

CO₂ uitstoot en duurzame energiebronnen

Introductie

Broeikasgassen, en dan voornamelijk de uitstoot van koolstofdioxide (CO₂), worden beschouwd als één van de hoofdoorzaken van klimaatverandering (Li et al., 2021). Een bepaalde hoeveelheid CO₂ is essentieel, maar wanneer een overmaat wordt uitgestoten dan heeft dit invloed op het milieu. Industrialisatie en andere activiteiten van de mens zijn verantwoordelijk voor het constant uitstoten van grote hoeveelheden CO₂ (Meng & Noman, 2022). Voornamelijk door het verbranden van fossiele brandstoffen (Xu et al., 2020). Echter de snelgroeiende landbouw en landbouwmechanisatie hebben ervoor gezorgd dat de landbouwsector een grote factor is geworden in de toename van de uitstoot van CO₂ (Li et al., 2021). De gehele keten van voedselproductie is jaarlijks verantwoordelijk voor 26% van de totale uitstoot van broeikasgassen die veroorzaakt worden door de mens (Poore & Nemecek, 2018). Binnen deze keten bestaat een significant deel uit de productie van vlees- en melkproducten. Het houden van vee alleen al is verantwoordelijk voor 14% van de totale uitstoot in de wereld. Dit komt omdat veel stappen om deze producten te produceren zeer koolstofintensief zijn (Gaillac & Marbach, 2021). Daarnaast hebben ook andere economische activiteiten invloed op de CO₂ uitstoot. Tot deze activiteiten behoren onder andere de industriële structuur, energieconsumptie, het gebruik van fossiele brandstoffen of schonere alternatieven daarvan, handel, verstedelijking, buitenlandse investeringen en ontwikkeling in technologie (Li et al., 2021). Een aantal van deze factoren wordt onderzocht tijdens deze analyse om te bepalen of deze een grote voorspeller zijn voor de uitstoot van CO₂. Daarnaast wordt gekeken welke landen de grootste vooruitgang hebben geboekt in het terugdringen van de CO₂ uitstoot. Als laatste wordt gekeken naar welke duurzame energiebron de beste prijs heeft in de toekomst. De links naar alle gebruikte datasets zijn opgesomd in bijlage 1.

Vraag 1: Wat is de grootste voorspeller voor een hoge CO₂ uitstoot per inwoner van een land?

Methoden

Voor het eerste deel van de analyse waarbij onderzocht wordt wat de grootste voorspeller voor CO₂ uitstoot is, werd gekeken naar een aantal factoren. Zo is gekozen om het verbruik van fossiele brandstoffen (aardolie, aardgas en steenkool) (Ahmed et al., 2020), het inkomen per inwoner (GDP) (Demiral et al., 2021), de productie van vlees (Hedenus et al., 2014) (Gaillac & Marbach, 2021), de hoeveelheid landbouwgrond die gebruikt wordt voor gewassen en vee (Li et al., 2021) en ontbossing te onderzoeken op landniveau. Deze factoren zijn vergeleken met de uitstoot van CO₂ van individuele landen.

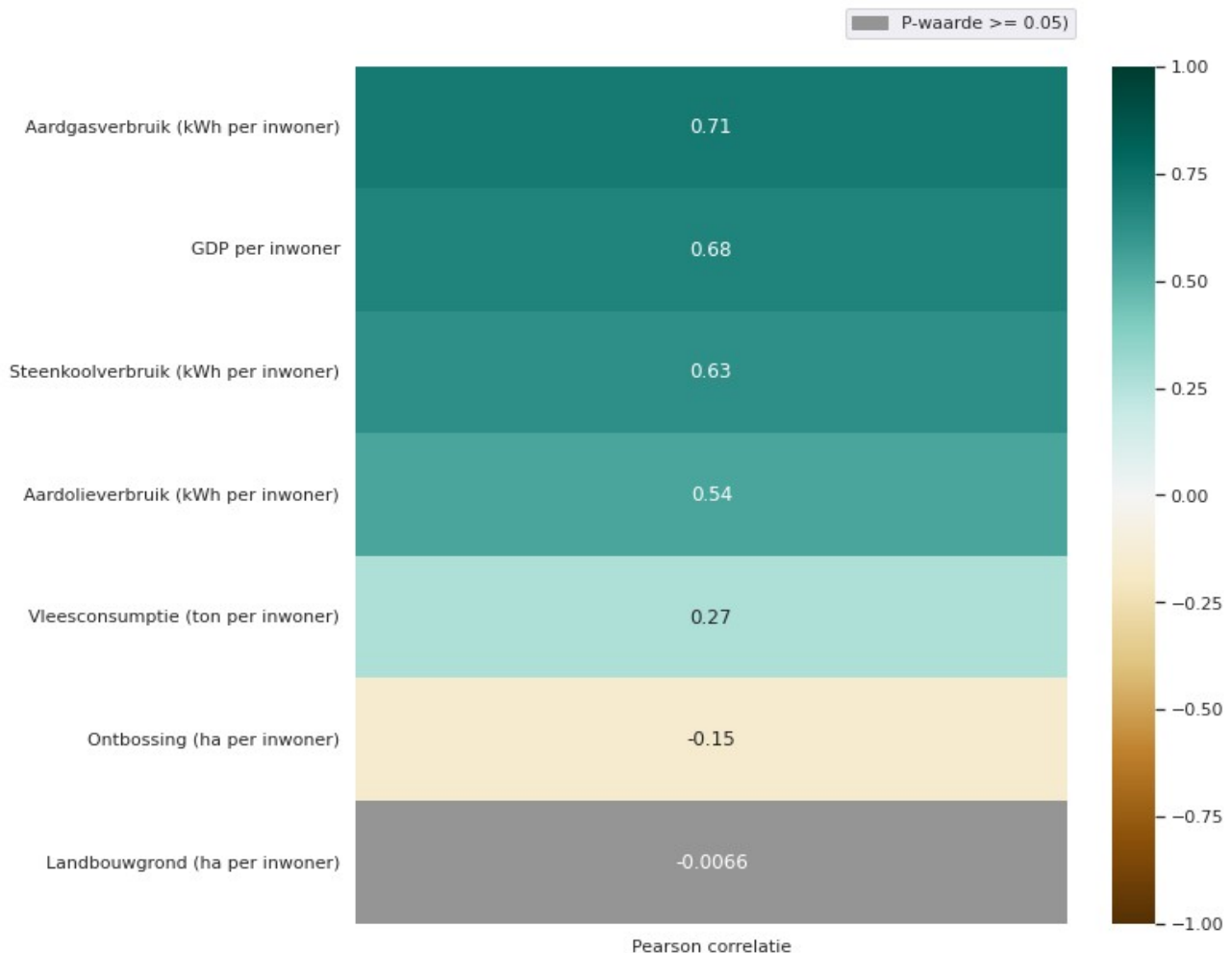
De verschillende datasets zijn ingelezen en samengevoegd tot één dataset bestaande uit de CO₂ uitstoot en alle te onderzoeken factoren. De rijen met data over de wereld als geheel zijn verwijderd, zodat enkel individuele landen overbleven. De CO₂ uitstoot en bijna alle factoren bevatten metingen per inwoner. Enkel voor ontbossing en vleesproductie was dit niet het geval en waren de waarden op landniveau. In deze twee gevallen is de hoeveelheid per inwoner berekend door gebruik te maken van de populatie dataset. De waarden van de factoren zijn vervolgens gedeeld door het aantal inwoners van het bijbehorende land en jaartal. Ontbrekende waarden zijn vervangen door NaN-waarden. Vervolgens is de Pearson correlatie en P-waarde berekend tussen

de CO₂ uitstoot en de individuele factoren. Hierbij is gebruik gemaakt van de pearsonr functie van de scipy.stats library. Rijen bestaande uit enkel missende waarden en uitschieters zijn verwijderd. De data van de CO₂ uitstoot en de individuele factoren is vervolgens geplot in een scatterplot met regressielijn met behulp van de seaborn library. De Pearson correlatie en P-waarden zijn gebruikt voor het maken van een heatmap met behulp van de seaborn library. Correlaties met een P-waarde groter of gelijk aan 0.05 worden beschouwd als niet significant en worden grijs gekleurd. De heatmap is gesorteerd op basis van de P-waarde met de hoogste significantie bovenaan en de laagste significantie onderaan.

Resultaten

Na het voorbereiden van de data, is de CO₂ uitstoot per inwoner geplot tegen de data van de verschillende factoren die onderzocht wordt. Deze grafieken zijn weergegeven in bijlage 2. Uit deze grafieken is waar te nemen dat er sprake is van een stijgende regressielijn in het geval van GDP, steenkoolverbruik, aardolieverbruik, aardgasverbruik en vleesconsumptie. In het geval van landbouwgrond en ontbossing is, respectievelijk, sprake van een horizontale en dalende regressielijn.

Tussen de CO₂ uitstoot en de individuele factoren is de Pearson correlatie en de P-waarde berekend. Deze zijn weergegeven in de heatmap in afbeelding 1. Correlaties met een P-waarde die gelijk is aan of groter is dan 0,05 zijn grijs gekleurd. De bovenste correlatie in de heatmap heeft de laagste P-waarde en de onderste correlatie heeft de hoogste P-waarde. In het geval van GDP vs. CO₂ uitstoot is sprake van een Pearson correlatie van 0,68 met een P-waarde van 0,00. Het steenkoolverbruik en het aardgasverbruik hebben tevens een P-waarde van 0,00 met een Pearson correlatie van respectievelijk 0,63 en 0,71. Voor het aardolieverbruik wordt een correlatie van 0,54 gevonden met een P-waarde van 2,32e-317. In het geval van vleesconsumptie vs. CO₂ uitstoot wordt een Pearson correlatie van 0,27 gevonden met een P-waarde van 1,91e-174. De Pearson correlatie tussen ontbossing en CO₂ uitstoot is 0,15 met een P-waarde van 4,37e-03. Als laatste is de Pearson correlatie berekend tussen landbouwgrond en de CO₂ uitstoot. Hier wordt een waarde gevonden van 0,01 met een P-waarde van 0,50.



Afbeelding 1: Heatmap met de Pearson correlaties tussen CO₂ uitstoot per inwoner en de factoren aardgasverbruik, GDP, steenkoolverbruik, aardolieverbruik, vleesconsumptie, ontbossing en landbouwgrond. De correlaties zijn op volgorde van significantie met bovenaan de meest significante correlatie en onderaan de niet significante correlaties.

Conclusie/discussie

Aan de hand van de resultaten is het mogelijk om vast te stellen dat er sprake is van een verwaarloosbare negatieve correlatie tussen de hoeveelheid landbouwgrond per inwoner en de CO₂ uitstoot. Dit betekent dat wanneer de CO₂ uitstoot per inwoner toeneemt, dat de hoeveelheid landbouwgrond licht afneemt. Met een P-waarde die hoger is dan 0,05, namelijk 0,50, is er tevens geen sprake van een significante correlatie. Hierbij valt landbouwgrond af als voorspeller voor een hoge CO₂ uitstoot.

Voor de overige zes factoren is wel sprake van een significante correlatie. Ontbossing is de enige factor waarbij sprake is van een zwakke negatieve correlatie. Dit betekent dat wanneer de CO₂ uitstoot toeneemt er sprake is van een daling in ontbossing. Deze dataset bevatte echter relatief weinig data (362 metingen) in vergelijking met de CO₂ uitstoot dataset die bestond uit 23061 metingen. Door het relatief kleine hoeveelheid data is minder goed een beeld te schetsen van de werkelijkheid. Tevens zijn de laatste metingen in de dataset afkomstig uit 2015. Dit betekent dat er geen informatie beschikbaar is over de recente situatie wat betreft ontbossing. In het geval van deze analyse wordt ontbossing uitgesloten als voorspeller voor CO₂ uitstoot.

De drie meest significante factoren met een P-waarde van 0,00 zijn GDP, steenkoolverbruik en aardgasconsumptie. De Pearson correlaties tussen de CO₂ uitstoot en deze individuele factoren

geeft aan dat er sprake is van een sterke positieve correlatie. Dit betekent dat wanneer de CO₂ uitstoot per inwoner omhoog gaat, het GDP, het steenkoolverbruik en het aardgasverbruik ook omhoog gaan en andersom. De factor met de sterkste Pearson correlatie en P-waarde is het aardgasverbruik. Deze factor is dan ook de grootste voorspeller voor een hoge CO₂ uitstoot per inwoner op basis van de deze analyse.

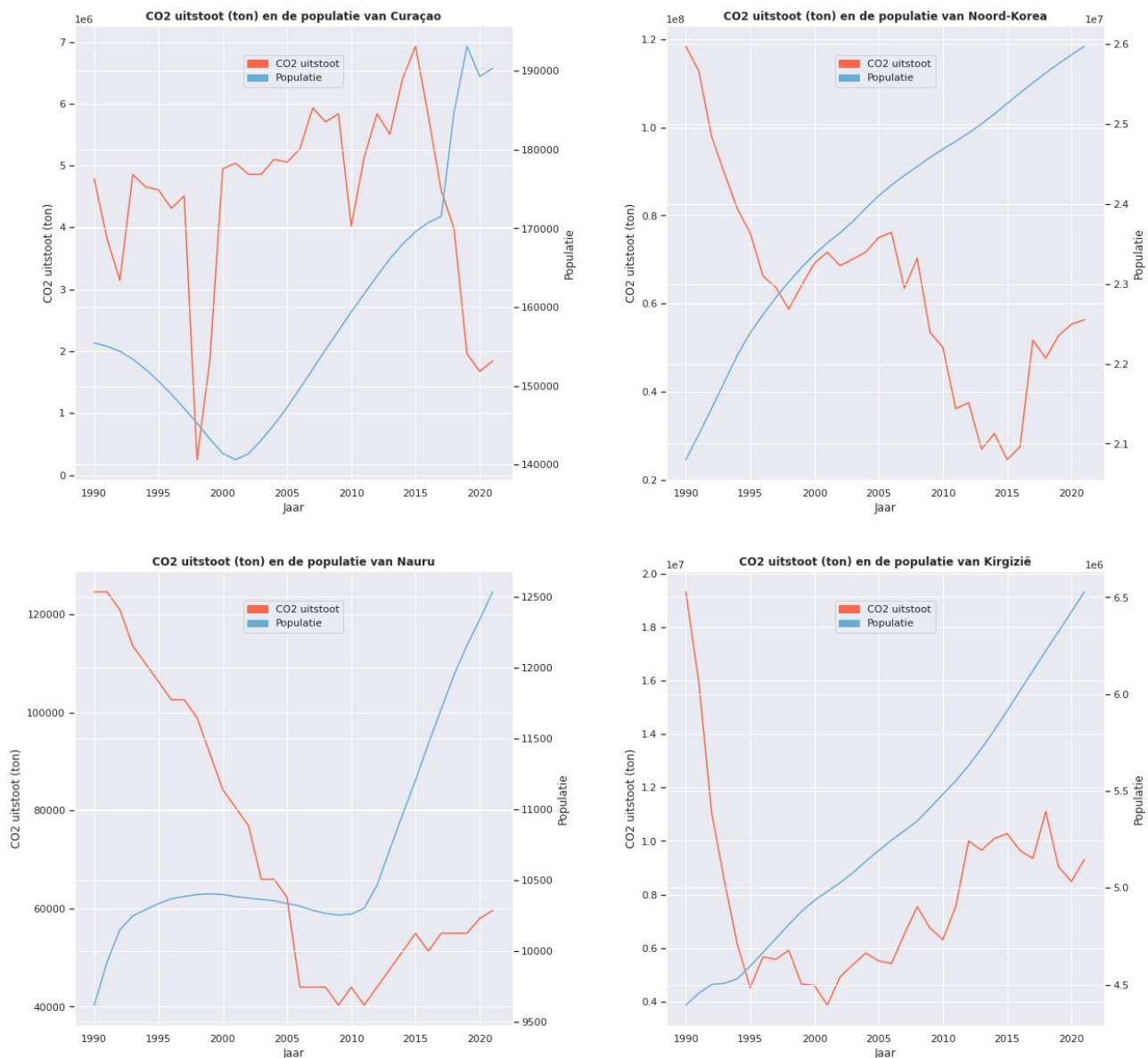
Vraag 2: Welke landen hebben de grootste vooruitgang gemaakt in het terugdringen van de CO₂ uitstoot?

Methoden

Om deze vraag te beantwoorden is gebruik gemaakt van de datasets CO₂ uitstoot per inwoner en populatie. Deze twee datasets zijn voorbereid tijdens de analyse van vraag 1 en voor de analyse van vraag 2 samengevoegd tot één dataset. Ontbrekende waarden zijn vervangen door NaN-waarden. De totale CO₂ uitstoot per land is vervolgens berekend door de CO₂ uitstoot per inwoner te vermenigvuldigen met het aantal inwoners van dat land in het bijbehorende jaartal. Er zijn vervolgens verschillende manieren om tot een antwoord op deze vraag te komen afhankelijk van de interpretatie en de keuzes die gemaakt worden bij het analyseren. Tijdens deze analyse is gebruik gemaakt van het Klimaatakkoord als richtlijn. Hierbij wordt als doel gesteld om de CO₂ uitstoot van een land te halveren in 2030 ten opzichte van 1990. Voor ieder land is de data geselecteerd beginnend bij 1990 t/m de laatste meting van 2021. De data is vervolgens gegroepeerd op basis van land waarna de relatieve verandering in CO₂ uitstoot en populatie is berekend. Hierbij werden de waarden van 2021 vergeleken met de waarden van 1990 per land. Vervolgens zijn de top vier landen geselecteerd met de grootste afname in CO₂ uitstoot ten opzichte van 1990 terwijl de populatie is gestegen. Dit wordt beschouwd als de landen die de meeste vooruitgang hebben geboekt in het terugdringen van de CO₂ uitstoot. Vervolgens is voor ieder land een lijngrafiek gemaakt waarbij de CO₂ uitstoot en de populatie in één grafiek zijn geplott met behulp van de seaborn library.

Resultaten

Het relatieve verschil tussen de CO₂ uitstoot en de populatie in 2021 ten opzichte van 1990 is berekend per land. Vervolgens zijn de vier landen geselecteerd met de grootste afname in CO₂ uitstoot terwijl de populatie gegroeid is. In afbeelding 2 zijn de grafieken weergegeven waarbij de CO₂ uitstoot en populatie van deze landen zijn geplott tegen het jaartal. Op nummer één staat Curaçao met een afname in CO₂ uitstoot van 61,5% en een toename in populatie van 22,4%. Noord-Korea staat op de tweede plaats met een daling in CO₂ uitstoot van 52,6% terwijl de populatie is gestegen met 24,9%. De derde plaats is voor Nauru waarbij sprake is van een afname in CO₂ uitstoot van 52,1% en een toename in populatie van 30,3%. Op de laatste plaats staat Kirgizië met een daling in CO₂ uitstoot van 51,8% en een populatiegroei van 48,5%.



Afbeelding 2: Grafieken van de top vier landen met een daling in CO₂ uitstoot terwijl de populatie is gestegen ten opzichte van 1990. De oranje lijnen geven de verandering in CO₂ uitstoot over de jaren weer en de blauwe lijnen de verandering in populatie.

Conclusie/discussie

De vraag 'Welke landen hebben de grootste vooruitgang gemaakt in het terugdringen van de CO₂ uitstoot?' kan op meerdere manieren geïnterpreteerd worden. In deze analyse wordt de grootste vooruitgang gezien als een afname in CO₂ uitstoot terwijl de populatie is gegroeid. Hier is voor gekozen omdat een groei in populatie logischerwijs zou zorgen voor een stijging in CO₂ uitstoot van een land. Er zijn nou eenmaal meer mensen waardoor er bijvoorbeeld meer geproduceerd moet worden, er meer auto's rijden en er meer nodig is om alle huizen te voorzien van gas en elektriciteit. Wanneer een land de CO₂ uitstoot weet te verlagen terwijl de populatie juist groeit, dan laat dit zien dat deze landen vooruitgaan in het terugdringen van de CO₂ uitstoot. Voor de analyse werden de metingen van 2021 vergeleken met de metingen van 1990. Aan de hand van de resultaten kan geconcludeerd worden dat de vier landen met de grootste vooruitgang Curaçao, Noord-Korea, Nauru en Kirgizië zijn. Alle vier deze landen hebben een daling in CO₂

uitstoot die varieert van 51% t/m 61% ten opzichte van 1990 terwijl de populatie een stijging laat zien met een variatie van 22% t/m 48%.

Vraag 3: Welke duurzame energiebron zal de beste prijs hebben in de toekomst?

Methoden

Voor het beantwoorden van deze vraag is gebruik gemaakt van de dataset met de prijs van verschillende duurzame energiebronnen. De verschillende soorten zijn bio-energie, geothermische energie, energie afkomstig van windturbines op zee (offshore windenergie), energie afkomstig van windturbines op het land (onshore windenergie), energie afkomstig van zonnepanelen, zonthermische energie en energie opgewekt uit stromend water (waterkracht). Enkel de data op wereldniveau worden geselecteerd voor de analyse. Voor iedere categorie wordt een aparte dataset gemaakt bestaande uit de jaartallen en de prijs per kWh. Rijen met missende waarden worden verwijderd. Wanneer de data bekeken wordt is duidelijk dat er in het geval van energie afkomstig van zonnepanelen sprake is van een exponentiële daling. Daarom wordt gekozen om deze metingen om te zetten naar log waarden om een meer betrouwbare lineaire regressie uit te voeren. Na de lineaire regressie zijn de waarden weer omgezet naar normale waarden. Na het voorbereiden van de data wordt lineaire regressie uitgevoerd met behulp van de `sklearn.linear_model` library. Hierbij wordt de data verdeeld in test-data en train-data door gebruik te maken `train_test_split` functie van de `sklearn.model_selection` library. Er is gekozen om 80% van de data te gebruiken om het model te trainen en 20% van de data om het model te testen. Voor de `random_state` parameter wordt de waarde '42' gebruikt om ervoor te zorgen dat telkens hetzelfde resultaat gegenereerd wordt. Het model wordt beoordeeld door gebruik te maken van de `mean_absolute_error` en `mean_squared_error` functies van de `sklearn.metrics` library. Vervolgens wordt per energiebron een lineaire formule opgesteld met de resultaten van de lineaire regressie. Voor 2022 t/m 2050 wordt de prijs per kWh berekend met behulp van deze formules. De data van alle duurzame energiebronnen wordt gecombineerd tot één dataset en samen geplott in een lijngrafiek met behulp van de `seaborn` library.

Resultaten

Met behulp van lineaire regressie is de toekomstige prijs van zeven verschillende duurzame energiebronnen berekend van 2022 t/m het jaar 2050.

De modellen zijn geëvalueerd op basis van mean absolute error (MAE), mean squared error (MSE) en root mean squared error (RMSE). Hoe dichter deze waarden bij 0 zijn, hoe betrouwbaarder het model is. In tabel 1 zijn deze waarden per model weergegeven.

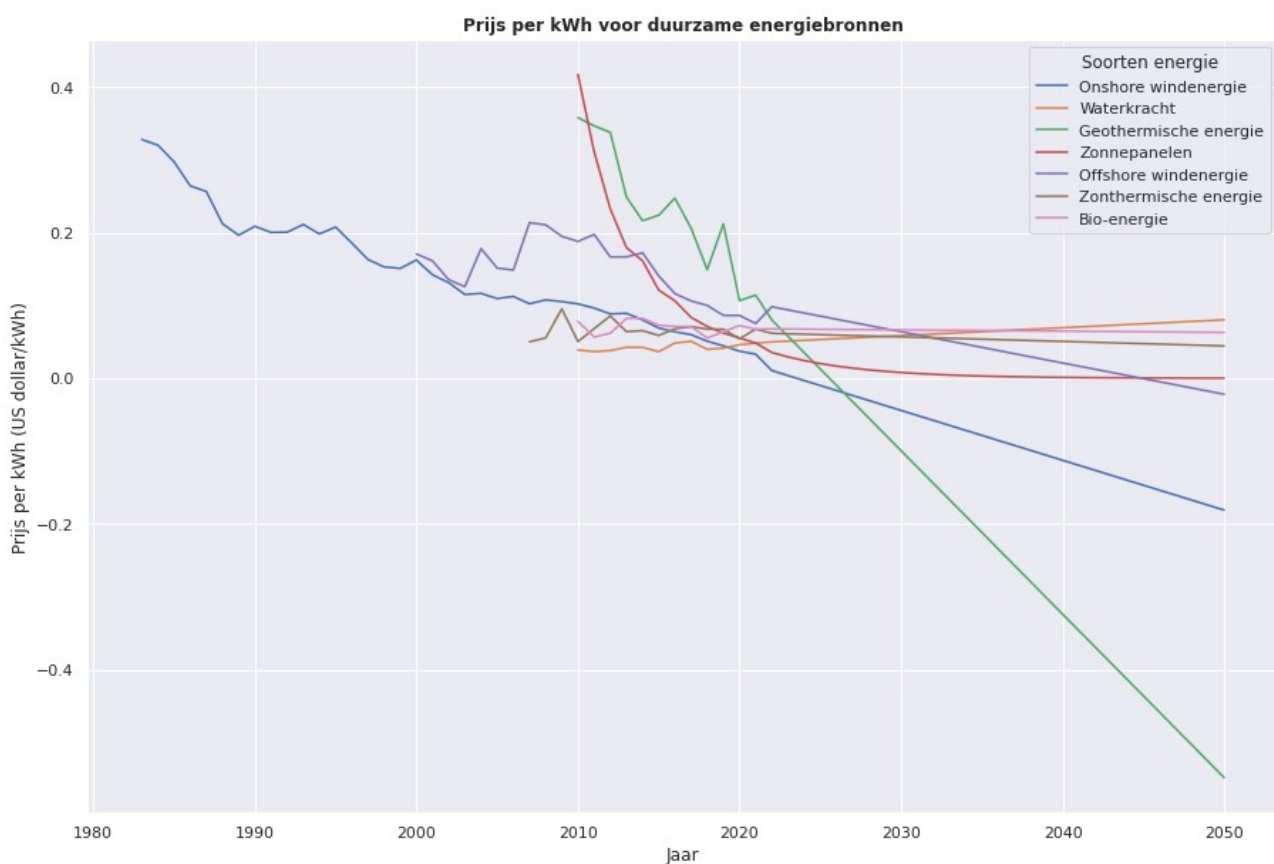
Tabel 1: Overzicht met de mean absolute error (MAE), mean squared error (MSE) en root mean squared error (RMSE) voor de modellen van de individuele duurzame energiebronnen.

Duurzame energiebron	MAE	MSE	RMSE
Bio-energie	0,01	0,00	0,01
Geothermische energie	0,01	0,00	0,01
Offshore windenergie	0,03	0,00	0,03
Onshore windenergie	0,01	0,00	0,02
Zonnepanelen	0,10	0,02	0,14
Zonthermische energie	0,03	0,00	0,04

Waterkracht	0,00	0,00	0,00
-------------	------	------	------

De MAE varieert van 0,00 t/m 0,10. Zes van de zeven modellen scoren 0,00 op MSE. Alleen het model voor energie opgewekt uit zonnepanelen scoort 0,02. De RMSE varieert van 0,00 t/m 0,04. Het model voor energie opgewekt uit zonnepanelen is een uitschieter met een waarde van 0,14.

Op basis van de modellen zijn de toekomstige prijzen per kWh berekend. Deze zijn vervolgens geplot in een lijngrafiek en weergegeven in afbeelding 3. Hierbij is waar te nemen dat de prijs van onshore windenergie, geothermische energie en offshore windenergie in de loop der jaren verder zal dalen. In het geval van zonnepanelen is sprake van een exponentiële daling die rond 2030 een plateau bereikt. De prijs per kWh voor zonthermische energie en bio-energie zal ongeveer gelijk blijven. Er is een lichte stijging waar te nemen in de prijs per kWh voor energie opgewekt uit waterkracht.



Afbeelding 3: Prijs per kWh voor zeven verschillende duurzame energiebronnen: bio-energie, geothermische energie, offshore windenergie, zonnepanelen, zonthermische energie, waterkracht en onshore windenergie. Hierbij is de prijs per kWh in US dollars geplot tegen de jaren. Deze grafiek bevat de vastgestelde prijzen per kWh t/m 2021 en de berekende toekomstige prijzen van 2022 t/m 2050.

Conclusie/discussie

De dataset die gebruikt is voor de analyse bevatte niet veel metingen op wereldniveau. Zo waren er 12 metingen beschikbaar voor bio-energie, energie opgewekt uit zonnepanelen, zonthermische energie en energie opgewekt uit waterkracht, 14 metingen voor geothermische energie, 22 metingen voor offshore windenergie en 39 metingen voor onshore windenergie. Dit betekent dat

de modellen als resultaat van lineaire regressie gebaseerd zijn op een zeer klein aantal metingen. Dit maakt de betrouwbaarheid van de berekende prijzen voor de toekomst minder betrouwbaar. Wanneer echter gekeken wordt naar de MAE, MSE en RMSE van de individuele modellen dan scoren deze zeer goed. Allemaal hebben een waarde die zich dicht bij 0,00 bevindt. Tevens is waar te nemen dat de berekende prijs per kWh voor geothermische energie, onshore windenergie en offshore windenergie uiteindelijk negatief wordt. Dit is in werkelijkheid echter zeer onwaarschijnlijk.

Om antwoord te geven op de vraag welke duurzame energiebron in de toekomst de beste prijs zal hebben, wordt gekeken naar de energiebronnen met een realistisch prijsverloop. Op basis van de analyse zal in dat geval energie opgewekt uit zonnepanelen de beste prijs in de toekomst hebben.

Bronlijst

- Ahmed, S., Ahmed, K., & Ismail, M. (2020). Predictive analysis of CO₂ emissions and the role of environmental technology, energy use and economic output: evidence from emerging economies. *Air Quality, Atmosphere & Health*, 13(9), 1035–1044. <https://doi.org/10.1007/s11869-020-00855-1>
- Demiral, M., Akça, E. E., & Tekin, I. (2021). Predictors of global carbon dioxide emissions: Do stringent environmental policies matter? *Environment, Development and Sustainability*, 23(12), 18337–18361. <https://doi.org/10.1007/s10668-021-01444-7>
- Gaillac, R., & Marbach, S. (2021). The carbon footprint of meat and dairy proteins: A practical perspective to guide low carbon footprint dietary choices. *Journal of Cleaner Production*, 321, 128766. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128766>
- Hedenus, F., Wirsenius, S., & Johansson, D. J. A. (2014). The importance of reduced meat and dairy consumption for meeting stringent climate change targets. *Climatic Change*, 124(1–2), 79–91. <https://doi.org/10.1007/s10584-014-1104-5>
- Li, S., Siu, Y. W., & Zhao, G. (2021). Driving Factors of CO₂ Emissions: Further Study Based on Machine Learning. *Frontiers in Environmental Science*, 9. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2021.721517>
- Meng, Y., & Noman, H. (2022). Predicting CO₂ Emission Footprint Using AI through Machine Learning. *Atmosphere*, 13(11), 1871. <https://doi.org/10.3390/atmos13111871>
- Poore, J., & Nemecek, T. (2018). Reducing food's environmental impacts through producers and consumers. *Science*, 360(6392), 987–992. <https://doi.org/10.1126/science.aag0216>
- Xu, Z., Liu, L., & Wu, L. (2020). Forecasting the carbon dioxide emissions in 53 countries and regions using a non-equigap grey model. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(13), 15659–15672. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-11638-7>

Bijlage 1: Gebruikte datasets voor analyse

1. CO2 uitstoot per inwoner: <https://ourworldindata.org/grapher/co-emissions-per-capita>
2. Populatie: <https://ourworldindata.org/grapher/population-of-all-world-regions-including-the-un-projection-until-2100>
3. Inkomen per inwoner (GDP): <https://ourworldindata.org/grapher/gdp-per-capita-maddison-2020>
4. Het verbruik van fossiele brandstoffen per capita: <https://ourworldindata.org/grapher/fossil-fuel-cons-per-capita>
5. Vleesproductie: <https://ourworldindata.org/grapher/meat-production-tonnes>
6. Ontbossing: <https://ourworldindata.org/grapher/annual-deforestation>
7. Grond gebruikt voor landbouw (gewassen en vee): <https://ourworldindata.org/grapher/agricultural-area-per-capita>
8. Prijs per kWh voor duurzame energiebronnen: <https://ourworldindata.org/grapher/levelized-cost-of-energy>

Bijlage 2: Grafieken met de CO2 uitstoot uitgezet tegen de zeven individuele factoren

