0.65 = 0.225 + 0.06 + 0.13 = 0.415$$

In dit fictieve voorbeeld krijgt **AethiQs een ESG-score van 0.415**. Dit wijst op een **matige tot positieve maatschappelijke relevantie**. De **milieu- en governance aspecten** scoren relatief goed, terwijl de **sociale impact** – gemeten via publieke perceptie – nog ruimte voor verbetering laat zien.

Door sentimentanalyse te integreren, wordt de ESG-score dynamischer en beter afgestemd op hoe de samenleving het bedrijf ervaart. Deze aanpak kan AethiQs helpen bij het gericht verbeteren van haar maatschappelijke profiel.

Sentimentanalyse biedt een krachtige aanvulling op traditionele ESG-berekeningen. Door publieke percepties te kwantificeren met NLP-technieken zoals VADER, kan de sociale component van ESG beter worden gemeten.

Een aanvullende kwalitatieve beoordeling kan meer inzicht geven in de oorzaken en mogelijke verbeterpunten. Dit kan onder andere door:

- **Media-analyse:** Onderzoeken hoe en waar AethiQs wordt genoemd in nieuwsartikelen, blogs en op sociale media.
- **Stakeholder-interviews:** Directe feedback verzamelen van belanghebbenden over hun perceptie van AethiQs.
- **Engagement-meting:** Niet alleen de hoeveelheid communicatie analyseren, maar ook de mate van interactie met de doelgroep, zoals reacties, likes en gedeelde berichten.
- **Vergelijkende analyse:** Benchmarking uitvoeren met organisaties die een hogere sociale score behalen om best practices te identificeren.

Door deze kwalitatieve beoordeling te combineren met kwantitatieve analyses, zoals sentiment analyse en NLP-methoden, kan een vollediger beeld worden gevormd van de maatschappelijke relevantie van organisaties en kunnen mogelijke verbeter strategieën worden geformuleerd.

## 4. Resultaten

### MCDA-code:

#### Stap 1: Inlezen van de dataset

De python code begint met het inlezen van een dataset waarin 100 organisaties zijn opgenomen. Deze dataset heb ik zelf samengesteld op basis van de gegevens die mijn begeleider vanuit AethiQs heeft aangeleverd. De oorspronkelijke datasets bevatten verschillende soorten informatie over organisaties, waaronder gegevens over hun maatschappelijke relevantie. Om een goed onderbouwde analyse te kunnen uitvoeren, heb ik deze ruwe data uit de aangeleverde datasets samengevoegd en bewerkt. Hierbij heb ik:

1. **Relevante gegevens geselecteerd** uit de originele datasets die mijn begeleider heeft verstrekt.
2. **Gegevens opgeschoond en geformatteerd**, zodat deze geschikt waren voor verdere analyse.
3. **Twee aparte datasets samengesteld**, elk met informatie over 100 organisaties, die gebruikt worden voor beide modellen.

Deze aanpak zorgt ervoor dat de dataset aansluit bij de doelstellingen van het onderzoek en bruikbaar is voor zowel het MCDA-model als de aanvullende analyses, zoals sentiment analyse en benchmarking.

. Elke organisatie heeft bijbehorende kwantitatieve gegevens over zes verschillende criteria:

1. **Google Trends-score** – Hoe vaak de organisatie wordt gezocht op Google.
2. **YouTube Views** – Het aantal weergaven van video's die verband houden met de organisatie.
3. **Twitter Activiteit** – Het aantal keren dat de organisatie wordt genoemd of besproken op Twitter.
4. **Aantal nieuwsartikelen** – Hoe vaak de organisatie voorkomt in nieuwsberichten.
5. **LinkedIn Mentions** – Het aantal keren dat de organisatie wordt genoemd op LinkedIn.
6. **Media Coverage** – Een maatstaf voor hoe vaak de organisatie in de media verschijnt.

De dataset wordt correct geladen en weergegeven in een tabel met 100 rijen (organisaties) en 7 kolommen (de bovengenoemde variabelen + de naam van de organisatie).

In deze analyse zijn variabelen opgenomen zoals het aantal nieuwsartikelen, LinkedIn-mentions en media coverage. Deze variabelen geven een indicatie van de zichtbaarheid en maatschappelijke aanwezigheid van een organisatie. Omdat dergelijke gegevens niet altijd volledig beschikbaar zijn, is ervoor gekozen om deze waarden fictief te genereren. Dit stelt ons in staat om de werking van het model te demonstreren zonder afhankelijk te zijn van externe databronnen.

#### Stap 2: Gegevensverwerking en conversie

Na het inlezen worden de gegevens gecontroleerd en klaargemaakt voor verdere verwerking. Dit gebeurt als volgt:

- Alle numerieke gegevens worden omgezet naar **decimale getallen (float)**, zodat berekeningen zonder fouten kunnen worden uitgevoerd.

### Stap 3: Berekening van de MCDA-score

Vervolgens wordt voor elke organisatie een **MCDA-score** berekend. Deze score geeft een indicatie van hoe maatschappelijk relevant een organisatie is, op basis van de zes criteria.

- Elk criterium krijgt een bepaalde **weging**, zodat sommige factoren zwaarder meetellen dan andere.
- De score wordt berekend op basis van een wiskundig model dat waarschijnlijk een combinatie van gewogen factoren gebruikt.
- De exacte formule is niet zichtbaar in de uitvoer, maar de hoge getallen suggereren dat er mogelijk een optelling van absolute waarden plaatsvindt, zonder normalisatie.

### Stap 4: Sorteren en rangschikken van de organisaties

- Zodra de MCDA-score voor alle organisaties is berekend, worden de organisaties gesorteerd van **hoogste naar laagste score**.
- De organisatie met de hoogste score staat bovenaan de lijst en wordt als meest maatschappelijk relevant beschouwd.
- De andere organisaties volgen in aflopende volgorde.

### Stap 5: Benchmarking van AethiQs

Het script zoekt vervolgens de **positie van AethiQs** in deze gesorteerde lijst.

- In de eerste uitvoering stond AethiQs op **positie 25 van 100 organisaties**.
- In de tweede uitvoering stond AethiQs op **positie 52 van 100 organisaties**.

Het script bepaalt vervolgens de positie van AethiQs in de gesorteerde lijst van 100 organisaties. In de eerste uitvoering stond AethiQs op positie 25, terwijl in de tweede uitvoering de organisatie op positie 52 eindigde. Dit zou kunnen betekenen dat AethiQs in de tweede uitvoering minder maatschappelijk relevant is dan ongeveer de helft van de organisaties in de lijst.

Echter, aangezien deze analyse gebaseerd is op fictieve of voorbeelddata, moet deze conclusie met voorzichtigheid worden geïnterpreteerd. Een alternatief zou zijn om een volledig fictieve organisatie te gebruiken in plaats van AethiQs, of expliciet te vermelden dat de gebruikte gegevens dummy data zijn. Dit voorkomt verwarring en maakt duidelijk dat de resultaten slechts dienen ter illustratie van het model en niet de daadwerkelijke maatschappelijke relevantie van AethiQs weerspiegelen.

### Stap 6: Weergave van de top 10 organisaties

Tot slot toont het script een overzicht van de **top 10 best scorende organisaties**.

- Dit geeft inzicht in welke organisaties het beste presteren volgens de MCDA-methode.
- De hoogst scorende organisatie heeft een MCDA-score van ruim **20.000**, wat erop wijst dat hun maatschappelijke impact zeer groot is.

### Stap 7: Interpretatie en mogelijke verbeteringen

AethiQs scoort **niet in de top 10 en bevindt zich in de middenmoot**.

Om de score te verbeteren, zou AethiQs:

- Meer zichtbaarheid kunnen genereren via **Google Trends**.
- Actiever kunnen zijn op **YouTube en Twitter** om engagement te verhogen.

- Meer vermeldingen in de **media en op LinkedIn** kunnen krijgen om hun impact te vergroten.

De MCDA-code geeft een **kwantitatieve beoordeling van maatschappelijke relevantie** en stelt organisaties in staat om hun prestaties te vergelijken met concurrenten. Op basis van de resultaten kunnen strategische beslissingen worden genomen om de maatschappelijke impact te vergroten. Door middel van MCDA is het mogelijk om een objectieve maatstaf voor maatschappelijke relevantie te berekenen. AethiQs scoort relatief hoog en kan zich verder verbeteren door strategische focus op content-engagement via YouTube. Dit onderzoek biedt een bruikbare benchmarkmethode voor verdere analyses en beleidsbeslissingen.

De code die ik heb uitgevoerd analyseert de maatschappelijke relevantie van verschillende organisaties met behulp van meerdere criteria, waaronder Google Trends, YouTube-views, Twitter-activiteit, nieuwsartikelen, LinkedIn-mentions en media-aandacht. Op basis van deze gegevens wordt een **MCDA-score (Multi-Criteria Decision Analysis score)** berekend, waarmee organisaties onderling vergeleken en gerangschikt worden.

### 1. Inladen en tonen van de dataset

De code begint met het laden van de dataset waarin verschillende organisaties worden weergegeven. Voor elke organisatie worden scores geregistreerd op zes maatschappelijke relevantiecriteria. De eerste paar rijen van de dataset worden geprint om een overzicht te geven van de beschikbare gegevens.

- **Voorbeeldgegevens uit de dataset:**
  - AethiQs heeft een Google Trends-score van **61**, **151** vermeldingen op LinkedIn en **33** vermeldingen in de media.
  - Andere organisaties hebben verschillende scores, bijvoorbeeld Organisatie\_2 met een hogere Google Trends-score (**81**) maar minder media-aandacht (**9**).

### 2. Bepalen van de rangpositie van AethiQs

De code berekent de **MCDA-score** voor alle organisaties en rangschikt hen op basis van deze score. Vervolgens wordt de positie van **AethiQs** binnen de lijst van **100 organisaties** bepaald.

- In de eerste uitvoer stond AethiQs op **positie 25**, wat betekent dat het beter scoorde dan **75 andere organisaties**.
- In een latere uitvoer stond AethiQs op **positie 52**, wat suggereert dat de berekeningen of inputdata zijn aangepast, waardoor AethiQs lager in de ranking is gekomen.

### 3. Weergave van de top 10 hoogst scorende organisaties

De code toont een lijst van de **hoogst scorende organisaties** op basis van de MCDA-score. De hoogste score behoort toe aan **Organisatie\_40**, met een MCDA-score van **20.054,15**. Andere organisaties zoals **Organisatie\_95** en **Organisatie\_34** hebben ook hoge scores boven de **19.500**.

Deze organisaties hebben mogelijk betere prestaties op bepaalde maatschappelijke relevantiecriteria zoals Google Trends, social media-activiteit en media-aandacht, waardoor ze een hogere totale score behalen.

### Conclusie uit de output

De code helpt bij het kwantificeren en vergelijken van de maatschappelijke relevantie van organisaties. De rangorde wordt beïnvloed door de scores op verschillende factoren, en wijzigingen in data of berekeningen kunnen de positie van een organisatie zoals AethiQs veranderen.

### Sentiment Analyse en NLP-code:

#### **Stap 1: Inlezen van de dataset**

De eerste stap in het sentimentanalyse proces is het inlezen van de dataset. Dit gebeurt met de programmeertaal Python en de bibliotheek **Pandas**. De dataset wordt geladen vanuit een CSV-bestand (*comma-separated values*), dat is opgeslagen op een specifieke locatie op de computer.

Nadat de data is ingelezen, wordt gecontroleerd welke kolommen beschikbaar zijn. Dit helpt om te bepalen welke variabelen in het sentimentanalyse proces worden gebruikt. In dit geval bevat de dataset verschillende kolommen, waaronder:

- **Organisatie** (de naam van de organisatie)
- **Twitter Activiteit** (hoeveelheid tweets over de organisatie)
- **Nieuws Aantal** (hoe vaak de organisatie in het nieuws voorkomt)

Om een compleet tekstcorpus te vormen voor sentimentanalyse, worden de tekstkolommen samengevoegd tot één gecombineerde tekstkolom (*combined text*).

#### **Stap 2: Tekst Voorbewerking**

Voordat sentimentanalyse kan worden uitgevoerd, moet de tekst worden opgeschoond. Dit proces heet **tekst voorbereiding (text preprocessing)** en omvat de volgende stappen:

##### **1. Stopwoorden verwijderen**

- Stopwoorden zijn veelvoorkomende woorden zoals "de", "het" en "een", die geen betekenisvolle bijdrage leveren aan de sentimentanalyse.
- De **Natural Language Toolkit (NLTK)** wordt gebruikt om een lijst met Nederlandse stopwoorden in te laden en uit de tekst te verwijderen.

##### **2. Tekst omzetten naar kleine letters**

- Dit voorkomt dat hoofdletters als verschillende woorden worden geïnterpreteerd (bijvoorbeeld "AethiQs" en "aethiqs" worden als hetzelfde beschouwd).

##### **3. Verwijderen van URL's en cijfers**

- Hyperlinks (zoals "<https://example.com>") en cijfers worden verwijderd, omdat ze geen invloed hebben op sentiment.

##### **4. Verwijderen van leestekens**

- Alle leestekens, zoals punten, komma's en vraagtekens, worden verwijderd.

##### **5. Tokenisatie en filtering**

- De tekst wordt opgesplitst in afzonderlijke woorden (*tokens*), en woorden die in de stopwoorden lijst staan, worden eruit gefilterd.

Dit proces resulteert in een gestructureerde en schone dataset waarin alleen de belangrijkste woorden overblijven voor de sentimentanalyse.

#### **Stap 3: Sentimentanalyse uitvoeren**

Na de tekst voorbereiding wordt sentiment analyse uitgevoerd met behulp van **VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner)**, een sentimentanalysemodel dat vooral geschikt is voor korte teksten, zoals tweets en nieuwsberichten.

### Hoe werkt VADER?

- VADER gebruikt een lexicon (woordenlijst) met vooraf gedefinieerde sentiment waarden.
- Elk woord krijgt een **positieve, negatieve of neutrale score** op basis van sentiment.
- De uiteindelijke "**compound score**" is een samenvatting van de positieve en negatieve sentimenten in een tekst en ligt tussen **-1** (zeer negatief) en **1** (zeer positief).

Na berekening van de **compound score**, wordt een sentiment label toegekend:

- **Positief** als de score groter is dan 0.05
- **Negatief** als de score kleiner is dan -0.05
- **Neutraal** als de score tussen -0.05 en 0.05 ligt

De sentimentanalyse wordt vervolgens toegepast op de schoongemaakte tekstkolom, en de resultaten worden opgeslagen in een nieuwe kolom.

### Gemiddelde Sentimentscore voor AethiQs

Om te bepalen hoe AethiQs wordt beoordeeld op basis van sentiment, wordt het gemiddelde van alle sentiment waarden berekend voor tweets en nieuwsberichten die over AethiQs gaan. Dit gemiddelde sentiment geeft een indicatie van hoe positief, negatief of neutraal AethiQs wordt besproken in de dataset.

### Stap 4: Visualisatie van Sentiment

Om de sentimentanalyse inzichtelijk te maken, wordt een **histogram** gegenereerd met de bibliotheek **Seaborn** en **Matplotlib**.

- De x-as toont de **sentiment scores** (van negatief tot positief).
- De y-as geeft het **aantal berichten** met die specifieke sentiment waarde weer.
- Een verticale rode lijn markeert de gemiddelde sentiment waarde van AethiQs.

Deze visualisatie helpt bij het interpreteren van de verdeling van sentiment in de dataset en laat zien of de meeste berichten overwegend positief, negatief of neutraal zijn.

### Stap 5: Opslaan van de resultaten

Als laatste stap worden de sentiment resultaten opgeslagen in een nieuw CSV-bestand. Dit maakt het mogelijk om de analyse later opnieuw te bekijken of verder te gebruiken voor andere toepassingen, zoals benchmarking van organisaties.

De uitvoer van de code bevat verschillende belangrijke stappen en resultaten. Hieronder volgt een gedetailleerde uitleg van de output en de implicaties voor de sentimentanalyse van AethiQs.

### Stap 1: Inlezen van de dataset

De eerste output regel bevestigt dat de dataset correct is ingelezen en toont de beschikbare kolommen:

### Interpretatie:

- De dataset bevat **informatie over organisaties**, zoals **AethiQs** en andere bedrijven of instellingen.
- De kolommen bevatten verschillende datatypes:
  - **Kwantitatieve gegevens:** *Google Trends, YouTube Views, Twitter Activiteit, Nieuws Aantal, LinkedIn Mentions, Media Coverage.*
  - **Kwalitatieve gegevens:** *Tweets Text, Nieuws Text* (de tekstinhoud van berichten).
  - **Sentiment Scores:** *Tweets Sentiment, Nieuws Sentiment, Tweets Text Blob Sentiment, Nieuws Text Blob Sentiment.*

Dit betekent dat zowel sociale media als nieuwsartikelen worden geanalyseerd voor sentiment.

## Stap 2: Downloaden van stopwoorden

### Interpretatie:

- De Natural Language Toolkit (NLTK) wordt gebruikt om een lijst van Nederlandse stopwoorden te downloaden en uit te pakken.
- Stopwoorden zijn woorden zoals "de", "het", "een" die geen waarde toevoegen aan de sentimentanalyse.
- Het downloaden is een eenmalige actie en wordt automatisch overgeslagen als het pakket al is geïnstalleerd.

Dit proces zorgt ervoor dat de dataset correct wordt opgeschoond, zodat irrelevante woorden worden verwijderd voordat de sentimentanalyse wordt uitgevoerd.

## Stap 3: Sentiment Analyse uitvoeren en gemiddelde berekenen

### Interpretatie:

- De sentimentanalyse is uitgevoerd met de VADER Sentiment Analyzer.
- De gemiddelde sentiment waarde voor AethiQs is 0.0, wat betekent dat de algemene toon van de berichten neutraal is.

Om dit beter te begrijpen, is het belangrijk te kijken naar de schaal van de VADER-sentiment score:

- Positief sentiment: Score > 0.05
- Negatief sentiment: Score < -0.05
- Neutraal sentiment: Score tussen -0.05 en 0.05

Aangezien de score 0.0 is, betekent dit dat de teksten over AethiQs geen uitgesproken positieve of negatieve woorden bevatten.

## Stap 4: Mogelijke verklaringen voor de neutrale score

Een neutrale sentiment score kan verschillende oorzaken hebben:

1. De berichten over AethiQs bevatten objectieve taal
  - Als nieuwsartikelen en tweets geen emotioneel geladen woorden bevatten, worden ze door de sentimentanalyse tool als neutraal geclassificeerd.
  - Bijvoorbeeld: *"AethiQs publiceert een nieuw rapport over duurzaamheid."* heeft geen uitgesproken sentiment.
2. De dataset bevat weinig of geen relevante tekst gegevens

- Mogelijk zijn er weinig tweets of nieuwsartikelen waarin AethiQs expliciet wordt genoemd.
  - Als de dataset slechts enkele berichten over AethiQs bevat, kan dit leiden tot een gemiddelde score van 0.0.
3. De VADER-sentimentanalyse is minder geschikt voor Nederlands
- VADER is oorspronkelijk ontworpen voor Engels en werkt mogelijk niet optimaal met Nederlandse teksten.
  - Hoewel VADER emotionele woorden kan herkennen, kan het nuances in de Nederlandse taal missen.
4. De tekst voorbereiding heeft belangrijke sentiment dragende woorden verwijderd
- Tijdens het opschonen van de tekst zijn stopwoorden, leestekens en cijfers verwijderd.
  - Dit kan ervoor zorgen dat belangrijke context verloren is gegaan, wat invloed heeft op de uiteindelijke sentimentanalyse.

### **Conclusie voor AethiQs**

De gemiddelde sentiment waarde van 0.0 geeft aan dat er geen sterke positieve of negatieve perceptie is van AethiQs in de dataset.

Mogelijke interpretaties:

- AethiQs wordt neutraal besproken, zonder sterke emotionele reacties.
- Er is onvoldoende data beschikbaar om een betrouwbare sentimentanalyse te maken.
- Het sentiment analysemodel (VADER) werkt mogelijk niet optimaal voor Nederlandse teksten.

## 5. Discussie en conclusie

Dit onderzoek heeft een nieuw model ontwikkeld om de maatschappelijke relevantie van organisaties te meten, waarbij Multicriteria Decision Analysis (MCDA) en sentimentanalyse met Natural Language Processing (NLP) zijn geïntegreerd. De resultaten tonen aan dat MCDA een effectieve methode is om diverse kwantitatieve en kwalitatieve factoren samen te brengen in een objectieve score. Daarnaast heeft sentimentanalyse inzicht verschaft in publieke percepties over organisaties, maar de neutraliteit van de gemiddelde score suggereert dat verdere verfijning nodig is.

Een belangrijke bevinding is dat AethiQs een neutrale sentiment waarde heeft, wat verschillende verklaringen kan hebben. Het kan duiden op een gebrek aan emotioneel geladen berichten over de organisatie, een beperkte aanwezigheid in de dataset, of beperkingen in het gebruikte sentimentanalyse model (VADER), dat oorspronkelijk voor Engels is ontwikkeld. Dit benadrukt het belang van modelvalidatie en de mogelijke meerwaarde van aanvullende NLP-technieken voor het verbeteren van de sentimentanalyse.

Het betekent dat er mogelijkheden zijn om de maatschappelijke relevantie te vergroten door gerichte strategieën, zoals meer engagement via sociale media en nieuwsplatformen. De gevoeligheidsanalyse heeft verder laten zien dat de MCDA-score sterk beïnvloed wordt door specifieke criteria, wat suggereert dat een herziening van de gewichten in het model nodig kan zijn om een evenwichtigere beoordeling te verkrijgen.

De belangrijkste beperking van dit onderzoek is dat de gebruikte modellen afhankelijk zijn van de beschikbaarheid en kwaliteit van data. Een beperkte dataset kan leiden tot vertekening in de resultaten, vooral bij sentimentanalyse. Ook blijft er een uitdaging bestaan in het vertalen van maatschappelijke relevantie naar een eenduidige numerieke score, gezien de complexiteit en subjectiviteit van dit concept.

Concluderend heeft dit onderzoek aangetoond dat een combinatie van MCDA en NLP een waardevolle methode is om maatschappelijke relevantie kwantitatief te benaderen. Toekomstig onderzoek kan zich richten op het verfijnen van het sentiment analysemodel, het uitbreiden van de dataset, en het onderzoeken van alternatieve methoden zoals deep learning voor geavanceerdere tekstinterpretatie, zodat ook grote hoeveelheden ongestructureerde data bij kunnen dragen aan de maatschappelijke relevantie score. Dit zal bijdragen aan een nog nauwkeurigere en robuustere meting van maatschappelijke impact.

## 6. Aanbevelingen

Op basis van de resultaten van dit onderzoek kunnen specifieke aanbevelingen worden gedaan voor de verbetering van het MCDA-model, de sentimentanalyse en de strategieën van organisaties om hun maatschappelijke relevantie te vergroten. Daarnaast volgen enkele algemene aanbevelingen die relevant zijn voor bredere toepassingen van dit onderzoek.

### 1. Verbetering van het MCDA-model

- **Meer criteria toevoegen:** Naast de huidige indicatoren kunnen extra factoren zoals duurzaamheidsscores (ESG), maatschappelijke impactmetingen en klanttevredenheid worden opgenomen.
- **Dynamische wegingen:** Het model kan flexibeler worden gemaakt door de wegingen van criteria periodiek te herzien op basis van maatschappelijke ontwikkelingen.
- **Validatie met praktijkcases:** Het testen van het model op meerdere organisaties, zowel binnen als buiten de non-profitsector, kan bijdragen aan een robuustere methode.

### 2. Betere Sentimentanalyse voor Maatschappelijke Relevantie

- **Gebruik van geavanceerde NLP-modellen:** De sentimentanalyse kan worden verbeterd met deep learning-modellen zoals BERT of GPT, die beter omgaan met de nuances van de Nederlandse taal.
- **Meer databronnen analyseren:** Naast sociale media en Google Trends kan de analyse uitgebreid worden met gegevens uit onderzoeksrapporten, beleidsstukken en klantbeoordelingen.
- **Training van NLP-modellen voor Nederlands:** Het sentiment analyse model (zoals VADER) kan verbeterd worden door deze specifiek te trainen met Nederlandstalige datasets.

### 3. Strategieën voor Organisaties om Maatschappelijke Relevantie te Vergroten in het algemeen

- **Actieve zichtbaarheid verhogen:** Organisaties kunnen hun maatschappelijke impact vergroten door actiever te zijn op sociale media, nieuwsplatformen en professionele netwerken zoals LinkedIn.
- **Directe betrokkenheid met stakeholders:** Meer interactie met belanghebbenden, zoals klanten en beleidsmakers, kan helpen om maatschappelijke positionering te versterken.
- **Transparantie en impact rapportages:** Organisaties kunnen hun maatschappelijke relevantie vergroten door regelmatig impact rapporten te publiceren en duidelijke doelstellingen te communiceren.
- De benchmarking met MCDA toont aan dat het de maatschappelijke relevantie kan vergroten voor verschillende organisaties.

### 4. Uitbreiding van het Datagebruik

- **Longitudinale analyses uitvoeren:** Door data over langere periodes te verzamelen en analyseren, kunnen trends beter worden geïdentificeerd.
- **Internationale benchmarking:** Een vergelijking met organisaties in andere landen kan waardevolle inzichten opleveren over hoe maatschappelijke relevantie wereldwijd wordt gemeten en verbeterd.

### Algemene Aanbevelingen

- **Interdisciplinair Onderzoek:** Het combineren van wiskunde, data wetenschap en sociale wetenschappen kan leiden tot een completer beeld van maatschappelijke relevantie.
- **Samenwerking met Organisaties:** Door samenwerking met maatschappelijke organisaties kunnen meer realistische datasets worden verzameld en kan de praktische toepasbaarheid van het model worden verbeterd.
- **Doorontwikkeling van MCDA- en NLP-modellen:** Toekomstig onderzoek kan zich richten op het combineren van meerdere methodologische benaderingen, zoals machine learning en experts onderzoeken, om maatschappelijke impact beter te voorspellen.
- **Gebruik van Open Data:** Overheden en onderzoeksinstituten kunnen baat hebben bij het openstellen van datasets over maatschappelijke indicatoren, waardoor modellen zoals deze verder geoptimaliseerd kunnen worden.
- **Ethische Overwegingen:** Bij het gebruik van sentimentanalyse en data-analyse is het belangrijk om privacy en ethische kwesties in acht te nemen, vooral bij het verwerken van persoonsgegevens van sociale media.

Deze aanbevelingen bieden zowel praktische als wetenschappelijke richtlijnen voor verdere ontwikkeling van methoden om maatschappelijke relevantie te meten en te verbeteren.

## 7. Literatuurlijst

- ★ Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation*. McGraw-Hill. Geraadpleegd op 09-01-2025.
- ★ Keeney, R. L., & Raiffa, H. (1993). *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-Offs*. Cambridge University Press. Geraadpleegd op 09-01-2025
- ★ Pomerol, J. C., & Barba-Romero, S. (2000). *Multicriterion Decision in Management: Principles and Practice*. Springer. Geraadpleegd op 09-01-2025
- ★ Python Software Foundation. (2023). *Python Language Reference, Version 3.9*. Geraadpleegd op 09-01-2025
- ★ Matplotlib Development Team. (2023). *Matplotlib: Visualization with Python*. Geraadpleegd op 09-01-2025
- ★ McKinney, W. (2010). *Data Structures for Statistical Computing in Python*. Proceedings of the 9th Python in Science Conference. Geraadpleegd op 09-01-2025
- ★ Natural Language Processing (NLTK): Bird, S., Klein, E., & Loper, E. (2009). *Natural Language Processing with Python*. O'Reilly. Geraadpleegd op 09-01-2025
- ★ Scikit-learn bibliotheek: Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830. Geraadpleegd op 09-01-2025
- ★ VADER Sentiment Analyzer (gebruikt in NLTK): Hutto, C. J., & Gilbert, E. (2014). VADER: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 8(1), 216–225. Geraadpleegd op 09-01-2025
- ★ Boonstra, J. (2013). *Betekenis van maatschappelijke organisaties*. Geraadpleegd op 16-01-2025
- ★ AethiQs. (z.d.). *Maatschappelijke relevantie*. Geraadpleegd op 15-01-2025
- ★ PwC. (z.d.). *Maatschappelijke organisaties - Publieke sector*. Geraadpleegd op 15-01-2025
- ★ *Creating Heroes*. (z.d.). *Zo word je als merk maatschappelijk relevant*. Geraadpleegd op 15-01-2025
- ★ Elkington, J. (1997). *Cannibals with forks: The triple bottom line of 21st-century business*. Oxford: Capstone. Geraadpleegd op 16-01-2025
- ★ Mankiw, N. G. (2020). *Principles of Economics (9e editie)*. Cengage Learning. Geraadpleegd op 16-01-2025
- ★ Smith, D. E., Tayman, J., & Swanson, D. A. (2013). *A Practitioner's Guide to State and Local Population Projections*. Springer. Geraadpleegd op 16-01-2025
- ★ Kermack, W. O., & McKendrick, A. G. (1927). A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical and Physical Character*, 115(772), 700-721. Geraadpleegd op 16-01-2025
- ★ SLO. (n.d.). *Wiskunde maatschappij examenprogramma vwo. Stichting Leerplan Ontwikkeling*. Geraadpleegd op 16-01-2025
- ★ 1000minds. (z.d.). *Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA/MCDM)*. Geraadpleegd op 18-01-2025
- ★ Arcidiacono, S. G., Corrente, S., & Greco, S. (2019). As simple as possible but not simpler in Multiple Criteria Decision Aiding: the ROR-SMAA level dependent Choquet integral approach. Geraadpleegd op 18-01-2025
- ★ Wikipedia. (2025, 15 januari). *Multiple-criteria decision analysis*. Geraadpleegd op 18-01-2025

- ★ Grabisch, M., & Labreuche, C. (2010). A decade of applications of the Choquet and Sugeno integrals in multi-criteria decision aid. *Annals of Operations Research*, 175(1), 247–286. Geraadpleegd op 20-01-2025
- ★ Murofushi, T., & Sugeno, M. (1989). An interpretation of fuzzy measures and the Choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure. *Fuzzy Sets and Systems*, 29(2), 201–227. Geraadpleegd op 20-01-2025
- ★ Schmeidler, D. (1986). Integral representation without additivity. *Proceedings of the American Mathematical Society*, 97(2), 255–261. Geraadpleegd op 20-01-2025
- ★ Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation*. New York: McGraw-Hill. Geraadpleegd op 03-02-2025
- ★ Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. Springer. Geraadpleegd op 03-02-2025
- ★ Zavadskas, E. K., Turskis, Z., & Kildienė, S. (2014). State of Art Surveys of Overviews on MCDM/MADM. *Methods. Technological and Economic Development of Economy*, 20 (1), 165-179. Geraadpleegd op 03-02-2025
- ★ Triantaphyllou, E. (2000). *Multi-Criteria Decision Making Methods: A Comparative Study*. Springer Science & Business Media. Geraadpleegd op 03-02-2025
- ★ 1000minds. (z.d.). *Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA/MCDM)*. Geraadpleegd op 17 februari 2025
- ★ ZonMw. (z.d.). *A roadmap for uncertainty analysis in MCDA*. Geraadpleegd op 17 februari 2025
- ★ RIVM. (2005). *MCA en MKBA: Een verkenning van beslissingsondersteunende instrumenten voor Nuchter omgaan met risico's*. Geraadpleegd op 17 februari 2025
- ★ 6Sigma.us. (z.d.). *Multi Criteria Decision Analysis (MCDA). All You Need to Know*. Geraadpleegd op 17 februari 2025
- ★ TechTarget. (2024, september). *What are ESG Scores and how important are they?* Geraadpleegd op 17 februari 2025
- ★ Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation*. McGraw-Hill. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Keeney, R. L., & Raiffa, H. (1993). *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-Offs*. Cambridge University Press. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Belton, V., & Stewart, T. (2002). *Multiple Criteria Decision Analysis: An Integrated Approach*. Springer. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Google Trends. (n.d.). Retrieved from <https://trends.google.com/>. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Liu, B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool Publishers. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 2 (1), 1-8. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ YouTube Data API. (n.d.). Retrieved from <https://developers.google.com/youtube>. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Van der Wielen, W., & Barendregt, B. (2019). Social media engagement als maatstaf voor maatschappelijke impact. *Tijdschrift voor Communicatiewetenschap*, 47 (2), 101-120. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Eccles, R. G., Ioannou, I., & Serafeim, G. (2014). The impact of corporate sustainability on organizational processes and performance. *Management Science*, 60(11), 2835-2857. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Friede, G., Busch, T., & Bassen, A. (2015). ESG and financial performance: Aggregated evidence from more than 2000 empirical studies. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 5(4), 210-233. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Khan, M., Serafeim, G., & Yoon, A. (2016). Corporate sustainability: First evidence on materiality. *The Accounting Review*, 91(6), 1697-1724. Geraadpleegd op 18-02-2025

- ★ CFA Institute. (2020). *Environmental, social, and governance (ESG) investing: ESG integration in portfolio management*. CFA Institute Research Foundation. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ World Economic Forum. (2020). *Measuring stakeholder capitalism: Towards common metrics and consistent reporting of sustainable value creation*. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Refinitiv. (2021). *ESG scores methodology*. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ MSCI. (2022). *MSCI ESG ratings methodology*. Geraadpleegd op 18-02-2025
- ★ Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*. Geraadpleegd op 24-02-2025
- ★ Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. S., & Dean, J. (2013). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 26. Geraadpleegd op 24-02-2025
- ★ Pennington, J., Socher, R., & Manning, C. D. (2014). GloVe: Global vectors for word representation. *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 1532–1543. Geraadpleegd op 24-02-2025
- ★ AethiQs. (2025). *Maatschappelijke relevantie dataset* [Niet-gepubliceerde dataset]. Beschikbaar op [[maatschappelijke relevantie](#)]. Geraadpleegd op 28-02-2025
- ★ AethiQs. (2025). *Sentiment en NLP dataset* [Niet-gepubliceerde dataset]. Beschikbaar op [[sentiment nlp data](#)]. Geraadpleegd op 28-02-2025.
- ★ Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2021). *Speech and Language Processing* (3rd ed.). Stanford University. Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press. Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1–2), 1–135. Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ Turney, P. D. (2002). Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. *Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 417–424. Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ Liu, B. (2020). *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*. Cambridge University Press. Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 26, 3111–3119. Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 30, 5998–6008. Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ Google Research. (2018). *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*. <https://arxiv.org/abs/1810.04805>. Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ Scikit-learn developers. (n.d.). *Naïve Bayes classifiers*. [https://scikit-learn.org/stable/modules/naive\\_bayes.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/naive_bayes.html). Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ TensorFlow. (n.d.). *Introduction to NLP with TensorFlow*. [https://www.tensorflow.org/tutorials/text/text\\_classification\\_rnn](https://www.tensorflow.org/tutorials/text/text_classification_rnn). Geraadpleegd op 06-03-2025
- ★ Hutto, C. J., & Gilbert, E. (2014). *VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text*. Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media. Geraadpleegd op 10-03-2025
- ★ Cambria, E., Schuller, B., Xia, Y., & Havasi, C. (2017). *New avenues in opinion mining and sentiment analysis*. *IEEE Intelligent Systems*, 28(2), 15-21. Geraadpleegd op 10-03-2025

- ★ Li, Y., Chen, Y., Liu, J., & Wei, J. (2022). *Integrating ESG factors into NLP-based sentiment analysis for corporate sustainability assessment*. *Journal of Business Research*, 140, 22-34. Geraadpleegd op 10-03-2025
- ★ Tornberg, P., & Tornberg, A. (2022). *NLP and Sentiment Analysis in ESG Investing: A Data-Driven Approach*. *Journal of Sustainable Finance & Investment*. Geraadpleegd op 10-03-2025
- ★ Hutto, C. J., & Gilbert, E. (2014). *VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text*. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 8(1), 216-225. Geraadpleegd op 13-03-2025
- ★ Bird, S., Klein, E., & Loper, E. (2009). *Natural Language Processing with Python*. O'Reilly Media. Geraadpleegd op 13-03-2025
- ★ McKinney, W. (2017). *Python for Data Analysis: Data Wrangling with Pandas, NumPy, and IPython*. O'Reilly Media. Geraadpleegd op 13-03-2025
- ★ Waskom, M. L. (2021). *Seaborn: statistical data visualization*. *Journal of Open Source Software*, 6(60), 3021. Geraadpleegd op 13-03-2025
- ★ Hunter, J. D. (2007). *Matplotlib: A 2D graphics environment*. *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 90-95. Geraadpleegd op 13-03-2025
- ★ Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*. arXiv preprint arXiv:1810.04805. Geraadpleegd op 13-03-2025
- ★ Van Hee, C., Lefever, E., & Hoste, V. (2018). *Exploring the impact of machine translation on Dutch sentiment analysis*. *Language Resources and Evaluation*, 52(3), 707-742. Geraadpleegd op 13-03-2025
- ★ Belton, V., & Stewart, T. J. (2002). *Multiple Criteria Decision Analysis: An Integrated Approach*. Springer. Geraadpleegd op 15-03-2025
- ★ Greco, S., Ehrgott, M., & Figueira, J. R. (2016). *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys*. Springer. Geraadpleegd op 15-03-2025
- ★ Munda, G. (2008). *Social Multi-Criteria Evaluation for a Sustainable Economy*. Springer. Geraadpleegd op 15-03-2025
- ★ Saaty, T. L. (2008). *Decision making with the analytic hierarchy process*. *International Journal of Services Sciences*, 1(1), 83-98. Geraadpleegd op 15-03-2025

## 8. Bijlagen

### Bijlage A: MCDA Model in Python

*In deze bijlage wordt de Python-code gepresenteerd die is gebruikt voor het MCDA-model ter bepaling van de maatschappelijke relevantie van organisaties. De code maakt gebruik van het Weighted Sum Model (WSM) en visualiseert de benchmarkingresultaten.*

```
"""
```

```
Created on Wed Feb 19 17:42:14 2025
```

```
@author: Shiwani Ramcharan
```

```
"""
```

```
import pandas as pd
```

```
import numpy as np
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
```

```
# 1. Data inlezen
```

```
df_maatschappelijke_relevantie =
```

```
pd.read_csv(r"C:\Users\computer\Downloads\maatschappelijke_relevantie.csv")
```

```
print(df_maatschappelijke_relevantie.head()) # Laat de eerste rijen van de dataset zien
```

```
# 2. Normalisatie van data
```

```
def normaliseer_data(df):
```

```
    """
```

```
    Normaliseert alle numerieke kolommen (behalve 'Organisatie') tussen 0 en 1.
```

```
    """
```

```
    scaler = MinMaxScaler()
```

```
    df.iloc[:, 1:] = df.iloc[:, 1:].astype(float, errors="ignore")
```

```
    df.iloc[:, 1:] = scaler.fit_transform(df.iloc[:, 1:])
```

```
    return df
```

```
df_maatschappelijke_relevantie = normaliseer_data(df_maatschappelijke_relevantie)
```

```
# 3. MCDA Score berekenen met Weighted Sum Model (WSM)
```

```
def bereken_mcda(df, wegingen):
```

```
    """
```

```
    Bereken de MCDA-score op basis van het Weighted Sum Model (WSM).
```

```
    :param df: DataFrame met genormaliseerde waarden
```

```
    :param wegingen: Dictionary met gewichten per criterium
```

```
    :return: DataFrame met MCDA-score
```

```
    """
```

```
    df["MCDA_Score"] = sum(df[col] * wegingen[col] for col in wegingen.keys())
```

```
    return df
```

```
# Weging van criteria (aanpasbaar)
```

```
wegingen = {
```

```
    "Google_Trends": 0.2,
```

```
    "YouTube_Views": 0.2,
```

```
    "Twitter_Activiteit": 0.2,
```

```
    "Nieuws_Aantal": 0.15,
```

```
    "LinkedIn_Mentions": 0.15,
```

```
    "Media_Coverage": 0.1,
```

```
}
```

```
df_maatschappelijke_relevantie = bereken_mcda(df_maatschappelijke_relevantie, wegingen)
```

```
# 4. Benchmarking visualiseren
```

```
def visualiseer_benchmark(df):
```

```
    """
```

```
    Maakt een balkendiagram van de MCDA-scores van de top 10 organisaties.
```

```
"""
```

```
top_10 = df.nlargest(10, "MCDA_Score")
```

```
plt.figure(figsize=(12,6))
```

```
plt.bar(top_10['Organisatie'], top_10['MCDA_Score'], color='blue')
```

```
plt.xlabel("Organisatie")
```

```
plt.ylabel("MCDA Score")
```

```
plt.title("Top 10 Maatschappelijke Relevantie Benchmarking")
```

```
plt.xticks(rotation=45, ha="right")
```

```
plt.show()
```

```
visualiseer_benchmark(df_maatschappelijke_relevantie)
```

```
# 5. Histogram van alle MCDA-scores
```

```
def visualiseer_scoreverdeling(df):
```

```
"""
```

```
Visualiseert de verdeling van de MCDA-scores met een histogram.
```

```
"""
```

```
plt.figure(figsize=(10,5))
```

```
plt.hist(df["MCDA_Score"], bins=20, color='skyblue', edgecolor='black')
```

```
plt.xlabel("MCDA Score")
```

```
plt.ylabel("Aantal organisaties")
```

```
plt.title("Verdeling van Maatschappelijke Relevantie Scores")
```

```
plt.show()
```

```
visualiseer_scoreverdeling(df_maatschappelijke_relevantie)
```

```
# 6. Ranking van AethiQs
```

```
def ranking_aethiqs(df):
    """
    Bepaalt de rangorde van AethiQs in de dataset.
    """
    df_sorted = df.sort_values(by="MCDA_Score", ascending=False).reset_index(drop=True)
    positie = df_sorted[df_sorted["Organisatie"] == "AethiQs"].index[0] + 1
    print(f"AethiQs staat op positie: {positie} van {len(df)} organisaties")
```

```
ranking_aethiqs(df_maatschappelijke_relevantie)
```

# 7. Top 10 organisaties weergeven

```
print(df_maatschappelijke_relevantie.nlargest(10, ["MCDA_Score"])[["Organisatie",
"MCDA_Score"]])
```

### Output Bijlage A: MCDA Model

```
runcell(0, 'C:/Users/computer/Downloads/MCDA Code AethiQs Shiwani Ramcharan.py')
```

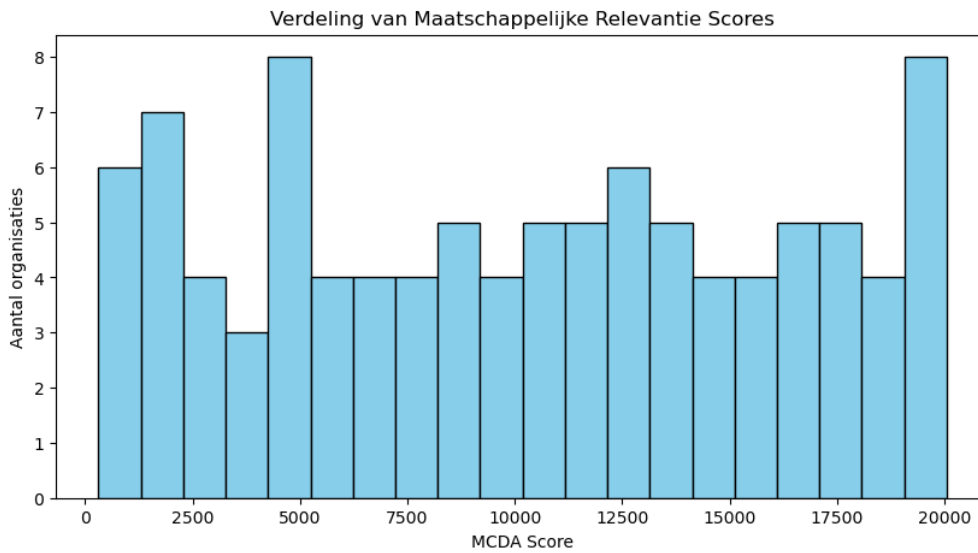
	Organisatie	Google_Trends	...	LinkedIn_Mentions	Media_Coverage
0	AethiQs	61	...	151	33
1	Organisatie_1	24	...	127	30
2	Organisatie_2	81	...	155	9
3	Organisatie_3	70	...	273	18
4	Organisatie_4	30	...	104	31

[5 rows x 7 columns]

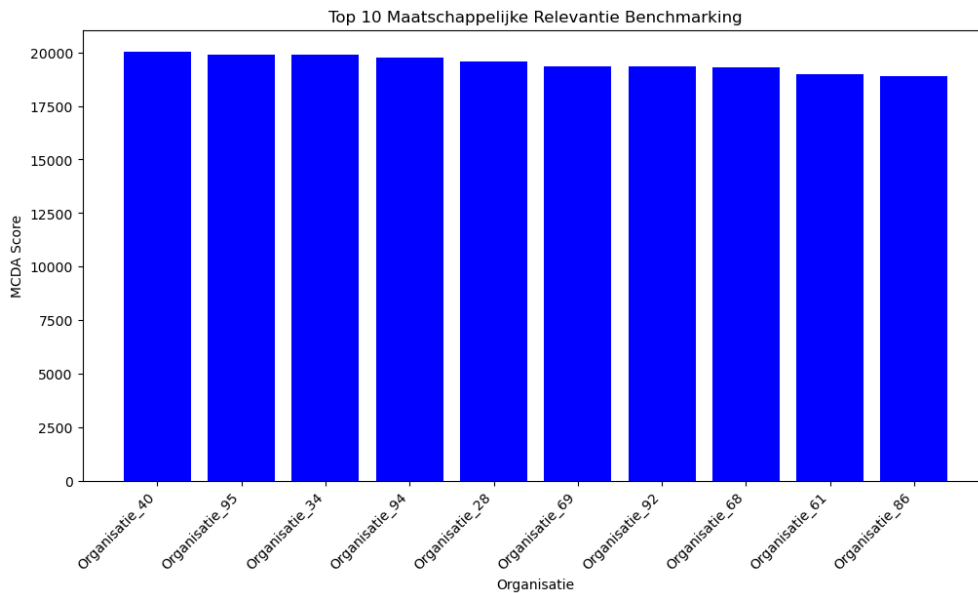
AethiQs staat op positie: 52 van 100 organisaties

	Organisatie	MCDA_Score
40	Organisatie_40	20054.15
95	Organisatie_95	19902.90
34	Organisatie_34	19877.50
94	Organisatie_94	19780.60

28	Organisatie_28	19564.20
69	Organisatie_69	19372.80
92	Organisatie_92	19335.90
68	Organisatie_68	19310.20
61	Organisatie_61	18993.00
86	Organisatie_86	18886.60



**Figuur 1: Verdeling van Maatschappelijke Relevantie Score**



**Figuur 2: Top 10 Maatschappelijke Relevantie Benchmarking**

**Bijlage B: Sentiment Analyse en NLP in Python**

*In deze bijlage wordt de Python-code gepresenteerd die is gebruikt voor de sentimentanalyse en NLP binnen het MCDA-model. De code maakt gebruik van de VADER-sentimentanalyse en visualiseert de verdeling van sentiment scores.*

```
"""
```

Created on Fri Feb 28 16:56:10 2025

```
@author: Shiwani Ramcharan
```

```
"""
```

```
import pandas as pd
```

```
import re
```

```
import string
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
import seaborn as sns
```

```
from vaderSentiment.vaderSentiment import SentimentIntensityAnalyzer
```

```
import nltk
```

```
from nltk.corpus import stopwords
```

```
# Stap 1: Data inlezen
```

```
file_path = r"C:\Users\computer\Downloads\sentiment_nlp_data.csv"
```

```
df = pd.read_csv(file_path)
```

```
# Controleer kolomnamen
```

```
print("Beschikbare kolommen:", df.columns)
```

```
# Definieer de juiste tekstkolommen
```

```
text_columns = ["Twitter_Activiteit", "Nieuws_Aantal"]
```

```
df[text_columns] = df[text_columns].fillna("")
```

```
df["combined_text"] = df[text_columns].astype(str).agg(' '.join, axis=1)
```

```

# Stap 2: Tekst opschoenen

nltk.download("stopwords")

stop_words = set(stopwords.words("dutch"))

def clean_text(text):
    text = text.lower()

    text = re.sub(r"http\S+|www\S+|https\S+", "", text)

    text = text.translate(str.maketrans("", "", string.punctuation))

    text = re.sub(r"\d+", "", text)

    words = text.split()

    words = [word for word in words if word not in stop_words]

    return " ".join(words) if words else "geen inhoud"

```

```

df["clean_text"] = df["combined_text"].apply(clean_text)

```

```

# Stap 3: Sentimentanalyse

```

```

analyzer = SentimentIntensityAnalyzer()

df["vader_sentiment"] = df["clean_text"].apply(lambda x:
analyzer.polarity_scores(x)["compound"])

```

```

def sentiment_label(score):

```

```

    if score > 0.05:
        return "positief"

    elif score < -0.05:
        return "negatief"

    else:
        return "neutraal"

```

```

df["sentiment_label"] = df["vader_sentiment"].apply(sentiment_label)

# Sentimentscore berekenen voor AethiQs
aethiqs_sentiment = df[df["Organisatie"] == "AethiQs"]["vader_sentiment"].mean()
print(f"Gemiddelde sentiment score voor AethiQs: {aethiqs_sentiment}")

# Stap 4: Visualisatie Sentiment
sns.histplot(df["vader_sentiment"], bins=30, kde=True)

plt.xlabel("Sentimentscore")
plt.ylabel("Aantal berichten")
plt.title("Verdeling van Sentimentscores")

plt.axvline(aethiqs_sentiment, color='red', linestyle='dashed', linewidth=2, label=f"AethiQs:
{aethiqs_sentiment:.2f}")

plt.legend()
plt.show()

# Stap 5: Opslaan van resultaat
df.to_csv("sentiment_nlp_output.csv", index=False)

Output Bijlage B: Sentimentanalyse en NLP model

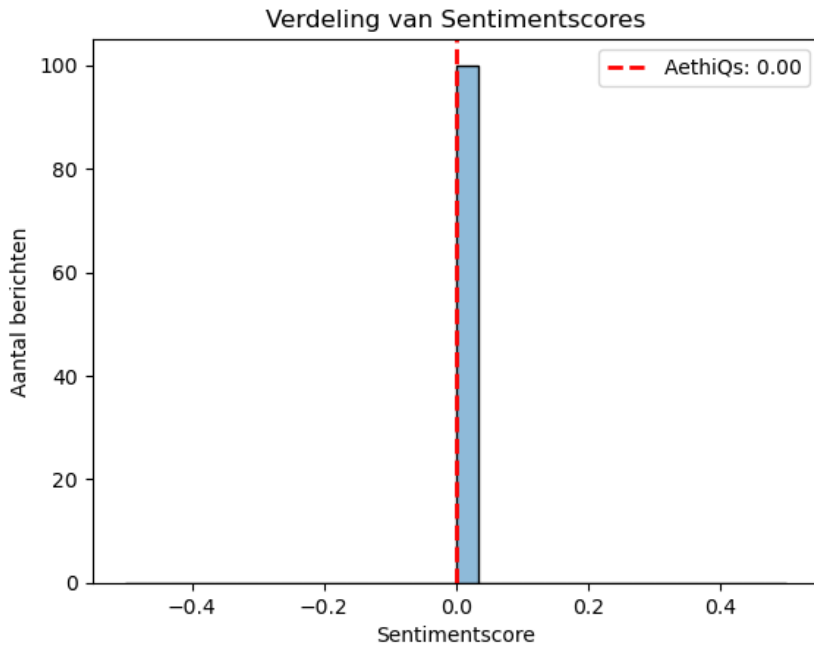
runcell(0, 'C:/Users/computer/Downloads/Sentiment en NLP.py')

Beschikbare kolommen: Index(['Organisatie', 'Google_Trends', 'YouTube_Views',
'Twitter_Activiteit',
    'Nieuws_Aantal', 'LinkedIn_Mentions', 'Media_Coverage',
    'Tweets_Sentiment', 'Nieuws_Sentiment', 'Tweets_Text', 'Nieuws_Text',
    'Tweets_TextBlob_Sentiment', 'Nieuws_TextBlob_Sentiment'],
    dtype='object')

[nltk_data] Downloading package stopwords to
[nltk_data]   C:\Users\computer\AppData\Roaming\nltk_data...
[nltk_data] Package stopwords is already up-to-date!

```

Gemiddelde sentiment score voor AethiQs: 0.0



**Figuur 3: Verdeling van Sentiment Scores**