

# Voorspellen van luchtstrominggeluid met CFD en machine learning

*Luchtstroming in ventilatiekanalen is over het algemeen turbulent [1], waarbij de sterke turbulenties het gevolg zijn van bochten, aftakkingen en obstructies zoals regelementen, brandkleppen en ook geluiddempers. Turbulentie produceert geluid in ventilatiesystemen, wat in gebouwen tot hinder kan leiden. Derhalve is het van belang te kunnen voorspellen onder welke voorwaarden bepaalde turbulenties en daarmee gepaarde geluidniveaus optreden. Peutz heeft een onderzoek uitgevoerd waarbij de geluidproductie van luchtstroming door kanaalbochten is gemeten. Daarnaast zijn CFD-berekeningen van de luchtstroming uitgevoerd, gevalideerd met de drukval en stromingssnelheid in de metingen. Zowel de metingen als de CFD-berekeningen zijn door tijdsbesteding en bezetting van faciliteiten kostbaar in uitvoering. De beschikbare informatie betreffende geluidproductie van bochten is zeer summier. Door slim machine learning-technieken te combineren is het mogelijk om meer informatie te halen uit de relatief kleine datasets met betrekking tot stromingskarakteristieken en geluidproductie resulterend uit de metingen en berekeningen. Door twee neurale netwerken indirect met elkaar te laten samenwerken is nieuwe data gegenereerd uit de bestaande meet- en rekendata. Hiermee is een robuust voorspellend model van de geluidproductie van luchtstroming door kanaalbochten ontwikkeld.*

## Ventilatie en geluid in gebouwen

Ruimten in gebouwen dienen geventileerd te worden om de luchtkwaliteit op een gezond niveau te houden ten behoeve van de mensen die in deze ruimten wonen, werken of leren. Het belang hiervan, met name in relatie tot utiliteitsgebouwen voor werken en leren, is met de huidige actualiteit omtrent de verspreiding van het nieuwe coronavirus (SARS-CoV-2) wederom duidelijk geworden [2, 3]. In grote gebouwen is er vaak een centraal luchtbehandelingsysteem dat de verschillende ruimten ventileert middels een kanalensysteem.

Door een drukval over een kanaal ontstaat er luchtstroming met een bepaalde stromingssnelheid. De stromingssnelheid kan bij beperkt beschikbare ruimte in bijvoorbeeld retrofit- of renovatiesituaties relatief hoog zijn. De luchtstroming in de luchtkanalen wordt verstoord door wrijving bij kanaalwanden, obstakels, aftakkingen en bochten [4]. Dit maakt de luchtstroming turbulent, waarbij de mate afhangt van de stromingssnelheid en de vorm van de verstoring. Aangezien bochten een belangrijke oorzaak zijn van turbulentie en in tegenstelling tot bijvoorbeeld geluiddempers, brandkleppen en regelementen er weinig gedetailleerde meetgegevens beschikbaar zijn ligt de focus in dit onderzoek op kanaalbochten.

De wervels van de turbulentie introduceren kleine drukverschillen waardoor stromingsgeluid ontstaat. Dit geluid zal direct in het medium (lucht) ontstaan maar mogelijk ook het gevolg zijn van trillingen in de (door de wervels aangestoten) kanaalwand. In gebouwen kan dit als hinderlijk worden ervaren. Het is dus van belang om daar in het ontwerp rekening mee te houden, wat betekent dat het wenselijk is om de geluidproductie te kunnen voorspellen. Hiervoor zijn in het verleden verschillende empirische formules gebruikt voor eenvoudige situaties.

Het is echter gewenst om voor op zich staande complexe situaties de luchtstroming te kunnen voorspellen in een kanaal en aan de hand daarvan de geluidproductie. De luchtstroming kan worden bepaald middels computational fluid dynamics (CFD) simulaties. Hierbij worden de Navier-Stokes vergelijkingen opgelost en ontstaat inzicht in het stromingsgedrag en de mate van turbulentie die optreedt door vorm en afmetingen van het kanalensysteem. Als er een relatie bekend is tussen de stromingskarakteristiek en de geluidproductie kan vervolgens hiermee het ontwerp doorgerekend en geoptimaliseerd worden om geluidhinder te voorkomen zonder dat dit ten koste gaat van het ventilatiedebiet. Uiteraard moet dan wel een relatie bekend zijn tussen stromingskarakteristiek en geluidproductie. Middels geluidmetingen in een akoestische laboratorium en stromingsberekeningen is in dit onderzoek een impliciete relatie verkregen waarmee de geluidproductie beter voorspeld kan worden op basis van CFD-berekeningen.

### Metingen van geluidproductie van luchtstroming door kanaalbochten

Kanaalbochten zijn een belangrijke oorzaak voor het ontstaan van turbulentie in de luchtstroming in kanalsystemen. Door de verandering van stromingsrichting ontstaan er lokale verschillen in snelheid en druk, wat leidt tot het ontstaan van wervels. In de praktijk komen verschillende kanaalvormen (rechthoekig en rond) en bochten met verschillende doorsnee (haaks, grote bochtradius) en met/ zonder schoepen voor. Vaak volgen meerdere bochten elkaar op waardoor een ander stromingspatroon ontstaat dan in een enkele bocht. De turbulentie die ontstaat is dus afhankelijk van de bocht(en)geometrie en de stromingssnelheid. Om inzicht te krijgen in de geluidproductie van luchtstroming door verschillende soorten bochten en configuraties voor verschillende kanaalafmetingen zijn in het akoestisch laboratorium van Peutz geluidmetingen uitgevoerd. Hierbij zijn tevens de drukval over het kanaal en de luchtstromingsnelheid op verschillende posities in het luchtkanaal gemeten.

Om het geluid afkomstig van de luchtstroming door de bochten goed te kunnen meten is gebruik gemaakt van 'stille lucht', wat inhoudt dat het geluid afkomstig van de ventilator gedempt is. De voor de luchtstroming benodigde ventilator is opgesteld in een akoestisch en trillingstechnisch ontkoppeld bouwdeel. De toevoer- en retourlucht wordt met een lage snelheid door meerdere geluiddempers geleid om het geluid van de ventilator te dempen. Het achtergrondniveau, dat wil zeggen de geluidbijdrage afkomstig van de ventilator en de luchtstroming door de geluiddempers, is bepaald als referentie bij hetzelfde werkpunt van de ventilator als bij de

respectievelijke metingen van de geluidproductie van de luchtstroming door de kanaalbochten. Hierdoor kan worden gecorrigeerd voor het geluid ten gevolge van de ventilator wat niet door de coulissen gedempt is, om de geluidproductie door de luchtstroming door de kanaalbochten te bepalen. De geluidmetingen zijn uitgevoerd in een nagalmkamer (figuur 1). Dit is een ruimte waarbij alle vlakken onder een hoek anders dan 90° ten opzichte van elkaar staan teneinde staande golven te vermijden, waardoor een diffuus geluidveld ontstaat. De geluidproductie ten gevolge van luchtstroming is in de volgende soorten bochten bepaald:

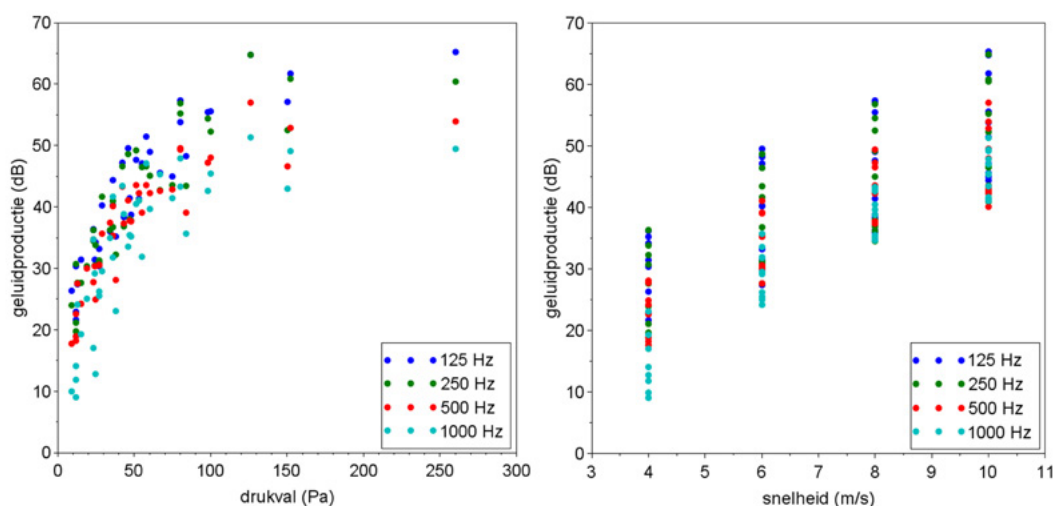
- enkele bocht in een rond kanaal;
- enkele bocht haaks in een rechthoekig kanaal;
- enkele bocht afgerond in een rechthoekig kanaal, bocht met schoep;
- enkele bocht afgerond in een rechthoekig kanaal, bocht zonder schoep;
- dubbele bocht in een rond kanaal;
- dubbele bocht haaks in een rechthoekig kanaal;
- dubbele bocht afgerond in een rechthoekig kanaal, bocht met schoep;
- dubbele bocht afgerond in een rechthoekig kanaal, bocht zonder schoep.

Voor dubbele bochten zijn zowel U-bochten als S-bochten, met verschillende afstand tussen de bochten, onderzocht.



**Figuur 1:** impressie van de meetopstelling in het akoestisch laboratorium.

**Figuur 2:** meetresultaten van de geluidproductie als functie van de drukval en stromingssnelheid voor verschillende bochten.



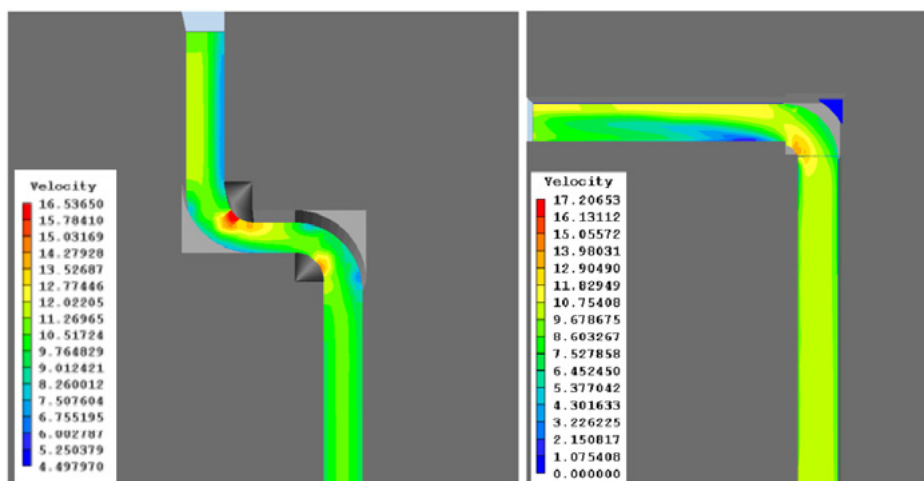
De metingen zijn uitgevoerd bij gemiddelde stromingssnelheden tussen de 4 m/s en 10 m/s. Hiermee varieert het debiet tussen de 0,29 m<sup>3</sup>/s en 0,90 m<sup>3</sup>/s, afhankelijk van de kanaalgeometrie. In figuur 2 zijn de meetresultaten gegeven van de metingen in het laboratorium. De geluidproductie is als functie van de drukval en de stromingssnelheid weergegeven voor verschillende bochtgeometrieën voor de octaafbanden van 125 Hz tot 1000 Hz. Uit de praktijk is bekend dat dit de maatgevende octaafbanden zijn voor dergelijke problemen.

Globaal gezien neemt de geluidproductie toe met toenemende drukval en toenemende stromingssnelheid. Echter, de spreiding in de resultaten is aanzienlijk, en het is duidelijk dat drukval of stromingssnelheid alleen geen betrouwbare voorspellende waarde voor de geluidproductie heeft. Hier is meer informatie over het stromingskarakter voor nodig. Dit kan verkregen worden middels CFD-berekeningen wat in de volgende sectie kort verder toegelicht wordt.

### Stromingsberekeningen met computational fluid dynamics

Om het karakter van de luchtstroming door een kanaalbocht te onderzoeken zijn computational fluid dynamics (CFD) simulaties uitgevoerd. Bij CFD-simulaties worden de Navier-Stokes vergelijkingen numeriek opgelost. Deze gekoppelde partiële differentiaalvergelijkingen beschrijven het behoud van impuls, massa en energie van een stroming. In de simulaties wordt het kanaal als een open doorgang gedefinieerd. De invoer en uitvoer van het kanaal worden met randvoorwaarden vastgelegd, waarbij de invoer met een constante instroomsnelheid is gedefinieerd en de uitvoer een vrije doorgang is naar een oneindig grote afvoer met een druk van 1 atmosfeer.

De grootheden die we uit de CFD-berekeningen willen halen hebben betrekking op de drukval, de gemiddelde stromingssnelheid, de maximale turbulente kinetische energie (TKE) en de gemiddelde turbulente kinetische energie. Met de drukval en de gemiddelde stromingssnelheid kunnen de simulaties worden vergeleken en gevalideerd met de metingen in het



**Figuur 3:** Voorbeeld van twee stromingsprofielen van CFD-simulaties bij een instroomsnelheid van 6 m/s voor een dubbele en een enkele bocht.

laboratorium. De turbulente kinetische energie is een maat voor de turbulentie die optreedt en dus belangrijk voor de voorspelling van de geluidproductie door wervels. De verwachting is dat de maximale en gemiddelde turbulente kinetische energie de informatie bevatten die benodigd is om tot een betrouwbaar voorspellend model te komen, aanvullend op de parameters zoals weergegeven in figuur 2.

De CFD-simulaties tonen het ontstaan van verschillende wervelprofielen in de bochten van kanalen. In figuur 3 is een voorbeeld gegeven van een snelheidsprofiel dat resulteert in de CFD-simulaties. Duidelijk is te zien hoe de uniformiteit van de stroming gebroken wordt en wervels ontstaan bij de bochten. De simulaties zijn uitgevoerd voor alle verschillende bochten en stromingssnelheden waarvoor geluidmetingen in het akoestisch laboratorium zijn uitgevoerd. De drukval en op verschillende punten na de bochten gemeten stromingssnelheid tonen goede overeenkomst tussen metingen en simulatie. Analyse van de gecombineerde data van de geluidmetingen en stromingsberekeningen toont geen triviaal verband. Derhalve is gekozen om gebruik te maken van machine learning-methodes die uitermate geschikt zijn voor vraagstukken met non-triviale verbanden. Dit wordt in de volgende sectie verder toegelicht.

#### Voorspellen van geluidproductie met behulp van machine learning

Om de geluidproductie van luchtstroming door kanaalbochten te voorspellen dienen de geluidmetingen en de CFD-resultaten met elkaar gecombineerd te worden. De geluidproductie in de verschillende octaafbanden laat geen triviaal verband zien met de drukval, de stromingssnelheid en de turbulente kinetische energie. De recente ontwikkeling met betrekking tot de toepassing van machine learning biedt vaak uitkomst voor complexe vraagstukken. Ook binnen de installatietechniek wordt machine learning steeds meer toegepast [5]. In dit vraagstuk kan een machine learning-algoritme getraind worden om de relatie te leggen tussen de stromingskarakteristiek bestaande uit drukval, snelheid en turbulente kinetische energie en de geluidproductie in de octaafbanden van 125 Hz tot 1000 Hz.

Er zijn vele verschillende machine learning-methodes. Voor dit vraagstuk is gekozen voor artificiële neurale netwerken. Deze netwerken zijn geïnspireerd op biologische neurale netwerken, met andere woorden hersenen, en leggen verbanden tussen input en output wanneer de netwerken getraind worden met bekende data [6]. Een netwerk is een collectief van neuronen, waarbij ieder neuron een eenvoudige relatie tussen input  $\mathbf{x}^n$  en output  $\mathbf{y}^n$  heeft  $y^n = f(\sum_i w_i^n x_i^n)$ , waarbij  $w^n$  de weegfactoren zijn tussen de neuronen uit de vorige laag en het desbetreffende neuron.

De waarden van deze weegfactoren worden verkregen door training, bijvoorbeeld middels toepassing van een backpropagation-algoritme waarbij de fout door het netwerk teruggekoppeld wordt [6]. Dergelijke modellen kunnen accuraat worden getraind om non-lineaire verbanden te beschrijven. Echter, voor het trainen van een neurale netwerk is relatief veel data nodig.

Het is kostbaar om een grote hoeveelheid metingen in het laboratorium uit te voeren, zowel door de uren die benodigd zijn als door de bezetting van het lab waardoor er geen andere onderzoeken uitgevoerd kunnen worden. Idealiter zou dus meer data, zowel van geluidmetingen als van de geassocieerde CFD-berekeningen, gewenst zijn.

Door gebruik te maken van de intrinsieke distributies die in de hierboven besproken meet- en rekendata aanwezig zijn kan dit in bepaalde mate ook daadwerkelijk gerealiseerd worden, zonder additionele kostbare metingen en berekeningen uit te voeren. Dit kan met bepaalde machine learning-algoritmes die ontwikkeld zijn voor het genereren van synthetische data. De uitbreiding met synthetische data vergroot de informatie-ruimte van het vraagstuk, waardoor stabielere voorspellende modellen kunnen worden getraind. Hieronder wordt ingegaan op een bestaande methode voor het genereren van synthetische data die wordt gezien als één van de grootste innovaties op het gebied van machine learning van de afgelopen 10 jaar en op een hierop geïnspireerde methode die nieuw ontwikkeld is en die beter toepasbaar is voor vraagstukken in de installatietechniek.

#### Generative adversarial networks

Een van de meest recente ontwikkelingen op het gebied van machine learning zijn de *generative adversarial networks* (GANs) [7]. Een bekend probleem bij het trainen van diepe neurale netwerken voor generieke toepassing is de grote hoeveelheid aan data die benodigd is. *Generative adversarial networks* bieden hierin een oplossing doordat deze de capaciteit hebben om op basis van relatief kleine datasets synthetische data te genereren. Hierbij maken de netwerken gebruik van de distributies in de werkelijke data.

Het basisconcept van deze methode is dat twee neurale netwerken, zoals in de vorige sectie beschreven, met elkaar een competitief spel aangaan. Eén netwerk dient als generator van data en één netwerk dient als discriminator/evaluator. De generator is een neurale netwerk dat met input uit een bepaalde statistische ruisdistributie output, synthetische data, genereert, terwijl de discriminator een neurale netwerk is dat echte data van synthetische data probeert te onderscheiden. Door beide netwerken in een herhalend sequentieel proces te trainen ontstaat een spel

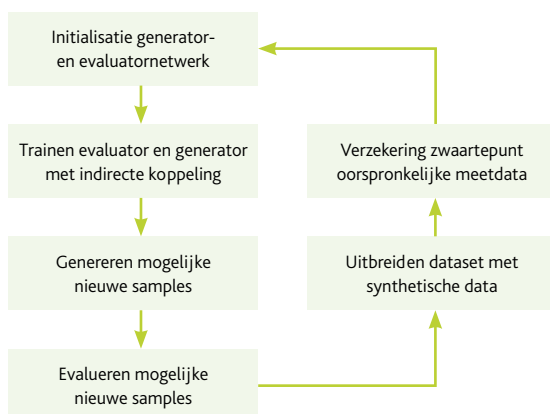
wat in de speltheorie een nulspel wordt genoemd [8], wat wil zeggen dat de winst van de één het verlies van de ander betekent. De competitie tussen de netwerken maakt dat beiden verbeteren waardoor het generator-netwerk uiteindelijk in staat is om synthetische data te genereren die niet of nauwelijks te onderscheiden is van werkelijke data.

In theorie werkt dit concept heel mooi. Er zijn echter in de praktische toepassing toch nog relatief veel obstakels zoals instabiliteit van het systeem en *mode-collapse* waar slechts een deel van de datadistributie wordt gegenereerd door het generator-netwerk. Geïnspireerd door de GANs is er een methode ontwikkeld waarmee ook synthetische data kan worden gegenereerd, maar die een minder grote afstand van de werkelijke dataset heeft, wat voor veel toepassingen in de installatietechniek voldoende is. In de volgende sectie wordt deze methode verder toegelicht.

#### GAN-geïnspireerde methode voor genereren synthetische data

De nieuw ontwikkelde methode voor het creëren van synthetische datasets maakt net zoals de GAN-methode ook gebruik van twee neurale netwerken, waarbij één dient als generator en één dient als evaluator. Echter, waar bij de GAN de generator uit een ruisdistributie synthetische samples produceert is voor deze methode gekozen om de input-output-relatie van het relevante fysische vraagstuk te gebruiken. Voor de toepassing die in dit artikel wordt besproken betekent dit dat als input de drukval, de stromingssnelheid, de maximale turbulente kinetische energie en de gemiddelde turbulente kinetische energie worden genomen en als output de geluidproductie in de octaafbanden van 125 Hz tot 1000 Hz. Daarnaast is de koppeling van de twee netwerken enkel indirect via de data-uitbreiding.

**Figuur 4:** Schematische weergave van de op de GAN-geïnspireerde ML-methode voor het genereren van synthetische data.



werkelijke meetdata	geluidproductie			
	125 Hz	250 Hz	500 Hz	1000 Hz
drukval	0,842	0,804	0,779	0,693
snelheid	0,736	0,733	0,868	0,936
max. TKE	0,656	0,572	0,601	0,627
gem. TKE	0,658	0,579	0,626	0,616
synthetische data	geluidproductie			
	125 Hz	250 Hz	500 Hz	1000 Hz
drukval	0,803	0,792	0,779	0,678
snelheid	0,648	0,626	0,781	0,914
max. TKE	0,624	0,585	0,618	0,601
gem. TKE	0,580	0,551	0,587	0,563

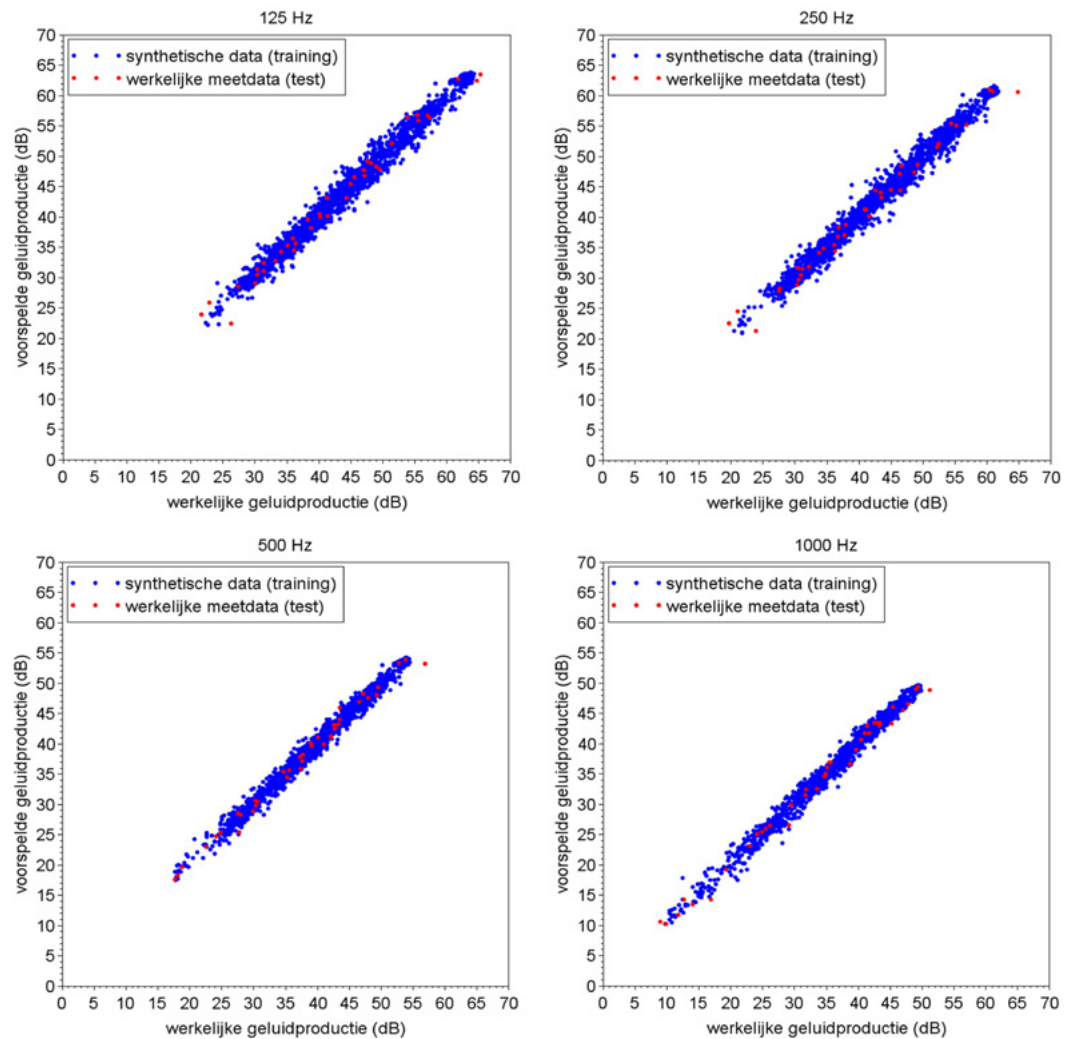
**Tabel 1:** correlatie tussen geluidproductie en stromingsparameters voor de oorspronkelijke dataset en de gegenereerde synthetische dataset.

In figuur 4 is het principe schematisch weergegeven. De beide netwerken die als generator en als evaluator dienen worden geïnitieerd met een bepaalde topologie en weegfactoren die willekeurig uit een uniforme distributie  $\{-1,1\}$  worden gekozen. Vervolgens worden beide netwerken getraind met de bekende data. De evaluator wordt getraind om onderscheid te maken tussen correcte en incorrecte input-output-relaties, en de generator wordt getraind om bij bepaalde fysische input een fysische output te genereren. Vervolgens worden er willekeurige samples gegenereerd met de generator en daarna geëvalueerd met de evaluator. De dataset wordt bij de volgende stap uitgebreid met de correct bevonden samples en er wordt verzekerd dat het zwaartepunt binnen de dataset niet ongeremd devieert van het zwaartepunt binnen de oorspronkelijke dataset. Vervolgens wordt deze loop herhaald, totdat er een bepaald gewenst aantal samples is gegenereerd.

Doordat in deze methode de directe koppeling tussen generator en evaluator is weggenomen, en de koppeling alleen indirect aanwezig is door de uitbreiding van de dataset waarmee getraind wordt, is het systeem stabiel en wordt de dataset gestaag aangevuld. De evaluator is hierin een essentieel onderdeel, aangezien het generator neurale netwerk altijd een antwoord produceert bij gegeven input. De controle hoe goed een nieuwe oplossing past bij de intrinsieke distributies in de oorspronkelijke data zorgt ervoor dat er geen onzinnige relaties worden gelegd.

Deze methode is toegepast om de dataset van de geluidmetingen en de CFD simulaties uit te breiden. Er is geveri-





**Figuur 5:** De door het model voorspelde geluidproductie als functie van de werkelijke geluidproductie voor de octaafbanden van 125 tot 1000 Hz. Het model is getraind op de synthetische data en getest op de werkelijke meetdata.

fieerd dat de synthetische dataset die gegenereerd is geen kopieën bevat van de werkelijke meetdata, wat de triviale, en dus niet interessante, uitbreiding van de dataset zou zijn. In tabel 1 is de correlatie tussen de geluidproductie in de verschillende octaafbanden en de stromingsparameters gegeven. Er is een bij benadering goede overeenstemming gevonden tussen de correlatie voor de gegenereerde synthetische dataset en de oorspronkelijke dataset.

#### Voorspellend model van geluidproductie

Met de resulterende synthetische dataset kan een voorspellend model voor de geluidproductie in de octaafbanden 125 Hz tot 1000 Hz getraind worden. Het model heeft als inputparameters:

- drukval;
- stromingssnelheid;
- maximale turbulente kinetische energie;
- gemiddelde turbulente kinetische energie.

Als model is in navolging van het data-generatie-algoritme een neuraal netwerk gekozen. Om het model accuraat te trainen wordt de inputdata gestandaardiseerd:  $x^* = \frac{x - \langle x \rangle}{std(x)}$ . Hierdoor hebben de inputparameters consistente distributies. De activatiefunctie van de neuronen in het netwerk is gekozen als een sigmoïdefunctie met een bereik  $\{0,1\}$ . Met dit bereik als uitgangspunt wordt de output genormaliseerd:  $y^* = \frac{y - \min(y)}{\max(y) - \min(y)}$ .

Door een neuraal netwerk uitsluitend op synthetische data te trainen en onafhankelijk te testen op de werkelijke meetdata kan, naast de correlatieanalyse die in de vorige sectie is besproken, dit als additionele verificatie worden gezien. Hierbij zijn de uitgangspunten voor standaardisatie van de input en normalisatie van de output gedefinieerd op basis van de synthetische data. Wanneer

de synthetische data in hoge mate af zou wijken, systematisch of willekeurig, dan zal een onafhankelijke test op de werkelijke meetdata met een model getraind met synthetische data geen goede resultaten laten zien.

In figuur 5 zijn de resultaten weergegeven van het trainen van een model op de synthetische data en de test op de werkelijke meetdata. Voor alle octaafbanden tonen de voorspelde waarden een goede overeenkomst met de waarden in de dataset. Voor de training wordt een determinatiecoëfficiënt van  $R^2=0,992$  verkregen en voor de test wordt  $R^2=0,987$  verkregen. De test op de werkelijke meetdata verifieert dat de synthetische data een betrouwbaar karakter heeft. Met deze methode kan dus inderdaad een dataset uitgebreid worden wat een toegevoegde waarde heeft voor het trainen van robuuste modellen voor betrouwbare voorspellingen.

In figuur 6 is de waarschijnlijkheid van het optreden van een bepaalde afwijking van het model met de waarden in de synthetische (training) en de oorspronkelijke (test) dataset gegeven. De distributie centreert zich zoals verwacht rond nul en neemt snel af met toenemende absolute afwijking.

Naast het feit dat deze resultaten laten zien dat met relatief kleine datasets synthetische data kan worden verkregen waarmee robuuste voorspellende modellen kunnen worden getraind tonen deze resultaten ook dat met een beperkt aantal stromingsparameters (drukval, snelheid en turbulente kinetische energie) een goede voorspelling kan worden gedaan van de optredende geluidproductie. De resultaten impliceren een generiek model, onafhankelijk van de bochtgeometrie.

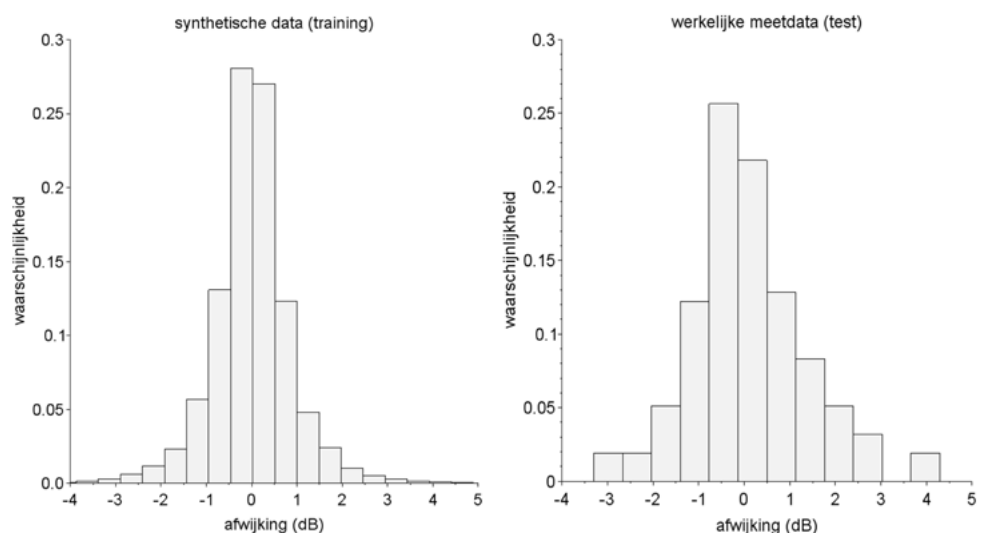
### Samenvattende conclusie

Grote datasets uit laboratoriummetingen van geluidproductie ten gevolge van turbulente luchtstroming in kanaalbochten samenstellen is kostbaar. Door nieuwe machine learning-technieken kan meer informatie uit relatief kleine datasets gehaald worden. De ontwikkelde machine learning-techniek biedt veel potentie voor complexe vraagstukken waar data beperkt beschikbaar is, zowel binnen de installatietechniek als daarbuiten. Hierdoor kunnen robuustere voorspellende modellen met de data getraind worden. Deze techniek laat voor deze testcase zien dat de geluidproductie goed voorspelbaar is wanneer de turbulente stroming beschreven wordt met de drukval, snelheid en turbulente kinetische energie. Met dit voorspellend model kan met CFD-berekeningen van luchtstroming in te ontwerpen kanaalsystemen de geluidproductie voorspeld worden. Voor verdere toetsing in hoeverre de resulterende voorspellingen ook van toepassing zijn op de geluidproductie in andere stromingsconfiguraties in luchtkanalen (bijvoorbeeld aftakkingen) is verdergaand onderzoek benodigd.



dr. ir. Robbert-Jan Dikken,  
researcher Peutz bv

**Figuur 6:** waarschijnlijkheid van het voorkomen van een afwijking van de voorspelling van het model met de waarden in de uitgebreide dataset.



### Referenties

1. E. Harrison, N.C. Gibbard, Balancing air flow in ventilating duct systems, *Journal of Institution of Heating and Ventilating Engineers*, Vol 33, October 1965, pp 201-225.
2. <https://www.duurzaamgebouwd.nl/artikel/20200807-ventilatie-cruciaal-bij-tegengaan-verspreiding-covid-19>.
3. J.C.C.M. in 't Veen, M. de Hond, A.C. Boerstra, Virustransmissie bij covid-19, *Ned TijdschrGeneeskd.* 2020;164:D5399.
4. D. J. Oldham, D. C. Waddington, Noise generation in ventilation systems by interaction of airflow with bends and branch take-offs, *Inter-noise*, Praag, 2004.
5. R.J. Dikken, Machine learning en data science voor klimaatinstallaties, *TVVL Magazine* 7, november 2019.
6. T.M. Mitchell, *Machine Learning*, The McGraw-Hill Companies, Inc. (1997).
7. I.J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio, Generative Adversarial Nets, *Advances in neural information processing systems (NIPS 2014)* pp. 2672-2680.
8. J. Von Neumann, O. Morgenstern, *Theory of Games and Economic Behavior*, Princeton University Press (1944).