

MODELLEREN VAN DE VOEDEROPNAME VAN GROEIENDE BIGGEN ALS REACTIE OP SPENEN

Aantal woorden: 28 347

Axelle Vandeputte

Studentennummer: 01908317

Promotoren: Prof. dr. Jeroen Degroote

Tutor: Thomas Van De Putte

Masterproef voorgelegd voor het behalen van de graad in Master of Science in de Bio-ingenieurswetenschappen: landbouwkunde

Academiejaar: 2023-2024

AUTEURSRECHTELIJKE BESCHERMING

De auteur en de promotor geven de toelating deze masterproef voor consultatie beschikbaar te stellen en delen van de masterproef te kopiëren voor persoonlijk gebruik. Elk ander gebruik valt onder de beperkingen van het auteursrecht, in het bijzonder met betrekking tot de verplichting de bron uitdrukkelijk te vermelden bij het aanhalen van resultaten uit de masterproef.

The author and the promotor give permission to use this thesis for consultation and to copy parts of it for personal use. Every other use is subject to the copyright laws, more specifically the source must be extensively specified when using results from this thesis.

Gent, juni 2024

De promotor
Prof. Dr. Jeroen Degroote

De auteur
Axelle Vandeputte

WOORD VOORAF

Het schrijven van deze thesis markeert het einde van vijf intense en mooie jaren aan de UGent, waarin ik niet alleen de leerstof heb doorgeworsteld, maar ook veel over mezelf heb geleerd. Het was een reis van groei, uitdagingen en persoonlijke ontwikkeling die ik koester en waarvoor ik dankbaar ben.

Bij de aanvang van deze thesis voelde ik veel stress, vooral omdat programmeren niet mijn sterkste eigenschap is. Echter, tot mijn verrassing heb ik de voor mij nieuwe programmeertaal Python sneller onder de knie gekregen dan ik had verwacht. Het was een uitdaging, maar het bracht me ook een gevoel van voldoening.

Natuurlijk is deze thesis niet alleen door mij tot stand gekomen en zijn er een aantal mensen die ik graag wil bedanken. Allereerst gaat mijn oprechte dank uit naar mijn tutor, Thomas, die altijd bereid was om mijn frustraties rond programmeerproblemen weg te nemen en mij af en toe terug het bos door de bomen te laten zien. Zijn geduld en begeleiding hebben enorm bijgedragen aan mijn leerproces. Graag wil ik ook Dimitry bedanken, die mij heeft ingelicht over de werking van de proefstal en waardevolle kennis heeft gedeeld over het gebruik van elektronische voederstations, het identificeren van zieke biggen, het toekennen van een diarreescores, en nog veel meer. Daarnaast wil ik ook mijn oprechte waardering uiten voor mijn promotor, Jeroen, die altijd duidelijk het doel voor ogen hield en mij opnieuw de structuur liet zien op momenten dat ik in de chaos het overzicht verloor. Zijn beschikbaarheid, inzichten en opbouwende feedback waren van onschatbare waarde gedurende dit hele proces.

Een speciaal woord van dank gaat uit naar mijn ouders, broer en zus, die een jaar lang mijn enthousiasme, frustraties, bedenkingen, twijfels en ontdekkingen hebben aangehoord tijdens mijn zoektocht in de programmeerwereld en het schrijven van deze thesis. Mama, ik waardeer het enorm dat je mijn blokdagen gedurende vijf jaar wist op te vrolijken met fruitsalades, heerlijke maaltijden en allerlei verwennerijen. Deze kleine gebaren waren vaak een lichtpuntje op moeilijke dagen. Papa, dank je wel voor het delen van zoveel passie en kennis over de prachtige landbouwsector gedurende onze jeugd en vooral tijdens deze opleiding. Amélie, hoewel de academische wereld jou misschien minder iets zegt, heb ik altijd bewondering gehad voor hoe je toch interesse toonde in mijn proces van het schrijven van een thesis. Bedankt om altijd jou lieve zelf te zijn. Arnaud bedankt om mij vaak de slappe lach te geven door je onnozige opmerkingen en mij de werklast soms te doen vergeten.

Als laatste wil ik ook mijn vrienden bedanken die het beste in mij naar boven halen door de mooie momenten die we delen.

Dankjewel allemaal om mijn afstuderen mogelijk te maken!

ABSTRACT

Het begrijpen van patronen en variabiliteit in de voederopname van gespeende biggen is cruciaal voor het optimaliseren van voedingsstrategieën en het bevorderen van hun gezondheid, welzijn, groei en productiviteit. Dit onderzoek richtte zich daarom op het bestuderen van de voederopnamepatronen van 288 biggen (in 3 proeven), gedurende een periode van 42 dagen nadat ze gespeend waren op een leeftijd van 28 dagen. Met behulp van elektronische voederstations werden voederbezoeken (tijdstip, duur, frequentie en hoeveelheid geconsumeerd voeder) geregistreerd. Verschillende mathematische modellen, alsook combinaties werden op deze voederopnamedata toegepast. Het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel bleek uit de visualisaties en modelprestatieparameters (MSE, RMSE, R^2 , adjusted R^2 , AIC en BIC) het meest geschikte model. Dit model heeft 11 parameters: W_f , W_0 , k , n , b , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_1 , ϕ_2 . Uit de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten ($= r$) werd een perfect positieve correlatie gevonden tussen de amplitudes van de sinuscomponenten (A_1 en A_2) van het model en een bijna perfecte negatieve correlatie ($r = -0,97$) tussen de periode van de eerste sinuscomponent (T_1) en parameters A_1 en A_2 . Ook de gemiddelde waarden voor parameters A_1 en A_2 voor de verschillende groepen waren gelijk. Daarom werd gesuggereerd om een parameter weg te laten uit het model en verder te werken met $A = A_1 = A_2$. Voor de faseverschuivingen van de twee sinuscomponenten (ϕ_1 en ϕ_2) werd een sterk positieve correlatie gevonden ($r = 0,92$). Daarnaast werd ook een sterk positieve correlatie vastgesteld ($r = 0,58$) tussen parameters k (de voederopnamesnelheidscoëfficiënt) en n (vormparameter). De initiële gemiddelde voederopname (W_0) en de constante offset (b) vertoonden een sterk negatieve correlatie ($r = -0,87$). Er werd slechts een beperkte correlatie gevonden tussen de parameters van het model en de cumulatieve voederopname van de biggen doorheen de proef. De parameters van de basiscomponent (Weibull functie) vertoonden de sterkste, maar nog steeds zwakke correlatie. Combinaties van parameters zijn daarom nodig om de cumulatieve voederopname te gaan voorspellen. Na het toepassen van een K-Means clusteranalyse, bleken de biggen van de vijf verschillende groepen significante verschillen te vertonen in de waarden van de parameters k , n , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_1 en ϕ_2 volgens de Kruskal-Wallis analyse. Dit suggereert dat hoewel alle biggen een algemene stijgende trend vertonen in hun voederopname na verloop van tijd, ze voornamelijk kunnen worden gegroepeerd op basis van hun dagelijks terugkerend patroon. Een PCA-analyse toonde aan dat 67,7% van de variantie in voederopnamepatronen tussen de biggen verklaard kan worden door twee PCA-componenten (37,8% door de eerste component en 29,9% door de twee component). Het geselecteerde model biedt meer inzicht in de verschillende voederopnamepatronen bij biggen, waardoor ze op basis van deze patronen kunnen worden ingedeeld in groepen. Het is echter niet in staat om subtielere patronen te detecteren.

Kernwoorden: biggen, speenproblematiek, voederopname, modelleren

ABSTRACT

Understanding patterns and variability in the feed intake of weaned piglets is crucial for optimizing feeding strategies and promoting their health, welfare, growth, and productivity. This study therefore focused on examining the feed intake patterns of 288 piglets (in 3 trials) over a period of 42 days after weaning at 28 days of age. Electronic feeding stations recorded feeding visits (time, duration, frequency, and amount of feed consumed). Various mathematical models, as well as combinations thereof, were applied to these feed intake data. The composite Weibull and bimodal sinusoidal model proved to be the most suitable model based on visualizations and selection criteria (MSE, RMSE, R^2 , adjusted R^2 , AIC, and BIC). This model comprises 11 parameters: W_f , W_0 , k , n , b , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_1 , ϕ_2 . Spearman's rank correlation coefficients revealed a perfect positive correlation between the amplitudes of the sinusoidal components (A_1 and A_2) of the model and an almost perfect negative correlation ($r = -0,97$) between the period of the first sinusoidal component (T_1) and parameters A_1 and A_2 . The average values for parameters A_1 and A_2 across the different groups were also equal. Therefore, it was suggested to exclude one parameter from the model and proceed with $A = A_1 = A_2$. A strong positive correlation ($r = 0,92$) was found for the phase shifts of the two sinusoidal components (ϕ_1 and ϕ_2). Additionally, a strong positive correlation ($r = 0,58$) was observed between parameters k (the feed intake rate coefficient) and n (shape parameter). The initial average feed intake (W_0) and the constant offset (b) exhibited a strong negative correlation ($r = -0,87$). Only a limited correlation was found between the model parameters and the cumulative feed intake of the piglets throughout the trial. The parameters of the basic component (Weibull function) exhibited the strongest, though still weak, correlations. Therefore, combinations of parameters are needed to predict the cumulative feed intake accurately. After applying a K-Means cluster analysis, the piglets from the five different groups showed significant differences in the values of parameters k , n , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_1 , and ϕ_2 according to the Kruskal-Wallis analysis. This suggests that while all piglets exhibit a general increasing trend in their feed intake over time, they can primarily be grouped based on their daily recurring pattern. A PCA analysis showed that 67,7% of the variance in feeding patterns among the piglets could be explained by two PCA components (37,8% by the first component and 29,9% by the second component). The selected model provides greater insight into the various feed intake patterns in piglets, allowing them to be categorized into groups based on these patterns. However, it is not capable of detecting more subtle patterns.

Keywords: piglets, weaning issues, feed intake, modelling

INHOUDSTAFEL

Auteursrechtelijke bescherming	I
Woord vooraf	II
Abstract	III
Abstract	IV
Inhoudstafel	V
Lijst met afkortingen	VII
Lijst met figuren	IX
Lijst met tabellen	XI
Inleiding	1
1 Literatuurstudie	2
1.1 Precision Livestock Farming	2
1.2 Precisievoeding	3
1.3 Speenproblematiek	5
1.3.1 Effect van voeding op villusatrofie	10
1.3.2 Effect van lysinegehalten in voeding op groeiprestaties gespeende biggen	10
1.4 Robuustheid, weerstand en veerkracht	11
1.5 Overzicht van beschikbare modellen uit de literatuur	12
1.5.1 Mathematische modellen	12
1.5.1.1 Gompertz model	12
1.5.1.2 Schumacher model	12
1.5.1.3 Richards model	12
1.5.1.4 Weibull model	13
1.5.1.5 Schnute model	13
1.5.1.6 Populatie logistiek regressie model	13
1.5.1.7 Morgan-Mercer-Flodin model	13
1.5.1.8 Gompertz-Makeham model	14
1.5.1.9 Kwadratisch-lineaire functie van de tijd model	15
1.5.2 Machine learning modellen	17
1.5.2.1 Partial least square regression model	17
1.5.2.2 Gaussian process regression model	18
1.5.3 Vergelijking tussen modellen	19
2 Materialen en methoden	21
2.1 Proefdieren en faciliteiten	21
2.2 Proefopzet	21
2.3 Voeding	22
2.4 Huisvestiging en klimaat	23
	V

2.5	Voederstation	24
2.6	Verzameling en verwerking van gegevens	26
2.6.1	Dierenprestaties en gezondheid	26
2.6.2	Beschrijving en verwerking van de ruwe data	27
2.6.3	Opsporen van foute en/of onbruikbare observaties	29
2.6.4	De aanleg van de trainingsdataset	31
2.6.5	Selectie en toepassing meest geschikte model	33
2.6.6	Evaluatie van modelprestaties	34
2.6.7	Analyses van voederopnamedata: correlaties en clusters	34
3	Resultaten	36
3.1	Opsporen van foute en/of onbruikbare observaties	36
3.2	Selectie en toepassing meest geschikte model	41
3.2.1	Selectie tijdsvenster voor de rolling window functie	41
3.2.2	Toepassing van klassieke groeimodellen op de voederopnamedata	43
3.2.3	Toepassing van gecombineerde groeimodellen op de voederopnamedata	44
3.2.3.1	Samengestelde groeimodellen: klassieke groeimodellen aangevuld met een biharmonische sinusfunctie	45
3.2.3.2	Samengestelde groeimodellen: klassieke groeimodellen aangevuld met een bimodale sinusfunctie	46
3.2.4	Toepassen van het geselecteerde model op big niveau	48
3.2.5	Correlaties tussen parameters	51
3.2.6	Correlatie tussen parameters en cumulatieve voederopname	52
3.2.7	Clusteranalyse	52
4	Discussie	56
4.1	Modelvorm en prestatie ten opzichte van andere modellen	56
4.2	Verbanden tussen de modelparameters	57
4.3	Verband tussen de modelparameters en de cumulatieve voederopname	59
4.4	Identificeren van voederopnamepatronen	59
4.5	Suggesties voor vervolgonderzoek	60
5	Conclusie	62
	Referenties	63
	Appendix A	68
	Appendix B	73

LIJST MET AFKORTINGEN

Afkorting	Engelse betekenis	Nederlandse betekenis
PLF	Precision Livestock Farming	Precisie veeteelt landbouw
PAS	Programmatic Approach Nitrogen	Programmatische Aanpak Stikstof
AEA	Low ammonia emission	Ammoniakemissiearm
TIT	Through Inspection Technology	Door middel van inspectietechnologie
RFID	Radio-Frequency Identification	Identificatie met radio-golven
BD ₁₀₀	Treatment days	Behandeldagen
SID	Standardized Ileal Digestibility	Gestandaardiseerd ileale verteerbaarheid
ADG	Average Daily Gain	Gemiddelde dagelijkse gewichtstoename
G:F	Gain:feed	Gewichtstoename:voederopname ratio
MMF	Morgan-Mercer-Flodin	Morgan-Mercer-Flodin
DFI	Daily Feed Intake	Dagelijkse voederopname
CFI	Cumulative Feed Intake	Cumulatieve voederopname
PLS regression model	Partial Least Square regression model	Partieel kleinste kwadraten regressie model
LV	Latent Variables	Latente Variabelen
PE	Protein Efficiency	Eiwit efficiëntie
EnE	Energy Efficiency	Energie efficiëntie
LipG	Lipid Gain	Vetaanzet
NDM	Number of Daily Meals	Aantal dagelijkse maaltijden
FO	Feeder Occupation	Gespenderde tijd aan eten per dag
FIM	Feed Intake per Meal	Voederopname per maaltijd
DUM	Duration per Meal	Tijd per maaltijd
GP regression model	Gaussian Process regression model	Gaussiaanse proces regressie model
B-GREAT	Bayesian Growth Rate Effect Analysis and Test	Bayesiaanse groeisnelheid effect analyse en test
ROS	Reactive Oxygen Species	Reactieve zuurstofcomponent
OD	Optical density	Optische dichtheid
MVN	Multivariate normal distribution	Multivariate normaalverdeling
RBF	Radial Basis Function	Radiale basisfunctie
EID	Elektronic Identification	Elektronische Identificatie
VO	Feed intake	Voederopname
VD	Visit duration	Voederbezoekduur
VOS	Visit feed intake speed	Voederopnamesnelheid
MSE	Mean Squared Error	Gemiddelde kwadratische fout
RMSE	Root Mean Squared Error	Wortel van de gemiddelde kwadratische fout
R ²	Coefficient of determination	Determinatiecoëfficiënt
R ² adjusted	Adjusted coefficient of determination	Gecorrigeerde determinatiecoëfficiënt
AIC	Akaike Information Criterion	Aikaike Informatie Criterium
BIC	Bayesian Information Criterion	Bayesian Informatie Criterium
r	Spearman's rank correlation coefficients	Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten
SSE	Sum of Squared Errors	Som van het kwadraat van de residuen
SEM	Standard Error of the Mean	Standaardfout van het gemiddelde

ANOVA	Analysis of Variance	Analyse van variantie
UMAP	Uniform Manifold Approximation and Projection	Uniforme vormbenadering en -projectie
PCA	Principal Component Analysis	Principale Componenten Analyse
Wf	Asymptotic average feed intake	Asymptotische gemiddelde voederopname
W0	Initial average feed intake	Initiële gemiddelde voederopname
k	Feed intake rate coefficient	Voederopnamesnelheidscoëfficiënt
n	Shape parameter	Vormparameter
b	Constant offset	Constante offset
A1	Amplitude of the first sine component	Amplitude van de eerste sinuscomponent
A2	Amplitude of the second sine component	Amplitude van de tweede sinuscomponent
T1	Period of the first sine component	Periode van de eerste sinuscomponent
T2	Period of the second sine component	Periode van de tweede sinuscomponent
phi1	Phase shift of the first sine component	Faseverschuiving van de eerste sinuscomponent
phi2	Phase shift of the second sine component	Faseverschuiving van de tweede sinuscomponent
DBSCAN	Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise	Dichtheid gebaseerde ruimtelijke clustering bij toepassingen met ruis

LIJST MET FIGUREN

- Figuur 1: Weergave van de voorspelde groei in vleesproductie en per capita vleesconsumptie van 2019-2021 tot 2031 op wereldniveau en opgesplitst in landen volgens inkomensniveau (OECD-FAO Agricultural Outlook 2022-2031, 2022). 2
- Figuur 2: Voorstelling van het Materneo voedersysteem voor werpende zeugen (Asserva, z.d.-a). 4
- Figuur 3: Pig-insight voedersysteem voor gespeende biggen en vleesvarkens (Asserva, z.d.-b). 5
- Figuur 4: Vergelijking van de GP regressie en mathematische groeimodellen (Gompertz, populatie logistiek regressie, Schnute en Richards) op microbiële groeidata onder standaard (A) en oxidatieve stress (C) condities. Vergelijking van de logaritmes van mean squared error (MSE) tussen het GP regressie model en mathematische modellen onder standaard (B) en oxidatieve stress (D) condities. Een asterisk verwijst naar een significant verschil tussen een mathematisch groeimodel MSE en GP regressie groeimodel MSE. Dit werd bepaald met een eenzijdig t-test. De p-waarden werden ook meegegeven bij een significant verschil (Tonner et al., 2017). 19
- Figuur 5: Foto van een hok dat werd gebruikt tijdens de drie proeven. 23
- Figuur 6: Doel en effectieve omgevingstemperatuur doorheen de 3 proeven. 24
- Figuur 7: Foto's en schematische weergave van het Compident MLP II Piglet voederstation (Schauer Agrotronic, z.d.-b). 25
- Figuur 8: Voorstelling van de outliers uit proef 1 (boven), 2 (midden) en 3 (onder). Op de linkse figuren wordt de voederopname (g) uitgezet ten opzichte van de voederbezoekduur (s). Op de rechtse figuren wordt de voederopnamesnelheid (g/min) uitgezet ten opzichte van de voederbezoekduur (s). De horizontale en verticale blauwe lijnen vertegenwoordigen de 95%, 99% en 99,9% percentielen voor de desbetreffende parameter. De outliers hebben een waarde gelijk aan 1 in de Filter kolom en worden aangeduid in het rood. 37
- Figuur 9: Missing data voor alle biggen uit proef 1 over de volledige proefperiode. Op de x-as worden de data weergegeven. Op de y-as worden de voederopname waarnemingen per big weergegeven. Iedere lijn vertegenwoordigt dus een big. De zwarte balken geven aan dat er op een dag voor een big een voederopname waarneming was. Witte balken duiden op ontbrekende waarnemingen. De rij met een groene omkadering correspondeert met de ontbrekende gegevens van de big met EID 89728264. De rij met een rode omkadering vertegenwoordigt de ontbrekende waarden voor de big met EID 89728265. De blauwe rijen bevatten ontbrekende waarden voor de biggen met EID 89728205 (boven), 89728277 (midden) en 89728291 (onder). 38
- Figuur 10: Missing data voor alle biggen uit proef 2 over de volledige proefperiode. Op de x-as worden de data weergegeven. Op de y-as worden de voederopname waarnemingen per big weergegeven. Iedere lijn vertegenwoordigt dus een big. De zwarte balken geven aan dat er op een dag voor een big een voederopname waarneming was. Witte balken duiden op ontbrekende waarnemingen. De rijen met een groene omkadering corresponderen met de ontbrekende gegevens van de biggen uit hok 1. De rij met een rode omkadering vertegenwoordigt de ontbrekende waarden voor de big met EID 982091070795556. De blauwe rij bevat ontbrekende waarden voor de big met EID 982091070795155, en de gele omkaderde rijen tonen ontbrekende data voor de biggen met EID 982091070795550 (boven) en 982091070795561 (onder). 39
- Figuur 11: Missing data voor alle biggen uit proef 3 over de volledige proefperiode. Op de x-as worden de data weergegeven. Op de y-as worden de voederopname waarnemingen per big weergegeven. Iedere lijn vertegenwoordigt dus een big. De zwarte balken geven aan dat er op een dag voor een big een voederopname waarneming was. Witte balken duiden op ontbrekende waarnemingen. De rij met een groene omkadering correspondeert met de ontbrekende gegevens van de big met EID 89870718. De rij met een rode omkadering bevat de ontbrekende waarden voor de big met EID 89870760. 39
- Figuur 12: Voorstelling van de gemiddelde voederopname (g/uur) in functie van de tijd na spenen (uren), na toepassing van een 'rolling window' functie met vier verschillende tijdsvensters, namelijk 4, 6, 12 en 24 uur (respectievelijk kolom 1 tot en met 4). De rijen komen overeen met data uit proef 1, 2 en 3 respectievelijk ($n_{\text{proef 1}} = 88$; $n_{\text{proef 2}} = 90$; $n_{\text{proef 3}} = 100$). 42

Figuur 13: Visualisatie van de gemiddelde voederopnamedata (g/uur) uit proef 2 in functie van de tijd na spenen (uren), na toepassing van een 'rolling window' functie met vier verschillende tijdsvensters, namelijk 4, 6, 12 en 24 uur. De visualisatie beperkt zich tot de eerste tien dagen (240 uur) van proef 2 (n = 90). 43

Figuur 14: Vergelijking van verschillende klassieke groeimodellen voor het modelleren van de voederopname uit proef 1 (n = 88). De blauwe lijn stelt de gemiddelde voederopname per uur voor, berekend over een tijdsvenster van 6 uur aan de hand van een rolling window functie (trainingsdata). Elk paneel toont de toepassing van een ander model: Lineaire Model, Gompertz Model, MMF Model, Weibull Model, en Logistisch Model. De rode lijn in elk paneel illustreert de voorspelde gemiddelde voederopname per uur, respectievelijk voor elk model. 44

Figuur 15: Vergelijking van de verschillende samengestelde groeimodellen voor het modelleren van de voederopname uit proef 3 (n = 100). Ieder samengesteld model bestaat uit een klassiek groeimodel aangevuld met een biharmonische sinusfunctie. De blauwe lijn stelt de gemiddelde voederopname per uur voor, berekend over een tijdsvenster van 6 uur aan de hand van een rolling window functie (trainingsdata). Elk paneel toont de toepassing van een ander samengesteld model: Lineaire, Gompertz, MMF, Weibull, en Logistisch model aangevuld met een biharmonisch sinusmodel. De rode lijn in elk paneel illustreert de voorspelde gemiddelde voederopname per uur, respectievelijk voor elk model. 45

Figuur 16: Vergelijking van de verschillende samengestelde groeimodellen voor het modelleren van de voederopname uit proef 3 (n = 100). Ieder samengesteld model bestaat uit een klassiek groeimodel aangevuld met een bimodale sinusfunctie. De blauwe lijn stelt de gemiddelde voederopname per uur voor, berekend over een tijdsvenster van 6 uur aan de hand van een rolling window functie (trainingsdata). Elk paneel toont de toepassing van een ander samengesteld model: Lineaire, Gompertz, MMF, Weibull en Logistisch model aangevuld met een bimodale sinusmodel. De rode lijn in elk paneel illustreert de voorspelde gemiddelde voederopname per uur, respectievelijk voor elk model. 47

Figuur 17: Voorstelling van de spreiding in de modelprestatieparameters (MSE, RMSE, R^2 , adjusted R^2 , AIC en BIC) en parameters (W_f , W_0 , k , n , b , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_1 en ϕ_2) van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel aan de hand van spreidingsdiagrammen (over de drie proeven heen, n = 278). 50

Figuur 18: Heatmap voorstelling van de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten tussen de verschillende parameters van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel (W_f , W_0 , k , n , b , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_1 , ϕ_2 , n = 278). Rode kleuren komen overeen met positieve correlaties, terwijl blauwe kleuren overeen komen met negatieve correlaties. Hoe donkerder de kleur, hoe sterker de correlatie. Een asterisk duidt significante correlaties aan ($p < 0,05$). 51

Figuur 19: Voorstelling van de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten tussen de verschillende parameters van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel (W_f , W_0 , k , n , b , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_1 , ϕ_2 , n = 278) enerzijds, en de cumulatieve voederopname doorheen de proefperiode anderzijds, aan de hand van staafdiagrammen waarop een heatmap werd toegepast. Rode kleuren komen overeen met positieve correlaties, terwijl blauwe kleuren overeen komen met negatieve correlaties. Hoe donkerder de kleur, hoe sterker de correlatie. De cijfers die weergegeven worden bij de balken van de histogrammen zijn de exacte waarden van de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten. Een asterisk duidt significante correlaties aan ($p < 0,05$). 52

Figuur 20: Bepaling van het optimale aantal clusters door toepassing van de KneeLocator functie voor 1 tot en met 10 aantal clusters. Het elleboogpunt (= optimale aantal clusters = 5) wordt aangeduid met een rode stippellijn. 53

Figuur 21: Visuele voorstelling van de 5 biggengroepen na toepassing van K-Means clustering. De visualisatie gebeurde aan de hand van UMAP (n = 278; $n_{\text{cluster } 1} = 112$; $n_{\text{cluster } 2} = 13$; $n_{\text{cluster } 3} = 112$; $n_{\text{cluster } 4} = 32$; $n_{\text{cluster } 5} = 9$). 53

Figuur 22: Visualisatie van de twee eerste principale componenten na toepassing van een PCA analyse op de parameterwaarden van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel voor elke big (n = 278). De clusterindeling (cluster 1 tot en met 5) werd bekomen via K-Means clustering (n = 278; $n_{\text{cluster } 1} = 114$; $n_{\text{cluster } 2} = 111$; $n_{\text{cluster } 3} = 32$; $n_{\text{cluster } 4} = 13$; $n_{\text{cluster } 5} = 8$). De pijlen geven de richting aan waarin de verschillende parameters de resultaten beïnvloeden, waarbij de lengte van de pijl overeenkomt met de omvang van het effect. 55

LIJST MET TABELLEN

- Tabel 1: Weergave van de tijd gependend aan bepaalde gedragskenmerken meteen na spenen, uitgedrukt in percentages van de totale geobserveerde tijd (\pm standaard error). Voor biggen die gespeend werden na 7 dagen is dit een weergave van dag 7 en 8, voor biggen gespeend na 14 dagen een weergave van dag 14 en 15 en voor biggen gespeend na 28 dagen een weergave van dag 28 en 29 (Worobec et al., 1999). 6
- Tabel 2: Weergave van de voederopname en gewichtstoename (g/dag) gedurende levensweek 5 voor de verschillende groepen. Ervaren biggen werden op een leeftijd van 3 weken gespeend, onervaren biggen op 4 weken. In groepen 1, 2 en 3 werden telkens 3 onervaren en 1 ervaren big gekoppeld, waarbij er visueel contact was tussen onervaren en ervaren biggen. Groep 1: geen fysiek contact; Groep 2: fysiek contact enkel doorheen draadgaas; Groep 3: samen gehuisvest. Groep 4 is een controlegroep waarbij telkens 4 onervaren biggen samen gehuisvest werden (Morgan et al., 2001). 9
- Tabel 3: Overzicht van de gemiddelde dagelijkse gewichtstoename (ADG, g) en gewichtstoename:voederopname ratio (G:F ratio) per drie weken en het lichaamsgewicht (kg) en eiwit- en vetgehalte (%) in het karkas aan het einde van een periode van 3 weken. De biggen kregen na het spenen gedurende 3 weken voeder met 110% van de geschatte benodigde hoeveelheid SID lysine (controlegroep) of 80% en 60% van de geschatte benodigde hoeveelheid SID lysine. Daarna kregen alle groepen gedurende 6 weken voeder met 120% van de geschatte benodigde hoeveelheid SID lysine (Totafurno et al., 2019). 11
- Tabel 4: Overzicht van het gemiddelde lichaamsgewicht (= LG, in kg) bij aankomst in de proefstal en geslacht (m/v) per hok voor de 3 proeven. 21
- Tabel 5: Overzicht van de verschillende voederschema's en de bijhorende voeders die toegepast werden tijdens de 3 proeven. 22
- Tabel 6: Lichtschema's die werden toegepast tijdens de 3 proeven. 24
- Tabel 7: Fecale score systeem (Pedersen & Toft, 2011). 26
- Tabel 8: Samenvatting van de oorzaken van sterfte tijdens de proeven. 26
- Tabel 9: Voorbeeld van ruwe data van de Compident MLP II piglet voederstations uit proef 1. VO = voederopname (in gram). De laatste rij toont aan dat deze tabel niet volledig is en slechts enkele voorbeelden van data bevat. 27
- Tabel 10: Voorbeeld van verwerkte data van de Compident MLP II piglet voederstations uit proef 1. VO = voederopname (in gram); VD = voederbezoekduur (in seconden); VOS = voederopnamesnelheid (in g/min). De laatste rij toont aan dat deze tabel niet volledig is en slechts enkele voorbeelden van data bevat. 28
- Tabel 11: Overzicht van de gebruikte bibliotheken in Jupyter Notebook versie 6.5.4 van Python versie 3.11.5. 28
- Tabel 12: Overzicht van de verschillende limieten voor maximale absolute voederopname en maximale voederopnamesnelheid per fase van een proef (Bruininx & van der Peet-Schwering, 1999). VO = voederopname (in gram); VD = voederbezoekduur (in seconden); VOS = voederopnamesnelheid (in g/min). 31
- Tabel 13: Overzicht van het aantal fouten in de data per type en per proef. De laatste kolom vertegenwoordigt het percentage van het aantal verwijderde rijen (het totale aantal rijen met onjuiste gegevens) in verhouding tot het totale aantal ruwe data. 36
- Tabel 14: Overzicht van het aantal verwijderde rijen als gevolg van het verwijderen van EIDs waarbij ontbrekende waarden optraden ten gevolge van systeemfalen. De onderste rij komt overeen met de percentages aan data die verwijderd werden bij elke proef. 40
- Tabel 15: Overzicht van de verschillende limieten voor maximale absolute voederopname en maximale voederopnamesnelheid per fase van een proef (Bruininx & van der Peet-Schwering, 1999). VO = voederopname (in gram); VD = voederbezoekduur (in seconden); VOS = voederopnamesnelheid (in g/min). De laatste 3 kolommen tonen het

percentage van de dataset dat is verwijderd door te filteren op basis van de limieten voor respectievelijk proef 1, 2 en 3. 40

Tabel 16: Weergave van de verschillende modelprestatieparameters voor elk klassiek groeimodel (lineair, Gompertz, MMF, Weibull, logistisch). De modellen werden telkens toegepast op de gemiddelde voederopnamedata per uur uit proef 1 (n = 88). 44

Tabel 17: Modelprestatieparameters (MSE, RMSE, R^2 , adjusted R^2 , AIC en BIC) voor de samengestelde groeimodellen, namelijk klassieke groeimodellen (lineair, Gompertz, MMF, Weibull en logistisch) aangevuld met een biharmonische sinusfunctie, door toepassing van deze samengestelde modellen op de gemiddelde voederopnamedata per uur uit proef 3 (tijdsvenster = 6 uur) (n = 100). 46

Tabel 18: Modelprestatieparameters (MSE, RMSE, R^2 , adjusted R^2 , AIC en BIC) voor de samengestelde groeimodellen, namelijk klassieke groeimodellen (lineair, Gompertz, MMF, Weibull en logistisch) aangevuld met een bimodale sinusfunctie, door toepassing van deze samengestelde modellen op de gemiddelde voederopnamedata per uur uit proef 3 (tijdsvenster = 6 uur) (n = 100). 48

Tabel 19: Weergave van de minimale, maximale en gemiddelde waarden en standaarddeviatie van de parameters van het gecombineerde Weibull en bimodale sinusmodel en de modelprestatieparameters, nadat het gecombineerde model werd toegepast op de data van de individuele biggen (n = 278). 49

Tabel 20: Gemiddelde waarden en SEM (standard error of the mean) voor elke parameter van het gecombineerde Weibull en bimodale sinusmodel voor elke biggengroep (n = 278; $n_{\text{cluster 1}} = 112$; $n_{\text{cluster 2}} = 13$; $n_{\text{cluster 3}} = 112$; $n_{\text{cluster 4}} = 32$; $n_{\text{cluster 5}} = 9$). De gemiddelde waarde van de twee UMAP componenten wordt ook gegeven voor elke groep. De resulterende p-waarden van de Kruskal-Wallis analyse tussen de verschillende groepen worden eveneens weergegeven in de laatste kolom. Een asterisk duidt significante p-waarden aan ($p < 0,05$). Voor parameters waarbij een significant verschil werd vastgesteld tussen de groepen met behulp van de Kruskal-Wallis test (k, n, A1, A2, T1, T2, ϕ_1 en ϕ_2) werd een Dunn's test uitgevoerd. De post-hoc superscripts worden in de tabel meegegeven. 54

Tabel 21: Ingrediëntensamenstelling (g/kg, tenzij anders vermeld) van een basisdieet voor gespeende biggen van 0 tot 14 (pre-starter) dagen en van 14 tot 42 (starter) dagen na het spenen. Dit voeder werd verstrekt aan de biggen in proef 1. RE = Ruw Eiwit. 68

Tabel 22: Nutriëntensamenstelling (g/kg, tenzij anders vermeld) van een basisdieet voor gespeende biggen van 0 tot 14 (pre-starter) dagen en van 14 tot 42 (starter) dagen na het spenen. Dit voeder werd verstrekt aan de biggen in proef 1. SID = Standerdized Ileal Digestible; FTU/kg = fytase eenheden. 69

Tabel 23: Nutriëntensamenstelling (g/kg, tenzij anders vermeld) van een basisdieet voor gespeende biggen van 0 tot 14 (pre-starter) dagen en van 14 tot 42 (starter) dagen na het spenen. Dit voeder werd verstrekt aan de biggen in proef 2.70

Tabel 24: Ingrediëntensamenstelling (g/kg, tenzij anders vermeld) van een basisdieet voor gespeende biggen. Er werd telkens een combinatie van pre-starter 1 of 2 met starter gegeven aan de biggen uit proef 3. De overschakeling van pre-starter 1/2 naar starter vond plaats op dag 10 of 18 van de proef (zie Sectie 2.3 voor het voederschema). RE = Ruw Eiwit. 71

Tabel 25: Nutriëntensamenstelling (g/kg, tenzij anders vermeld) van een basisdieet voor gespeende biggen. Er werd telkens een combinatie van pre-starter 1 of 2 met starter gegeven aan de biggen uit proef 3. De overschakeling van pre-starter 1/2 naar starter vond plaats op dag 10 of 18 van de proef (zie Sectie 2.3 voor het voederschema). SID = Standerdized Ileal Digestible; FTU/kg = fytase eenheden. 72

Tabel 26: Overzicht van de biggen die stierven tijdens de proeven. De sterftedatum en -oorzaken worden ook meegegeven. 73

INLEIDING

De voederopname van groeiende biggen is een cruciale factor in de varkenshouderij, met directe implicaties voor de gezondheid, groei en productiviteit van deze dieren. Op het moment van spenen treden er drastische en complexe veranderingen op in het dieet, de sociale omstandigheden en de leefomgeving van de biggen, wat aanleiding kan geven tot een verhoogde prevalentie van ziekten. De biggen stappen namelijk over van voeding met vloeibare en gemakkelijk verteerbare moedermelk, naar vaste voeding. De biggen hebben enkele dagen tijd nodig om aan deze overgang te wennen, waardoor de voederopname gedurende deze periode afneemt. Biggen van deze leeftijd hebben een gastro-intestinaal stelsel dat nog niet volledig ontwikkeld is. Dit kan leiden tot tijdelijke anorexia, inflammatie en een verstoring van de balans in de darmflora. Deze factoren kunnen op hun beurt leiden tot diarree. Als gevolg van deze factoren verliezen gespeende biggen vaak lichaamsgewicht in de eerste dagen na het spenen. De meeste biggen herstellen van deze reductie in voederopname en gewicht maar sommigen zullen toch ziek worden en eventueel ook sterven. De speenleeftijd en het speengewicht hebben een grote impact op deze speenproblematiek. Jonge en lichte biggen hebben namelijk een minder ontwikkeld gastro-intestinaal stelsel en spenderen minder tijd aan eten, ruiken, kauwen, terwijl ze meer tijd spenderen aan vluchten (stress, angst) en belly-nosing (agressiviteit). Ze kunnen zich dus minder goed aanpassen aan stressvolle situaties. De speenproblematiek is dus groter bij jonge en lichte biggen ten opzichte van oudere en zwaardere biggen. Aangezien nutritionele aspecten rond het moment van spenen een groot effect hebben op de groei en prestaties van biggen en verstoord voederopname één van de eerste indicaties is van stressoren en opkomende ziekten, is het van belang een duidelijk beeld te hebben over de voederopnamepatronen van gespeende biggen. Het begrijpen van de patronen en variabiliteit in voederopname is namelijk essentieel voor het optimaliseren van voedingsstrategieën en het bevorderen van het welzijn van de dieren.

Hoewel voederopname een fundamenteel aspect is van de groei en ontwikkeling van varkens, blijft het complex en onderhevig aan verschillende invloeden, waaronder omgevingsfactoren, genetica en gezondheidsstatus. Door de voederopname van individuele biggen gedetailleerd te monitoren (i.e. het vastleggen van elk voederbezoek, inclusief tijdstip, duur, frequentie en hoeveelheid geconsumeerd voeder) en voederopnamepatronen te detecteren en analyseren, kan niet alleen inzicht verkregen worden in de normale variabiliteit binnen een populatie, maar ook in mogelijke afwijkingen die kunnen wijzen op gezondheidsproblemen of suboptimale voedingspraktijken.

Verschillende (groei)modellen uit de literatuur kunnen worden toegepast of gecombineerd om deze voederopnamedata te modelleren. Aan de hand van visualisaties en modelprestatieparameters kan dan een geschikt model worden gekozen. Dit onderzoek beoogt niet alleen een geschikt model te identificeren om voederopnamedata van biggen weer te geven, maar ook om inzicht te verschaffen in de variabiliteit van voederopnamepatronen binnen de populatie. Er kan worden nagegaan of verschillende typen patronen te onderscheiden zijn en of deze patronen correleren met specifieke kenmerken of parameters, zoals groeisnelheid, voederopname-efficiëntie en gezondheidsindicatoren zoals de prevalentie van diarree.

Door de bestaande modellen kritisch te evalueren en hun geschiktheid voor het voorspellen van voederopnamedata te onderzoeken, wordt ernaar gestreefd om bij te dragen aan een beter begrip van de complexe interacties die de voederopname van biggen beïnvloeden. Bovendien kunnen mogelijke tekortkomingen van deze modellen geïdentificeerd worden, wat waardevolle inzichten kan opleveren voor toekomstig onderzoek en de ontwikkeling van verbeterde voedingsstrategieën in de varkenshouderij.

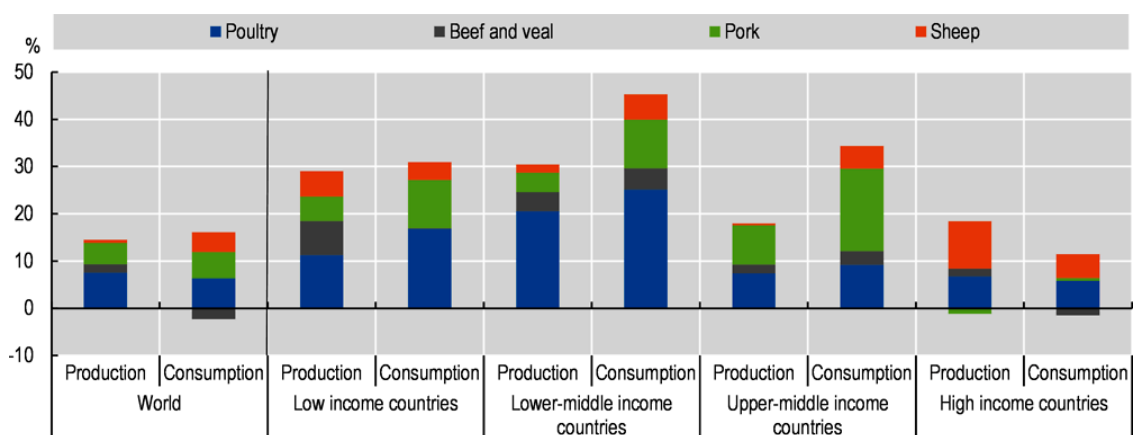
1 LITERATUURSTUDIE

1.1 Precision Livestock Farming

Doorheen de laatste decennia is de vraag naar dierlijke producten gestegen. Enerzijds door een stijgende wereld populatie en een stijgend niveau van inkomen in landen met lage of middeninkomens, anderzijds door een verandering van het voedingspatroon in vele Aziatische landen. Bovendien wordt bijvoorbeeld in de studie van Henchion et al. (2021) een verdere stijging verwacht en voorspeld in de consumptie van vlees en melk in Zuidoost Azië en Afrika. Ten gevolge van de stijgende vraag naar en de consumptie van dierlijke producten voorspelt de OECD-FAO Agricultural Outlook 2022-2031 dat de vleesproductie ook zal stijgen (zie Figuur 1). Verder is de schaal van landbouwbedrijven ook sterk gestegen de laatste decennia, aangezien de veestapel gegroeid is en het aantal landbouwers gedaald is. Hierdoor worden steeds meer dieren door één veeteler gecontroleerd en verzorgd. De veeteeltsector is dus sterk geïntensifieerd en gespecialiseerd. Om een efficiënt dagelijks management te kunnen blijven garanderen, steeg de noodzaak en vraag om sensoren te installeren voor het monitoren van diergezondheid en -welzijn. Deze sensoren moeten de eerste tekenen van problemen opvangen en een 'early warning systeem' voor de landbouwer creëren.

Dieren zijn 'CIT systemen' wat betekent dat zij Complex, Individueel verschillend in responsen en Tijd-variërend zijn (Morrone et al., 2022). Tijd-variërend betekent dat een dier doorheen de tijd verschillend kan reageren op eenzelfde stressor of stimulus. Deze kenmerken van dieren hebben implicaties voor monitoringssystemen. Deze systemen moeten namelijk continu de dierrespons monitoren op een automatische, niet-invasieve manier en real-time feedback verstrekken aan de veehouder. Dit stelt de veehouder in staat om tijdig in te grijpen om negatieve effecten van een stressor te vermijden of verminderen. Continue monitoring kan variëren van iedere seconde (voor stressmonitoring) tot bijvoorbeeld één meting per dag (voor gewichtsmonitoring), afhankelijk van de parameter.

Precision Livestock Farming (PLF) is het beheer van vee door continue, automatische real-time monitoring van productie en reproductie, diergezondheid en -welzijn, en de milieu-impact van dieren (Berkmans, 2017). PLF heeft groot potentieel omdat het zich richt op 'early alerts' waardoor de veehouder onmiddellijk kan reageren zodra de eerste tekenen van verminderd welzijn of gezondheid zich voordoen. Door vroegtijdige detectie kan het gebruik van antibiotica dalen en de verspreiding van ziektes worden beperkt of voorkomen. Het PLF-systeem zorgt ervoor dat de aandacht van een veehouder optimaal wordt verdeeld naar dieren die het op dat moment nodig hebben (Morrone et al., 2022).



Figuur 1: Weergave van de voorspelde groei in vleesproductie en per capita vleesconsumptie van 2019-2021 tot 2031 op wereldniveau en opgesplitst in landen volgens inkomensniveau (OECD-FAO Agricultural Outlook 2022-2031, 2022).

Er zijn verschillende redenen om sensoren en monitoringssystemen te implementeren in het management systeem. Eerder werd aangehaald dat sensoren de diergezondheid en -welzijn kunnen documenteren en bevorderen na interventie van de veehouder bij 'early alerts'. Verder kan het gebruik van sensoren bijdragen tot het verlagen van de milieu-impact van dieren. Dit kan bijvoorbeeld door het inzetten van slimme voedertechnieken (zie Sectie 1.2). Zo nam in 2019 de

landbouwsector meer dan 85% van alle ammoniakemissies (NH₃) in Nederland voor haar rekening. Verder droeg de landbouwsector het meest bij aan de totale nationale uitstoot van de broeikasgassen lachgas (N₂O) en methaan (CH₄). In 2019 vertegenwoordigden deze twee gassen samen ongeveer 10% van alle broeikasgasemissies in Nederland, uitgedrukt in kooldioxide-equivalenten (CO₂-eq) (van der Zee et al., 2021). Slimme voedertechnieken kunnen er ook voor zorgen dat de voeding van het dier wordt aangepast aan de behoeften van dat dier. Bovendien kunnen sensordata gebruikt worden om in informatie tot bij de consument te brengen, waarmee dan het consumentengedrag kan worden beïnvloed. Daarnaast zal het ook een besparing in arbeid en dus tijd voor de landbouwer opleveren. Economisch gezien is het ook voordelig, aangezien de kosten voor arbeid en voeder zullen dalen (Berckmans, 2017).

Diverse sensoren kunnen worden ingezet voor monitoring, waaronder camera's (thermaal, 3D, RGB), microfoons, accelerometers, weegstations met gewichtssensoren, watermeters en klimaatsensoren (omgevingstemperatuur, ventilatiesnelheid, luchtvochtigheid, CO₂, ...) (Halachmi et al., 2019; Zhuang, 2022). Geluidsanalyse van hoestpatronen bij varkens kan bijvoorbeeld respiratoire infecties detecteren (Ferrari et al., 2008).

1.2 Precisievoeding

Precisievoeding maakt deel uit van PLF en omvat het gebruik van slimme voedertechnieken die op het juiste moment, de juiste hoeveelheid voeder met de juiste samenstelling voorzien aan individuele dieren (Pomar & Remus, 2023). Hiervoor zijn algoritmes ontwikkeld zoals het InraPorc model (van Milgen et al., 2008). Inputs voor dit model zijn de voederopname en de concentratie aan belangrijke nutriënten in het voeder, waaronder het gehalte aan energie en aminozuren. Het model analyseert verder het nutriëntengebruik, namelijk de omzetting van voedingsstoffen naar lichaamseiwit (eiwitefficiëntie) en vetten (vetaanzet). Vervolgens worden de rugspekdicke, vetvrije massa en het lichaamsgewicht voorspeld. Aan de hand van dergelijke algoritmes kan een optimale voedersamenstelling worden opgesteld die de gewenste prestaties, karkaseigenschappen en nutriëntengebruik zal bewerkstelligen.

Voederkosten vertegenwoordigen ongeveer 60 à 70 procent van de totale productiekosten in de varkenshouderij. Gezien de lage omzetting van voeder nutriënten in dierlijke producten (nutriëntenefficiëntie), is het noodzakelijk om de nutriëntenefficiëntie te verhogen. Dit zal de voederkosten verlagen en de varkensproductie duurzamer maken. Zo varieert de nutriëntenefficiëntie van eiwit (en dus stikstof) in varkens bijvoorbeeld tussen de 15 en 33 procent (Pomar & Remus, 2019). Enkele redenen voor een lage nutriëntenefficiëntie zijn het morsen van voeder, een lage verteerbaarheid van het voeder en een ongeschikte nutriëntendichtheid en -aanbod (Gaillard, Brossard & Dourmad, 2020). Deze lage eiwitefficiëntie leidt tot de vorming van ammoniak en stikstofrijke mest (Zhou et al., 2022) met milieu-risico's zoals ammoniak-neerslag en overbemesting tot gevolg (Zarebska et al., 2015). Er is dus nood aan management om de voeder- en nutriëntenefficiëntie (eiwitefficiëntie) te verhogen en zowel de productiekosten als de milieu-impact te verlagen.

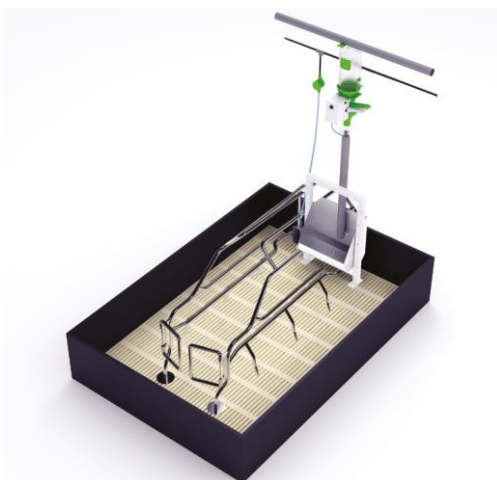
Vanuit Europa is er druk om de stikstofemissies te doen dalen. Daarom werd op Vlaams niveau de Problematische Aanpak Stikstof (PAS) uitgewerkt. Tegen 2030 moet in alle niet-ammoniakemissiearme (niet-AEA) stallen een emissiereductie van 60% gehaald worden, dit ten opzichte van 2015. Dit komt overeen met een emissievolume van ongeveer 5700 ton NH₃. Voor AEA stallen is geen emissiereductie vereist (Vlaamse Overheid, z.d.).

Precisievoeding heeft als doel om de impact op het milieu te verminderen en de productiekost te verlagen zonder een daling van het productieniveau, de voeder-/nutriëntenefficiëntie te verhogen en zo de winstgevendheid van het bedrijf te verbeteren. De aandacht gaat hier in de eerste plaats naar het afstemmen van de voedersamenstelling op de behoeften doorheen de levenscyclus van de varkens, als ook naar het rekening houden rekening met inter-individuele variabiliteit. Zo wordt er bijvoorbeeld rekening gehouden met het feit dat bij groeiende biggen de eetlust sneller zal toenemen dan de nutriëntenbehoeften, waardoor de nutriëntenconcentratie in het voeder kan dalen. Dit heeft als consequentie dat de voedersamenstelling doorheen de levenscyclus van varkens moet worden aangepast. Echter, het gebruik van extra voedertypes brengt hogere kosten en meer management met zich mee (Pomar & Remus, 2019).

Het effect van precisievoeding werd al door meerdere auteurs onderzocht. Andretta et al. voerden verschillende studies uit waarin ze telkens een groep met een conventioneel 3-fase voederschema vergeleken met een groep met dagelijkse precisievoeding op groepsniveau en een groep met dagelijkse individuele precisievoeding voor elke big. Om het effect van lysine in het voeder te onderzoeken, werd een groep met een conventioneel voederprogramma vergeleken met 4 groepen waar dagelijks een aanpassing van de voedersamenstelling werd uitgevoerd (precisievoeding) om zo een samenstelling te bekomen waarbij 110%, 100%, 90% en 80% van de geschatte benodigde lysineconcentratie werd aangeboden. Uit deze studies bleek dat precisievoeding de lysine-inname met 26-27% kon verlagen (Andretta et al., 2016; Andretta et al., 2014), de voederkosten met 10% (Andretta et al., 2016), de stikstofexcretie met 22 à 30% (Andretta et al., 2014; Andretta et al., 2016), de fosforexcretie met 27% (Andretta et al., 2014), de potentiële klimaatveranderingsimpact met 6% en de potentiële eutrofiërings- en acidificatie-impacten met 5% (Andretta et al., 2018). In vergelijkbare proeven vonden Pomar et al. (2009) dat precisievoeding de nutriëntexcreties (N en P) met meer dan 38% kon reduceren en de voederkosten met 10,5%. Uit deze resultaten kunnen we besluiten dat precisievoeding kan bijdragen aan lagere productiekosten en milieu-impacten, een hogere nutriëntenefficiëntie en in het algemeen tot een duurzamere varkensproductie. Om aan de steeds strenger wordende wetgeving te voldoen, zal precisievoeding een noodzaak worden.

Naast het efficiëntere gebruik van nutriënten, kan precisievoeding ook bijdragen aan de opsporing van verminderde diergezondheid en -welzijn. Een daling in voederopname na het optreden van een stressor is namelijk vaak een van de eerste indicaties ('early alert') van verminderde gezondheid of welzijn. Aan de hand van real-time monitoring met precisievoedingsmachines willen we dalingen in voederopname waarnemen om ziektes vroegtijdig op te sporen en te behandelen. Hieronder wordt een kort overzicht gegeven van enkele commerciële applicaties die de voederopname meten. Deze machines kunnen het aantal, het tijdstip en de duur van de bezoeken registreren, evenals de hoeveelheid voeder die elk big, zeug of vleesvarken inneemt (Gaillard et al., 2020). De verkregen informatie, in combinatie met de gewichtsdata uit weegstations, kan dan gebruikt worden in modellen om de groeiprestaties en de gezondheid en het welzijn van de dieren te evalueren.

Materneo is een voedersysteem dat gebruikt kan worden bij kraammanagement (Figuur 2). De voeder- en waterbehoefte van elke werpende zeug wordt individueel opgevolgd doorheen de tijd. Op basis hiervan worden voederschema's opgesteld die aangepast zijn aan elk stadium van het leven van de zeug. In de trog wordt telkens een portie voeder (100 à 200 g) in combinatie met water vrijgegeven. De portiegrootte is afhankelijk van de eetlust van het dier en het opnametempo. Een TIT-systeem (Through Inspection Technology) in de bodem van de trog detecteert wanneer deze leeg is. De pneumatische wielerverdelers geven dan een nieuwe voederportie vrij. Hierdoor wordt er geen voeder verspild en is de trog altijd proper. Waterporties zijn ook klein, zodat de zeug altijd vers water heeft in de trog. Het Materneo systeem is uitgerust met camera's en een beeldanalyse systeem, die het werpproces kunnen detecteren. Het systeem is verder ook in staat om silovoorziening te controleren. De maximale dagelijkse voeder- en wateropname is ingesteld, dus zeugen hebben geen *ad libitum* voeder (Asserva, z.d.-a).



Figuur 2: Voorstelling van het Materneo voedersysteem voor werpende zeugen (Asserva, z.d.-a).

Pig-insight is een voedersysteem ontworpen door Asserva, specifiek voor gespeende biggen en vleesvarkens. In Figuur 3 is een afbeelding weergegeven van het voeder- en wateropname systeem. Elke big krijgt een 'Radio-Frequency Identification-tag' (RFID tag), die wordt gebruikt om het dier te identificeren bij het voederstation. Hierdoor krijgt elke big een voederportie volgens zijn specifieke voedercurve. Door in te zetten op individueel voederen (zowel kwantitatief als kwalitatief) wordt competitie en agressie verminderd en ontstaat er volgens de producent een meer homogene batch aan biggen met een hoger mager vleespercentage. De producent stelde geen onderzoeksresultaten beschikbaar die deze uitspraak ondersteunen. In de studie van Fernandes et al. (2020) werd echter ook aangehaald dat precisievoeding bijdraagt aan een grotere homogeniteit binnen een groep van biggen. De veehouder kan vervolgens de voeder- en wateropnamegegevens raadplegen om vroegtijdig de ontwikkeling van ziekten te detecteren, nog voordat er visuele symptomen zichtbaar zijn (Asserva, z.d.-b). Het computerprogramma toont echter enkel de voeder- en wateropnamedata, maar detecteert en meldt tot op heden geen afwijkingen van het normale patroon.



Figuur 3: Pig-insight voedersysteem voor gespeende biggen en vleesvarkens (Asserva, z.d.-b).

Spotmix is een multifase, residuvrij voedersysteem. Een luchtcompressor zorgt voor de distributie van verschillende droogvoercomponenten, die in specifieke verhoudingen worden gemengd. De droge componenten kunnen daarna met water vermengd worden, of men kan ook droog voederen. Voor ieder big kan de verhouding droge stof aangepast worden. Indien de voederbak leeg is, zal deze worden bijgevuld volgens een vastgesteld voederschema. Na elk voedermoment vindt een systematische reiniging van de afvoerpijpen plaats. Het computerprogramma bevat geavanceerde managementpakketten waarmee de dier- en economische prestaties geëvalueerd kunnen worden. Daarnaast kunnen de stikstof- en fosforniveaus ook geëvalueerd worden op basis van de gebruikte voedersamenstelling en -hoeveelheden en de vetaanzet. Aan de hand van deze evaluaties kan de veehouder de voederschema's per dier of groep dieren (afhankelijk van het feit of de dieren al dan niet individueel gehuisvest zijn) aanpassen in functie van hun prestaties (Schauer, z.d.-a).

De commerciële applicaties die hierboven werden beschreven kunnen dus bepaalde functionaliteiten meten (zoals voederopname) en interventies uitvoeren (zoals de aanpassing van voederhoeveelheden en -samenstelling). Echter zijn er momenteel geen applicaties beschikbaar die beide functionaliteiten combineren. Er is dus een gebrek aan intelligente systemen die fouten op een slimme manier opsporen en hierop reageren.

1.3 Speenproblematiek

In de natuur treedt spenen van biggen gradueel op tot 17 weken na de geboorte (Jensen, 1986). Dit in tegenstelling tot de commerciële varkenshouderij, waar biggen op een leeftijd van 3 à 4 weken gespeend worden. In de biologische landbouw is de minimum vooropgestelde speenleeftijd 40 dagen. Spenen veroorzaakt een drastische en complexe verandering in het dieet, de sociale omstandigheden en de leefomgeving van biggen. Dit leidt tot een verhoogde prevalentie van dierenziekten. Er zijn veel invloedfactoren die een impact hebben op de speenproblematiek, zoals de speenleeftijd en het speengewicht. In een studie van Worobec et al. (1999) werden biggen gespeend op een leeftijd van 7, 14 en 28 dagen. De

gedragskenmerken van deze gespeende biggen werden opgevolgd tot de biggen 6 weken oud waren. Tabel 1 geeft een overzicht van de tijd die besteed werd aan deze kenmerken. Hieruit kon worden afgeleid dat biggen die op een leeftijd van 7 dagen gespeend werden meteen na spenen minder tijd spendeerden aan eten, kauwen en ruiken aan objecten en in interactie gaan met andere biggen, dan biggen gespeend op een leeftijd van 14 en 28 dagen. Daarentegen spendeerden ze meer tijd aan vluchten (angst, stress) en belly-nosing (agressiviteit). Na 6 weken waren de finale lichaamsgewichten van biggen gespeend op een leeftijd van 7 dagen ($9,74 \text{ kg} \pm 0,43$) lager dan die van biggen gespeend op een leeftijd van 14 ($11,65 \text{ kg} \pm 0,60$) en 28 dagen ($11,13 \text{ kg} \pm 0,76$). Worobec et al. (1999) konden dus vaststellen dat een vroegere speenleeftijd leidt tot verminderd dierenwelzijn en -gezondheid (meer angst, stress en agressiviteit), en tot een lagere voederopname en gewichtstoename.

Tabel 1: Weergave van de tijd gependeed aan bepaalde gedragskenmerken meteen na spenen, uitgedrukt in percentages van de totale geobserveerde tijd (\pm standaard error). Voor biggen die gespeend werden na 7 dagen is dit een weergave van dag 7 en 8, voor biggen gespeend na 14 dagen een weergave van dag 14 en 15 en voor biggen gespeend na 28 dagen een weergave van dag 28 en 29 (Worobec et al., 1999).

Gedragskenmerk (%)	Biggen gespeend na 7 dagen	Biggen gespeend na 14 dagen	Biggen gespeend na 28 dagen
Eten	$0,6 \pm 0,5$	$2,7 \pm 1,0$	$4,6 \pm 0,4$
Kauwen en ruiken aan objecten	$4,1 \pm 0,7$	$9,6 \pm 0,6$	$8,8 \pm 0,6$
Interactie met andere biggen	$0,1 \pm 0,0$	$0,9 \pm 0,1$	$1,2 \pm 0,2$
Vluchten	$2,4 \pm 0,8$	$0,1 \pm 0,0$	$0,0 \pm 0,0$
Belly-nosing	$1,3 \pm 0,3$	$1,2 \pm 1,1$	$0,6 \pm 0,3$

Ook werd in de studies van Leliveld et al. (2013) en Pluske et al. (2003) aangetoond dat vroeg en licht gespeende biggen een minder ontwikkeld gastro-intestinaal stelsel hebben, waardoor ze zich minder kunnen aanpassen aan stressvolle situaties en dus vaker ziekteverschijnselen vertonen. Later gespeende en zwaardere biggen zullen zich dan ook sneller kunnen aanpassen aan vaste voeding aangezien hun gastro-intestinaal stelsel beter ontwikkeld is. Bij vroeger gespeende biggen wordt meer onverteerd voeder gevonden in het gastro-intestinaal stelsel. Dit verhoogt de kans op proliferatie van de darm door pathogene bacteriën, aangezien deze het onverteerd voeder kunnen fermenteren. In het onderzoek van Leliveld et al. (2013) werden hogere concentraties *Escherichia coli* (E. coli) aangetroffen in de ontlasting van biggen die op een leeftijd van drie weken werden gespeend in vergelijking met biggen die op vier weken werden gespeend. Daarnaast vertoonden de op 3 weken gespeende biggen ook hogere aantallen melkzuurbacteriën in vergelijking met degenen die op vijf weken werden gespeend. De hoeveelheden melkzuurbacteriën en E. coli werden allemaal bepaald op dag 10 na spenen in faeces stalen. Melkzuurbacteriën worden beschouwd als gunstige darmbacteriën, hierdoor zou men verwachten dat hun aantal hoger is bij later gespeende varkens. Echter was het gehalte bij vroeg gespeende biggen hoger doordat deze nog niet in staat zijn om de pH in de maag te reguleren door HCl-afscheiding uit de pariëtale cellen, vanwege de onvoldoende ontwikkeling van hun spijsverteringskanaal. De vroeg gespeende biggen zijn daarom afhankelijk van melkzuurbacteriën voor de bacteriële fermentatie van lactose om maagzuur te genereren. Later gespeende biggen zijn minder afhankelijk van de bacteriële fermentatie en zullen dus lagere hoeveelheden melkzuurbacteriën bevatten.

Ook omgevingsfactoren hebben een impact op de speenproblematiek. De lengte van lichtblootstelling gedurende een dag beïnvloedt namelijk de voederopname en dus ook de groei bij gespeende biggen. In de studie van Bruininx et al. (2002) werden 40 biggen gespeend op een leeftijd van 4 weken en verdeeld over 8 groepen van 5 (op basis van gewicht en worp). De helft van de groepen werd blootgesteld aan een lichtschema waarbij het licht dagelijks gedurende 8 uur werd ingeschakeld, terwijl de biggen de overige 16 uur in duisternis verbleven. De resterende groepen werden gedurende 23 uur per dag aan licht blootgesteld en brachten slechts één uur per dag in het donker door. Bruininx et al. (2002) constateerden vanaf de tweede week na spenen dat de biggen met het lichtschema van 23 uur licht en 1 uur donker een hogere dagelijkse

voederopname hadden (+38,4%; 418 versus 302 g/dag) en een hogere dagelijkse gewichtstoename kenden (+58,75%; 381 versus 240 g/dag). Biggen die langer blootgesteld worden aan licht zullen dus een hogere voederopname en groei vertonen. Blootstelling aan licht heeft dus een positief effect op de biggenprestaties na spenen.

Een andere omgevingsfactor die de speenproblematiek beïnvloedt, is het stalklimaat. Gespeende biggen hebben een thermoneurale zone die zich situeert tussen de 26°C en 28°C gedurende de eerste week na spenen, daarna daalt dit tot 23°C à 24°C in de tweede week (Dong & Pluske, 2007). Indien de omgevingstemperatuur binnen de thermoneurale zone valt, heeft dit een gunstig effect op de voederopname en groei van gespeende biggen. Te hoge temperaturen leiden tot hittestress, waarbij biggen zich verspreiden om geen contact te maken met elkaar. Ze gaan dan op zoek naar koude vochtige plaatsen en gaan vaak hun wateropname verhogen terwijl ze hun voederopname verlagen. Te lage temperaturen leiden tot koudestress, waarbij de biggen zich samen groeperen en hun voederopname verhogen waarmee ze trachten hun energiebehoefte te herstellen, die eerder werden aangewend voor het handhaven van hun lichaamstemperatuur (Wensley et al., 2021).

Bij spenen worden biggen vaak gehegroepeerd wat een stressfactor is die het risico op ziekteverspreiding vergroot en vaak leidt tot een toename in agressiviteit omdat de biggen een nieuwe sociale rangorde vastleggen. Hierdoor wordt een toename van huidletsels vastgesteld (de Jong et al., 1999). Er zijn nog andere gedragsafwijkingen die vaak voorkomen bij gespeende biggen, zoals vocalisatie, belly-nosing, bijten en zuigen (Revilla et al., 2019). Ook deze gedragsafwijkingen kunnen leiden tot verwondingen.

Een drastische verandering bij spenen is het type voeder. Voor het spenen werden de biggen gevoed met vloeibare en gemakkelijk verteerbare moedermelk, maar na het spenen krijgen de biggen voor het eerst vaste voeding als dieet. In de eerste dagen na het spenen nemen de biggen doorgaans minder vaste voeder op omdat ze hier nog niet aan gewend zijn. Daarom is het belangrijk om voldoende water te voorzien en ervoor te zorgen dat de voederbakken goed bereikbaar zijn. Zoals eerder aangehaald is het gastro-intestinaal stelsel nog niet volledig ontwikkeld op deze leeftijd. Dit kan leiden tot tijdelijke anorexia, inflammatie en een verstoring van de balans in de darmflora. Deze factoren kunnen op hun beurt leiden tot diarree. Door al deze componenten samen, verliezen gespeende biggen de eerste dagen na spenen gewicht. De meeste biggen herstellen van deze reductie in voederopname en gewicht maar sommigen zullen toch ziek worden en eventueel ook sterven (Revilla et al., 2019). Antibiotica wordt nog steeds frequent gebruikt om biggensterfte en diarree tegen te gaan. De helft van de antibiotica die toegediend werd bij dieren in 2018 in België, werd toegepast in de varkenshouderij (858 ton ten opzichte van 1724 ton in totaal) (Amcra, 2021). In 2021 werd 81,2 mg antibiotica/kg biomassa toegediend in de veehouderij, wat een reductie is van 44,6% ten opzichte van 2011. In de varkenshouderij werd een reductie van 15,3% opgetekend voor het aantal behandeldagen (BD₁₀₀) ten opzichte van 2020. Verder opgesplitst kwam dit neer op een daling van 4,2% BD₁₀₀ bij zuigende biggen; 22% bij gespeende biggen; 15,4% voor vleesvarkens en 23,3% voor zeugen. De mediane BD₁₀₀ voor zuigende biggen is nu 1,73; 14,18 voor gespeende biggen; 2,47 voor vleesvarkens en 0,32 voor zeugen (BelVet-SAC, 2022). Deze reducties komen onder meer tot stand doordat er minder antibiotica in voeders wordt toegediend. De Belgian Feed Association heeft namelijk een doelstelling om de productie van antibiotica gemedicineerde voeders tegen 2030 tot 0% te herleiden (-65% tegen 2022, -75% tegen 2024 en -100% tegen 2030 met 2011 als referentiejaar). Bovendien is het toedienen van antibiotica aan een groep varkens om ziekten of andere gezondheidsproblemen te voorkomen (preventief, nog voordat varkens geïnfecteerd zijn of risico lopen hierop), niet langer aanvaard sinds 24 januari 2022, behalve in uitzonderlijke gevallen (Amcra, 2021). Het gebruik van antibiotica bij varkens (al dan niet in voeder) is sterk gereguleerd in België (en andere landen) om zo de ontwikkeling van antibioticaresistentie tegen te gaan. De meest gebruikte klassen van antibiotica in de varkenshouderij zijn penicilline (45,7% van de BD₁₀₀ in 2021), tetracyclines (20,4%), polymyxines (9,6%) en macrolides (8,6%). In 2021 werd 43,1 ton pharmaceuticals toegediend aan vleesvarkens, terwijl 27,0 ton pharmaceuticals werd gebruikt om ziekten bij gespeende biggen te behandelen. Daarentegen werd er meer gemedicineerde voeder toegediend aan gespeende biggen (8,9 ton) dan aan vleesvarkens (5,1) (BelVet-SAC, 2022).

Zoals hierboven aangehaald, zijn er talloze factoren die een impact hebben op de speenproblematiek. In deze thesis wordt verder gefocust op de nutritionele aspecten van de problematiek bij spenen, omdat dit een groot effect heeft op de groei en prestaties van biggen en omdat verstoorde voederopname één van de eerste indicaties ('early alert') is van stressoren en opkomende ziekten. Na spenen zijn de biggen niet gewoon om vaste voeder op te nemen aan een voederbak. Gedurende de eerste dagen na spenen wordt dan ook vastgesteld dat de voederopname laag is. Hieronder worden enkele elementen aangehaald die ervoor kunnen zorgen dat gespeende biggen sneller vaste voeder gaan opnemen na spenen zodat de reductie in groei geminimaliseerd wordt.

In de studies van Millet et al. (2019), Laskoski et al. (2019) en Morgan et al. (2001) werden de effecten van het tijdstip van toedienen van vaste voeder na spenen, het aantal biggen per voederbak, het samen huisvesten van ervaren met onervaren biggen en het toedienen van snoepvoeder voor en na spenen nagegaan op de voederopname en gewichtstoename na spenen. In het experiment van Millet et al. (2019) werd aan een groep gespeende biggen onmiddellijk na spenen voeder beschikbaar gesteld (controlegroep). Aan een andere groep werd pas 18 uur na spenen voeder beschikbaar gemaakt, zodat deze groep kon acclimatiseren aan de nieuwe leefomgeving vooraleer voeding voorzien werd (testgroep). Gedurende de eerste drie weken na spenen namen de biggen uit de controlegroep 430 ± 37 gram voeder op. Echter namen de biggen uit de testgroep, zo'n 455 ± 25 gram op. Men stelde dus vast dat het later beschikbaar maken van voeder (hier 18 uur) onmiddellijk na spenen leidt tot een verhoogde voederopname en een hoger lichaamsgewicht 3 weken na spenen (controlegroep: $15,6 \pm 1,6$ kg versus testgroep: $16,1 \pm 1,5$ kg). Er werd echter geen significant verschil meer gevonden op het einde van de proefperiode (5 weken na spenen). Er werden nog geen gelijkaardige experimenten uitgevoerd om deze resultaten te bevestigen. Laskoski et al. (2019) onderzochten het effect van de hoeveelheid biggen die toegang hadden tot één voederbak op het tijdstip wanneer biggen voor het eerst na spenen voeder gaan opnemen. Ze konden waarnemen dat wanneer er 3,75 biggen van dezelfde voederbak aten, deze 8 uur eerder voeder opname na spenen dan wanneer er 6,25 biggen van eenzelfde voederbak aten. Door het verlagen van het aantal biggen per voederbak wordt de tijd tot voederopname na spenen dus verlaagd. Morgan et al. (2001) voerden een experiment uit waarbij biggen op een leeftijd van 3 en 4 weken gespeend werden. De biggen kregen telkens vaste voeder toegediend meteen na spenen. Hierdoor hadden de biggen die na 3 weken gespeend werden meer ervaring dan de biggen die na 4 weken gespeend werden. Telkens werden 3 onervaren biggen (op 4 weken gespeend) gekoppeld aan 1 ervaren big (gespeend op 3 weken). Er was telkens visueel contact tussen de ervaren en onervaren biggen maar variatie in de graad van fysiek contact. Groep 1 had geen fysiek contact, groep 2 had enkel contact doorheen draadgaas en groep 3 werd samen gehuisvest. Een vierde groep was de controlegroep waarbij enkel onervaren biggen samen gehuisvest werden. In Tabel 2 wordt de voederopname en gewichtstoename gedurende levensweek 5 weergegeven voor iedere groep. Hieruit konden Morgan et al. (2001) afleiden dat onervaren biggen (groep 4) een significant lagere voederopname en gewichtstoename hadden dan onervaren biggen die gekoppeld werden aan ervaren biggen (groepen 1, 2 en 3). Onervaren biggen die gehuisvest werden met een ervaren big (groep 3) kenden de grootste voederopname en gewichtstoename. In deze studie werd dus vastgesteld dat onervaren biggen gestimuleerd werden in hun voederopname door de ervaren eters en daardoor een grotere gewichtstoename kenden. In de studie van Van Kerschaver et al. (2023) werd een gelijkaardig experiment uitgevoerd. Hier werden de biggen vóór het spenen op twee verschillende manieren gehouden. Ofwel op de conventionele manier (waarbij biggen samenblijven per nest), ofwel werden biggen uit drie verschillende nesten 10 dagen voor het spenen gegroepeerd. Na het spenen werden de conventioneel gehouden biggen samen gegroepeerd en de biggen die al reeds gegroepeerd werden voor spenen bleven samen gehuisvest. Het samen huisvesten van biggen uit verschillende nesten resulteerde een dag voor spenen in meer huidletsels op het hoofd en de oren, maar minder huidletsels op de snuit, schouders en flank van de biggen twee dagen na spenen. Naast het standaard speendiet werden sommige groepen biggen ook extra gevoederd met snoepvoeder (0,538 kg per big) gedurende de 4 dagen voor spenen en ook na het spenen. Biggen die snoepvoeder kregen voor en na het spenen, ervaarden minder voedingsstress, wat resulteerde in een hogere dagelijkse voederinname en groei gedurende de eerste 5 dagen na spenen. Het bleek echter dat het vertrouwd zijn met snoepvoeder geen effect had op de algemene dierprestaties gedurende de eerste 2 weken na het spenen. Hoewel het samen huisvesten en extra voederen met speenvoeder de aanpassing van de biggen na het spenen versnelde, leidde dit niet tot verbeterde dierprestaties op de langere termijn. Ook in de studie van Pluske et al. (2007) werd snoepvoeder toegediend aan 3 groepen van biggen voor

het spenen, namelijk slechte, gemiddelde en goede eters. Voor alle 3 de groepen konden ze aantonen dat het toedienen van snoepvoeder een goede overgang van vloeibare naar vaste voeder stimuleerde met als gevolg een lagere dip in de groei door spenstress.

Tabel 2: Weergave van de voederopname en gewichtstoename (g/dag) gedurende levensweek 5 voor de verschillende groepen. Ervaren biggen werden op een leeftijd van 3 weken gespeend, onervaren biggen op 4 weken. In groepen 1, 2 en 3 werden telkens 3 onervaren en 1 ervaren big gekoppeld, waarbij er visueel contact was tussen onervaren en ervaren biggen. Groep 1: geen fysiek contact; Groep 2: fysiek contact enkel doorheen draadgaas; Groep 3: samen gehuisvest. Groep 4 is een controlegroep waarbij telkens 4 onervaren biggen samen gehuisvest werden (Morgan et al., 2001).

	Groep 1	Groep 2	Groep 3	Groep 4
Voederopname (g/dag)	470	442	559	292
Gewichtstoename (g/dag)	412	432	597	307

Deze studies tonen aan dat een verhoogde vaste voederopname en als gevolg hiervan een verhoogde gewichtstoename kan worden bekomen na spenen door het later toedienen van vaste voeder, minder biggen per voederbak te plaatsen, onervaren biggen te huisvesten samen met ervaren biggen en snoepvoeder toe te dienen voor en na spenen. Deze toepassingen kunnen het biggen dus mogelijk maken om zich sneller aan te passen na spenen, echter werd aangetoond dat deze de dierprestaties op lange termijn niet verbeteren. Verdere studies zijn nodig om dit te bevestigen. Daarnaast zijn er ook de praktische overwegingen. Om tal van redenen (kosten- en arbeidsbesparing, sociaal welzijn van de dieren, het monitoren van gezondheid, efficiëntie bij voederen en het drinken van water, ...) werd groepsmanagement in de varkenshouderij ingevoerd. We zullen dus geen verschillende leeftijdsgroepen gaan introduceren (door timing van kunstmatige inseminatie aan te passen) en mengen om zo de voederopname rond spenen te verbeteren. Het samen huisvesten van onervaren en ervaren biggen (of dus verschillende leeftijden) brengt dus een voordeel mee voor de voederopname rond spenen, maar brengt tal van nadelen meer verder in de levenscyclus op vlak van management.

Verder werd in studies onderzocht hoe wateropname de voederopname na spenen kan stimuleren. In een studie van Jackson (2007) werden aan verschillende groepen van 25 gespeende biggen 1, 2 of 3 waterstations aangeboden. Gedurende 6 uur waren er $10,32 \pm 0,95$ bezoeken aan het waterstation in de stal met 1 waterstation, $10,60 \pm 0,84$ bezoeken indien er 2 waterstations beschikbaar waren en $13,88 \pm 0,84$ bezoeken bij een beschikbaarheid van 3 waterstations. In de studie werd dus vastgesteld dat een toenemend aantal waterstations de biggen stimuleert om vaker het waterstation te bezoeken. Voederdata werden niet verzameld in deze studie. Echter werd in eerdere studies aangetoond dat water- en voederopname aan elkaar gelinkt zijn (Barber et al., 1989; Bigelow & Houpt, 1988). Een hogere wateropname zal dus leiden tot een hogere voederopname. Dit zal dan een verhoogde gemiddelde dagelijkse groei veroorzaken. Water kan ook gesupplementeerd worden om groeiprestaties te bevorderen (Wensley et al., 2021). Uit deze studies kunnen we concluderen dat het voorzien van voldoende water(mogelijkheden) belangrijk is om de wateropname en dus ook de voederopname te stimuleren, aangezien deze aan elkaar gelinkt zijn. De verhoogde voederopname zal ook de groeiprestaties bevorderen. Een 'early warning system' dat de landbouwer op de hoogte brengt van lage wateropnames kan hierbij nuttig zijn. Verder is de smakelijkheid van voeder belangrijk voor biggen. Smaak en geur bepalen dit in grote mate. Voeder met synthetische aroma's is bijvoorbeeld minder aantrekkelijk voor gespeende biggen dan voeder met natuurlijke aroma's (zoals gras of gedroogde paddenstoelen). Het toevoegen van zoetstoffen en smaakversterkers kan de opname van vast voeder mogelijk stimuleren. Smaak imprinting is een techniek waarbij biggen na spenen worden blootgesteld aan smaken die overeenkomen met smaken waaraan de zeug gedurende dracht en lactatie werd blootgesteld. Men kon aantonen dat dit leidde tot verlaagde stress-gerelateerde reacties en verhoogde voederopname (Wensley et al., 2021).

1.3.1 Effect van voeding op villusatrofie

Verschillende studies, waaronder die van Zheng et al. (2021), Degroote et al. (2020) en Hedemann et al. (2006), hebben onthuld dat de intestinale morfologie aanzienlijk verandert tijdens de overgang van spenen onder invloed van stressfactoren. Deze veranderingen omvatten een afname in villushoogte, bekend als villusatrofie, en een toename in cryptdiepte, bekend als crypthyperplasie. Villusatrofie resulteert in het verlies van volwassen enterocyten, die cruciale borstelrandenzymen herbergen (aminopeptidasen, carbohydrasen). Dit heeft als gevolg dat de capaciteit van de dunne darm om voedingsstoffen te verteren aanzienlijk daalt, vooral de verwerking van eiwitten en koolhydraten (Kluess et al., 2010).

In de studie van Kluess et al. (2010) onderzochten ze het effect van voedersamenstelling op villusatrofie en crypthyperplasie. De biggen vertoonden geen periode van verminderde voederopname en anorexia, zoals vaak geassocieerd is met traditioneel spenen. De helft van de biggen werd ieder uur gevoederd met een melkvervanger. De andere helft werd gevoed met een graan-gebaseerd dieet. De villushoogte en cryptdiepte namen significant af langs de proximo-distale as van de dunne darm. Verder stelde men vast dat de cryptdiepte significant beïnvloed werd door het dieet, terwijl de villushoogte niet beïnvloed werd door het dieet. Biggen die het graan-gebaseerde dieet kregen, hadden namelijk diepere crypten dan biggen die met de melkvervanger gevoed werden. De bevindingen dat de villushoogte niet werd beïnvloed door de verandering in voeding, versterkt de hypothese dat villusatrofie, doorgaans geassocieerd met spenen, eerder toegeschreven kan worden aan de fase van anorexia die direct na het spenen optreedt. Een mogelijke verklaring voor de waargenomen crypthyperplasie, voorgesteld in de studie, is dat het immuunsysteem van de biggen onmiddellijk reageert op de introductie van nieuwe antigenen, zoals deze granen en sojabonen.

1.3.2 Effect van lysinegehaltenes in voeding op groeiprestaties gespeende biggen

In de studie van Totafurno et al. (2019) werd het effect nagegaan van een verlaagd gehalte aan gestandaardiseerde ileaal verteerbare (SID, Standardized Ileal Digestible) lysine in het voeder van gespeende biggen op hun groeiprestaties en lichaamssamenstelling. De controlegroep kreeg 110% van de geschatte benodigde hoeveelheid SID lysine gedurende de eerste 3 weken na het spenen. Twee andere groepen kregen respectievelijk 80% en 60% van de geschatte benodigde hoeveelheid SID lysine gedurende deze periode. Daarop volgde een herstelperiode van 6 weken waarin alle biggen gevoederd werden met 120% van de geschatte benodigde SID lysine concentratie. Tijdens de eerste 3 weken van de proef, namen de gemiddelde dagelijkse gewichtstoename (ADG, Average Daily Gain) en gewichtstoename:voederopname ratio (G:F; gain:feed ratio) af met afnemende SID lysine gehalte. Op het einde van deze fase nam dan ook het lichaamsgewicht en het eiwitaandeel in het karkas af, het vetaandeel in het karkas nam toe met afnemende SID lysine. Na 6 weken van herstelperiode werden geen verschillen meer vastgesteld tussen de verschillende groepen in lichaamsgewicht, ADG, G:F, eiwit- en vetaandeel in het karkas (zie Tabel 3). Uit deze waarnemingen kunnen we dus concluderen dat pas gespeende varkens die gedurende 3 weken na het spenen een SID lysine-beperkt dieet kregen, een volledige groeicompensatie laten zien zonder enige merkbare verschillen in lichaamsgewicht of lichaamssamenstelling na een herstelperiode van 6 weken. Het verlagen van de SID lysine-gehalte direct na het spenen vormt hierdoor een potentiële mogelijkheid om de kosten van voedingsregimes te verminderen. In de studie van Totafurno et al. (2019) werd er geen impact op de algehele groei en lichaamssamenstelling van de gespeende biggen vastgesteld. Verdere studies zijn nodig om dit resultaat te bevestigen.

Tabel 3: Overzicht van de gemiddelde dagelijkse gewichtstoename (ADG, g) en gewichtstoename:voederopname ratio (G:F ratio) per drie weken en het lichaamsgewicht (kg) en eiwit- en vetgehalte (%) in het karkas aan het einde van een periode van 3 weken. De biggen kregen na het spenen gedurende 3 weken voeder met 110% van de geschatte benodigde hoeveelheid SID lysine (controlegroep) of 80% en 60% van de geschatte benodigde hoeveelheid SID lysine. Daarna kregen alle groepen gedurende 6 weken voeder met 120% van de geschatte benodigde hoeveelheid SID lysine (Totafurno et al., 2019).

Kenmerk	Controle: 110% Lys	80% Lys	60% Lys
Week 1-3			
ADG (g)	411	373	319
G:F	0,91	0,81	0,71
Einde week 3			
Lichaamsgewicht (kg)	15,6	14,7	13,6
Eiwitgehalte in karkas (%)	16,5	16,1	15,4
Vetgehalte in karkas (%)	8,5	11,5	13,4
Week 4-6			
ADG (g)	722	750	759
G:F	0,67	0,72	0,73
Einde week 6			
Lichaamsgewicht (kg)	30,8	30,4	29,6
Eiwitgehalte in karkas (%)	17,7	17,3	17,0
Vetgehalte in karkas (%)	11,6	12,0	12,6
Week 7-9			
ADG (g)	1007	983	1025
G:F	0,56	0,56	0,58
Einde week 9			
Lichaamsgewicht (kg)	50,8	50,2	50,0
Eiwitgehalte in karkas (%)	16,8	17,4	17,1
Vetgehalte in karkas (%)	16,8	17,4	17,0

1.4 Robuustheid, weerstand en veerkracht

Robuustheid is de manier waarop dieren reageren op veranderingen in hun omgeving. Robuustheid is niet direct meetbaar en is een complexe eigenschap. Robuustheid kan worden opgedeeld in twee kenmerken, namelijk weerstand en veerkracht. Weerstand is de capaciteit van een dier om de impact van een verstoring tegen te werken. Veerkracht daarentegen is de capaciteit van een dier om snel terug te keren naar de toestand voorafgaand aan de verstoring. Aangezien voederopname één van de eerste meetbare en niet-invasieve kenmerken is die beïnvloed wordt door verstoringen, kunnen de concepten van robuustheid, weerstand en veerkracht op voederopname worden toegepast. Weerstand komt dan overeen met de mate waarmee de daling in voederopname, geïnduceerd door een verstoring, wordt voorkomen. Veerkracht is dan de capaciteit van het dier om compenserend voeder op te nemen om zo het doel traject van voederopname terug te volgen. Voederopname is dus het kenmerk dat kan worden gebruikt om de respons van dieren op een stressor te kwantificeren (Nguyen-Ba, van Milgen & Taghipoor, 2019). In de context van deze thesis is robuustheid dus de capaciteit van een big om zijn productiviteit te behouden in een brede range van omgevingsfactoren (de veranderende omgeving door spenen), zonder in te boeten aan efficiëntie, gezondheid en welzijn (Revilla et al., 2019). Aan de hand van deze parameters kan men hulpmiddelen ontwikkelen die managementbeslissingen rond spenen helpen ondersteunen en zo een positief effect uitoefenen op de gezondheid en welzijn van gespeende biggen.

1.5 Overzicht van beschikbare modellen uit de literatuur

Hieronder wordt een overzicht gegeven van enkele beschikbare groei/voederopname modellen die al dan niet rekening houden met verstoringen in de leefomgeving van dieren en die al dan niet al worden gebruikt om de groei of voederopname van een varken te modelleren. In deze sectie willen we nagaan of de bestaande modellen, mits eventuele aanpassingen, zouden kunnen gebruikt worden voor het voorspellen van voederopnamepatronen en verteringsproblemen (afwijkingen in hun voederopnamepatroon) bij varkens.

1.5.1 Mathematische modellen

Hieronder wordt een overzicht gegeven van enkele klassieke groeimodellen. Mathematische of klassieke groeimodellen zijn modellen die gebaseerd zijn op gekende biologische en fysische principes die het groeiproces gaan beïnvloeden. Deze worden dan vertaald naar wiskundige vergelijkingen om het groeipatroon van dieren, planten en micro-organismen te beschrijven.

1.5.1.1 Gompertz model

Het Gompertz model is een vaak gebruikt model voor de beschrijving van de groei van dieren. De Gompertz vergelijking wordt hieronder weergegeven. De functie beschrijft een exponentieel verval van de relatieve groeisnelheid.

$$W = W_0 \exp \left[\frac{\mu_0}{D} (1 - \exp^{-Dt}) \right]$$

Hierbij stelt W_0 het initiële lichaamsgewicht (kg) voor, μ_0 de initiële groeisnelheid op moment van spenen (d^{-1}), D is de groeisnelheidscoëfficiënt die de helling van de curve bepaalt (d^{-1}) en t is de tijd sinds spenen (d). D is een constante en geeft de omvang van de groeivertraging weer (Schulin-Zeuthen et al., 2008).

Het Gompertz model kan ook worden toegepast om de voederopname te modelleren. In deze situatie stelt W_0 de initiële voederopname voor (kg), μ_0 de initiële voederopnamesnelheid op moment van spenen (d^{-1}) en D geeft de omvang van de voederopname vertraging weer en is de voederopnamesnelheidscoëfficiënt die opnieuw de helling van de curve bepaalt (d^{-1}) (Revilla et al., 2019).

1.5.1.2 Schumacher model

Het Schumacher model is gelijkaardig aan het Gompertz model en beschrijft ook de groei van dieren. De vergelijking wordt hieronder weergegeven.

$$W = W_0 \exp \left(\frac{\mu_0 t_0 t}{t + t_0} \right)$$

Hierbij stelt W_0 het initiële lichaamsgewicht (kg) voor en μ_0 de initiële groeisnelheid op moment van spenen (d^{-1}), maar in tegenstelling tot de Gompertz vergelijking daalt deze parameter nu volgens eens $3/2^{\text{de}}$ machtsfunctie. Bij de Gompertz vergelijking was dit een lineaire daling. Zoals geïllustreerd in de vergelijking, analyseert het Schumacher model de groei (of voederopname) in relatie tot twee verschillende tijdstippen. Mogelijks stelt parameter t_0 het aantal dagen sinds de geboorte voor, terwijl parameter t het aantal dagen sinds spenen aangeeft (Schulin-Zeuthen et al., 2008).

1.5.1.3 Richards model

Het Richards model wordt vaak bij dieren gebruikt om de cumulatieve voederopname te gaan analyseren in functie van het lichaamsgewicht. De Richards vergelijking wordt hieronder weergegeven:

$$W = \frac{W_0 W_f}{[W_0^n + (W_f^n - W_0^n) * e^{-kI}]^{1/n}}$$

Hierbij stelt W_0 het initiële lichaamsgewicht (kg) voor en W_f het volwassen lichaamsgewicht (kg). I komt overeen met de cumulatieve voederopname (kg), k is een snelheidsparameter (kg^{-1}) en n is een parameter die de waarden -1, 0 en 1 kan aannemen. Door de data te fitten via de Richards vergelijking, konden Schulin-Zeuthen et al. (2008) aantonen dat parameter n niet significant verschillend was van -1.

1.5.1.4 Weibull model

Een ander klassiek groeimodel is het Weibull model, dat wordt beschreven door onderstaande vergelijking.

$$W = W_f - (W_f - W_0) * \exp(-(kt)^n)$$

Hierbij stelt W_0 het initiële lichaamsgewicht (kg) voor en W_f het volwassen lichaamsgewicht (kg). n is een vormparameter (beïnvloedt de positie van het buigpunt) en k (d^{-1}) is de groeisnelheidsparameter (Schulin-Zeuthen et al., 2008). Toegepast op varkens kan t het aantal dagen voorstellen vanaf de geboorte of vanaf spenen.

1.5.1.5 Schnute model

Het Schnute model is een klassiek groeimodel dat al meerdere keren gebruikt werd om de groei van bomen te beschrijven (Lei, Marques & Macedo, 1997; Saikia & Mahanta, 2020). Het model werd ook al eerder gebruikt voor de beschrijving van de groei van een microbiële populatie (Tonner et al., 2017) en vissen (Curiel-Bernal et al., 2023; Lugert et al., 2017). De vergelijking van het model wordt hieronder voorgesteld.

$$y(t) = \left[y_1^b + (y_2^b - y_1^b) * \frac{1 - e^{-a(t-t_1)}}{1 - e^{-a(t_1-t_2)}} \right]^{1/b}$$

Hierbij stelt t het tijdstip van interesse voor en $y(t)$ de grootte van het organisme op tijdstip t . Parameters t_1 en t_2 stellen een tijdsinterval voor waarbinnen je de toename in grootte wil bekijken. Parameters y_1 en y_2 stellen dan de grootte voor op tijdstip t_1 en t_2 respectievelijk. Parameter a weerspiegelt de constante toename in relatieve groeisnelheid en b de stapsgewijze, oplopende toename in relatieve groeisnelheid (Lei et al., 1997).

In de literatuur werden geen studies teruggevonden die het Schnute model gebruiken om de groei bij varkens te gaan modelleren. Echter zou dit wel mogelijk zijn. Hierbij zou t nog steeds het tijdstip van interesse (d) voorstellen en $y(t)$ zou dan overeenstemmen met het gewicht of de voederopname op tijdstip t (kg). Parameter t_1 zou kunnen gelijkgesteld worden aan het moment van spenen (d) en t_2 aan het einde van de speenperiode (d). Parameters y_1 en y_2 stellen dan het gewicht of de voederopname voor op tijdstip t_1 en t_2 respectievelijk (kg). Parameter a stemt dan overeen met de constante toename in relatieve groei-/voederopnamesnelheid (d^{-1}) en b met de stapsgewijze, oplopende toename in relatieve groei-/voederopnamesnelheid (d^{-1}).

1.5.1.6 Populatie logistiek regressie model

Het populatie logistiek regressie model werd onder andere in de studie van Tonner et al. (2017) gebruikt om de groei van een microbiële populatie te beschrijven en in de studie van Topal & Bolukbasi (2008) om de groei van vleeskuikens te beschrijven. De vergelijking van het model wordt hieronder voorgesteld:

$$W_t = \frac{A}{1 + Be^{-kt}}$$

Hierbij stelt W_t het lichaamsgewicht (kg) voor op tijdstip t (d), A het asymptotisch of volwassen lichaamsgewicht (kg), B het initiële gewicht (kg) en k de groeisnelheid (d^{-1}) (Topal & Bolukbasi, 2008).

1.5.1.7 Morgan-Mercer-Flodin model

Het Morgan-Mercer-Flodin model (MMF model) is een niet-lineair groeimodel. Het model werd al vaak gebruikt om de groei van dieren te beschrijven, onder andere de groei van vleeskuikens (Topal & Bolukbasi, 2008), Japanse kwartel (Narinc et al., 2010) en kalkoenen (Sengül & Kiraz, 2005). Hieronder wordt de vergelijking van het groeimodel weergegeven:

$$W_t = \frac{AB + kt^D}{B + t^D}$$

Hierbij stelt W_t het lichaamsgewicht (kg) voor op tijdstip t (d), A het asymptotisch of volwassen lichaamsgewicht (kg), B het initiële gewicht (kg), k de groeisnelheid (d^{-1}) en D de vormparameter die het mogelijk maakt dat het buigpunt variabel is (Topal & Bolukbasi, 2008).

1.5.1.8 Gompertz-Makeham model

Een belangrijke tekortkoming van al deze klassieke groeimodellen is dat ze geen rekening houden met effecten die veroorzaakt worden door perturbaties. Bij dergelijke verstoringen kan de groeisnelheid of de voederopname tijdelijk afnemen. Om deze tekortkoming te verhelpen, kunnen de klassieke groeimodellen worden uitgebreid. Twee voorbeelden van uitgebreide groeimodellen worden hieronder weergegeven.

Om rekening te houden met effecten die veroorzaakt worden door perturbaties, heeft William Makeham het Gompertz model uitgebreid door een constante term toe te voegen. Deze term verklaart dat de mate van verandering in groei/voederopname ook gedreven wordt door andere factoren dan leeftijd, namelijk verstoringen veroorzaakt bij spenen (Revilla et al., 2019).

De uitbreiding van het model wordt weergegeven door onderstaande twee differentiaalvergelijkingen:

$$\begin{aligned}\frac{dW}{dt} &= W * (-C + \mu) \\ \frac{d\mu}{dt} &= -D * \mu\end{aligned}$$

Hierbij is C (d^{-1}) een parameter die het effect van het milieu op de gewicht/voederopname verandering weergeeft. Wanneer er geen verstoringen zijn, is $C = 0$ en worden de vergelijkingen gereduceerd tot de oorspronkelijke Gompertz-vergelijking. Hoe groter de waarde van C is, hoe groter het verstoringseffect en dus hoe groter de impact op de groei of voederopname. Dit kan dus wijzen op een verhoogde problematiek tijdens de spenenovergang.

Deze twee vergelijkingen kunnen gecombineerd worden tot één model dat uit twee fasen bestaat. De eerste fase vertegenwoordigt de verstoring ten gevolge van het spenen. De tweede fase geeft het herstel van de big na de verstoring weer (Revilla et al, 2019).

$$\begin{aligned}\frac{dW}{dt} &= W * (-C + \mu_0 * \exp^{-Dt}) \\ \begin{cases} C > 0, t \leq t_s \\ C = 0, t > t_s \end{cases}\end{aligned}$$

Hierbij stelt t_s de dag voor waarop de big zijn herstel start na de verstoring. Deze parameter is specifiek voor elke big en was gemiddeld 9 dagen na spenen in de studie van Revilla et al. (2019). Hierna werd het model gekalibreerd voor iedere big aan de hand van de kleinste kwadraten methode. Bij deze methode wordt het verschil geminimaliseerd tussen de gemodelleerde voederopname/gewicht (W) en de waargenomen voederopname/gewicht (W_d). n_t is de totale hoeveelheid metingen.

$$J_E = \sum_{i=1}^{n_t} (W_i - W_{d,i})^2$$

De fout die het model maakt (J_E uitgedrukt in kg^2) kan daarna gewogen worden voor elke big in relatie tot het aantal metingen voor die specifieke big: $J = \frac{J_E}{n_t}$

Hierdoor werd het mogelijk om de fout die het model maakt voor de verschillende biggen in de populatie met elkaar te gaan vergelijken. Hoe hoger de waarde, hoe groter de fout is die het model maakt, of met andere woorden, hoe lager de fit is van het model voor de gegeven data. Deze parameter kan eveneens worden gebruikt om te evalueren of biggen een verstoring van de groei- of voederopnamecurve vertonen (Revilla et al., 2019).

Om na te gaan hoe groot de impact is van een verstoring kan men gebruik maken van het Gompertz en het Gompertz-Makeham model. Zoals eerder aangehaald kan het Gompertz-Makeham model de groeicurve beschrijven wanneer zich een verstoring voordoet in het begin van de groeicurve (bijv. een moeilijke opstartperiode meteen na het spenen). Echter om te kunnen berekenen hoe groot de impact is tegenover een normaal groeitraject moet men ook een normale groeicurve opstellen (i.e. Gompertz curve) voor het dier op basis van de aangeleverde data. Om dit mogelijk te maken worden in de studie van Revilla et al. (2019) een aantal assumpties gemaakt. Zo zal men voor het modelleren van het Gompertz traject enkel gebruik maken van de gewichtsdata bij spenen en de laatste vier metingen op het einde van de speenperiode. In het geval van Revilla et al. (2019) was dit het gewicht van de biggen gemeten op dag 28 na de geboorte (speenleeftijd) en op de dagen 40, 47, 61, en 75 na spenen. De biggen werden hier namelijk handmatig gewogen. Bij gevolg gebruikt men in dit geval alle tussenliggende data niet voor het modelleren van het Gompertz traject, en houdt men dus geen rekening met eventuele verstoringen. Wel maakt men de assumptie dat, onafhankelijk van de verstoring, een big altijd herstelt tot zijn oorspronkelijk gewicht op het einde van de speenperiode.

De ABC-index kan dan berekend worden als de oppervlakte tussen de gezonde, referentie groeicurve en de verstoorde groeicurve vanaf het moment van spenen tot het snijpunt van beide curven en vertegenwoordigt dus het verschil tussen beide curven. Er werd een significant positieve correlatie gevonden tussen parameter ABC en parameter C van het Gompertz-Makeham model. Dus biggen met een sterke groeiverstoring waren geassocieerd met hoge ABC waarden. Revilla et al. (2019) stelden de ABC parameter voor als goede kandidaat om de globale robuustheid van biggen bij spenen te weerspiegelen. De ABC parameter geeft namelijk informatie mee over de lengte en amplitude van de verstoring en de snelheid van herstel.

Een tekortkoming van het Gompertz-Makeham model is dat het enkel een parameter berekent die informatie geeft over de robuustheid van de biggen. Er zijn geen parameters die de weerstand en veerkracht van de biggen weergeven. Verder wordt er in de studie aangenomen dat er enkel verstoringen optreden door het spenen en dus aan het begin van de gespeende periode. Echter kunnen er verder in de groei van varkens nog andere verstoringen optreden. Het model zal deze verstoringen niet identificeren. Bovendien wordt ervan uitgegaan dat de varkens na een verstoring terug 100% herstellen en hun initiële groeicurve hervatten, wat niet altijd het geval is.

1.5.1.9 Kwadratisch-lineaire functie van de tijd model

Nguyen-Ba et al. (2019) hadden als doel een model op te stellen dat de robuustheid van biggen kan inschatten. Zoals eerder vermeld is robuustheid niet direct meetbaar. Daarom bekeken ze de respons van biggen op verstoringen. Specifieker hebben ze het effect van verstoringen op vrijwillige voederopname onderzocht, aangezien voederopname een van de eerste meetbare kenmerken is dat wordt verstoord door perturbaties. In deze studie werden enkel verstoringen met een negatieve impact op voederopname bestudeerd.

In een eerste fase werd een doeltraject gedefinieerd. Dit doeltraject moet de voederopname beschrijven die een varken wenst op te nemen wanneer het niet te maken krijgt met een verstoring. Dit traject noemt men de geschatte normale voederopname (Target_CFI). In deze studie werd geopteerd om met CFI (cumulative feed intake of cumulatieve voederopname) te werken in plaats van DFI (daily feed intake of dagelijkse voederopname) als weerspiegeling van de voederopname, aangezien CFI minder variabiliteit vertoont. Indien er geen verstoring optreedt, wordt verondersteld dat de waargenomen CFI overeenkomt met het doeltraject. Indien verstoringen optreden, zal de waargenomen CFI afwijken van het doeltraject, namelijk lager liggen. De mate van afwijking wordt bepaald door de weerstand van het varken. Na de verstoring, zal het varken proberen het doeltraject opnieuw te bereiken door compenserend voederopnamegedrag te vertonen (veerkracht van het dier). Het doeltraject wordt beschreven door een kwadratisch-lineaire functie van de tijd. De vergelijkingen die het doeltraject beschrijven (polynomial van de tweede graad) worden op de volgende pagina weergegeven.

$$\text{Target_CFI}(t) = \begin{cases} t_0 + \text{CFI}_{\text{mid}}t + \text{CFI}_{\text{laatst}}t^2, & t < t_s \\ t_0 + \text{CFI}_{\text{mid}}t_s + \text{CFI}_{\text{laatst}}t_s^2 + (\text{CFI}_{\text{mid}} + 2\text{CFI}_{\text{laatst}}t_s)(t - t_s), & t \geq t_s \end{cases}$$

Hierbij staat t_0 voor het tijdstip waarbij CFI gelijk is aan nul, CFI_{mid} voor de geschatte CFI op het tijdstip halverwege t_0 en de laatste waarneming, $\text{CFI}_{\text{laatst}}$ voor de geschatte CFI bij de laatste waarneming en t_s voor de hersteltijd na verstoring. Parameter t_s komt dus overeen met de dag waarop het kwadratisch segment van de curve overgaat in het lineaire segment (Nguyen-Ba et al., 2019).

Deze vergelijkingen moeten gefit worden aan niet-verstoorde data om een inschatting te kunnen maken van het doeltraject. Om niet-verstoorde data te bekomen, werd een statistische procedure toegepast waarbij observaties tijdelijk verwijderd werden die mogelijks afkomstig waren van verstoringen. De Target_CFI functie werd dus eerst gefit aan de ruwe data, waarna de error voor ieder punt berekend werd. Aan de hand van een auto-correlatietest werden data verwijderd met negatieve residuals. Telkens werd de fitting procedure herhaald met de overblijvende data tot de auto-correlatietest van de residuals niet significant was of tot er slechts 20 observaties overbleven. Het verwijderen van data werd gestopt indien slechts 20 observaties overbleven zodat de schatting van het doeltraject nog gebaseerd was op een voldoende aantal observaties. Aangezien van nature ook schommelingen kunnen optreden in de CFI, werden afwijkingen slechts beschouwd als verstoringen indien ze minstens 5 dagen aanhielden en minstens 5% van het doeltraject afweken. Uiteindelijk waren alle verstoorde waarnemingen verwijderd en werd de functie dus gefit op niet-verstoorde waarnemingen.

De waargenomen cumulatieve voederopname is dan een combinatie van de doeltraject curve en een verandering in voederopname door verstoringen. Vervolgens werd een model opgesteld dat uit deze twee componenten bestaat, namelijk de geschatte normale voederopname (Target_CFI) en de werkelijke voederopname met verstoringen. Aangezien dit model verstoringen in voederopname kan detecteren, kan het gebruikt worden als 'early warning systeem'. Op basis hiervan kunnen dan managementstrategieën worden toegepast (aanpassen voeder, medicatie toedienen of andere zorg) om de impact van verstoringen te beperken en het herstel van de biggen te stimuleren, zodat ze hun doeltraject opnieuw bereiken.

Nadat mogelijke verstoringen werden geïdentificeerd, werd ten slotte de respons van biggen op die verstoringen gekarakteriseerd en gekwantificeerd via het perturbatie model. In het perturbatie model worden 4 parameters gebruikt om de respons van biggen op verstoringen te beschrijven, namelijk t_{start} , t_{stop} , $k1$ en $k2$. Parameters t_{start} en t_{stop} geven de start- en eindtijd van de verstorende factor weer. De weerstand van een big (= $k1$) komt overeen met de onmiddellijke reductie in voederopname door de constante negatieve invloed van de verstoring. Wanneer er geen verstoringen optreden, zal de big geen weerstand vertonen ($k1 = 0$). De veerkracht van een big komt overeen met de capaciteit van een big om zich aan te passen aan een verstoring door compenserend voeder op te nemen om zo het doeltraject terug te benaderen. De ratio tussen de waargenomen CFI en het doeltraject is de drijvende kracht die het veerkracht systeem van de big activeert. Hoe kleiner de ratio, hoe groter de intensiteit van het veerkracht mechanisme en vice versa. Parameter $k2$ komt dus overeen met de respons in DFI door veranderende CFI ratio. Het perturbatie model wordt weergegeven door onderstaande vergelijkingen:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}\text{CFI}(t) &= \text{Target_CFI}(t) * (1 - \text{Weerstand}(t)) + \text{Veerkracht}(t) \\ \text{Weerstand}(t) &= \begin{cases} k1, & t_{\text{start}} \leq t \leq t_{\text{stop}} \\ 0, & t < t_{\text{start}} \text{ of } t > t_{\text{stop}} \end{cases} \\ \text{Veerkracht}(t) &= k2 * \left(1 - \frac{\text{CFI}}{\text{Target_CFI}}(t) \right) \end{aligned}$$

Een beperking van dit model is dat voederopname wordt gezien als enige respons criteria op een verstoring (Nguyen-Ba et al., 2019).

1.5.2 Machine learning modellen

Machine learning modellen maken gebruik van algoritmen en statistische technieken om groeipatronen te herkennen en leren uit gegevens zonder expliciete wiskundige vergelijkingen en formules. De modellen worden getraind met gekende data en aanpassingen van parameters om hun nauwkeurigheid van voorspellingen te verhogen. Hierdoor kunnen ze patronen en trends identificeren in ongekende data (Carbonell, Michalski & Mitchell, 1983). Er zijn tal van machine learning modellen. Hieronder worden twee zo'n modellen besproken die reeds een toepassing kennen om de groei van organismen (varkens en micro-organismen) te modelleren.

1.5.2.1 Partial least square regression model

Een partial least square regression model (PLS regressie model) is een model waarbij een statistische methode wordt gebruikt voor het modelleren van de relatie tussen een afhankelijke variabele (responsvariabele) en een set van onafhankelijke variabelen (voorspellende variabelen). Het model wordt dan opgebouwd door latente variabelen (LV) te creëren. Dit zijn lineaire combinaties van de oorspronkelijke variabelen. Hierdoor wordt de dimensie van de gegevens vermindert. Het model zal dan iteratief worden aangepast om de LV te identificeren die het beste de variabiliteit beschrijven van zowel de voorspellende variabelen als de responsvariabelen (Abdi, 2010).

Eiwitefficiëntie (PE, protein efficiency), energie efficiëntie (EnE) en vetaanzet (LipG, lipid gain) zijn efficiëntie-kenmerken die voorspeld kunnen worden via een PLS regressie model (responsvariabelen). Aangezien het verhogen van eiwitefficiëntie cruciaal is voor een meer duurzame varkenshouderij en energie efficiëntie en vetaanzet een rechtstreekse invloed hebben op de kwaliteit van het vlees en productiekosten, is het belangrijk om deze parameters te kunnen inschatten. Om deze kenmerken te schatten evalueerden Ewaoluwabemiga, Bee & Kasper (2021) enkele kenmerken van eetgedrag van varkens (voorspellende variabelen) en maakten ze gebruik van een PLS regressie model. Hierbij hadden de varkens *ad libitum* toegang tot water en voeder, maar het eiwitgehalte in het voeder werd verminderd tot 80% van de aanbevolen hoeveelheid verteerbaar eiwit en essentiële aminozuren.

De geëvalueerde eetgedragskenmerken waren dagelijkse voederopname (DFI, daily feed intake, g/dag), aantal maaltijden per dag (NDM, number of daily meals, maaltijden/dag), gependeerde tijd aan eten per dag (FO, feeder occupation, min/dag), voederopname per maaltijd (FIM, feed intake per meal, g/maaltijd, FIM = DFI/NDM) en tijd per maaltijd (DUM, duration per meal, min/maaltijd). Eerst werd een PLS regressie model gerund op de volledige dataset, inclusief alle eetgedragskenmerken aangevuld met lichaamsgewicht en leeftijd bij slachten, geslacht, voederstation en worp nummer. Vervolgens werd de dataset random onderverdeeld in een kalibratie (80%) en validatie (20%) dataset, gevolgd door een trainingsstap waarbij een PLS regressie model toegepast werd op de kalibratie dataset met alleen geselecteerde variabelen. De vergelijkingen van het PLS regressie model worden onderstaand weergegeven:

$$\begin{cases} X = TP^T + E \\ Y = UQ^T + F \end{cases}$$

Hierbij stelt X een design matrix voor met eetgedragskenmerken, gewicht en leeftijd bij slachten en worpnummer. Y stelt een matrix met respons variabelen voor (PE, EnE, LipG). T en U zijn matrices die projecties zijn van X en Y respectievelijk. P en Q zijn orthogonale laadmatrices en E en F zijn error termen. Als derde werd gebruik gemaakt van een permutatie benadering om het optimale nummer van componenten (LV) te bepalen voor ieder model. De permutatie benadering zal testen of het voordelig is een extra component toe te voegen aan een model of niet. Voor de voorspelling van PE werd een model met 5 LV als optimaal beschouwd, voor EnE waren dit 2 LV en 3 LV voor LipG. Uiteindelijk werd in een validatiestap het training model met het optimale nummer van componenten (LV) toegepast op de validatie dataset. Gebruik makend van de determinatiecoëfficiënt of R^2 en RMSE (Root Mean Squared Error) werd de accuraatheid van het PLS regressie model getest. 34,64% van de totale variatie in PE kon door het gekozen model (dus 5 eetgedragskenmerken) verklaard worden, voor EnE kon 55,42% van de totale variatie verklaard worden en voor LipG kon zelfs 82,68% van de totale variatie verklaard worden. De R^2 waarde was hoger voor EnE en LipG dan voor PE. Ewaoluwabemiga et al. (2021) hebben daardoor gesuggereerd dat EnE en LipG wellicht nauwkeuriger voorspeld kunnen worden dan PE op basis van eetgedragskenmerken. De suggestie dat eiwit efficiënte varkens minder eten per maaltijd en minder het voederstation bezoeken, werd bevestigd

in deze studie. Er werden namelijk negatieve relaties gevonden tussen PE enerzijds en FIM, DFI en NDM anderzijds. Daarentegen werden positieve relaties gevonden tussen EnE enerzijds en FIM, DFI, FO en DUM anderzijds wat aantoont dat energie efficiënte varkens vaker het voederstation bezochten en meer tijd spendeerden aan het voederstation. Verder werden ook positieve relaties waargenomen tussen LipG en de eetgedragskenmerken. Dit geeft aan dat varkens die meer aten, meer tijd spendeerden aan het voederstation en vaker het voederstation bezochten ook vaak meer vetaanzet hadden per dag (Ewaoluwagbemiga et al., 2021).

1.5.2.2 Gaussian process regression model

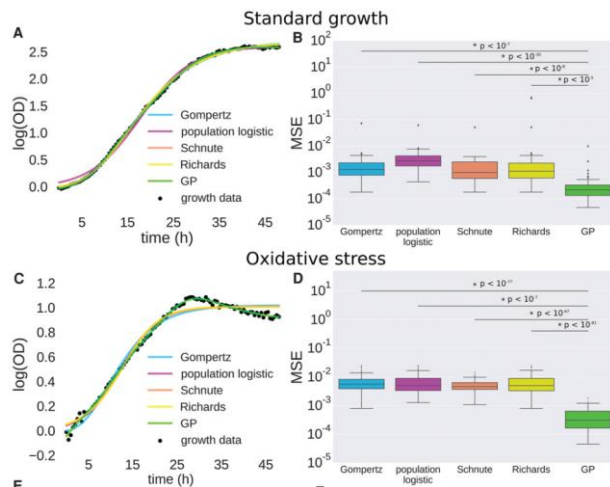
In de studie van Tonner et al. (2017) stelden ze een Gaussian process regression model (GP regressie model) op, dat de groei van een microbiële populatie beschrijft onder standaard- en stresscondities. Het model wordt ook het Bayesian Growth Rate Effect Analysis and Test (B-GREAT) model genoemd. *Halobacterium salinarum* is het modelorganisme dat in deze studie gebruikt wordt om microbiële stressreacties te beschrijven. Dit organisme overleeft namelijk extreem hoge niveaus van UV, ROS (reactive oxygen species), hitte en andere stressoren. De stresscondities waarmee de populatie in deze studie te maken kreeg waren osmotische fluctuaties, variatie in temperatuur en accumulatie van ROS. De populatie groeisnelheid werd geobserveerd door middel van optische dichtheid (OD). Onder stresscondities, zal de OD dalen, een plateau vormen of zelfs negatief worden wanneer cellyse optreedt. Daarna werd hun model vergeleken met mathematische groeimodellen, namelijk het Gompertz, populatie logistiek regressie, Schnute en Richards model. Deze mathematische groeimodellen zijn zo ontworpen dat ze groei van een microbiële populatie kunnen kwantificeren wanneer de groei een specifieke functionele vorm heeft. Meestal gaan deze modellen uit van een sigmoïde groeifunctie. Effecten van verstoringen vertonen vaak niet-standaard groeicurven, terwijl deze in mathematische modellen worden gefit als standaard groeicurven met een specifieke vorm. Daarom is het noodzakelijk dat deze mathematische modellen worden uitgebreid. GP regressie is in staat om groeicurven te modelleren die afwijken van een sigmoïde groeicurve omdat het past op een willekeurige functionele vorm.

Het is een Bayesiaans niet-parametrisch model waarbij elk eindig aantal waarnemingen van de functie $f(x)$ verdeeld worden als een multivariate normaalverdeling (MVN) of multivariate Gaussian distributie. Het model wordt beschreven door een gemiddelde functie $\mu(x)$, die gelijk wordt gesteld aan nul, en een covariantie/kernel functie $\kappa(x_i, x_j)$, die als radiale basisfunctie (RBF) werd ingesteld in deze studie. In de vergelijkingen van het model worden hyperparameters (zoals lengteschaal en variantie) en noise parameters gebruikt. Alle parameters zijn geoptimaliseerd door het maximaliseren van de likelihood van de data (Tonner et al., 2017).

In Figuur 4 wordt het GP regressie model vergeleken met de mathematische groeimodellen onder standaard- en oxidatieve stresscondities. Hierbij werden alle modellen gefit voor de microbiële groei data en werden de logaritmen van MSE (Mean Squared Error) voor de mathematische groeimodellen vergeleken met deze voor het GP regressie model. Aangezien de GP regressie MSE onder standaard- en stresscondities significant lager was dan de MSE voor ieder mathematisch groeimodel, werd geconcludeerd dat het GP regressie model aanzienlijk beter werkt dan de veel gebruikte mathematische groeimodellen, vooral onder omstandigheden waarbij de populatie onder druk komt te staan van stresscondities in de leefomgeving.

De likelihood met betrekking tot de kernelfunctie parameters werd gemaximaliseerd om zo de groeiparameters, A (draagcapaciteit), AUC (area under curve of groeipotentieel), λ (lag tijd) en μ_{\max} (maximum groeisnelheid), van het GP regressie model te schatten. De draagcapaciteit is gelijk aan het maximum van het logaritme van de optische dichtheid ($A = \log(\text{OD})$). Het groeipotentieel (AUC) werd bepaald door de integraal van de voorspelde groeifuncties over de tijd te gaan berekenen. De maximum groeisnelheid komt overeen met het maximum van de eerste afgeleide van de GP regressie vergelijking ($\mu_{\max} = (d/dx)\log(\text{OD})$). Deze parameters waren biologisch relevant en vergelijkbaar met de geschatte parameters van mathematische modellen onder standaardcondities. Bijkomend kon het GP regressie model deze parameters nauwkeurig schatten onder stresscondities. De biologische interpretatie kon verschillen van parameters

geschat onder standaardomstandigheden. Verder werd een statistische test ontwikkeld gebruik makend van Bayes factoren om de effecten van verstoringen in de omgeving op microbiële groei te gaan kwantificeren (Tonner et al., 2017).



Figuur 4: Vergelijking van de GP regressie en mathematische groeimodellen (Gompertz, populatie logistiek regressie, Schnute en Richards) op microbiële groeidata onder standaard (A) en oxidatieve stress (C) condities. Vergelijking van de logaritmes van mean squared error (MSE) tussen het GP regressie model en mathematische modellen onder standaard (B) en oxidatieve stress (D) condities. Een asterisk verwijst naar een significant verschil tussen een mathematisch groeimodel MSE en GP regressie groeimodel MSE. Dit werd bepaald met een eenzijdig t-test. De p-waarden werden ook meegegeven bij een significant verschil (Tonner et al., 2017).

1.5.3 Vergelijking tussen modellen

Om de groei of voederopname van dieren te modelleren werden in de literatuur al verschillende modellen met elkaar vergeleken. Hierbij gebruikt men vaak de modelfout om te evalueren of een model beter geschikt is voor een bepaalde diersoort of productiefase.

In de studie van Schulin-Zeuthen et al. (2008) werden verschillende modellen uitgetest om de groei van varkens te modelleren. Zo heeft men het Schumacher model vergeleken met gevestigde groeifuncties zoals het Gompertz en Weibull model. Er werd ook gekeken naar de relatie tussen lichaamsgewicht en cumulatieve voederopname via de Richards vergelijking. Data uit drie onafhankelijke proeven werden geanalyseerd, waarbij het lichaamsgewicht en de voederopname werden gemeten gedurende de groeiperiode (dataset 1: geboorte-dag 937; dataset 2: dag 68-210; dataset 3: dag 20-200). Om de modellen te evalueren heeft men de vergelijkingen gefit voor data van 5 individuele varkens. Daarna heeft men de modellen vergeleken via de RMSE waarden. Uit de residuals plots konden ze afleiden dat het Weibull en Schumacher model de initiële groeifase goed konden fitten. Daarentegen zagen ze een overschatting van de initiële groeifase in de residuals plots van het Gompertz model. De grootte van de residuals nam toe naar het einde van de groeiperiode voor alle drie de modellen. Ook was er bij de drie modellen een systematische overschatting tussen 20 en 80 kg lichaamsgewicht en onderschatting tussen 100 en 200 kg lichaamsgewicht. Bij het Schumacher model vonden ze dan weer een grote fout op het einde van de groeicurve. Het Schumacher model kan dus niet nauwkeurig het finale lichaamsgewicht voorspellen. Voor het Weibull model vond men een lagere RMSE dan voor het Gompertz en Schumacher model. Echter leidde deze lagere RMSE niet tot een significant beter fit. Het model is mogelijk overgeparameteriseerd.

In de studie van Sengül & Kiraz (2005) werd het MMF model vergeleken met het Gompertz, logistisch en Richards model om de groei bij kalkoenen te beschrijven. Het MMF model had de laagste standaard error en de hoogste determinatiecoëfficiënt of R² waarde (goodness of fit). In deze studie werd aangetoond dat het MMF model beter presteert om de groei van kalkoenen te beschrijven dan de andere modellen. Topal & Bolukbasi (2008) vergeleken het MMF model met het Gompertz, logistisch, Von Bertalanfi en Weibull model om de groei bij vleeskuiken te beschrijven. Op basis van de R², MSE en χ^2 (chi-kwadraat goodness of fit test) werd aangetoond dat het Weibull en MMF model de groeidata het best fitten.

11 niet-lineaire groeimodellen werden vergeleken in de studie van Narinc et al. (2010) om de groei van Japanse kwartels te beschrijven. Op basis van de R^2 waarden, werd het Gompertz model als meest geschikte model aangewezen. Verder werd aangetoond dat ook het MMF model de groei van Japanse kwartels accuraat kan beschrijven.

Op basis van de resultaten van deze studies kunnen we concluderen dat het MMF model geschikt is om de groei van verschillende diersoorten te fitten en dus ook zou kunnen gebruikt worden in deze thesis.

Het Gompertz-Makeham model kan de robuustheid inschatten van biggen en is daarom geschikt om te gebruiken. Echter zou het kwadratisch-lineaire functie van de tijd model nog meer geschikt zijn om te gebruiken, aangezien het naast de robuustheid ook de paramaters weerstand en veerkracht kan inschatten.

De machine learning modellen (GP regressie en PLS regressie) zijn beter geschikt om data te fitten in complexe scenario's. Zo toonden ze in de studie van Tonner et al. (2017) aan dat het GP regressie model beter presteert (betere fit) dan mathematische groeimodellen zoals het Gompertz model, vooral onder stressomstandigheden. Mits aanpassingen (voor varkens t.o.v. micro-organismen), zou het GP regressie model gebruikt kunnen worden, aangezien lag tijd en draagcapaciteit geen nuttige parameters voor varkens zijn. Het PLS regressie model kan dan weer het optimaal aantal componenten voor een model (latente variabelen) gaan voorspellen (Ewaoluwagbemiga et al., 2021). Deze modellen zullen dus perfecte fits voorspellen, zonder fouten te maken, maar kunnen ook nadelen met zich meebrengen. Zo kan overfitting optreden. Hierbij zal een model overgeoptimaliseerd zijn voor een specifieke dataset, waardoor het slecht presteert wanneer nieuwe datasets worden aangeboden. Deze modellen kunnen ook te gevoelig zijn voor kleine variaties, waardoor de bruikbaarheid ervan daalt. Machine learning modellen zijn dus vaak geschikt voor de dataset waarmee ze getraind zijn, maar moeilijker bruikbaar voor nieuwe datasets. Een ander nadeel is dat de interpretatie van machine learning modellen complex is en vaak domeinkennis vereist.

2 MATERIALEN EN METHODEN

2.1 Proefdieren en faciliteiten

De 3 proeven werden uitgevoerd in de proeffaciliteiten van de onderzoeksgroep LANUPRO, het laboratorium voor diervoeding en kwaliteit van dierlijke producten, die onderdeel is van de vakgroep Dierenwetenschappen en Aquatische Ecologie aan de faculteit Bio-ingenieurswetenschappen, Universiteit Gent. De biggen werden telkens aangekocht bij hetzelfde bedrijf in Evergem (België) en werden via vrachtwagens vervoerd naar de proefstal. Bij aankomst werden de biggen opgevangen in een ingestrooide ruimte. Daar bleven ze totdat ze werden toegewezen aan de verschillende hokken in de proefstal. Daarna werden de biggen voor 42 dagen gemonitord. De biggen waren gemiddeld 28 dagen oud bij aankomst (speenleeftijd) en tien weken oud toen het experiment eindigde. In proeven 1 en 2 werden 100 biggen ingezet, terwijl 101 biggen werden ingezet tijdens proef 3. Alle biggen waren een kruising van een Hypor TN70 zeugenlijn en een Piétrain eindbeer. Het onderzoek van proef 1 liep van 13 oktober 2022 tot en met 24 november 2022. Proef 2 duurde van 1 juni 2023 tot en met 13 juli 2023. En proef 3 werd uitgevoerd vanaf 24 augustus tot en met 5 oktober 2023.

2.2 Proefopzet

In elk van de 3 dierproeven werd een licht verschillende proefopzet gehanteerd in functie van het aantal voederschema's (zie Sectie 2.3) dat werd getest, als ook op basis van de aangeleverde biggen. Bij aankomst werden alle biggen individueel gewogen en kregen ze een oortransponder (RFID tag). Hierna werden de gespeende biggen ingedeeld voor de proef. Bij de indeling wordt telkens gestreefd naar een gelijke verdeling zeugen en beren (5 zeugjes en 5 beertjes per hok). De volgende prioriteit is dat de gemiddelde gewichten over de hokken (en in een verdere stap over de behandelingen heen) zo dicht mogelijk bij elkaar zitten. Door deze proefindeling zal elk hok van 10 biggen een representatieve populatie vertegenwoordigen. In proef 1 werd deze proefindeling voor de eerste negen hokken herhaald. In hok tien werden de extreem zware en lichte biggen (uitersten) en één big die symptomen vertoonde van een infectieziekte gehuisvest, dit omdat dit hok geen deel uitmaakte van de dierproef die in de overige 9 hokken werd uitgevoerd. Tabel 4 toont het gemiddelde lichaamsgewicht bij aankomst in de proefstal, evenals het geslacht per hok voor de drie proeven. Door de proefindeling te volgen die hierboven werd beschreven, liggen deze gemiddeldes dicht bij elkaar (verschil tussen het laagste en hoogste gemiddelde lichaamsgewicht voor proef 1: 0,244 kg; proef 2: 0,076 kg; proef 3: 0,172 kg). In elke hok was er een voederstation en een drink+weegstation aanwezig, voorzien van oortransponderdetectoren.

Tabel 4: Overzicht van het gemiddelde lichaamsgewicht (= LG, in kg) bij aankomst in de proefstal en geslacht (m/v) per hok voor de 3 proeven.

Hok	Gemiddelde LG proef 1 (kg)	Gemiddelde geslacht proef 1 (m/v)	Gemiddelde LG proef 2 (kg)	Gemiddelde geslacht proef 2 (m/v)	Gemiddelde LG proef 3 (kg)	Gemiddelde geslacht proef 3 (m/v)
1	7,772	0,5	7,838	0,4	7,044	0,36
2	7,716	0,5	7,822	0,5	6,900	0,40
3	7,674	0,5	7,764	0,4	6,942	0,60
4	7,690	0,5	7,770	0,6	6,872	0,60
5	7,690	0,5	7,766	0,5	6,880	0,60
6	7,736	0,5	7,796	0,6	6,872	0,40
7	7,702	0,5	7,818	0,5	6,934	0,40
8	7,918	0,4	7,840	0,4	6,942	0,30
9	7,908	0,4	7,828	0,4	6,912	0,40
10	7,738	0,1	7,790	0,3	6,890	0,50

2.3 Voeding

Tijdens de 3 proeven hadden de gespeende biggen onbeperkte toegang tot het voederstation en konden ze dus *ad libitum* voeder opnemen. Er was een extra waternippel beschikbaar gedurende d0-2 na spenen (d0 = dag van spenen) om de biggen geleidelijk aan te leren om zowel het voederstation als het weeg-drinkstation te gebruiken. In proef 1 werden vier verschillende voederschema's toegepast. Er werden telkens 3 hokken random toegekend aan de eerste drie voederschema's. De biggen die in hok 10 gehuisvest waren hadden een extreem lichaamsgewicht. Omdat dit hok niet de proefindeling volgde zoals bij de andere 9 hokken, werd beslist om dagelijks bloedstalen te nemen bij deze biggen en ze te voederen volgens een apart voederschema. Daarom werd ook beslist om deze biggen uit te sluiten van de rest van de proef. Tijdens proef 2 werden alle biggen gevoederd via hetzelfde voederschema. Bij proef 3 werden opnieuw 4 verschillende voederschema's gebruikt. In Tabel 5 wordt een overzicht gegeven van de verschillende voederschema's en de bijhorende voeders per voederschema. Een meer gedetailleerde samenstelling van de verschillende voeders kan worden geraadpleegd in Appendix A. Kort samengevat werd in dierproef 1 het effect van verschillende commerciële mengsels met organische zuren getest. Dierproef 2 was een trainingssessie waarbij geprobeerd werd de datacollectie te optimaliseren. In dierproef 3 werd het effect van verschillende eiwitgehalten in de prestarter getest (pre-starter 1 had een hoger eiwitgehalte), als ook het moment waarop werd overgeschakeld tussen deze verschillende voeders (normaal wordt overgeschakeld op dag 14, hier werd gekozen om al op dag 10 of pas op dag 18 over te schakelen). Bij geen enkele van de drie proeven werd antibiotica toegevoegd aan het voeder. Bovendien werd er bij proeven 2 en 3 evenmin organische zuren toegevoegd. Ook voldeden de voeders aan de maximale nutritionele eisen van 20 mg/kg koper en 70 mg/kg zink.

Tabel 5: Overzicht van de verschillende voederschema's en de bijhorende voeders die toegepast werden tijdens de 3 proeven.

Proef 1				
Voederschema	Hokken	Voeder		
		D0-14	D14-42	
A	1, 6 en 7	pre-starter	starter	
B	2, 5 en 8	pre-starter + commercieel mengsel met organische zuren type 1	starter + commercieel mengsel met organische zuren type 1	
C	3, 4 en 9	pre-starter + commercieel mengsel met organische zuren type 2	starter + commercieel mengsel met organische zuren type 2	
Proef 2				
Voederschema	Hokken	Voeder		
		D0-14	D14-42	
D	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 en 10	pre-starter	starter	
Proef 3				
Voederschema	Hokken	Voeder		
		D0-10	D10-18	D18-42
E	5 en 9	pre-starter 1	starter	starter
F	1, 4 en 8	pre-starter 1	pre-starter 1	starter
G	2 en 10	pre-starter 2	starter	starter
H	3, 6 en 7	pre-starter 2	pre-starter 2	starter

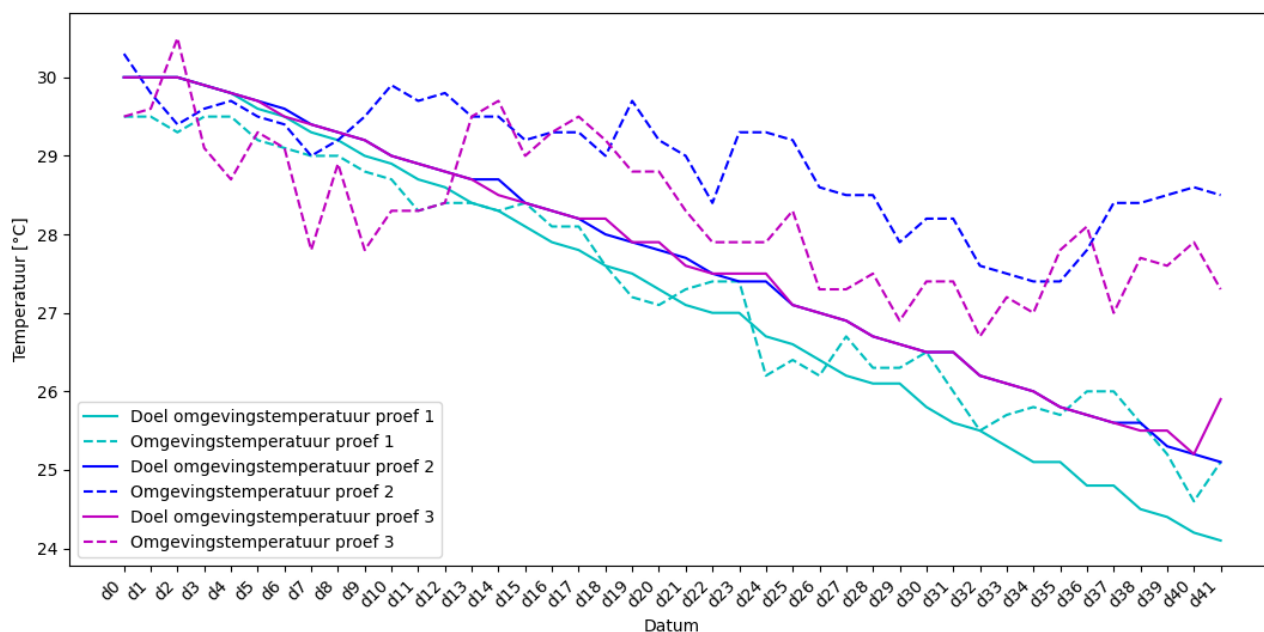
2.4 Huisvesting en klimaat

Elk proef telde 10 gespeende biggen, die verdeeld werden over de 10 hokken met elk 10 biggen per hok. Hok 1 in proef 3 was hierop een uitzondering (11 biggen in dit hok) doordat 1 big teveel werd afgeleverd, waardoor deze proef 101 biggen bevat. Ieder hok had afmetingen van 1,80 bij 3 meter (5,40 m²), waarvan ongeveer 20% van de ruimte werd ingenomen door het voederstation en drink+weegstation. De hokken waren voornamelijk voorzien van een klassieke kunststof biggenroostervloer. Een beeld van de hokken wordt in Figuur 5 getoond.



Figuur 5: Foto van een hok dat werd gebruikt tijdens de drie proeven.

Via de klimaatcomputer kan de luchttoevoer van het mechanisch ventilatiesysteem en de verwarming ingesteld en bijgestuurd worden. Op d0 van de proeven werd de omgevingstemperatuur op 30°C ingesteld. Daarna werd de temperatuur afgebouwd tot een streef temperatuur van 24°C op dag 42. Doorheen de proeven daalde de omgevingstemperatuur met een gradiënt van 0,12 in proef 1; 0,05 in proef 2 en 0,06 in proef 3 tot eindtemperaturen 25,1°C; 28,5°C en 26,8°C respectievelijk. Het verloop van de omgevingstemperatuur doorheen de proeven wordt weergegeven in Figuur 6. De ventilatie inlaatopening werd ingesteld op een minimum van 5% en maximum van 60% gedurende d0-7 na spenen. Gedurende d7-42 na spenen was de ventilatie inlaatopening minimaal 12% en maximaal 100%. Er werd gekozen om geen daglicht toe te laten in de proefstal, en de proefstal volledig kunstmatig te verlichten. Hierdoor konden geen variaties optreden in de opname van voeder door lichtintensiteit. Twee verschillende lichtschema's werden toegepast tijdens de drie proeven. De toegepaste lichtschema's worden weergegeven in Tabel 6. Bij schema 1 werden de lichten 23 uur per dag ingeschakeld, terwijl dit bij schema 2 slechts 18 uur per dag bedroeg. Het is wettelijk verplicht om de biggen gedurende minstens één uur per dag in het donker te houden. Daarnaast streven we om zoveel mogelijk licht te voorzien gedurende de eerste dagen na spenen. Hierdoor wordt de voederopname gestimuleerd. Om te voldoen aan de wetgeving, maar de voederopname toch zoveel mogelijk te stimuleren werd lichtschema 1 gedurende de eerste 7 dagen van de proef toegepast. Daarna werd overgeschakeld naar lichtschema 2, waarbij een soort dagritme werd nagestreefd.



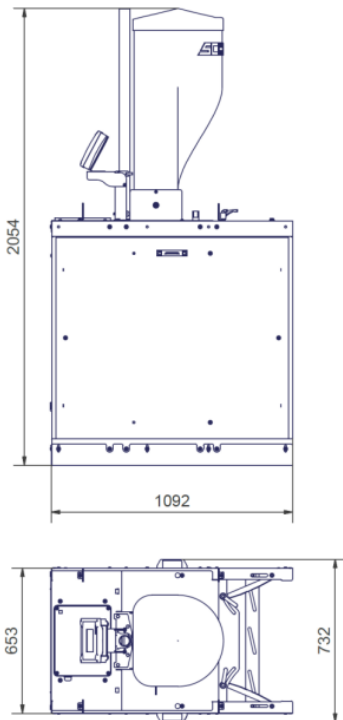
Figuur 6: Doel en effectieve omgevingstemperatuur doorheen de 3 proeven.

Tabel 6: Lichtschema's die werden toegepast tijdens de 3 proeven.

		Proef 1	Proef 2	Proef 3
Lichtschema 1	Aanschakelen licht	0:30	23:00	1:00
	Uitschakelen licht	23:30	22:00	0:00
	Periode	d0 – d7	d0 – d7	d0 – d7
Lichtschema 2	Aanschakelen licht	4:00	4:00	4:00
	Uitschakelen licht	22:00	22:00	22:00
	Periode	d7 – d42	d7 – d42	d7 – d42

2.5 Voederstation

De voederstations die gebruikt werden tijdens de 3 proeven worden weergegeven in Figuur 7 en zijn ontworpen door de firma Schauer (uit Prambachkirchen, Oostenrijk). Het type van het voederstation is Compident MLP II piglet. De afmetingen van het voederstation bedragen 1,09 m lengte; 0,73 m breedte en 2,05 m hoogte. Hierdoor neemt het apparaat 0,80 m² plaats in van het hok. Het voederstation bevat een droogvoerbak bestaande uit één vak waarboven een reservoir geplaatst werd waar ongeveer 1,5 kilogram droogvoeder in kan. De voedertrog werd op een elektronische weegschaal geplaatst. Verder had de voedertrog ook twee metalen kleppen. De hoeken waaronder de kleppen staan kunnen veranderd worden, om zo de afstand tussen de twee platen te regelen. De afstand tussen de kleppen werd zo ingesteld dat competitie tussen biggen mogelijk was, maar het opnemen van voeder door meerdere biggen tegelijk voorkomen werd. In de voederstations werden antennes aangebracht en iedere big kreeg een oortransponder waarmee het herkend werd aan het voederstation. De antenne herkende de oortransponder binnen een bereik van 20 cm. Gedurende de 3 proeven hadden de biggen continue toegang tot het voederstation en konden ze dus *ad libitum* voeder opnemen. Indien de EID (Elektronic Identification) van één big herkend werd, opende de klep en kreeg de big toegang tot het voeder in de trog. Echter indien twee EIDs herkend werden, sloot de klep waardoor er geen toegang was tot de voedertrog. De hoeveelheid voeder in de droogvoederbak werd met een resolutie van 1 gram voor én na elke voederopname gemeten. In de instellingen van het voederstation kon een parameter worden ingesteld die de maximale toegelaten meetvariatie weergeeft. Deze werd ingesteld op 5 gram, zodat meetvariatie groter dan 5 gram een foutmelding gaf. Zo kon de hoeveelheid voeder die elke beurt werd opgenomen, nauwkeurig worden gemeten. Bovendien werd het tijdstip bij het begin en einde van elk bezoek vastgelegd, waaruit de duur van het bezoek kon berekend worden.



Figuur 7: Foto's en schematische weergave van het Compident MLP II Piglet voederstation (Schauer Agrotronic, z.d.-b).

2.6 Verzameling en verwerking van gegevens

2.6.1 Dierenprestaties en gezondheid

Gedurende de gehele experimentele periode werden alle biggen dagelijks tweemaal gecontroleerd op algemene gezondheid. De uitwerpselen werden elke dag 's ochtends visueel gecontroleerd op textuur en vorm en per hok gescoord op een schaal van 1 tot 4 volgens Tabel 7 voor fecale score (Pedersen & Toft, 2011). Per hok werden telkens minimaal 5 verse faeces gescoord en deze fecale scores werden geregistreerd. Vervolgens kon een gemiddelde score worden berekend voor dat hok op die specifieke dag. Daarnaast werden alle biggen dagelijks gecontroleerd op de aanwezigheid van diarree. Biggen met vuile en natte achterwerken en bevuild met waterachtige mest werden individueel geregistreerd. De verhouding van het aantal biggen met diarree tot het totaal aantal biggen (bijv. op hokniveau) geeft de diarree incidentie weer. Het diarree percentage biedt voortdurend inzicht in de prevalentie van diarree onder dieren.

Tabel 7: Fecale score systeem (Pedersen & Toft, 2011).

Score	1: hard en gevormd	2: zacht en vervormd	3: los	4: waterachtig
Textuur	Stevig, variabele hardheid	Zoals pindakaas, variabele zachtheid	Brij, vaak glanzend oppervlak	Varieert van modderachtig tot waterachtig
Vorm	Worstvormig	Varieert van worstvorm tot kleine hoopjes	Neigt om gelijk te lopen met de vloer, maar stroomt niet of langzaam door de roostervloeren	Loopt gelijk met de vloer en stroomt door de roostervloeren
Foto				

Bovendien werd tijdens de dagelijkse controle ook de incidentie en het verloop van ziekten en/of gebreken bij elk dier vastgesteld en geregistreerd. Wanneer een big overleed werd de oorzaak en datum van het sterftegeval genoteerd. In Tabel 8 wordt een beknopt overzicht gegeven van de oorzaken van de sterftegevallen. Voor een gedetailleerder overzicht kan Appendix B geraadpleegd worden.

Tabel 8: Samenvatting van de oorzaken van sterfte tijdens de proeven.

EID	Oorzaak
Proef 1	
89728277 en 89728205	Gestorven ten gevolge van een bloedstaalafname.
89728265	Gestorven door langdurige ziekte.
89728291	Onverwachts sterftegeval, er werd wel een rode uitslag vastgesteld op de huid na sterfte.
Proef 2	
982091070795561 en 982091070795155	Onverwachts overlijden, oorzaak onduidelijk.
982091070795556 en 982091070795550	Sterftegeval nadat big er fysiek niet gezond uit zag (lage vitaliteit, mager, lage voederopname).
89728007, 89728025, 982091070795559, 982091070795163, 982091070795165 en 982091070795164	Biggen die werden geselecteerd en geëuthanaseerd om colon staalnames te verzamelen.
Proef 3	
89870718	Onverwachts sterftegeval, big had een fysiek goed voorkomen.
89870760	Verwacht overlijden als gevolg van een laag voederopnamepatroon.

2.6.2 Beschrijving en verwerking van de ruwe data

Doordat de biggen continue toegang hadden tot het voederstation, werd de data ook continu verzameld en opgeslagen. Eén keer per dag werd de data doorgestuurd naar de computer, die gelinkt is aan het Compident MLP II piglet voederstations. De ruwe data kunnen dan via het computersysteem geraadpleegd worden, zoals geïllustreerd in Tabel 9.

Tabel 9: Voorbeeld van ruwe data van de Compident MLP II piglet voederstations uit proef 1. VO = voederopname (in gram). De laatste rij toont aan dat deze tabel niet volledig is en slechts enkele voorbeelden van data bevat.

EID 1	EID 2	Datum	Starttijd	Eindtijd	Hok	VO
89728247	89728247	20221013	145225	145234	1	0
89728284	89728284	20221013	145123	145157	1	1
89728082	89728082	20221013	150137	150156	1	0
89728237	89728237	20221023	225719	225755	4	0
89728245	89728245	20221023	230511	230815	4	16
89728261	89728261	20221023	234737	235813	4	10
89728218	89728218	20221027	71824	71830	6	0
89728278	89728278	20221027	72431	72501	6	4
89728040	89728040	20221027	72927	73333	6	56
...

De eerste twee kolommen van de ruwe data geven het EID-nummer van de big weer. Het is van essentieel belang dat deze kolommen identieke waarden bevatten. In de verwerkingsfase werd daarom gecontroleerd of deze twee kolommen overeenkwamen. Indien dit het geval was, werd de tweede kolom verwijderd, en kreeg de eerste kolom de naam "EID". Je kunt eventueel kolom EID 2 gebruiken om een alias, zoals een naam, aan je dier te geven. Dit werd echter niet gedaan bij deze 3 proeven. Kolom drie bevat de datum weergegeven in het formaat jaar-maand-dag. Bijvoorbeeld in de eerste lijn van Tabel 9 is de datum 13 oktober 2022. De volgende twee kolommen representeren het start- en eindmoment van het voederbezoek, uitgedrukt in uur-minuten-seconden. Bijvoorbeeld in de eerste lijn van Tabel 9 zijn het start- en eindmoment gelijk aan 14u 52min 25sec en 14u 52min 34sec. In sommige gevallen (zoals bij de laatste 3 biggen in Tabel 9) bestaat de start- en eindtijd uit minder dan 6 cijfers. Tijdens de dataverwerking zal dan aan de linkerkant nullen worden toegevoegd totdat de lengte gelijk is aan 6, om foutieve interpretaties te voorkomen. Door het verschil tussen start- en eindtijd te nemen, wordt de duur van het voederbezoek (VD = voederbezoekduur) berekend (bv. 9 sec voor rij 1 in Tabel 9). Kolom 6 stelt het hoknummer voor terwijl de laatste kolom aangeeft hoeveel voeder (in gram) de big heeft opgenomen (VO = voederopname). Zoals te zien is in de laatste kolom, bezoeken biggen vaak het voederstation zonder effectief voeder op te nemen (VO = 0g). Bij elk bezoek aan het voederstation wordt een nieuwe rij aangemaakt. Uit de voederopname en de duur van een voederbezoek, werd tijdens de dataverwerking de opnamesnelheid berekend (VOS = voederopnamesnelheid = VO/VD) in g/min. Verder werden twee kolommen toegevoegd, **TIMESTAMPstart** en **TIMESTAMPstop**, die een combinatie zijn van de datum en de start-/eindtijd. In totaal waren er 211 718 rijen aan ruwe data voor proef 1, 292 615 rijen voor proef 2 en 236 684 rijen voor proef 3. Een voorbeeld van de verwerkte data wordt weergegeven in Tabel 10.

Tabel 10: Voorbeeld van verwerkte data van de Compident MLP II piglet voederstations uit proef 1. VO = voederopname (in gram); VD = voederbezoekduur (in seconden); VOS = voederopnamesnelheid (in g/min). De laatste rij toont aan dat deze tabel niet volledig is en slechts enkele voorbeelden van data bevat.

EID	Datum	Starttijd	Eindtijd	TIMESTAMP-start	TIMESTAMP-stop	Hok	VO	VD	VOS
89728247	2022-10-13	14:52:25	14:51:57	2022-10-13 14:52:25	2022-10-13 14:52:34	1	0	9	0
89728284	2022-10-13	14:51:23	14:51:57	2022-10-13 14:51:23	2022-10-13 14:51:57	1	1	34	1,76
89728082	2022-10-13	15:01:37	15:01:56	2022-10-13 15:01:37	2022-10-13 15:01:56	1	0	19	0
89728237	2022-10-23	22:57:19	22:57:55	2022-10-23 22:57:19	2022-10-23 22:57:55	4	0	36	0
89728245	2022-10-23	23:05:11	23:08:15	2022-10-23 23:05:11	2022-10-23 23:08:15	4	16	184	5,22
89728261	2022-10-23	23:47:37	23:58:13	2022-10-23 23:47:37	2022-10-23 23:58:13	4	10	36	0,94
89728218	2022-10-27	07:18:24	07:18:30	2022-10-27 07:18:24	2022-10-27 07:18:30	6	0	6	0
89728278	2022-10-27	07:24:31	07:25:01	2022-10-27 07:24:31	2022-10-27 07:25:01	6	4	30	8
89728040	2022-10-27	07:29:27	07:33:33	2022-10-27 07:29:27	2022-10-27 07:33:33	6	56	246	13,66
...

De dataverwerking werd uitgevoerd met behulp van Python versie 3.11.5 en Jupyter Notebook versie 6.5.4 als environment. Voor de dataverwerking waren verschillende bibliotheken nodig. Tabel 11 biedt een overzicht van alle gebruikte bibliotheken. Verder werd ook in deze thesis gebruik gemaakt van OpenAI's ChatGPT voor het genereren van codevoorstellen en het bieden van assistentie bij het debuggen van code.

Tabel 11: Overzicht van de gebruikte bibliotheken in Jupyter Notebook versie 6.5.4 van Python versie 3.11.5.

Bibliotheek	
Data manipulatie en analyse	
numpy als np	Fundamentele package voor numerieke berekeningen
pandas als pd	Data manipulatie en analyse
scipy	Wetenschappelijke berekeningen
scipy.stats als st	Statistische functies in SciPy
spearmanr van scipy.stats	Berekening van de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten
posthoc_dunn van scikit_posthocs	Post-hoc Dunn's test om significante verschillen tussen groepen te detecteren
curve_fit van scipy.optimize	Passen van een functie aan gegeven data
differential_evolution van scipy.optimize	Optimalisatie van een functie waarvan de vorm mogelijk niet gekend is
random	Genereren van willekeurige getallen
datetime als dt van datetime	Werken met datums en tijden
date en timedelta van datetime	Meer functies voor datums en tijden

Visualisatie	
matplotlib.pyplot als plt (%matplotlib inline)	Creëren van allerhande grafieken
matplotlib.colors als mcolors	Specificeren en manipuleren van kleuren voor grafische elementen in de Matplotlib-plots
plotly.graph_objects als go	Plotly voor interactieve grafieken
plotly.express als px	Plotly voor eenvoudige grafieken
seaborn als sns	Geavanceerde visualisatie
missingno as msno	Visualisatie van ontbrekende data
KneeLocator van kneed	Tool voor het automatisch vinden van de "knee point" of "elleboogpunt" in een gegeven dataset
sklearn	scikit-learn: machine learning bibliotheek
KMeans van sklearn.cluster	Clustering algoritme waarbij elk punt wordt toegewezen aan het dichtstbijzijnde clustercentrum. De locaties van de clustercentra worden iteratief bijgewerkt om de som van de kwadratische afstanden van de punten tot hun respectieve clustercentra te minimaliseren.
silhouette_score van sklearn.metrics	Evalueert de kwaliteit van clusters aan de hand van de silhouette score, welke een maat is voor hoe goed een object in een cluster past en tegelijkertijd ook hoe goed het object in andere clusters zou passen, waarbij een hoge waarde aangeeft dat het object goed is toegewezen aan zijn eigen cluster. Vaak gebruikt om de optimale k aantal clusters te bepalen bij het gebruik van clusteringalgoritmen
MinMaxScaler van sklearn.preprocessing	Schalen van kenmerken naar een bepaald bereik, meestal tussen 0 en 1
Pipeline van sklearn.pipeline	Combineert een reeks van data-preprocessing- en modelleersteps tot één enkele estimator
PCA van sklearn.decomposition	Principal Component Analysis: algoritme voor dimensionaliteitsreductie
UMAP van umap	Uniform Manifold Approximation and Projection: algoritme voor dimensionaliteitsreductie dat wordt gebruikt voor het visualiseren van gegevens in een lagere dimensionale ruimte
Utilities en anderen	
os	Interactie met het besturingssysteem
tqdm	Visualisatie van proces voortgang voor loops
warnings	Waarschuwingen onderdrukken en beheren

2.6.3 Opsporen van foute en/of onbruikbare observaties

Vanwege technische beperkingen van het systeem en diverse omgevingsinvloeden vertoonden de ruwe data fouten. Vanwege deze fouten was het noodzakelijk om de ruwe data te screenen vooraleer ze geschikt waren voor verdere verwerking. Als eerste stap werd de tweede EID-kolom verwijderd, aangezien deze identiek bleek te zijn aan de eerste EID-kolom en geen alias namen werden gebruikt tijdens de dierproeven.

Vervolgens werd aan de hand van cleaning procedures foutieve data verwijderd uit de datasets. Er waren drie types fouten die mogelijks konden optreden. Fouttype 1: Een EID kan voorkomen in de dataset, maar niet overeenstemmen met een EID uit de allocatie data. Allocatie data is de data die manueel werd ingegeven in de computer wanneer de biggen in de proefstal toekwamen (EID, hoknummer, lichaamsgewicht (kg), geslacht en voederschema). Dit betekent dat deze EID niet gebruikt werd gedurende een proef. Fouttype 2: Een EID kan weliswaar zijn gebruikt in een proef, maar verkeerd worden gedetecteerd in een ander hok. Dit kan nagegaan worden door te vergelijken of het hok in de dataset en allocatie data

verschillend zijn. Fouttype 3: Als zowel de VO als VD gelijk zijn aan nul, is de big in de buurt van het voederstation geweest, maar heeft het niet daadwerkelijk bij het voederstation gestaan en dus geen voeder opgenomen.

Bovendien werd onderzocht hoe vaak voederbezoeken voorkwamen waarbij de voederopname nul was (terwijl de voederbezoekduur niet nul was). Hieruit bleek dat bij 44% van de voederbezoeken in proef 1 geen voeder werd opgenomen ($VO = 0$). In 66% van de voederbezoeken in proef 1 was de voederopname minder dan 5 gram. In proef 2 was dit respectievelijk 48% zonder voederopname en 72% met minder dan 5 gram voederopname. Voor proef 3 waren deze percentages 43% en 66% respectievelijk.

Na de cleaning procedures werden vervolgens outliers gedetecteerd en verwijderd via filter procedures. Outliers omvatten onrealistische waarden, zoals rijen waarbij de voederopnamesnelheden te hoog zijn in vergelijking met de ingenomen hoeveelheid voeder. In eerste instantie werd een extra kolom toegevoegd, genaamd 'vlag', waarin aan elke rij een waarde werd toegevoegd in functie van de VO, VOS en/of VD waardes. Vlag 1 werd toegekend aan rijen waarbij de waarden van VO of VOS of VD gelijk zijn aan nul. Ook werden de 95%, 99% en 99,9% percentielen berekend voor de parameters VO, VOS en VD en toegekend aan de rijen met vlag 2, 3 en 4 respectievelijk. Alle overige rijen kregen vlag 0 toegewezen en werden dus niet gemarkeerd. Vervolgens werd een filterkolom gecreëerd die aanvankelijk de waarde 0 had. Daarna werd voor alle rijen met vlag 4 (99,9% percentiel) de filterkolom ingesteld op 1. Aan de hand hiervan konden outliers gevisualiseerd worden (zie Figuur 8).

Daarna werd een eerste belangrijke analyse op de data uitgevoerd, namelijk het identificeren van 'missing data'. Deze missing data werden gevisualiseerd aan de hand van de 'missingno' bibliotheek. In de figuren (zie sectie 3.1) konden gestorven biggen geïdentificeerd worden, evenals technische storingen in de voederstations of EID-lezers (te wijten aan een transponder die niet goed functioneert of een ongunstige positie van de transponder aan het oor). Op basis van deze visuele representaties werden bepaalde biggen uitgesloten voor verdere analyse van de dataset. Dit betreft biggen waarvoor gegevens ontbraken als gevolg van systeemfalen.

Verder is er een limiet vastgelegd voor zowel de maximale absolute voederopname als de maximale voederopnamesnelheid. Voor voederbezoeken met een duur van 30 seconden of minder is een grens gesteld aan de absolute voederopname, vanwege de sterke schommelingen in voederopnamesnelheden tijdens korte bezoeken. Daarentegen is er voor bezoeken die langer dan 30 seconden duren een limiet ingesteld op de maximale voederopnamesnelheid. Deze limieten zijn bovendien aangepast aan de fase van de proef, gezien het feit dat biggen naarmate ze ouder worden meer voeder opnemen en aan een hogere opnamesnelheid. Een overzicht van de verschillende limieten die gebruikt werden bij deze proeven, kan gevonden worden in Tabel 12. Deze gegevens werden overgenomen uit de studie van Bruininx & van der Peet-Schwering (1999). In deze studie werden de gespeende biggen, net zoals tijdens de 3 proeven uitgevoerd voor deze thesis, gevoed via een voederstation met een droogvoerbak bestaande uit één vak waarboven een reservoir geplaatst werd (met een maximale capaciteit van 30 kg droogvoeder). Echter was het werkingsprincipe van die voederstations vrij verschillend. Zo zaten er veel meer fouten in en konden dieren vrij eenvoudig samen voeder eten. Ook was er geen deur die tijdens het wegen dicht kon om tijdens het weegproces een stabiele voederbak te hebben. De grenzen voor absolute voederopname en maximale voederopnamesnelheid werden destijds willekeurig bepaald, vanwege het ontbreken van gegevens over voederopnamenmerken bij gespeende biggen. Data waarbij de limieten voor absolute voederopname en/of voederopnamesnelheid werden overschreden, werden weggefilterd. Als laatste werden rijen met een bezoekduur van nul ook uit de datasets gefilterd.

Tabel 12: Overzicht van de verschillende limieten voor maximale absolute voederopname en maximale voederopnamesnelheid per fase van een proef (Bruininx & van der Peet-Schwering, 1999). VO = voederopname (in gram); VD = voederbezoekduur (in seconden); VOS = voederopnamesnelheid (in g/min).

Proeffase	VD (s)	Maximale VO (g)	Maximale VOS (g/min)
Dag 0-7	≤ 30	30	/
	> 30	/	50
Dag 8-14	≤ 30	40	/
	> 30	/	75
Dag 15-21	≤ 30	50	/
	> 30	/	100
Dag 22-28	≤ 30	60	/
	> 30	/	125
Dag 29-42*	≤ 30	80	/
	> 30	/	50

*De studie van Bruininx & van der Peet-Schwering (1999), duurde slechts 34 dagen, terwijl de proeven uit deze thesis 42 dagen duurden. Hierdoor werd de laatste proeffase verlengd van 29-34 dagen tot 29-42 dagen.

2.6.4 De aanleg van de trainingsdataset

Nadat de foutieve en/of onbruikbare observaties werden verwijderd uit de datasets van de drie proeven via cleaning en filtering procedures, werden de voederopnamedata per proef bewaard. Vervolgens werd voor iedere proef de voederopnamedata per uur opgeteld. Hierdoor werd per uur de aggregierte voederopnamedata van alle biggen uit de proef bekomen. Voor bepaalde uren van de proefperiode was de voederopname gelijk aan nul omdat geen enkele big ging eten gedurende deze uren. Echter voor deze uren was er geen datapunt beschikbaar, aangezien geen enkele big langs het voederstation passeerde om te eten en dus geen oortransponders geregistreerd werden. Daarom werd voor deze uren een datapunt toegevoegd, waarbij de geaggregeerde voederopname van alle biggen uit die proef aan 0 kg gelijk werd gesteld. Hierdoor werd voor ieder uur van de proefperiode een datapunt bekomen. Omdat het gewenst is om te kijken naar de voederopnamedata die representatief is voor een 'gemiddelde big', met één datapunt per uur van de proef, werd de geaggregeerde voederopname per uur opnieuw gedeeld door het aantal biggen in de proef. In eerste instantie werd dus gewerkt met een 'gemiddelde big', omdat dit het gemakkelijker maakt om een model te selecteren. Indien de modellen zouden worden toegepast op de voederopnamedata van individuele biggen, zou het ene model namelijk beter geschikt kunnen zijn voor de ene big, terwijl een ander model beter zou kunnen zijn voor een andere big. Daarom werd verder gewerkt met een 'gemiddelde big' voor de selectie van een model. Zodra een model geselecteerd is, kan dit vervolgens worden toegepast op individueel bigniveau.

Vooraleer trends of patronen werden gevisualiseerd en gedetecteerd in de voederopnamedata van een 'gemiddelde big' na het toepassen van de modellen, werd eerst een rolling window functie toegepast op deze voederopnamedata. Deze functie heeft als doel om de fluctuaties en ruis in de voederopnamedata te verminderen. Hierdoor zal de algemene trend in de data duidelijker naar voren komen en zullen de modellen beter in staat zijn de voederopnamedata te fitten. De functie berekent het gemiddelde van een bepaald aantal opeenvolgende datapunten, waarbij het tijdsvenster telkens wordt verschoven. Dit wil zeggen dat voor elk datapunt, het gemiddelde wordt berekend voor dat punt en een aantal voorafgaande datapunten binnen het tijdsvenster. Bij deze functie (zie Cel 1) worden volgende argumenten meegegeven: de tijdsdata (xData: 0-1008 uur, de proeven hadden telkens een duur van ongeveer 1008 uur); de voederopnamedata (yData); een tijdsvenster (default waarde = 24 uur); een methode om met ontbrekende (NaN) waarden om te gaan (min_periods: de missende waarden worden aangevuld gebaseerd op een minimum aantal niet missende data binnen een tijdsvenster) en een berekening (som/gemiddelde) die moet worden toegepast. Bij deze datasets ging de interesse naar de gemiddelde voederopname binnen een bepaald tijdsvenster, waardoor telkens 'mean' als argument werd meegegeven.

Het tijdsvenster is een belangrijk argument dat aan de functie wordt meegegeven. Een breder tijdsvenster resulteert in een algemener patroon in de voederopnamedata. Het gemiddelde wordt namelijk over meer datapunten berekend, waardoor pieken en/of dalen in de voederopnamedata over een groter aantal uren worden uitgesmeerd/verdeeld. Ruis en kortetermijnfluctuaties worden hierdoor weggefilterd. Daarentegen zal een smal tijdsvenster de kortetermijnfluctuaties en ruis duidelijk naar voor brengen. Om te bepalen hoe breed het tijdsvenster moet zijn, werd de rolling window functie op de voederopnamedata van een 'gemiddelde big' toegepast met vier verschillende tijdsvensters, namelijk 4, 6, 12 en 24 uur. De rollende gemiddeldes werden vervolgens gevisualiseerd voor de verschillende tijdsvensters (zie Resultatensectie 3.2). Aan de hand van deze visualisaties werd een tijdsvenster geselecteerd waarmee verder gewerkt werd om de modellen toe te passen op de voederopnamedata.

Cell 1: Rolling window functievoorschrift

```

1. # Definieer een functie om het rollende gemiddelde of de som van yData (voederopnamedata) te
berekenen met een tijdsvenster (4/6/12/24 uur) gedefinieerd door de tijd in xData.
2. def rolling_time_window_computation(xData, yData, window_hours=24, fill_method='min_periods',
computation='mean'):
3.     rolling_results = np.full_like(yData, np.nan, dtype=np.double)
4.     # Loop over the array to calculate the computation for each window
5.     for i in range(len(xData)):
6.         # Find the start of the window
7.         window_start = xData[i] - window_hours
8.         # Find all points within the window
9.         within_window = (xData >= window_start) & (xData <= xData[i])
10.        # Calculate the computation for points within the window
11.        if np.any(within_window):
12.            # if within_window is True for 2 or more points, calculate the computation
13.            if np.sum(within_window) >= 2:
14.                # Calculate the different between the min and max of the xData within the
window
15.                xData_diff = max(xData[within_window]) - min(xData[within_window])
16.                if computation == 'mean':
17.                    rolling_results[i] = np.mean(yData[within_window])
18.                elif computation == 'sum':
19.                    rolling_results[i] = np.sum(yData[within_window])/xData_diff*window_hours
20.
21.        # Handle NaN values based on the specified method
22.        if fill_method == 'fill':
23.            # Fill NaN values using forward fill followed by backward fill
24.            rolling_results =
pd.Series(rolling_results).fillna(method='ffill').fillna(method='bfill').values
25.        elif fill_method == 'min_periods':
26.            # Ensure at least one period is always considered
27.            if computation == 'mean':
28.                rolling_results = pd.Series(yData).rolling(window=window_hours,
min_periods=1).mean().values
29.            elif computation == 'sum':
30.                rolling_results = pd.Series(yData).rolling(window=window_hours,
min_periods=1).sum().values
31.        return rolling_results

```

De toegepaste procedure om een trainingsdataset te bekomen, berekent dus de gemiddelde voederopname per uur, gemiddeld over alle bezoeken van alle biggen in het gegeven tijdsvenster. Een tekortkoming van deze methode is dat het geen rekening houdt met de duur en frequentie van de voederbezoeken van de biggen aan het voederstation. Deze methode is daarom geschikt voor het verkennen van de vorm van de voederopnamedata, maar is dus niet representatief voor de voederopname. Aangezien het geselecteerde model uiteindelijk op de voederopnamedata van individuele biggen zal worden toegepast, vormt dit verder geen problemen.

2.6.5 Selectie en toepassing meest geschikte model

Daarna werden vijf mathematische, klassieke groeimodellen geselecteerd, namelijk het lineaire, Gompertz, MMF, Weibull en logistische groeimodel. De functievoorschriften van deze modellen worden hieronder weergegeven in Cel 2. Vervolgens werden samengestelde modellen opgesteld. Deze omvatten een klassiek groeimodel dat de algemene trend in de voederopnamedata weergeeft, en een biharmonisch/bimodale sinusmodel dat de cyclische/periodieke trend in de voederopnamedata weergeeft. De bijhorende functievoorschriften worden hieronder in Cellen 3 en 4 weergegeven.

Cel 2: Klassieke groeimodellen

```
1. # Definieer een lineaire functie
2. def Linear(t, a, b):
3.     return a + b*t
4.
5. # Definieer de Gompertz functie
6. def Gompertz(t, W0, μ0, D):
7.     return W0*np.exp((μ0/D)*(1-np.exp((-D)*t)))
8.
9. # Definieer de Morgan-Mercer-Flodin (MMF) functie
10. def MMF(t, Wf, W0, k, n):
11.     return (Wf*W0+k*t**n)/(W0+t**n)
12.
13. # Definieer de Weibull functie
14. def Weibull(t, Wf, W0, k, n):
15.     return Wf-(Wf-W0)*np.exp(-(k*t)**n)
16.
17. # Definieer de Logistische functie
18. def Logistic(t, Wf, W0, k):
19.     return Wf/(1+W0*np.exp(-k*t))
```

Cel 3: biharmonisch en bimodale sinusmodel

```
1. # Definieer een biharmonische sinusfunctie
2. def BiHarmonic(t, A1, A2, T):
3.     return A1*np.cos((2*np.pi/T)*t) + A2*np.sin((4*np.pi/T)*t)
4. # Definieer een bimodale sinusfunctie met variabele amplitude, fase en periode (complexe sinus
functie)
5. def bi_modal_sine(t, b, A1, A2, phi1, phi2, T1, T2):
6.     return b + A1*np.sin((2*np.pi/T1)*t + phi1) + A2*np.sin((2*np.pi/T2)*t + phi2)
```

Cel 4: Voorbeeld van twee samengestelde modellen, bestaande uit een lineaire en een biharmonische/bimodale sinusfunctie

```
1. # Samengestelde Lineaire en biharmonische sinusfunctie
2. def combined_linear_circadian_model(t, a, b, A1, A2, T):
3.     Linear = a + b*t
4.     BiHarmonic = A1*np.cos((2*np.pi/T)*t) + A2*np.sin((4*np.pi/T)*t)
5.     Combined = Linear + BiHarmonic
6.     return np.maximum(Combined, 0)
# Ensure y(t) is non-negative (negative values are replaced by zero)
7. # Samengestelde Lineaire en bimodale sinusfunctie
8. def combined_linear_bisine_model(t, a, b, c, A1, A2, T1, T2, phi1, phi2):
9.     Linear = a + b*t
10.     BiSine = c + A1*np.sin((2*np.pi/T1)*t + phi1) + A2*np.sin((2*np.pi/T2)*t + phi2)
11.     Combined = Linear + BiSine
12.     return np.maximum(Combined, 0)
# Ensure y(t) is non-negative (negative values are replaced by zero)
```

Om een model te selecteren dat het meest geschikt is om de voederopname van gespeende biggen te voorspellen werd volgende procedure gebruikt. Zowel de klassieke als de samengestelde groeimodellen werden toegepast op de voederopnamedata en vervolgens gevisualiseerd aan de hand van het `matplotlib.pyplot` pakket (`plt`). De optimale parameters van een model werden geschat met een `curve_fit` functie van het `scipy.optimize` pakket. Aan deze functie werden telkens ruwe tijdsdata, de rollende gemiddeldes van de voederopname en een model meegegeven. Daarnaast moeten ook initiële schattingen voor iedere parameter van het model worden meegegeven. Met het argument `'maxfev'` kan het aantal evaluaties dat `curve_fit` zal uitvoeren beperkt worden tijdens het optimaliseren van de parameters. De outputs van deze functie zijn de geschatte optimale parameters, die verkregen werden op basis van de kleinste-kwadratenmethode en vervolgens werden meegegeven aan het model om voorspellingen te genereren.

2.6.6 Evaluatie van modelprestaties

Om de prestaties van elk model te evalueren, werden voor elk model volgende modelprestatieparameters berekend: de determinatiecoëfficiënt (R^2) en gecorrigeerde determinatiecoëfficiënt (adjusted R^2); de gemiddelde kwadratische fout (MSE = mean squared error) en de wortel van de gemiddelde kwadratische fout (RMSE = root mean squared error); Akaike Informatie Criterium (AIC) en Bayesian Informatie Criterium (BIC). In Cel 5 wordt de code weergegeven om deze criteria te berekenen. Bij de interpretatie van de (adjusted) R^2 waarden moet wel rekening gehouden worden met het feit dat deze criteria enkel goed werken voor lineaire modellen. AIC en BIC daarentegen werken ook goed voor niet-lineaire modellen en zijn daarom meer betrouwbaar om zich op te baseren bij het vergelijken van de verschillende modellen.

Cel 5: Berekenen modelprestatieparameters

```

1. abs_error = rolling_avg6_pred - subset_result['rolling_avg6']
# Verschil tussen de model voorspellingen en ruwe data
2. SE = np.square(abs_error)
3. MSE = np.mean(SE)
4. RMSE = np.sqrt(MSE)
5. Rsquared = 1 - (np.sum((subset_result['rolling_avg6'] - rolling_avg6_pred) ** 2) /
np.sum((subset_result['rolling_avg6'] - np.mean(subset_result['rolling_avg6'])) ** 2))
6. n = len(subset_result['rolling_avg6']) # Aantal datapunten
7. k = len(params_combined) # Aantal parameters
8. adj_Rsquared = 1 - (((1 - Rsquared) * (n - 1)) / (n - k - 1))
9. AIC = n * np.log(MSE) + 2 * k
10. BIC = n * np.log(MSE) + k * np.log(n)

```

Aan de hand van deze criteria werd beslist welk model het meest geschikt is. Nadat het finale model en tijdsvenster gekozen werden, werden deze toegepast op de voederopnamedata van elke individuele big. De modelprestatie van het finaal geselecteerde model werd opnieuw geëvalueerd door het berekenen van de modelprestatieparameters voor iedere big.

2.6.7 Analyses van voederopnamedata: correlaties en clusters

Na het finaal geselecteerde model te hebben toegepast op de individuele voederopnamedata van elke big en met kennis van de parameters en modelprestatieparameters van het toegepaste model, werden verschillende analyses uitgevoerd. Eerst werd er onderzoek gedaan naar mogelijke correlaties tussen deze parameters. Om deze correlaties te bestuderen kan gebruik gemaakt worden van verschillende methoden, waaronder de Pearson-correlatiecoëfficiënt en Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënt. De Pearson-correlatiecoëfficiënt meet de lineaire correlatie tussen twee parameters van een model. Daarentegen zal de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënt de monotone correlatie tussen twee parameters gaan meten, ongeacht het feit of deze relatie nu lineair of niet-lineair is. Een voordeel van de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënt is dat deze methode goed werkt wanneer de (voederopname-)data niet normaal verdeeld zijn. Daarentegen vereist de Pearson-correlatiecoëfficiënt methode dat de data normaal verdeeld zijn. Daarnaast is de Pearson-correlatiecoëfficiënt gevoelig voor outliers, terwijl de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënt robuuster is. Aangezien het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel een complex model is waarvan de relatie tussen de parameters niet

noodzakelijk lineair hoeft te zijn, was het voordeliger om verder te werken met de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënt ($=r$). Hierdoor zal dus een algemener beeld van de relatie tussen de parameters geschept worden, zonder de strikte aanname van lineaire verhoudingen. Bovendien moet er bij deze methode ook geen rekening gehouden worden met de normaliteitsassumptie en zullen outliers een beperktere impact hebben op de coëfficiënt (Myers & Sirois, 2006; Hauke & Kossowski, 2011; Wilcox, 2016). Vervolgens werd ook nagegaan of er een correlatie bestaat tussen de cumulatieve voederopname van de biggen doorheen een volledige proefperiode en één of meerdere van de parameters van het model. Dit werd opnieuw nagegaan aan de hand van Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten.

Als laatste werd nagegaan of de biggen in groepen kunnen onderverdeeld worden op basis van hun voederopnamepatroon en de bekomen parameters van het geselecteerde model. Hiervoor werd een clusteranalyse uitgevoerd aan de hand van de KMeans functie uit de sklearn bibliotheek. De parameterwaardes werden nog geschaald vooraleer deze clusteranalyse werd uitgevoerd. Omdat er niet vanuit gegaan wordt dat de waarden van de parameters een normale verdeling volgen (maar een normale verdeling voor bepaalde parameters dus wel mogelijk is), werd gekozen om de MinMaxScaler te gebruiken in plaats van de StandardScaler. De StandardScaler gaat namelijk uit van een normale distributie en standaardiseert de waarden, zodat het gemiddelde gelijk is aan nul en de standaarddeviatie gelijk is aan één. De MinMaxScaler heeft als voordeel dat het een schaling kan uitvoeren voor parameters die een verschillend bereik hebben. Daarnaast behoudt deze schalingsmethode de verhoudingen tussen de verschillende parameters, wat belangrijk is voor algoritmen die gevoelig zijn voor schaalverschillen tussen de kenmerken, zoals afstandsmetingen in K-Means clustering (Arvai, 2020).

Vervolgens werd een clusteranalyse uitgevoerd aan de hand van KMeans. Deze functie heeft volgende argumenten: `init`, `n_init`, `max_iter` en `n_clusters`. Het argument `init` bepaalt de initialisatietechniek en werd ingesteld op "k-means++". Hierdoor zal de convergentie versnellen en wordt er sneller een optimum bereikt. Het resultaat van KMeans is niet deterministisch, wat wil zeggen dat je een andere uitkomst kunt bekomen elke keer je het algoritme opnieuw uitvoert. Hierbij zal de uitkomst sterk afhankelijk zijn van de startcondities (startposities van de cluster centers). Aangezien het resultaat van KMeans niet deterministisch is, werd `n_init` gelijk gesteld aan 50. Hierdoor wordt het algoritme 50 keer herhaald, vanop verschillende startposities, en de uitkomst met de laagste fout (SSE waarde, Sum of Squared Errors) wordt dan weerhouden als uitkomst. Het argument `max_iter`, dat het maximaal aantal iteraties bepaald, werd ingesteld op 500. Om het aantal groepen (`n_clusters`) te bepalen waarin de biggen moeten worden onderverdeeld, werd de Kmeans functie toegepast met bovengenoemde argumenten en `n_clusters` waarden gaande van 2 tot en met 10. Vervolgens werd de KneeLocator functie (van de kneed bibliotheek) toegepast. Deze bepaalt het elleboogpunt of dus het punt waarbij het toevoegen van een extra cluster niet langer resulteert in een significante vermindering van de SSE. Na het bepalen van het optimale aantal groepen en het indelen van de biggen, werd voor elke parameter een niet-parametrische Kruskal-Wallis test uitgevoerd om significante verschillen tussen de groepen te identificeren. De keuze voor een niet-parametrische test in plaats van een ANOVA (Analysis of Variance) test werd gemaakt omdat aan de normaliteitsassumptie niet voldaan werd (gecontroleerd via QQ-plots) en een Levene's test significant verschillende varianties tussen de groepen (heteroskedasticiteit) aantoonde ($p < 0,05$). Om paarsgewijze vergelijkingen tussen groepen uit te voeren werd gebruik gemaakt van een post-hoc test, namelijk een Dunn's test. Vervolgens werden de groepen gevisualiseerd met UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection). Daarna werd een PCA (Principal Component Analysis) met twee componenten uitgevoerd, waarbij de eerste twee principale componenten voor alle biggen werden gevisualiseerd en de biggen opnieuw in eenzelfde aantal groepen werden ingedeeld. Ten slotte werd vastgesteld hoeveel van de totale variantie in voederopnamepatronen tussen de biggen verklaard kon worden door deze twee principale componenten (Arvai, 2020).

3 RESULTATEN

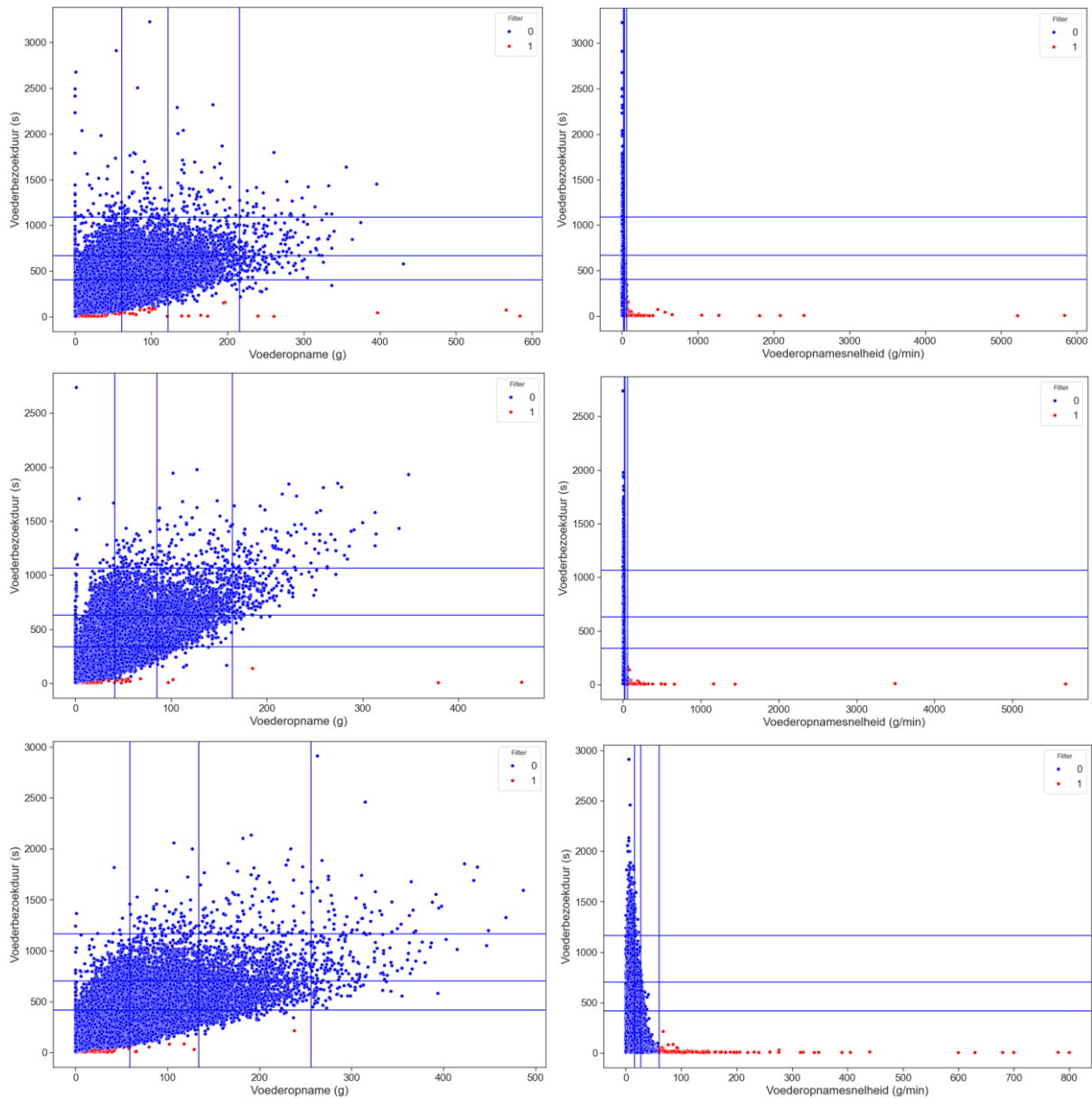
3.1 Opsporen van foute en/of onbruikbare observaties

In de dataset van proef 1 werden 108 unieke EIDs geïdentificeerd, hoewel slechts 100 biggen werden ingezet in de proef. Hieruit volgt dat er 8 onjuiste EIDs werden waargenomen. In de dataset van proef 2 werden 117 unieke EIDs vastgesteld, wat resulteerde in 17 onjuiste EIDs. Tijdens proef 3 werden 114 unieke EIDs gedetecteerd, terwijl er slechts 101 biggen werden ingezet, wat leidde tot de detectie van 13 onjuiste EIDs. Rijen waarvan de EIDs onjuist waren, behoren allemaal tot het fouttype 1. Fouttype 2 (detectie van een EID in het verkeerde hok) heeft zich tijdens geen enkele van de proeven voorgedaan. Fouttype 3 (VD = 0 en VO = 0) trad weliswaar op tijdens elke proef, maar in geringe mate. In Tabel 13 wordt een overzicht gegeven van het aantal fouten per type en per proef. In de vijfde kolom wordt het totaal aantal fouten per proef weergegeven. Al deze rijen werden uit de datasets verwijderd. In de laatste kolom wordt het percentage weergegeven van het aantal verwijderde rijen (het totale aantal rijen met onjuiste gegevens) in verhouding tot het totale aantal ruwe data.

Tabel 13: Overzicht van het aantal fouten in de data per type en per proef. De laatste kolom vertegenwoordigt het percentage van het aantal verwijderde rijen (het totale aantal rijen met onjuiste gegevens) in verhouding tot het totale aantal ruwe data.

	Fouttype 1	Fouttype 2	Fouttype 3	Totaal	%
Proef 1	38	0	25	63	0,03
Proef 2	11 348	0	8	11 356	3,88
Proef 3	140	0	1	141	0,06

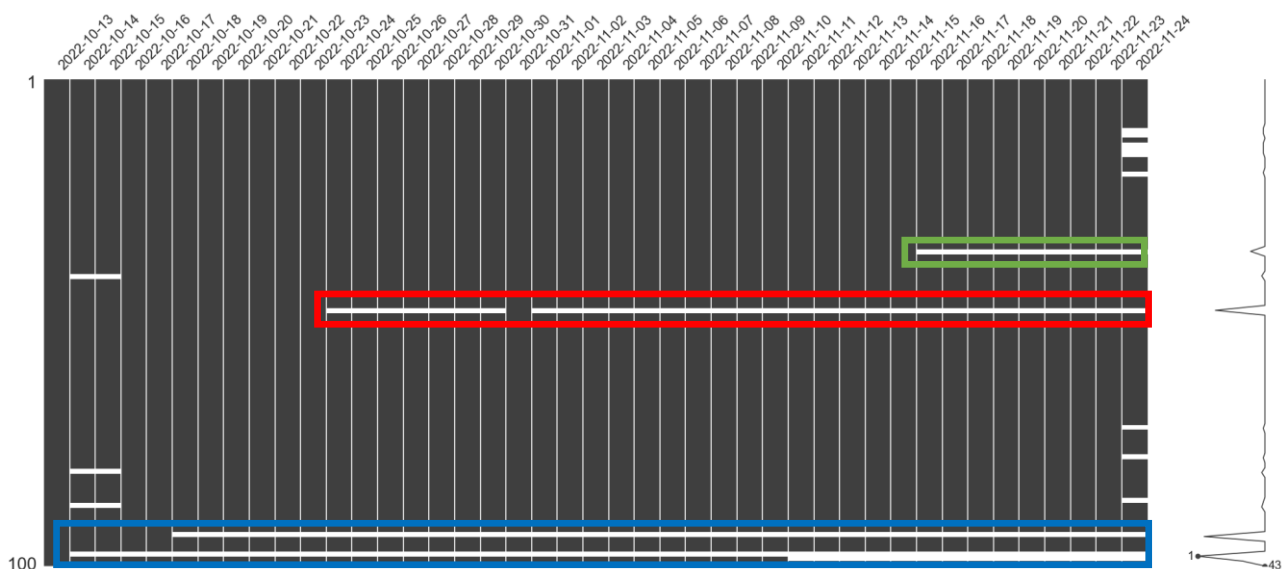
Hieronder, in Figuur 8, worden de outliers in voederopname (g) en voederopnamesnelheid (g/min) in functie van de voederbezoekduur (s) uit de 3 proeven gevisualiseerd in het rood (Filter kolom gelijk aan 1).



Figuur 8: Voorstelling van de outliers uit proef 1 (boven), 2 (midden) en 3 (onder). Op de linkse figuren wordt de voederopname (g) uitgezet ten opzichte van de voederbezoekduur (s). Op de rechtse figuren wordt de voederopnamesnelheid (g/min) uitgezet ten opzichte van de voederbezoekduur (s). De horizontale en verticale blauwe lijnen vertegenwoordigen de 95%, 99% en 99,9% percentielen voor de desbetreffende parameter. De outliers hebben een waarde gelijk aan 1 in de Filter kolom en worden aangeduid in het rood.

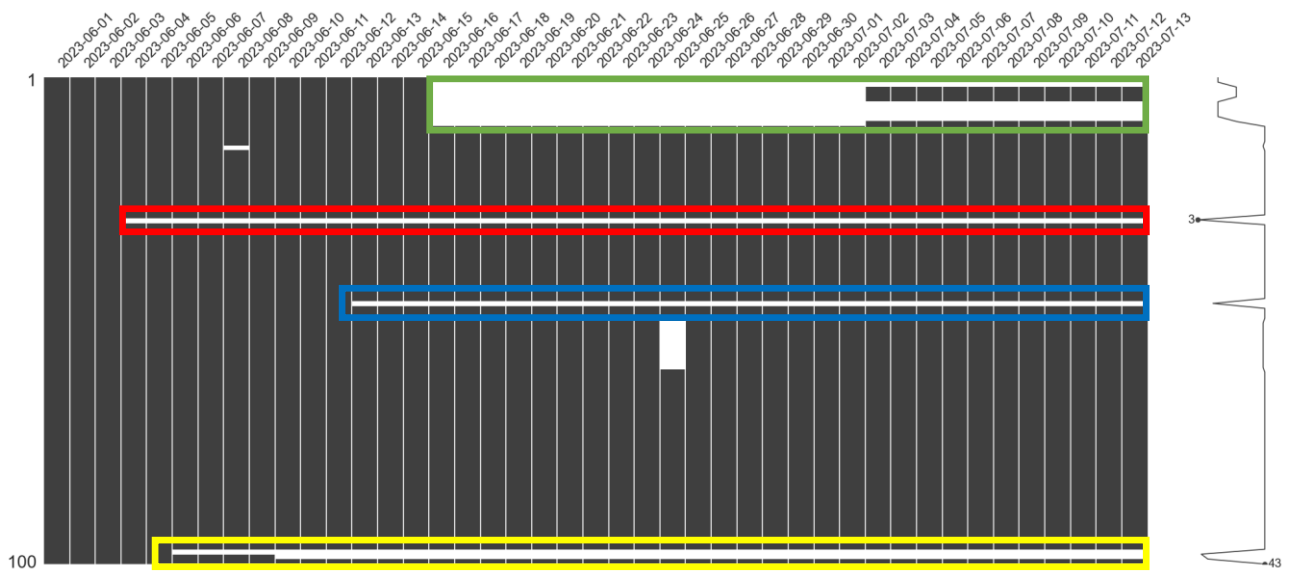
Zoals te zien is in Figuur 9, werden er gedurende de eerste dagen van proef 1 voor sommige biggen geen voederopnames waargenomen. Dit komt doordat deze biggen nog moeten leren om voeder op te nemen via het voederstation. Op de laatste dag van de proef ontbreken ook waarnemingen van voederopname voor bepaalde biggen. Dit komt doordat sommige biggen op het moment van beëindiging van de proef nog niet hadden gegeten die dag. Als de proef tot het einde van de dag was voortgezet in plaats van halverwege de dag te stoppen (laatste voederopname waarneming van de proef was om 12u08), zouden deze biggen naar verwachting wel voeder hebben gegeten. Deze ontbrekende waarnemingen vormen geen problemen. Een specifieke big met EID 89728264 verloor zijn oortransponder en kreeg vervolgens een nieuwe oortransponder waarbij de EID gelijk was aan 89728052. Echter herkende het voederstation dit nieuwe oornummer niet, waardoor er gegevens ontbreken. Aangezien deze ontbrekende gegevens te wijten zijn aan technische problemen, is besloten om deze big uit de dataset te verwijderen. Nadat de proef afgelopen was kon worden vastgesteld dat de computer slechts data voor 200 EID tags kan bijhouden (maximumcapaciteit). Vermoedelijk was er een tekort aan opslagruimte

waardoor het nieuwe oornummer niet herkend werd. Daarom werd alle data van de computer verwijderd vooraleer proeven 2 en 3 van start gingen. Een andere big met EID 89728265 overleed op 7 november 2022. Echter ontbraken voederopnamedata van deze big al vanaf 1 november. Voor deze ontbrekende gegevens kon geen verklaring worden gevonden, daarom is ook besloten om deze big uit de dataset te verwijderen. Biggen met EID 89728277, 89728205 en 89728291 overleden, wat resulteerde in ontbrekende gegevens. Deze biggen waren allemaal gehuisvest in hok 10. Zoals eerder vermeld, werden de dieren uit hok 10 volgens een apart voederschema gevoederd en werden dagelijks bloedstalen van hen genomen. Om deze redenen is besloten om de voederopnamegegevens van de biggen uit hok 10 voor verdere analyse te verwijderen.



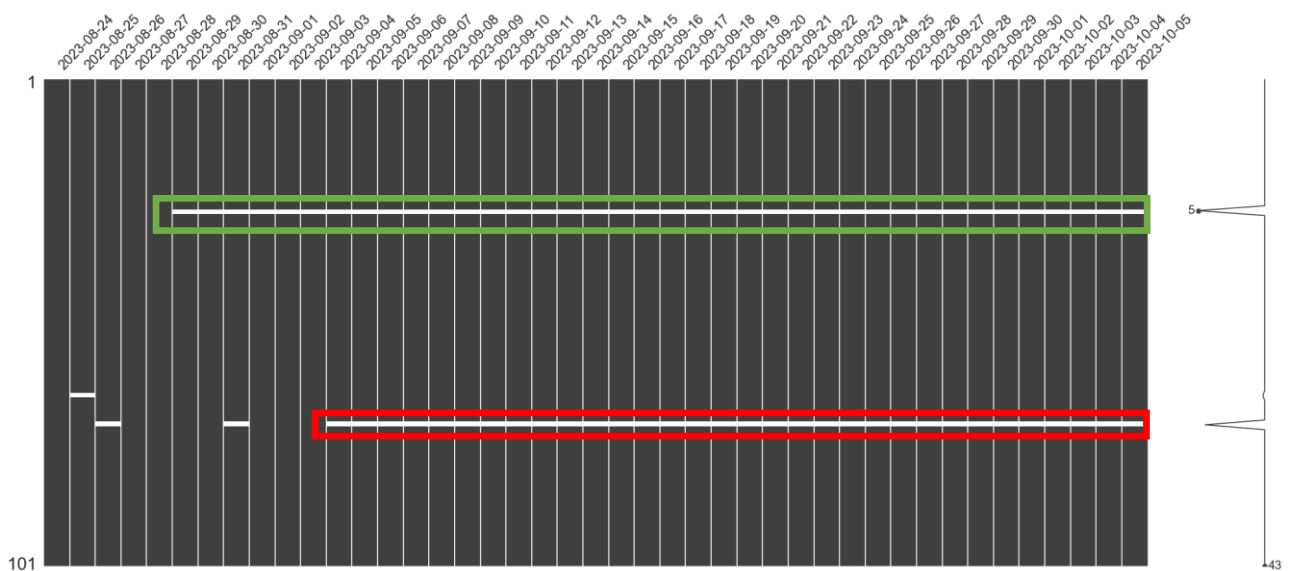
Figuur 9: Missing data voor alle biggen uit proef 1 over de volledige proefperiode. Op de x-as worden de data weergegeven. Op de y-as worden de voederopname waarnemingen per big weergegeven. Iedere lijn vertegenwoordigt dus een big. De zwarte balken geven aan dat er op een dag voor een big een voederopname waarneming was. Witte balken duiden op ontbrekende waarnemingen. De rij met een groene omkadering correspondeert met de ontbrekende gegevens van de big met EID 89728264. De rij met een rode omkadering vertegenwoordigt de ontbrekende waarden voor de big met EID 89728265. De blauwe rijen bevatten ontbrekende waarden voor de biggen met EID 89728205 (boven), 89728277 (midden) en 89728291 (onder).

Tijdens proef 2 overleden de biggen met de EIDs 982091070795556, 982091070795550, 982091070795561 en 982091070795155, wat resulteerde in ontbrekende data. Deze ontbrekende waarden vormen geen belemmering voor verdere analyses. Tijdens deze proef werden 6 biggen uit hok 1, met de EIDs 89728007, 89728025, 982091070795559, 982091070795163, 982091070795165 en 982091070795164, geselecteerd waarvan men colonstalen wenste te verzamelen. Voordat euthanasie van deze biggen plaatsvond, werd op 16 juni 2023 de voederklep van het station gesloten. Dit was nodig omdat de biggen met meel gevoederd moesten worden voorafgaand aan de euthanasie en het voederstation enkel korrels maar geen meel kan voeren. Hierdoor ontbreken data voor alle biggen uit hok 1 vanaf 16 juni tot en met 3 juli 2023 (de dag van euthanasie). Daarna konden de overige 4 biggen van hok 1, met de EIDs 982091070795566, 982091070795149, 982091070795137 en 982091070795128, zich opnieuw voeden via het voederstation. Omdat de biggen uit hok 1 gedurende een periode van de proef een ander type voeder aten en zich niet konden voeden via het voederstation, werd besloten om al deze biggen uit te sluiten van verdere analyses.



Figuur 10: Missing data voor alle biggen uit proef 2 over de volledige proefperiode. Op de x-as worden de data weergegeven. Op de y-as worden de voederopname waarnemingen per big weergegeven. Iedere lijn vertegenwoordigt dus een big. De zwarte balken geven aan dat er op een dag voor een big een voederopname waarneming was. Witte balken duiden op ontbrekende waarnemingen. De rijen met een groene omkadering corresponderen met de ontbrekende gegevens van de biggen uit hok 1. De rij met een rode omkadering vertegenwoordigt de ontbrekende waarden voor de big met EID 982091070795556. De blauwe rij bevat ontbrekende waarden voor de big met EID 982091070795155, en de gele omkaderde rijen tonen ontbrekende data voor de biggen met EID 982091070795550 (boven) en 982091070795561 (onder).

De missing data van proef 3 worden geïllustreerd in Figuur 11. Big 89870760 stierf op 5 september 2023. Echter, vanaf het begin van proef 3 had deze big telkens nul of NA (not available) voederopnamedata ten gevolge van falen van het systeem. Daarom werd deze big uitgesloten tijdens de analyses. De big met EID 89870718 overleed op 28 augustus 2023, maar had geen ontbrekende data tot aan de sterfdatum. Daarom werd de data van deze big bijgehouden.



Figuur 11: Missing data voor alle biggen uit proef 3 over de volledige proefperiode. Op de x-as worden de data weergegeven. Op de y-as worden de voederopname waarnemingen per big weergegeven. Iedere lijn vertegenwoordigt dus een big. De zwarte balken geven aan dat er op een dag voor een big een voederopname waarneming was. Witte balken duiden op ontbrekende waarnemingen. De rij met een groene omkadering correspondeert met de ontbrekende gegevens van de big met EID 89870718. De rij met een rode omkadering bevat de ontbrekende waarden voor de big met EID 89870760.

Tabel 14 toont het aantal verwijderde rijen tijdens de proeven door de EIDs te elimineren waarvoor data ontbrak als gevolg van systeemfalen. De onderste rij in de tabel geeft de percentages weer van de verwijderde gegevens tijdens elke proef.

Tabel 14: Overzicht van het aantal verwijderde rijen als gevolg van het verwijderen van EIDs waarbij ontbrekende waarden optraden ten gevolge van systeemfalen. De onderste rij komt overeen met de percentages aan data die verwijderd werden bij elke proef.

	Proef 1	Proef 2	Proef 3
Aantal verwijderde rijen	EID = 89728264: 1860 EID = 89728265: 71 EID = 89728005: 2898 EID = 89728024: 1667 EID = 89728088: 3256 EID = 89728205: 118 EID = 89728219: 2367 EID = 89728252: 4015 EID = 89728269: 2681 EID = 89728277: 1 EID = 89728291: 1579 EID = 89728298: 3137 Totaal: 23 650	EID = 89728007: 1133 EID = 89728025: 734 EID = 982091070795128: 1943 EID = 982091070795137: 2459 EID = 982091070795149: 868 EID = 982091070795163: 668 EID = 982091070795164: 1543 EID = 982091070795165: 1215 EID = 982091070795559: 921 EID = 982091070795566: 2881 Totaal: 14 365	EID = 89870760: 65 Totaal: 65
%	11,171	4,909	0,027

Hieronder, in Tabel 15, wordt een overzicht gegeven van de percentages data die verwijderd werden door het toepassen van limieten op absolute voederopname en voederopnamesnelheid in de 3 proeven, onderverdeeld voor de verschillende proeffasen. In proef 1 werden vervolgens nog 7 rijen gevonden met een voederbezoekduur van nul. In proef 2 en 3 werd telkens nog één rij geïdentificeerd en verwijderd.

Tabel 15: Overzicht van de verschillende limieten voor maximale absolute voederopname en maximale voederopnamesnelheid per fase van een proef (Bruininx & van der Peet-Schwering, 1999). VO = voederopname (in gram); VD = voederbezoekduur (in seconden); VOS = voederopnamesnelheid (in g/min). De laatste 3 kolommen tonen het percentage van de dataset dat is verwijderd door te filteren op basis van de limieten voor respectievelijk proef 1, 2 en 3.

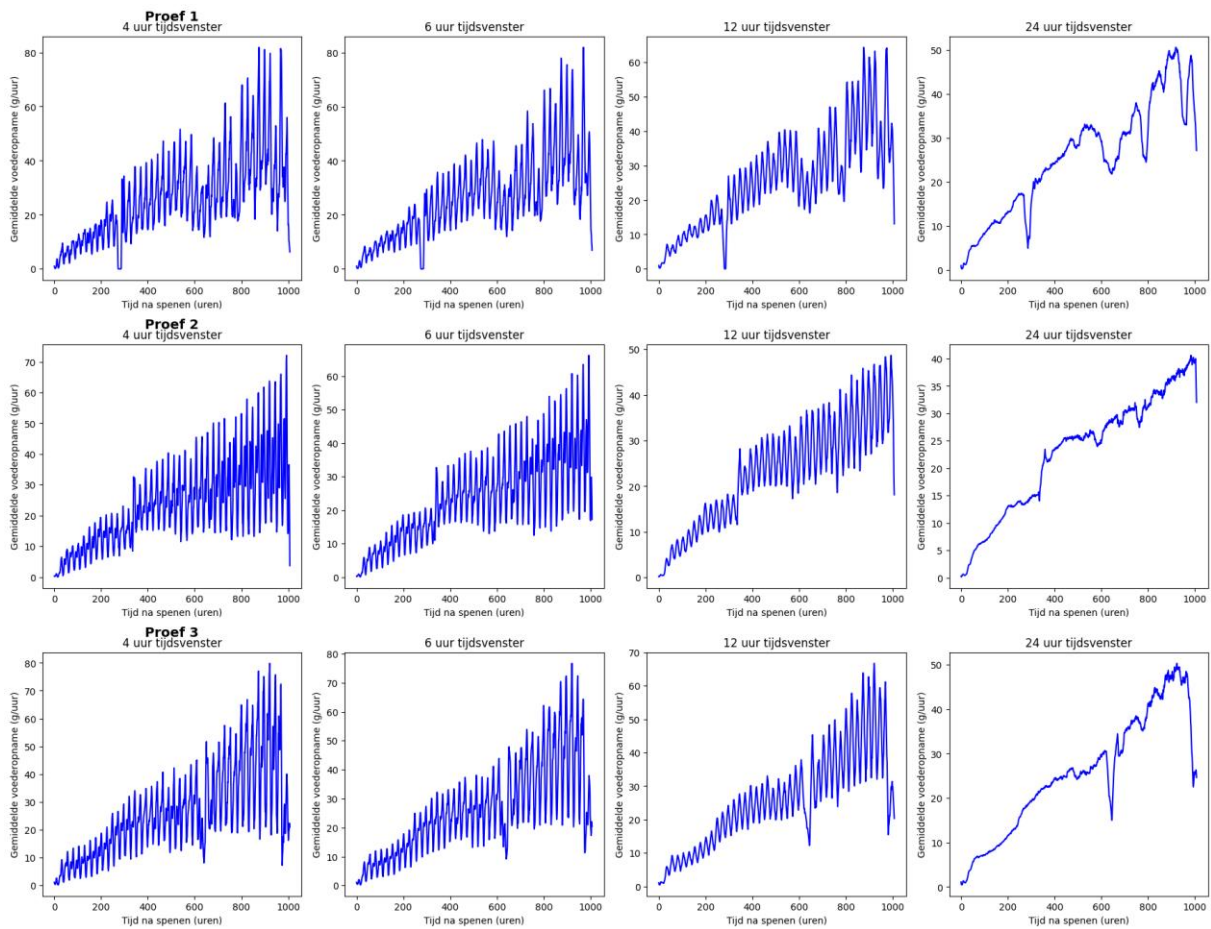
Proeffase	VD (s)	Maximale VO (g)	Maximale VOS (g/min)	% Proef 1	% Proef 2	% Proef 3
Dag 0-7	≤ 30	30	/	0,00094	0,00137	0,00169
	> 30	/	50			
Dag 8-14	≤ 30	40	/	0,00094	0,00205	0,00042
	> 30	/	75			
Dag 15-21	≤ 30	50	/	0,00047	0,00034	0
	> 30	/	100			
Dag 22-28	≤ 30	60	/	0,00047	0	0
	> 30	/	125			
Dag 29-42	≤ 30	80	/	0,02125	0,00608	0,00465

Samengevat werden via alle cleaning en filter procedures in totaal 23 771 rijen of 11,23% verwijderd uit proef 1, 25 735 rijen of 8,795% uit proef 2 en 223 rijen of 0,094% uit proef 3. Het verwijderen van deze rijen uit proef 1 resulteerde in het uitsluiten van een bezoeksduur van 546,4 uur (8,10%) en een voederopname van 200,0 kg (10,02%). Voor proef 2 werd 335,18 uur (5,77%) aan bezoeksdata en 78,359 kg (3,61%) voederinname verwijderd. Bij proef 3 werd er in totaal 1,50 uur (0,02%) bezoeksduur en 11,245 kg (0,42%) gegeten voeder verwijderd. Hierbij moet vermeld worden dat de meerderheid van de verwijderde data het gevolg zijn van het uitsluiten van biggen en hun voederopnamedata van de volledige proefperiode.

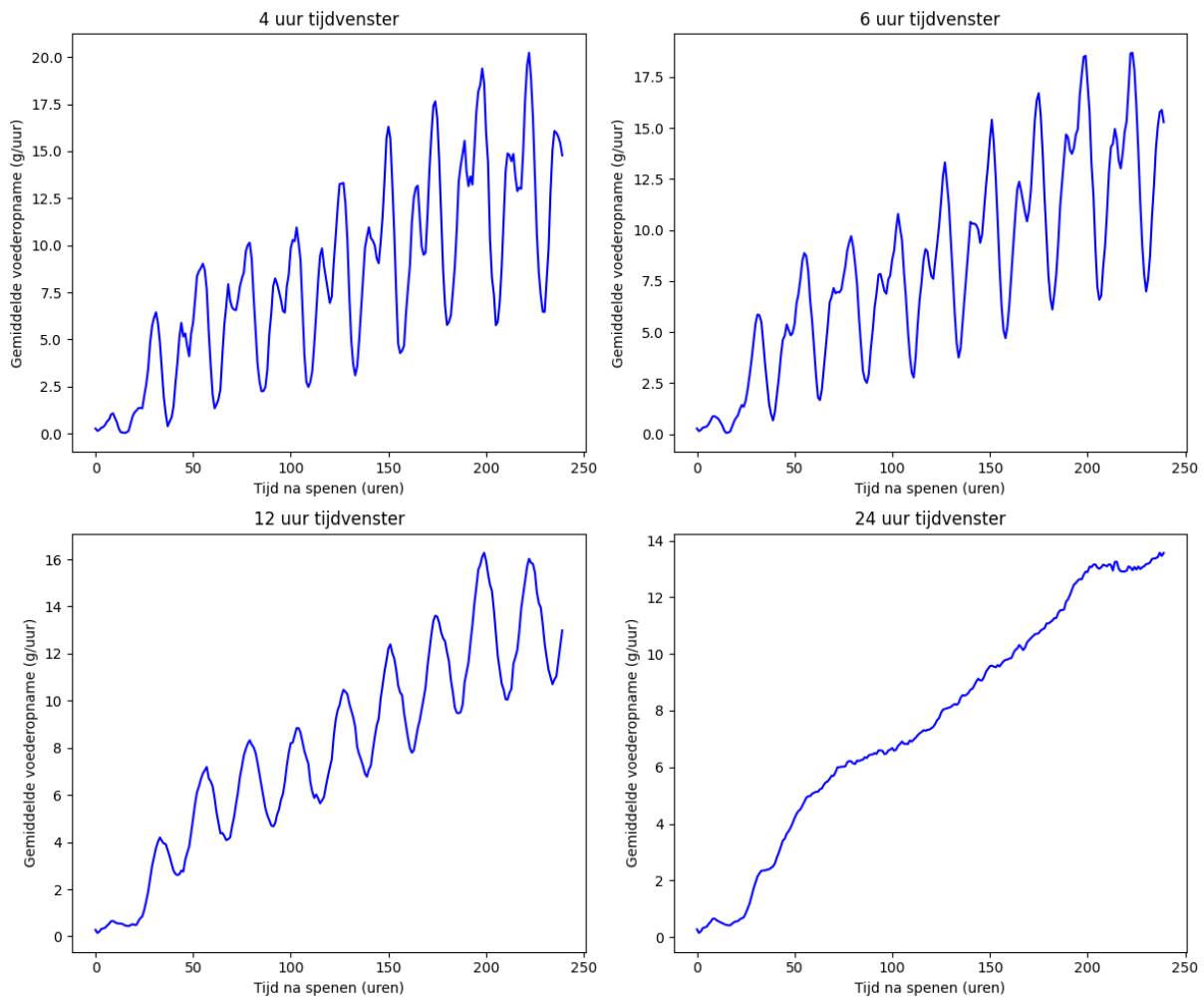
3.2 Selectie en toepassing meest geschikte model

3.2.1 Selectie tijdsvenster voor de rolling window functie

Na de cleaning en filtering procedures, werd de procedure (zoals beschreven in Sectie 2.6.4) toegepast om een trainingsdataset te bekomen. Een rolling window functie met verschillende tijdsvensters (4/6/12/24 uur) werd toegepast op de voederopnamedata van een 'gemiddelde big' (zie Cel 1 in Sectie 2.6.4 voor de beschrijving en het functievoorschrift van deze functie). Figuur 12 toont de visualisaties van de voederopname na toepassing van deze rolling window functie voor de verschillende tijdsvensters in functie van de tijd na spenen (per uur). Uit de visualisaties komt een duidelijke opwaartse algemene trend naar voren. Dit wijst erop dat de gemiddelde voederopname van de biggen geleidelijk toeneemt doorheen de tijd na spenen, wat afgeleid wordt uit het stijgende rollende gemiddelde. Deze figuur geeft een overzicht voor de drie proeven voor de volledige proefperiodes. Om de trends nog duidelijker te identificeren, wordt in Figuur 13 bij wijze van voorbeeld enkel gekeken naar de voederopnamedata van de eerste tien dagen van proef 2. Opnieuw komt de algemene opwaartse trend duidelijk naar voren. Echter in de visualisatie van de data met een tijdsvenster van 24 uur kan geen dag/nachtpatroon herkend worden. Alle ruis en kortetermijnfluctuaties (dag/nacht) zijn hier weggefilterd. Een tijdsvenster van 24 uur is dus te breed. Bij de visualisaties van de voederopnamedata voor tijdsvensters 4, 6 en 12 uur kan wel duidelijk een dag/nachtpatroon gedetecteerd worden. Voor iedere dag kan een piek gedetecteerd worden, terwijl er 's nachts een dip voorkomt in de voederopname. Zowel op de figuren met een tijdsvenster van 4 uur als 6 uur kunnen twee pieken in de voederopname per dag gedetecteerd worden (één grote en één kleinere piek), terwijl bij een tijdsvenster van 12 uur slechts één piek per dag wordt waargenomen. Een tijdsvenster van 12 uur blijkt dus nog steeds te breed te zijn om de specifieke trends in de voederopnamepatronen te detecteren. Bij het vergelijken van de visualisaties met een tijdsvenster van 4 en 6 uur, kan worden vastgesteld dat ze hetzelfde patroon weergeven, maar er meer ruis optreedt bij de figuur met een tijdsvenster van 4 uur. Aangezien het doel is om de patronen voor te stellen in de voederopnamedata en de ruis te reduceren, lijkt een tijdsvenster van 4 uur te smal. Daarom werd beslist om verder te werken met een tijdsvenster van 6 uur.



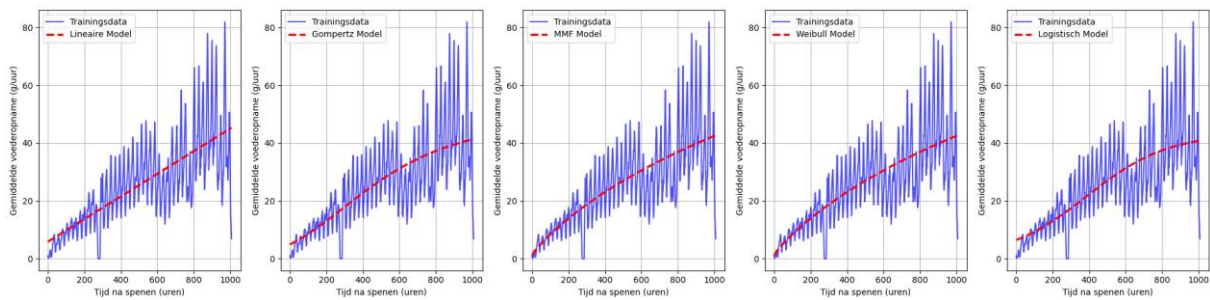
Figuur 12: Voorstelling van de gemiddelde voederopname (g/uur) in functie van de tijd na spenen (uren), na toepassing van een 'rolling window' functie met vier verschillende tijdsvensters, namelijk 4, 6, 12 en 24 uur (respectievelijk kolom 1 tot en met 4). De rijen komen overeen met data uit proef 1, 2 en 3 respectievelijk ($n_{proef\ 1} = 88$; $n_{proef\ 2} = 90$; $n_{proef\ 3} = 100$).



Figuur 13: Visualisatie van de gemiddelde voederopnamedata (g/uur) uit proef 2 in functie van de tijd na spenen (uren), na toepassing van een 'rolling window' functie met vier verschillende tijdsvensters, namelijk 4, 6, 12 en 24 uur. De visualisatie beperkt zich tot de eerste tien dagen (240 uur) van proef 2 ($n = 90$).

3.2.2 Toepassing van klassieke groeimodellen op de voederopnamedata

Nadat een tijdsvenster van 6 uur voor de rolling window functie gekozen werd, werden vijf mathematische, klassieke groeimodellen geselecteerd, namelijk het lineaire, Gompertz, MMF, Weibull en logistische groeimodel (zie Cel 2 in Sectie 2.6.5 voor de functievoorschriften). Om de leesbaarheid te verbeteren, zal er vanaf nu in de tekst telkens gesproken worden over het toepassen van modellen op de trainingsdata. Dit verwijst dus naar de gemiddelde voederopnamedata per uur nadat de rolling window functie met een tijdsvenster van 6 uur werd toegepast. In Figuur 14 worden bij wijze van voorbeeld de visualisaties getoond van de voederopnamedata van proef 1 nadat de verschillende klassieke groeimodellen werden toegepast, ten opzichte van de trainingsdata. Zoals kan worden waargenomen, kunnen de klassieke groeimodellen enkel de algemene trend van het voederopnamepatroon weergeven, namelijk een stijging van de gemiddelde voederopname doorheen de tijd na spenen. Echter zijn deze modellen niet in staat om de variatie binnen een dag (i.e. dag-nacht patroon) te beschrijven.



Figuur 14: Vergelijking van verschillende klassieke groeimodellen voor het modelleren van de voederopname uit proef 1 ($n = 88$). De blauwe lijn stelt de gemiddelde voederopname per uur voor, berekend over een tijdsvenster van 6 uur aan de hand van een rolling window functie (trainingsdata). Elk paneel toont de toepassing van een ander model: Lineaire Model, Gompertz Model, MMF Model, Weibull Model, en Logistisch Model. De rode lijn in elk paneel illustreert de voorspelde gemiddelde voederopname per uur, respectievelijk voor elk model.

De modelprestaties worden voor de vijf trendmodellen weergegeven in Tabel 16. Ongeacht het feit dat moet opgepast worden bij het interpreteren van de (adjusted) R^2 waarden, kan wel worden vastgesteld dat deze waarden zeer laag liggen, namelijk tussen de 0,556 en 0,565 voor R^2 en tussen de 0,555 en 0,563 voor adjusted R^2 . Dit geeft al een eerste indicatie dat de trendmodellen slecht in staat zijn de trainingsdata te omschrijven. Om het “beste trendmodel” te selecteren, kan gekeken worden naar de MSE, RMSE, AIC en BIC waarden. Deze zijn telkens het laagste voor het Weibull model. Volgens de modelprestatieparameters zijn de voorgestelde trendmodellen, waaronder een aantal klassieke groeimodellen, onvoldoende geschikt om een belangrijk aandeel van de variatie in de data te omvatten. Echter wanneer de doelstelling is om enkel de algemene trend weer te geven, i.e. de tendens over de volledige periode van de proef, dan kan worden gesteld dat het Weibull model het meest geschikte model is.

Tabel 16: Weergave van de verschillende modelprestatieparameters voor elk klassiek groeimodel (lineair, Gompertz, MMF, Weibull, logistisch). De modellen werden telkens toegepast op de gemiddelde voederopnamedata per uur uit proef 1 ($n = 88$).

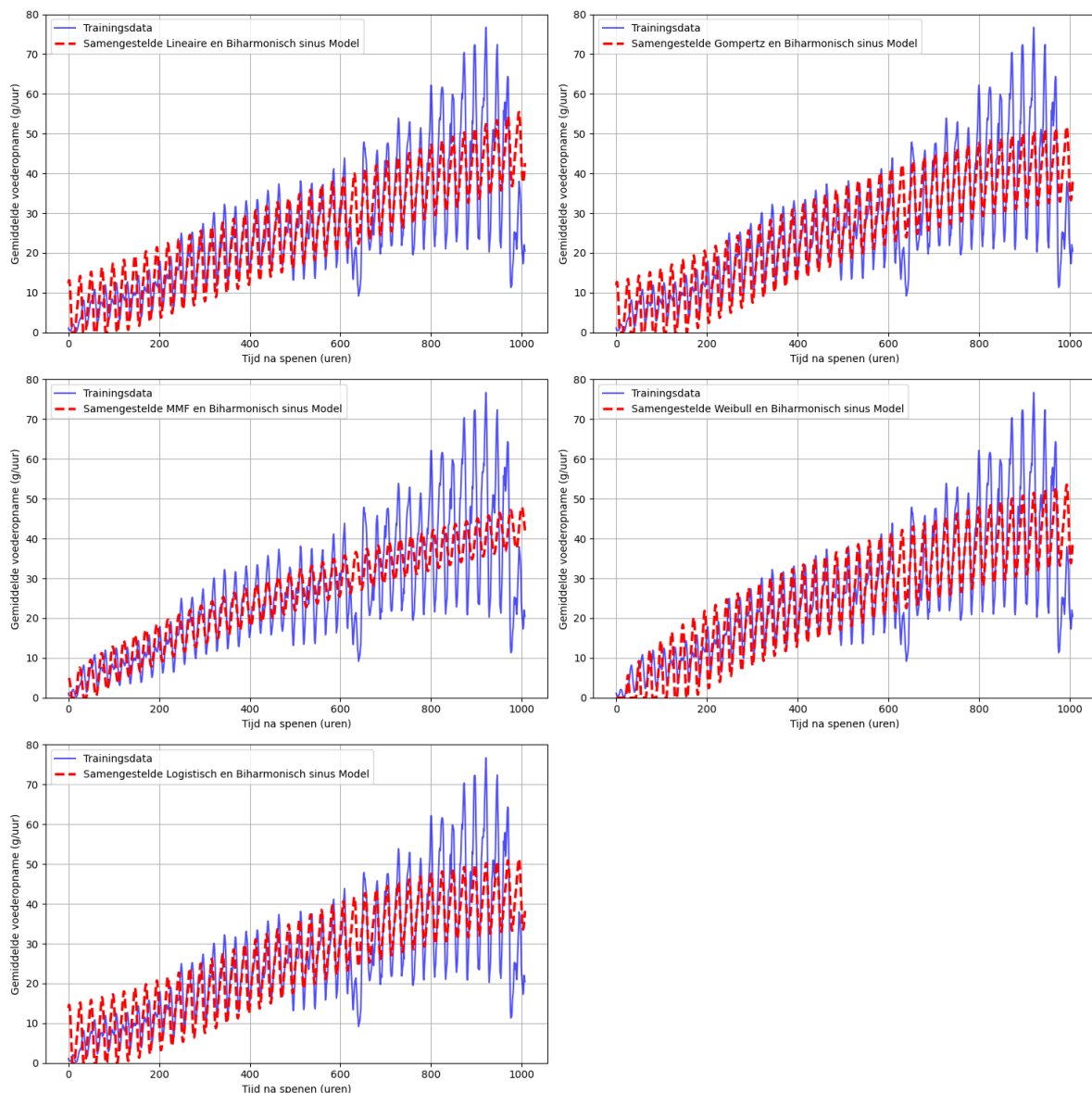
	Lineair	Gompertz	MMF	Weibull	Logistisch
MSE	$1,04 \cdot 10^{-4}$	$1,02 \cdot 10^{-4}$	$1,02 \cdot 10^{-4}$	$1,02 \cdot 10^{-4}$	$1,03 \cdot 10^{-4}$
RMSE	$1,02 \cdot 10^{-2}$	$1,01 \cdot 10^{-2}$	$1,01 \cdot 10^{-2}$	$1,01 \cdot 10^{-2}$	$1,02 \cdot 10^{-2}$
R^2	0,556	0,562	0,565	0,565	0,557
adjusted R^2	0,555	0,560	0,563	0,563	0,556
AIC	-9244	-9255	-9259	-9261	-9245
BIC	-9234	-9241	-9239	-9241	-9230

3.2.3 Toepassing van gecombineerde groeimodellen op de voederopnamedata

In Figuren 12, 13 en 14 zijn er duidelijk twee patronen te herkennen in de trainingsdata. De eerste component is de algemene trend van de data. Deze algemene trend kunnen de klassieke groeimodellen zoals gezegd weergeven. Echter is er ook nog een tweede component, namelijk het dagelijks herhalend patroon (2 pieken overdag, en 1 dal 's nachts). Dit patroon lijkt een sinusoidaal verloop te vertonen. De klassieke groeimodellen zijn niet in staat dit weer te geven. Daarom wordt hier verder gewerkt met samengestelde modellen. Deze samengestelde modellen bestaan uit een klassiek groeimodel (die de algemene trend weergeeft) aangevuld met een sinusfunctie (die het dagelijks patroon weergeeft). Voor de sinusfunctie worden twee types gebruikt: een biharmonische sinusfunctie en een bimodale sinusfunctie (zie Cel 3 in Sectie 2.6.4 voor de functievoorschriften). Voorbeelden van functievoorschriften van zo'n samengestelde modellen worden weergegeven in Cel 4 van Sectie 2.6.4. Voor elke component is er dus een geschikt afzonderlijk model en via de samengestelde modellen wordt geprobeerd deze componenten samen weer te geven.

3.2.3.1 Samengestelde groeimodellen: klassieke groeimodellen aangevuld met een biharmonische sinusfunctie

Bij wijze van voorbeeld werd voor de trainingsdata uit proef 3 de samengestelde modellen, namelijk klassieke groeimodellen aangevuld met een biharmonische sinusfunctie, voorgesteld in Figuur 15. Bij vergelijking van de panelen uit deze figuur, kan worden vastgesteld dat het samengestelde model met MMF als klassiek groeimodel het slechtst de voederopnamedata kan voorspellen (minst overlap met de trainingsdata). De amplitude van de pieken en dalen past zich bij dit model namelijk onvoldoende aan. Het samengestelde model met Weibull als klassiek groeimodel lijkt het best de voederopnamedata te voorspellen, aangezien deze het best de amplitudes van de pieken en dalen weergeeft. Wat ook naar voren komt uit de figuren is dat alle samengestelde modellen, uitgezonderd het samengestelde model met MMF als klassiek groeimodel, voor het begin van de proefperiode een overschatting maken van de voederopname (amplitudes komen hoger dan deze van de trainingsdata). Dit komt omdat de amplitudes van het samengestelde model niet variabel, maar vast zijn doorheen de tijd (zie functievoorschrift in Cel 3). Daarnaast is geen enkel samengesteld model in staat de grote pieken en dalen op het einde van de proefperiode weer te geven.



Figuur 15: Vergelijking van de verschillende samengestelde groeimodellen voor het modelleren van de voederopname uit proef 3 ($n = 100$). Ieder samengesteld model bestaat uit een klassiek groeimodel aangevuld met een biharmonische sinusfunctie. De blauwe lijn stelt de gemiddelde voederopname per uur voor, berekend over een tijdsvenster van 6 uur aan de hand van een rolling window functie (trainingsdata). Elk paneel toont de toepassing van een ander samengesteld model: Lineaire, Gompertz, MMF, Weibull, en Logistisch model aangevuld met een biharmonisch sinusmodel. De rode lijn in elk paneel illustreert de voorspelde gemiddelde voederopname per uur, respectievelijk voor elk model.

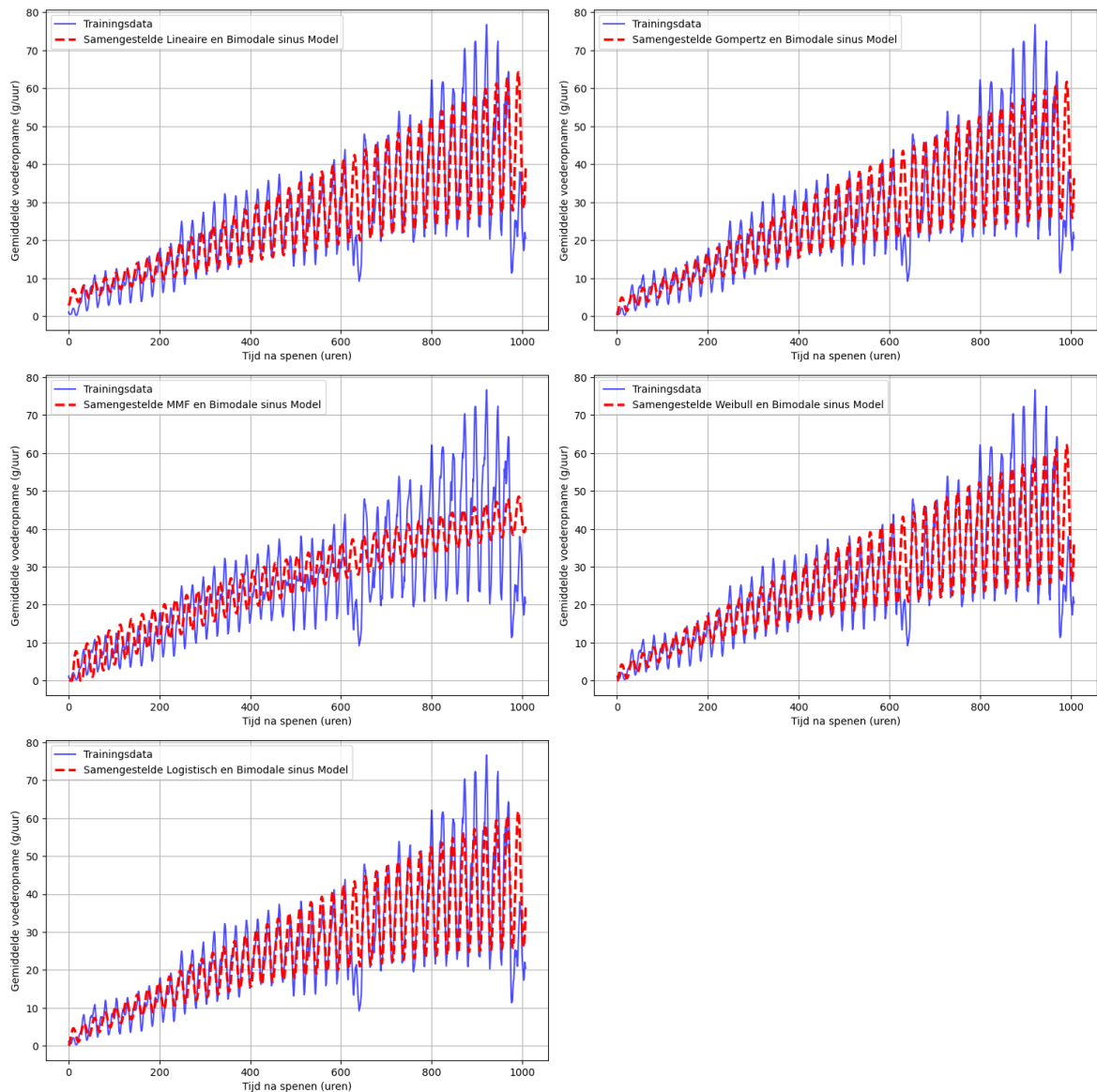
Om een samengesteld model te selecteren dat het meest geschikt is de trainingsdata te fitten is het onvoldoende om zich enkel te baseren op deze figuren. Daarom werden ook de modelprestatieparameters berekend voor ieder samengesteld groeimodel (zie Tabel 17). Uit deze tabel blijkt dat zowel de MSE, RMSE, AIC als BIC waarden het laagste zijn voor het samengestelde model met Weibull als klassiek groeimodel en het hoogste voor het samengestelde model met MMF als klassiek groeimodel. Zowel de figuren als de modelprestatieparameters tonen dus aan dat het samengestelde model met Weibull als klassiek groeimodel het meest geschikt is de trainingsdata te fitten, terwijl het samengestelde model met MMF als klassiek groeimodel hiervoor het minst geschikt is. Bij het vergelijken van de waarden voor de modelprestatieparameters uit Tabel 16 (voor de klassieke groeimodellen) en Tabel 17 (voor de samengestelde modellen, klassieke + biharmonische sinus groeimodellen), kan worden vastgesteld dat de waarden voor MSE, RMSE, AIC en BIC lager zijn in Tabel 17 dan in Tabel 16. De waarden voor R^2 en adjusted R^2 zijn daarentegen hoger in Tabel 17 dan in Tabel 16. Dit bevestigt dat deze samengestelde modellen beter in staat zijn de trainingsdata te fitten dan de klassieke groeimodellen en het toevoegen van een biharmonische sinusfunctie dus een meerwaarde is om de voederopnamepatronen weer te geven.

Tabel 17: Modelprestatieparameters (MSE, RMSE, R^2 , adjusted R^2 , AIC en BIC) voor de samengestelde groeimodellen, namelijk klassieke groeimodellen (lineair, Gompertz, MMF, Weibull en logistisch) aangevuld met een biharmonische sinusfunctie, door toepassing van deze samengestelde modellen op de gemiddelde voederopnamedata per uur uit proef 3 (tijdsvenster = 6 uur) ($n = 100$).

	Gecombineerde groeimodellen: klassieke + biharmonische sinus modellen				
	Lineair	Gompertz	MMF	Weibull	Logistisch
MSE	$6,63 \cdot 10^{-5}$	$6,45 \cdot 10^{-5}$	$1,06 \cdot 10^{-4}$	$6,21 \cdot 10^{-5}$	$6,58 \cdot 10^{-5}$
RMSE	$8,14 \cdot 10^{-3}$	$8,03 \cdot 10^{-3}$	$1,03 \cdot 10^{-2}$	$7,88 \cdot 10^{-3}$	$8,11 \cdot 10^{-3}$
R^2	0,729	0,736	0,566	0,746	0,731
adjusted R^2	0,728	0,735	0,563	0,744	0,729
AIC	-9689	-9714	-9209	-9750	-9694
BIC	-9664	-9684	-9172	-9715	-9665

3.2.3.2 Samengestelde groeimodellen: klassieke groeimodellen aangevuld met een bimodale sinusfunctie

Op eenzelfde manier als hierboven, werden ook samengestelde modellen bestaande uit een klassiek groeimodel aangevuld met een bimodale sinusfunctie, toegepast op de trainingsdata uit proef 3. Vervolgens werden opnieuw de modelprestatieparameters berekend (zie Tabel 18) en de voorspelde voederopnamedata gevisualiseerd ten opzichte van deze trainingsdata (zie Figuur 16). Uit de panelen die de verschillende samengestelde modellen voorstellen wordt opnieuw duidelijk dat het samengestelde model, met MMF als klassiek groeimodel, het minst geschikt is om de trainingsdata te benaderen (slechtste voorspellingen). Daarentegen lijkt het samengestelde model met Weibull als klassiek groeimodel het meest geschikte model, aangezien dit model de amplitudes het beste benadert. In tegenstelling tot de samengestelde modellen met een biharmonische sinusfunctie, zullen deze modellen geen overschatting maar onderschatting geven van de voederopname voor het begin van de proefperiode. Dit kan verklaard worden door naar de functievoorschriften te kijken van de biharmonische en bimodale sinusfuncties (zie Cel 3). Bij een biharmonische sinusfunctie wordt gewerkt met één periode en twee amplitudes die niet wijzigen in functie van de tijd. Daarentegen zijn er twee periodes bij de bimodale sinusfunctie en zullen de twee amplitudes wel wijzigen doorheen de tijd. Voor het einde van de proefperiode, zijn de samengestelde modellen met bimodale sinusfunctie niet in staat om de hoge pieken en dalen correct te voorspellen (onderschatting), maar ze benaderen deze pieken/dalen wel beter dan de samengestelde modellen met biharmonische sinusfunctie. Deze proeven duurden slechts 6 weken. Als de voederopname zou moeten worden voorspeld voor langere proefperiodes, zullen de samengestelde modellen met bimodale sinusfunctie vermoedelijk beter geschikt zijn dan de samengestelde modellen met biharmonische sinusfunctie omwille van deze aanpassende amplitudes in functie van de tijd.



Figuur 16: Vergelijking van de verschillende samengestelde groei modellen voor het modelleren van de voederopname uit proef 3 ($n = 100$). Ieder samengesteld model bestaat uit een klassiek groei model aangevuld met een bimodale sinusfunctie. De blauwe lijn stelt de gemiddelde voederopname per uur voor, berekend over een tijdsvenster van 6 uur aan de hand van een rolling window functie (trainingsdata). Elk paneel toont de toepassing van een ander samengesteld model: Lineaire, Gompertz, MMF, Weibull en Logistisch model aangevuld met een bimodale sinusmodel. De rode lijn in elk paneel illustreert de voorspelde gemiddelde voederopname per uur, respectievelijk voor elk model.

Uit Tabel 18 blijkt dat de verschillen tussen de modelprestatieparameters voor de samengestelde modellen met een Gompertz, Weibull en Logistisch model als klassiek groei model aangevuld met een bimodale sinusfunctie, minimaal zijn. Aangezien de waarden van de modelprestatieparameters voor deze drie modellen zo dicht bij elkaar gelegen zijn, is het moeilijk om één model te selecteren die het meest geschikt is de voederopnamedata te voorspellen. Door de waarden uit Tabel 17 en 18 met elkaar te vergelijken wordt wel duidelijk dat de samengestelde modellen met een bimodale sinusfunctie beter geschikt zijn dan de samengestelde modellen met een biharmonische sinusfunctie voor het voorspellen van de voederopnamedata. Dit blijkt uit de lagere MSE, RMSE, AIC en BIC-waarden, evenals de hogere R^2 en adjusted R^2 -waarden voor de samengestelde modellen met een bimodale sinusfunctie. Aangezien in Secties 3.2.2 en 3.2.3.1 werd onderbouwd dat het Weibull model het meest geschikte klassieke groei model is, en dit hier niet wordt tegengesproken (alhoewel Gompertz en Logistisch even goed blijken te zijn, zie Tabel 18), is ervoor gekozen om het samengestelde groei model te selecteren dat bestaat uit een Weibull model als klassiek groei model, aangevuld met een bimodale sinusfunctie, als het finale model.

Tabel 18: Modelprestatieparameters (MSE, RMSE, R^2 , adjusted R^2 , AIC en BIC) voor de samengestelde groei modellen, namelijk klassieke groei modellen (lineair, Gompertz, MMF, Weibull en logistisch) aangevuld met een bimodale sinusfunctie, door toepassing van deze samengestelde modellen op de gemiddelde voederopnamedata per uur uit proef 3 (tijdsvenster = 6 uur) ($n = 100$).

Gecombineerde groei modellen: klassieke + bimodale sinus modellen					
	Lineair	Gompertz	MMF	Weibull	Logistisch
MSE	$4,37 \cdot 10^{-5}$	$4,22 \cdot 10^{-5}$	$9,12 \cdot 10^{-5}$	$4,23 \cdot 10^{-5}$	$4,22 \cdot 10^{-5}$
RMSE	$6,61 \cdot 10^{-3}$	$6,50 \cdot 10^{-3}$	$9,55 \cdot 10^{-3}$	$6,50 \cdot 10^{-3}$	$6,50 \cdot 10^{-3}$
R^2	0,821	0,827	0,627	0,827	0,827
adjusted R^2	0,820	0,826	0,623	0,825	0,826
AIC	-10 100	-10 134	-9355	-10 129	-10 133
BIC	-10 055	-10 084	-9301	-10 075	-10 084

3.2.4 Toepassen van het geselecteerde model op big niveau

Het functievoorschrift van het geselecteerde model, namelijk het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel wordt in Cel 6 weergegeven. Aan deze functie worden de tijdsdata van de proefperiode meegegeven als eerste argument. Daarnaast moet aan deze functie ook schattingen worden meegegeven van de optimale waarden voor de parameters. Zoals besproken in de Materialen & Methoden Sectie 2.6.5 worden de geschatte optimale parameters bekomen via een `curve_fit` functie, waaraan een initiële schatting van de parameters wordt meegegeven om het optimalisatieproces te starten. In Cel 6 wordt ook dit model weergegeven samen met de interpretatie die aan iedere parameter toebehoort.

```

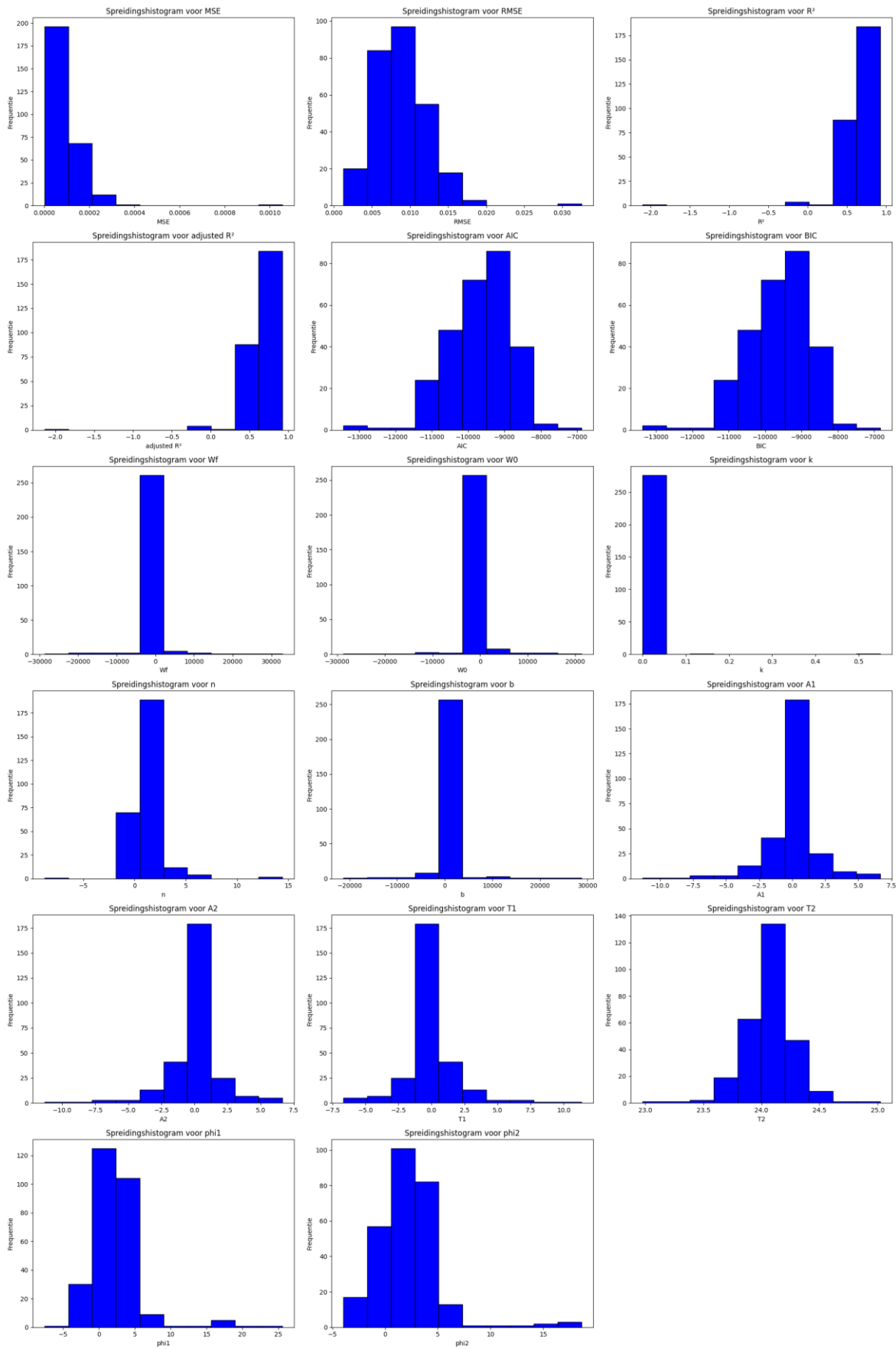
Cel 6: Samengestelde Weibull en bimodal sinusmodel
1. def combined_Weibull_bisine_model(t, Wf, W0, k, n, b, A1, A2, T1, T2, phi1, phi2):
2.     Weibull = Wf - (Wf - W0) * np.exp(-(k*t)**n)
3.     BiSine = b + A1 * np.sin((2*np.pi/T1)*t + phi1) + A2 * np.sin((2*np.pi/T2)*t + phi2)
4.     Combined = Weibull + BiSine
5.     return np.maximum(Combined, 0) # Ensure y(t) is non-negative (negative values are
replaced by zero)

Wf = asymptotische gemiddelde voederopname (g)
W0 = initiële gemiddelde voederopname (g)
k = voederopnamesnelheidscoëfficiënt (g/d)
n = vormparameter, bepaalt het buigpunt van de curve
b = constante offset
A1 = amplitude (maximale uitwijking) van de eerste sinuscomponent
A2 = amplitude (maximale uitwijking) van de tweede sinuscomponent
T1 = periode van de eerste sinuscomponent (bepaalt hoelang de sinuscomponent een cyclus doorloopt)
T2 = periode van de tweede sinuscomponent (bepaalt hoelang de sinuscomponent een cyclus doorloopt)
phi1 = faseverschuiving van de eerste sinuscomponent
phi2 = faseverschuiving van de tweede sinuscomponent
    
```

Vervolgens werd dit samengestelde model toegepast op de voederopnamedata van iedere individuele big. Ook werden de modelprestatieparameters berekend voor elke big, om zo de prestaties van het model op individuele big data te evalueren. Om een idee te krijgen over de spreiding in modelprestaties werd het minimum, maximum, gemiddelde en de standaarddeviatie berekend van de parameters van het model en de modelprestatieparameters. De resultaten zijn hieronder te vinden in Tabel 19. Daarnaast werden deze resultaten ook voorgesteld via spreidingdiagrammen (zie Figuur 17).

Tabel 19: Weergave van de minimale, maximale en gemiddelde waarden en standaarddeviatie van de parameters van het gecombineerde Weibull en bimodale sinusmodel en de modelprestatieparameters, nadat het gecombineerde model werd toegepast op de data van de individuele biggen ($n = 278$).

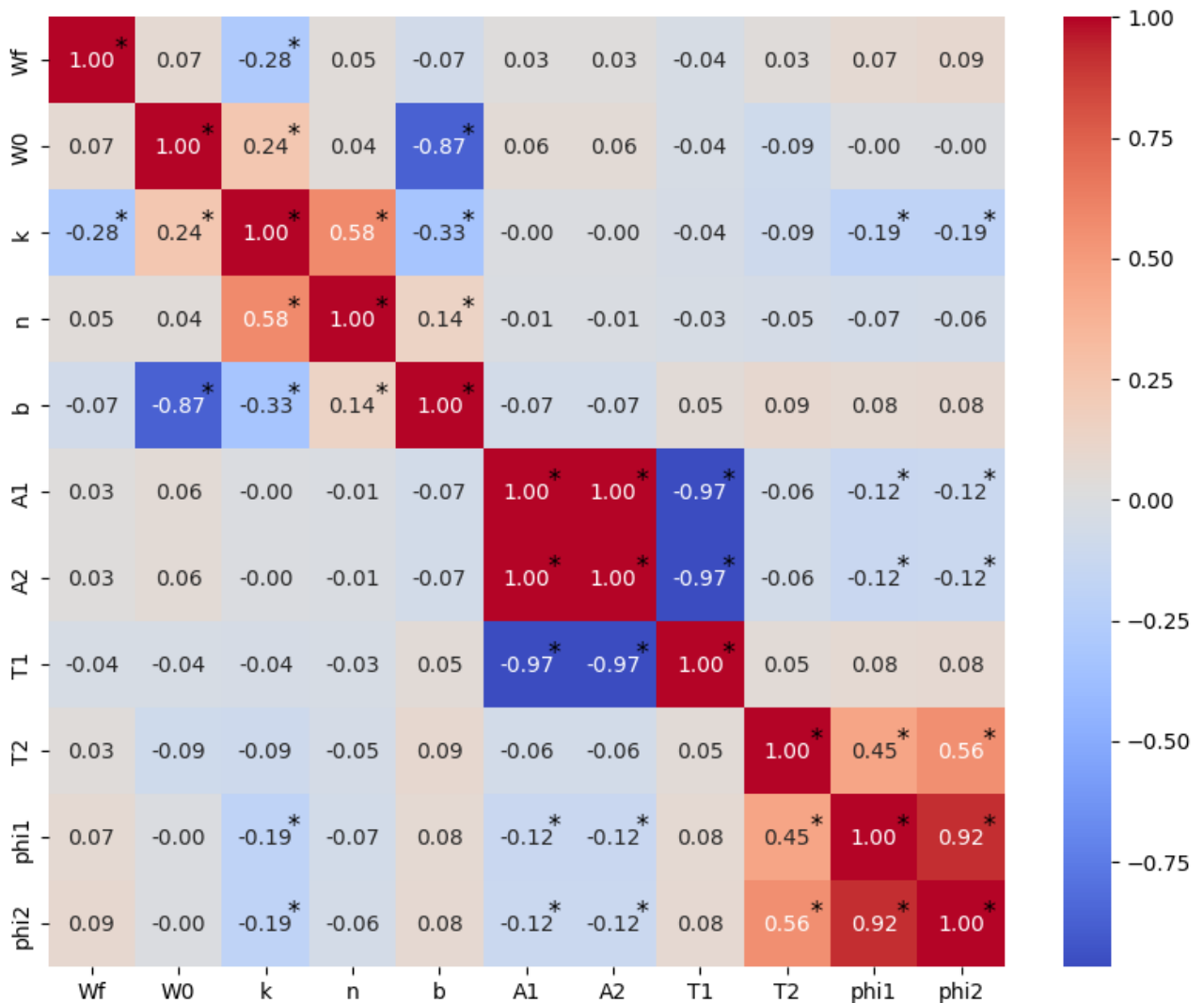
Parameters	gem	sd	min	max
Wf	68,30	3858,63	-28 687,18	32 859,30
W0	-122,01	3390,32	-28 687,21	21 274,41
k	$2,96 \cdot 10^{-3}$	0,03	$1,20 \cdot 10^{-11}$	0,55
n	1,16	1,60	-8,78	14,42
b	121,31	3390,34	-21 274,41	28 687,22
A1	-0,07	1,92	-11,33	6,66
A2	-0,07	1,92	-11,33	6,66
T1	0,07	1,92	-6,66	11,34
T2	24,06	0,21	22,98	25,02
phi1	2,26	3,72	-7,58	25,59
phi2	2,20	3,10	-3,96	18,63
Modelprestaties				
MSE	$9,06 \cdot 10^{-5}$	$8,49 \cdot 10^{-5}$	$1,60 \cdot 10^{-6}$	$1,06 \cdot 10^{-3}$
RMSE	$8,84 \cdot 10^{-3}$	$3,54 \cdot 10^{-3}$	$1,27 \cdot 10^{-3}$	0,03
R²	0,66	0,24	-2,10	0,92
adjusted R²	0,66	0,24	-2,14	0,92
AIC	-9676,76	851,39	-13 429,35	-6885,72
BIC	-9622,69	851,39	-13 375,27	-6831,65



Figuur 17: Voorstelling van de spreiding in de modelprestatieparameters (MSE, RMSE, R^2 , adjusted R^2 , AIC en BIC) en parameters (W_f , W_0 , k , n , b , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_1 en ϕ_2) van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel aan de hand van spreidingsdiagrammen (over de drie proeven heen, $n = 278$).

3.2.5 Correlaties tussen parameters

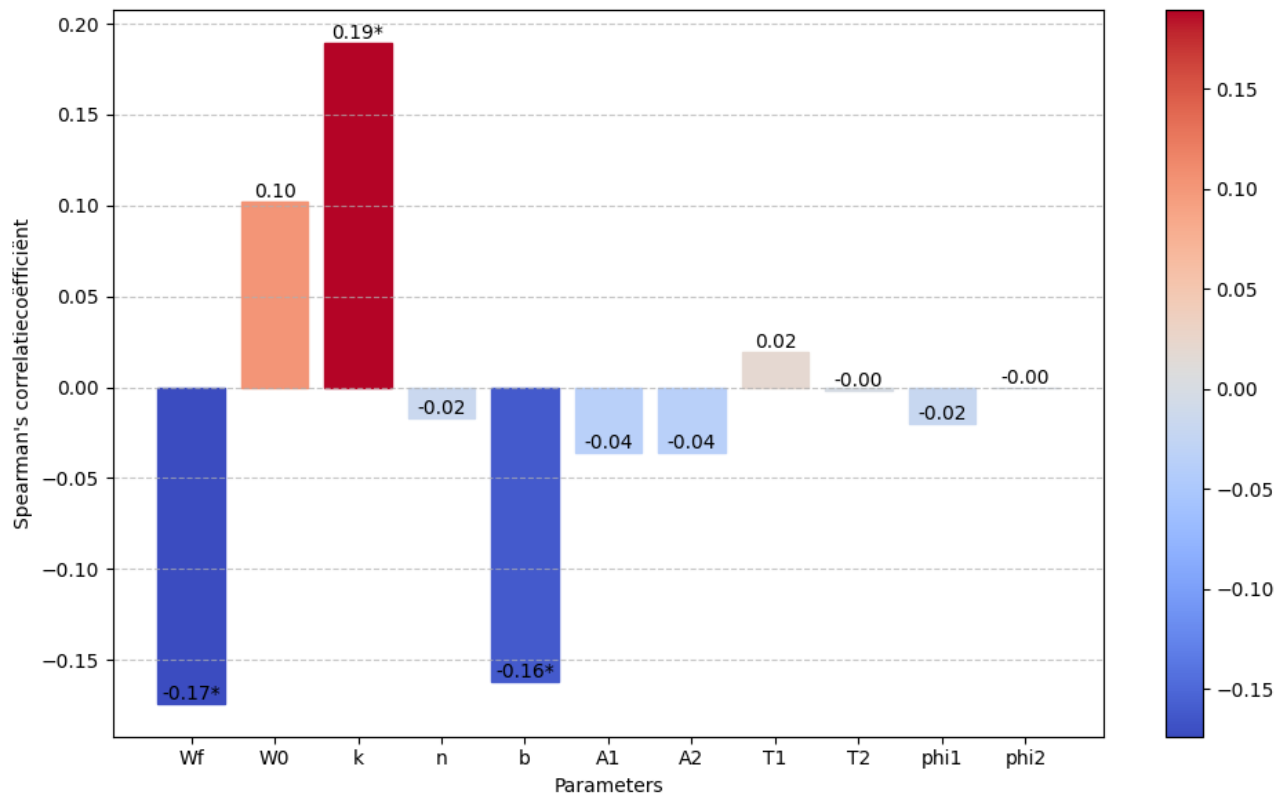
Nu de spreiding van de verschillende parameters gekend is, kan ook worden nagegaan of deze parameters onderling correlaties vertonen. In Figuur 18 wordt een heatmap weergegeven van de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten (r) tussen de verschillende parameters van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel (over de drie proeven heen). Uit deze figuur blijkt dat de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënt tussen parameters A1 en A2 in alle proeven exact gelijk aan 1 was. Dit wil zeggen dat er een perfecte positieve correlatie bestaat tussen de amplitudes van de twee sinuscomponenten. Ook voor de faseverschuivingen van de twee sinuscomponenten (ϕ_1 en ϕ_2) werd een zeer sterk positieve correlatie gevonden, namelijk $r = 0,92$ over de proeven heen en 0,85; 0,91 en 0,99 voor proeven 1, 2 en 3 respectievelijk. Daarentegen werd een sterk tot bijna perfect negatieve correlatie gevonden tussen T1 en A1 ($r = -0,97$); T1 en A2 ($r = -0,97$); W0 en b ($r = -0,87$). Voor alle proeven werd een sterk positieve relatie vastgesteld ($r = 0,58$ over de proeven heen en 0,67; 0,48 en 0,62 voor proeven 1, 2 en 3 respectievelijk) tussen parameters k en n. Voor de correlaties tussen T2 en ϕ_1 ; T2 en ϕ_2 werd ook een positieve correlatie vastgesteld ($r = 0,45$ en $r = 0,56$ respectievelijk), maar deze was sterker in proef 3 ($r = 0,59$ en $r = 0,65$ respectievelijk) dan bij proeven 1 en 2 (proef 1: $r = 0,32$ en $r = 0,44$ respectievelijk; proef 2: $r = 0,35$ en $r = 0,50$ respectievelijk). Deze gevonden correlaties worden in Discussie sectie 4.2 verder geïnterpreteerd.



Figuur 18: Heatmap voorstelling van de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten tussen de verschillende parameters van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel (Wf, W0, k, n, b, A1, A2, T1, T2, phi1, phi2, n = 278). Rode kleuren komen overeen met positieve correlaties, terwijl blauwe kleuren overeen komen met negatieve correlaties. Hoe donkerder de kleur, hoe sterker de correlatie. Een asterisk duidt significante correlaties aan ($p < 0,05$).

3.2.6 Correlatie tussen parameters en cumulatieve voederopname

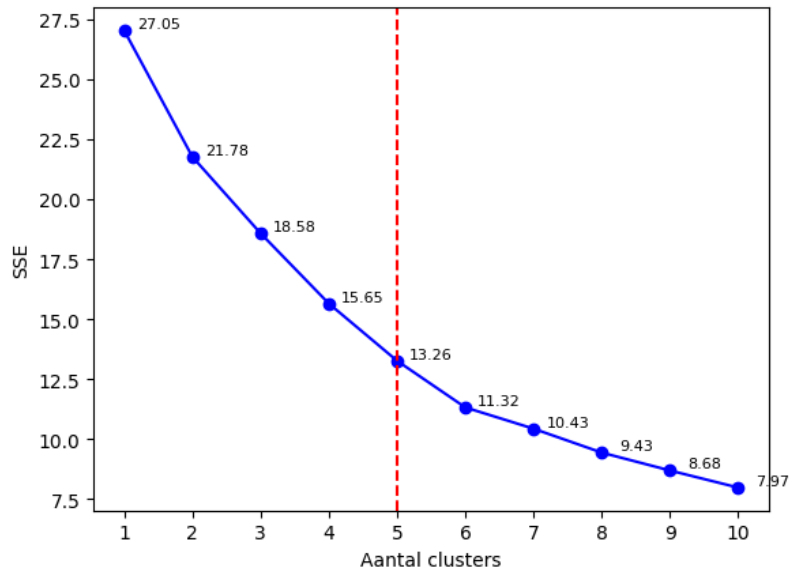
Vervolgens werd nagegaan of één of meerdere van de parameters van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel een correlatie vertoont met de cumulatieve voederopname van de biggen doorheen een proefperiode. Dit gebeurde opnieuw door het berekenen van de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten. Deze werden via een histogram met heatmap gevisualiseerd (zie Figuur 19). Enkel voor parameters Wf, k en b werd een significante correlatie vastgesteld met de cumulatieve voederopname. Deze correlaties waren respectievelijk -0,17; 0,19 en -0,16. Deze correlaties zijn echter zwak.



Figuur 19: Voorstelling van de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten tussen de verschillende parameters van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel (Wf, W0, k, n, b, A1, A2, T1, T2, phi1, phi2, n = 278) enerzijds, en de cumulatieve voederopname doorheen de proefperiode anderzijds, aan de hand van staafdiagrammen waarop een heatmap werd toegepast. Rode kleuren komen overeen met positieve correlaties, terwijl blauwe kleuren overeen komen met negatieve correlaties. Hoe donkerder de kleur, hoe sterker de correlatie. De cijfers die weergegeven worden bij de balken van de histogrammen zijn de exacte waarden van de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten. Een asterisk duidt significante correlaties aan ($p < 0,05$).

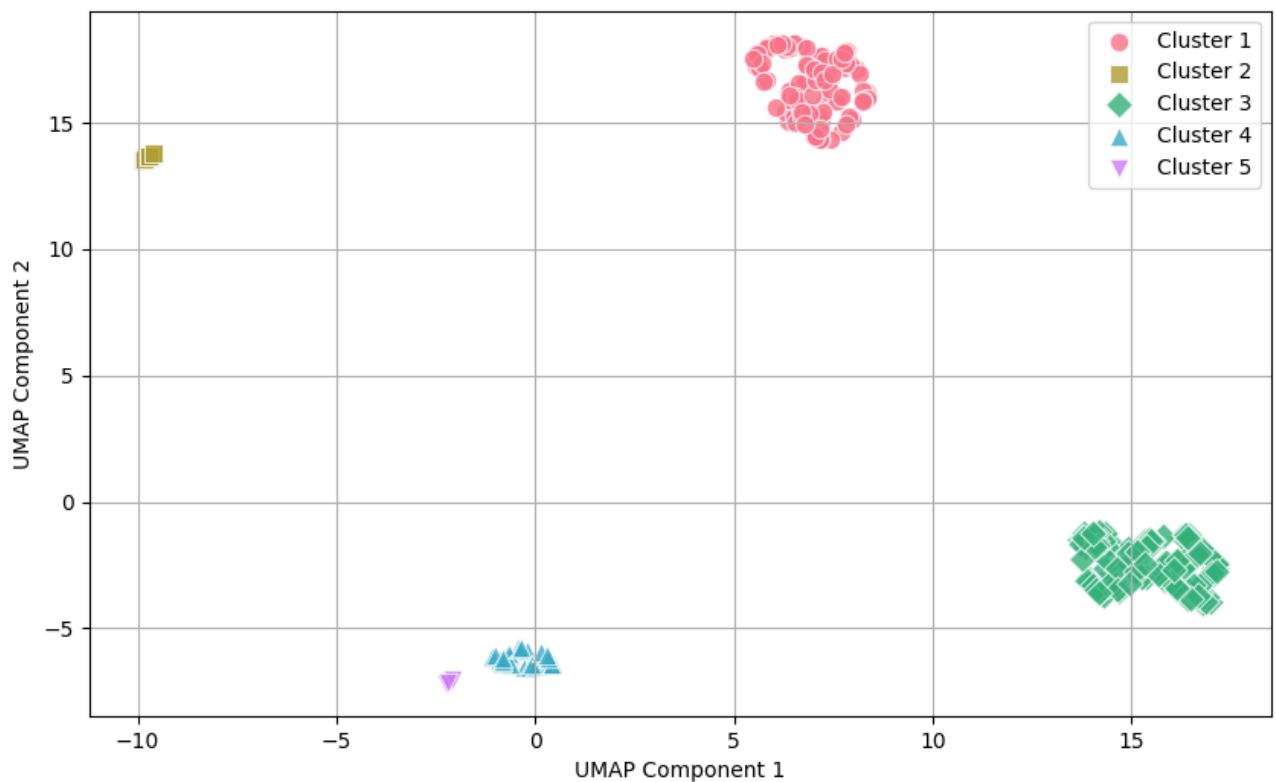
3.2.7 Clusteranalyse

Omdat het gewenst is na te gaan of biggen kunnen ingedeeld worden in groepen volgens hun voederopnamepatroon, werd een clusteranalyse uitgevoerd. Vooraleer deze clusteranalyse werd uitgevoerd, werden de parameterwaardes geschaald met de MinMaxScaler schalingsmethode. Vervolgens werd het optimaal aantal groepen bepaald met de Kneelocator functie zoals beschreven in Sectie 2.6.7. Het vastgestelde optimum was 5 groepen (zie Figuur 20).



Figuur 20: Bepaling van het optimale aantal clusters door toepassing van de Kneelocator functie voor 1 tot en met 10 aantal clusters. Het elleboogpunt (= optimale aantal clusters = 5) wordt aangeduid met een rode stippellijn.

Hieronder in Figuur 21 worden de verschillende groepen gevisualiseerd met behulp van UMAP na toepassing van K-Means clustering. Het aantal biggen dat zich bevindt in Cluster/groepen 1 tot en met 5 is respectievelijk 112, 13, 112, 32 en 9.



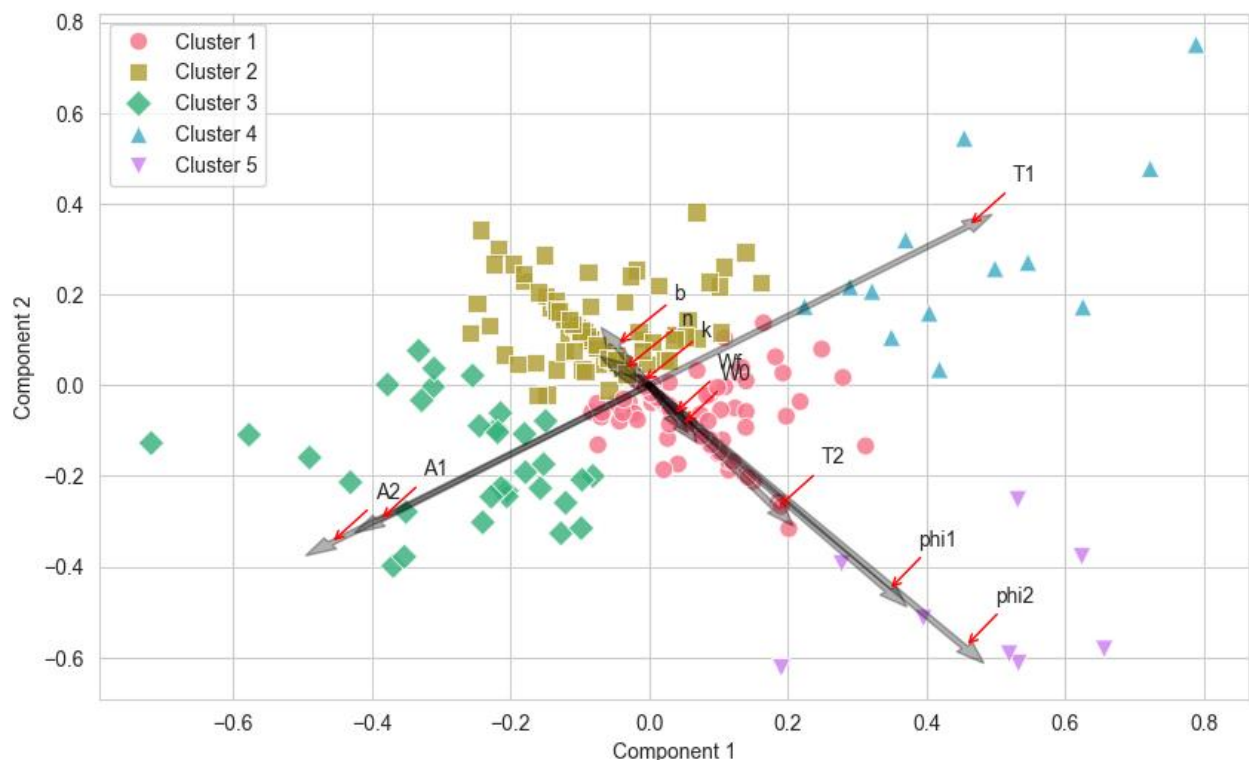
Figuur 21: Visuele voorstelling van de 5 biggengroepen na toepassing van K-Means clustering. De visualisatie gebeurde aan de hand van UMAP ($n = 278$; $n_{cluster 1} = 112$; $n_{cluster 2} = 13$; $n_{cluster 3} = 112$; $n_{cluster 4} = 32$; $n_{cluster 5} = 9$).

In Tabel 20 worden de gemiddelde waarden van de parameters voor elke biggengroep weergegeven, evenals de waarden voor elke UMAP-component. Vervolgens is een Kruskal-Wallis-test uitgevoerd tussen de verschillende groepen, en de resulterende p-waarden zijn ook in Tabel 20 opgenomen. Er werden significante p-waarden gevonden voor de parameters k, n, A1, A2, T1, T2, phi1 en phi2. Voor deze parameters werd een post-hoc Dunn's test uitgevoerd om paren van groepen met significante verschillen te identificeren. De post-hoc superscripts, die aangeven welke groepen significant van elkaar verschillen voor een bepaalde parameter, worden ook in de tabel vermeld. Hierbij is het voornamelijk belangrijk om te kijken naar de significante verschillen tussen groepen 1 en 3 (de twee grote groepen van 112 biggen). Deze groepen vertonen een significant verschil in de waarden voor parameters k, T2, phi1 en phi2. Ook voor de andere groepen (2, 4 en 5) wordt doorgaans een significant verschil gevonden met groepen 1 en 3 voor de parameters T2, phi1 en phi2. Deze parameters blijken dan ook het belangrijkste om de biggen in te delen in groepen volgens hun voederopnamepatronen.

Tabel 20: Gemiddelde waarden en SEM (standard error of the mean) voor elke parameter van het gecombineerde Weibull en bimodale sinusmodel voor elke biggengroep (n = 278; n_{cluster 1} = 112; n_{cluster 2} = 13; n_{cluster 3} = 112; n_{cluster 4} = 32; n_{cluster 5} = 9). De gemiddelde waarde van de twee UMAP componenten wordt ook gegeven voor elke groep. De resulterende p-waarden van de Kruskal-Wallis analyse tussen de verschillende groepen worden eveneens weergegeven in de laatste kolom. Een asterisk duidt significante p-waarden aan (p < 0,05). Voor parameters waarbij een significant verschil werd vastgesteld tussen de groepen met behulp van de Kruskal-Wallis test (k, n, A1, A2, T1, T2, phi1 en phi2) werd een Dunn's test uitgevoerd. De post-hoc superscripts worden in de tabel meegegeven.

Groep	1	2	3	4	5	SEM	p-waarde
Clustergrootte							
n _{cluster}	112	13	112	32	9	-	-
Modelparameters							
Wf	0,460	0,466	0,473	0,466	0,491	0,004	0,484
W0	0,558	0,574	0,582	0,574	0,604	0,004	0,936
k	0,012 ^a	0,001 ^{ab}	0,001 ^c	0,001 ^{abc}	0,001 ^c	0,004	0,046*
n	0,437 ^a	0,427 ^{abc}	0,419 ^{ac}	0,436 ^{ab}	0,405 ^d	0,004	0,020*
b	0,442	0,426	0,418	0,426	0,396	0,004	0,977
A1	0,618 ^{bc}	0,314 ^d	0,622 ^b	0,806 ^a	0,592 ^{bc}	0,006	< 0,001*
A2	0,618 ^{bc}	0,314 ^d	0,622 ^b	0,806 ^a	0,592 ^{bc}	0,006	< 0,001*
T1	0,382 ^{bc}	0,686 ^a	0,378 ^{bc}	0,194 ^d	0,408 ^{ab}	0,006	< 0,001*
T2	0,466 ^d	0,566 ^{abc}	0,587 ^{ab}	0,528 ^{ac}	0,596 ^a	0,006	< 0,001*
phi1	0,230 ^d	0,321 ^{bc}	0,329 ^b	0,278 ^c	0,755 ^a	0,007	< 0,001*
phi2	0,181 ^d	0,311 ^{bc}	0,329 ^{ab}	0,247 ^c	0,741 ^a	0,008	< 0,001*
UMAP-resultaten							
UMAP_1	6,977	-9,745	15,457	-0,285	-2,159	0,422	-
UMAP_2	16,478	13,631	-2,498	-6,223	-7,108	0,598	-

Nadat een PCA analyse uitgevoerd werd, werd een gelijkaardige groepsindeling bekomen. Deze wordt hieronder in Figuur 22 gevisualiseerd. De groepsindeling (Cluster 1 tot en met 5) werd bekomen via K-Means clustering. Cluster 1 tot en met 5 bevatten respectievelijk 114, 111, 32, 13 en 8 biggen. Vervolgens werd onderzocht hoeveel van de totale variantie in voederopnamepatronen tussen de biggen kon worden verklaard door deze twee PCA-componenten. De eerste component verklaarde 37,8% van de totale variantie, terwijl de tweede component goed was voor 29,9%. Samen kunnen deze componenten dus 67,7% van de totale variantie tussen de biggen verklaren. Uit Figuur 22 kan ook worden afgeleid op basis van welke parameters de individuele biggen werden toegewezen tot een groep. Parameters A1 en A2 blijken een tegenovergesteld effect te hebben ten opzichte van parameter T1. Deze parameters zijn daarom verantwoordelijk voor de vorming van clusters 3 en 4. Parameters T2, phi1 en phi2 lijken verantwoordelijk voor de vorming van cluster 5. Daarnaast hebben parameters Wf, WO, k, n en b ook een bijdrage in deze as.



Figuur 22: Visualisatie van de twee eerste principale componenten na toepassing van een PCA analyse op de parameterwaarden van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel voor elke big ($n = 278$). De clusterindeling (cluster 1 tot en met 5) werd bekomen via K-Means clustering ($n = 278$; $n_{cluster 1} = 114$; $n_{cluster 2} = 111$; $n_{cluster 3} = 32$; $n_{cluster 4} = 13$; $n_{cluster 5} = 8$). De pijlen geven de richting aan waarin de verschillende parameters de resultaten beïnvloeden, waarbij de lengte van de pijl overeenkomt met de omvang van het effect.

4 DISCUSSIE

4.1 Modelvorm en prestatie ten opzichte van andere modellen

Aangezien voederpatronen een indicator zijn van dierengezondheid, -welzijn en dierprestaties, is het belangrijk om een beter inzicht te krijgen in de variatie in voederopnamepatronen die voorkomen tussen biggen. In dit onderzoek werd een basiscomponent gedetecteerd in de voederopnamepatronen van alle biggen, namelijk een opwaartse trend in voederopname doorheen de groeifase. Deze component kon beschreven worden aan de hand van een klassiek groeiemodel. Bovendien was er een dagelijks terugkerend (circadiaans) patroon te zien in de voederopname van de verschillende biggen. Dit uitte zich in een kleine piek in voederopname in de voormiddag gevolgd door een grote piek in voederopname gedurende de namiddag. Niet alle biggen vertoonden echter deze twee pieken, en dit patroon trad ook niet elke dag op. Door het opstellen van samengestelde functies, namelijk een klassiek groeiemodel waaraan een bimodale/biharmonische sinusfunctie werd toegevoegd, kon ook dit circadiaans patroon worden vastgelegd. Op basis van visualisaties van de modellen en verschillende modelprestatieparameters, kon het samengestelde Weibull (klassiek groeiemodel) en bimodale sinusmodel geselecteerd worden als meest geschikte model om de voederopnamedata te voorspellen. Hierbij is het belangrijk te vermelden dat andere klassieke groei modellen (zoals het Gompertz en Logistisch model) gelijkaardige modelprestaties vertoonden (zie Tabellen 16, 17 en 18). De keuze van het klassieke groeiemodel als basiscomponent speelde dus een beperkte rol in de analyse.

In een studie van Bus et al. (2023) werden de voederopnamegegevens van biggen, voortkomend uit een kruising tussen een Topigs Norsvin zeug en een Piétrain beer, vastgelegd. Deze biggen werden gevoerd via elektronische voederstations, waardoor hun voederopnamebezoeken (tijdstip, duur, frequentie en hoeveelheid voederopname) geregistreerd konden worden. De monitoring begon op een leeftijd van 10 weken en duurde 83 dagen. De biggen waren verdeeld over 10 hokken, met elk 11 biggen per hok. De proefopzet was dus vergelijkbaar met deze uit dit onderzoek, maar richtte zich op oudere biggen. In het huidige onderzoek waren de biggen bij aankomst namelijk slechts 28 dagen oud en duurde de proefperiode slechts 42 dagen. Met behulp van wavelet-analyse konden herhalingen in de voederopname worden gedetecteerd met een frequentie van 24 uur. Deze studie bevestigde dus dat biggen een circadiaans ritme vertonen in hun voederopnamepatronen. Dit circadiaanse ritme werd echter slechts op 58% van de dagen tijdens de proefperiode waargenomen, met een hogere frequentie aan het einde van de proefperiode. Bus et al. (2023) concludeerden hieruit dat het circadiaanse ritme wordt beïnvloed door de leeftijd en duidelijker tot uiting komt op latere leeftijd. Aangezien in het onderzoek van deze thesis met een kortere proefperiode en jongere biggen wordt gewerkt, kan dit een mogelijke verklaring zijn waarom niet alle biggen elke dag een circadiaans voederopnamepatroon vertonen. In de studie van Bus et al. (2023) aten biggen zonder duidelijk circadiaans ritme meer tijdens de nacht. Hieruit werd geconcludeerd dat dominante biggen makkelijker tijd kunnen doorbrengen bij het voederstation en daardoor volgens een circadiaans ritme kunnen eten. Biggen met een lagere rang moesten meer 's nachts eten, wanneer de dominante biggen niet eten, waardoor zij minder een circadiaans ritme vertoonden. Naarmate de biggen ouder werden, werd het dag-nacht patroon consistent. Gedurende een dag werden voederopnamepatronen gedetecteerd via gegeneraliseerde additieve modellen. Net als in deze studie werd een kleine piek in de voederopname waargenomen in de voormiddag, gevolgd door een grotere piek in de namiddag. Er werden echter verschillende types van voederopnamepatronen vastgesteld: sommige biggen aten geconcentreerd op specifieke tijdstippen van de dag (hoge en smalle pieken), terwijl andere biggen hun voederopname meer verspreiden over de dag (lage en brede pieken) met meer bezoeken aan het voederstation gedurende de nacht.

In een studie van Van De Putte et al. (onder review) werd onderzoek gedaan de tijdsbesteding gerelateerd aan eten, en dit bij 288 biggen die op een leeftijd van 22 dagen werden gespeend en gedurende de eerste 3 dagen na spenen werden gemonitord aan de hand van camera's. Met behulp van het onderstaande model konden de voederopnamepatronen van deze biggen worden beschreven.

$$Y(t) = \alpha + \beta_0 \times t + \beta_1 \times \cos(2\pi \times f_{\text{circ}} \times t) + \beta_2 \times \cos(4\pi \times f_{\text{circ}} \times t)$$

Ter vergelijking wordt hieronder het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel van dit onderzoek weergegeven.

$$Y(t) = b + Wf - (Wf - W_0) * e^{-(k*t)^n} + A1 * \sin\left(\frac{2\pi}{T1} * t + \text{phi1}\right) + A2 * \sin\left(\frac{2\pi}{T2} * t + \text{phi2}\right)$$

In beide vergelijkingen stelt t de tijd (in uren) voor na spenen. De lineaire term $\beta_0 \times t$ en de Weibull functie $(Wf - (Wf - W_0) * e^{-(k*t)^n})$ verklaren de algemene stijgende trend in voederopname doorheen de tijd. De parameters a en b vertegenwoordigen beide een constante offset. f_{circ} werd ingesteld op 1/24 cycli per uur, wat overeenkomt met de primaire circadiaanse frequentie, terwijl de tweede harmonische component een frequentie van 1/12 cycli per uur heeft. In dit onderzoek werd een gemiddelde T2 waarde van 24 uur vastgesteld, wat overeenkomt met de primaire circadiaanse frequentie ($f_{circ} = 1/T2$). De twee modellen vertonen een vergelijkbare opzet, en beide experimenten tonen een circadiaans ritme aan in de voederopname van de biggen. In het onderzoek van Van De Putte et al. (onder review) wordt gesproken van een biharmonisch circadiaans voederpatroon, waarbij twee dalen per dag werden gedetecteerd in de voederopname, namelijk rond middernacht en om 12 uur 's middags.

In dit onderzoek werden de voederopnamedata per uur gesommeerd waarna een rolling window functie met een tijdsvenster van 6 uur op de data werd toegepast. Nadien werden de verschillende modellen op deze data toegepast. Hierbij werd dus geen rekening gehouden met de lengte van een voederbezoek, de frequentie van bezoeken, de lengte van de intervallen tussen twee bezoeken en het gedrag van biggen tijdens deze intervallen. De studie van Bus et al. (2024) benadrukt nochtans het belang van het kiezen van een maaltijd criterium aan de hand van de intervallengte tussen twee voederbezoeken. Bij deze studie werd een driedelige kansdichtheidsfunctie (2 Gaussiaanse en 1 Weibull functie) toegepast op het logaritme van de intervallen. Korte intervallen (≤ 1 min) weerspiegelden onderbrekingen in eten via rechtstaan (bv. kauwen buiten de voederbak, met verhoogde waakzaamheid voor andere biggen, verdediging tegen verjagen) en hokverkenning (bv. wroeten, zoeken naar pellets). Tusseliggende intervallen ($1 \text{ min} < x < 28 \text{ min}$) werden gekenmerkt door niet-voedergedrag, zoals belly-nosing, drinken, maar voornamelijk inactief neerliggen. Korte intervallen weerspiegelen dan ook voortdurende voedergerichte gedragingen, terwijl tusseliggende intervallen duiden op voltooide voederbeurten. Bus et al. (2024) concludeerden hieruit dat bezoeken die gescheiden worden door korte intervallen, samengevoegd moeten worden tot een maaltijd. Dit maaltijd criterium zou kunnen worden nagegaan in vervolgonderzoek en toegepast worden om voederopnamedata te gaan samenvoegen tot maaltijden (in plaats van te sommeren per uur).

4.2 Verbanden tussen de modelparameters

Nadat de parameters van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel voor elke big waren berekend, is er onderzoek gedaan naar mogelijke correlaties tussen deze parameters, aan de hand van Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten.

Uit de correlatieanalyse (Figuur 18) is gebleken dat er een perfecte positieve correlatie (Spearman $r = 1$, $p = 0$) bestaat tussen de amplitudes van de twee sinuscomponenten. Daarnaast blijkt dat ook de gemiddelde waarden voor deze twee parameters perfect overeenkomen voor elk van de clusters, namelijk $A1 = 0,618 = A2$ voor bijvoorbeeld cluster 1 (Tabel 20). Dit impliceert dat $A1 = A2$ en dat in het model zou kunnen overgestapt worden op één parameter A . Ook voor de faseverschuivingen van de twee sinuscomponenten (ϕ_1 en ϕ_2) werd een zeer sterk positieve correlatie gevonden ($r = 0,92$; $p < 0,001$). Zowel de amplitudes als de faseverschuivingen van de twee sinuscomponenten zullen dus een gelijk patroon vertonen. Het is dus waarschijnlijk dat deze 4 parameters door dezelfde onderliggende mechanismen beïnvloed worden.

Daarentegen werd een sterk tot bijna perfect negatieve correlatie gevonden tussen $T1$ en $A1$ ($r = -0,97$); $T1$ en $A2$ ($r = -0,97$); W_0 en b ($r = -0,87$). W_0 en b zijn twee parameters met een gelijkaardige betekenis. W_0 vertegenwoordigt namelijk de initiële gemiddelde voederopname (in g) van het klassieke Weibull groeimodel, terwijl b de constante offset van het bimodale sinusmodel weergeeft. Beide parameters geven dus het startpunt van één component weer van de samengestelde functie en vertonen een sterk negatieve correlatie omwille van het functionele verband. Indien een big een hoge initiële voederopname heeft (hoge W_0), zal de sinusfunctie al op een hoog niveau van start gaan, waardoor de noodzaak voor een constante offset laag wordt (lage b). Daarentegen zal bij een lage initiële voederopname (lage W_0), de noodzaak voor een hogere b waarde (of verticale verschuiving) hoger zijn.

Tussen parameter T1 en A1/A2 werd een sterk negatieve correlatie ($r = -0,97$; $p < 0,001$) vastgesteld. Er zou verondersteld kunnen worden dat er dan ook een sterke negatieve correlatie zou bestaan tussen parameter T2 enerzijds en parameters A1/A2 anderzijds. Beide parameters (T1 en T2) hebben namelijk een gelijkaardige betekenis (de periode van de eerste en tweede sinuscomponent respectievelijk). Echter werd een zeer zwakke correlatie ($r = -0,06$; $p = 0,282$) vastgesteld tussen parameters T2 en A1/A2. De verklaring hiervoor kan worden gevonden in de betekenis van de parameters. Parameter T2 vertegenwoordigt de periode van het dagdagelijks terugkerende patroon of dus circadiaans patroon. Dit ligt rond de 24 uur voor alle biggen en is dus redelijk constant (zie Figuur 17, mediaan ligt rond de 24 uur). Omdat het ongeveer een constante is, is er een zwakke correlatie met parameters A1 en A2 die wel sterk wijzigen in functie van de tijd. Daarentegen vertegenwoordigt parameter T1 de periode van de eerste sinuscomponent of dus de periode van een terugkerend patroon binnen een dag. Op deze parameter zit er een spreiding tussen de -6,66 en 11,34 met een mediaan van 0 (zie Figuur 17). Terwijl biggen dus allemaal een gelijkaardige T2 waarde hebben, treden er grote verschillen op in de waarde voor parameter T1. Alle biggen vertonen dus een gelijkaardig dagdagelijks patroon, maar binnen die dag kunnen verschillende voederopnamepatronen onderscheiden worden. Biggen die een T1 waarde gelijk aan nul hebben, vertonen geen duidelijk vast te stellen korte termijn patroon binnen een dag in de trainingsdata. Daarentegen zullen biggen met hoge en lage waarden van T1 een duidelijker patroon met twee pieken per dag vertonen. De mediaan van parameter T1 ligt rond 0 (zie Figuur 17), maar de spreiding voor deze parameter is veel groter (dus meer extremen) bij de biggen uit proef 3 ten opzichte van de biggen uit proeven 1 en 2. Dit kan verklaard worden door het feit dat er meer systeemfalen optrad gedurende proeven 1 en 2 waardoor de voederopname niet altijd correct geregistreerd werd en er ook data tekort was. Hierdoor zijn de dubbele pieken in de voederopname (trainingsdata) gedurende een dag moeilijk of niet vast te stellen. Bij de biggen uit proef 3 komt dit wel duidelijker naar voren. Mogelijks zou de spreiding van deze parameter dus groter worden (meer biggen die dubbele pieken vertonen in hun dagelijks voederopnamepatroon) indien data van meer biggen beschikbaar zou zijn zonder systeemfalen. Een langere periode (hogere T1 waarde), betekent dat er minder sinusgolven zullen voorkomen (lagere frequentie). Deze lagere frequentie zal ertoe leiden dat de golven minder uitgesproken zijn en dus een lagere amplitude (A1) vertonen. Aangezien A1 en A2 een perfect lineaire positieve relatie vertonen en T1 en A1 een sterk negatieve correlatie vertonen, zullen T1 en A2 ook een sterk negatieve correlatie vertonen.

Er werd een sterk positieve relatie vastgesteld ($r = 0,58$; $p < 0,001$) tussen parameters k en n. Parameter k is de voederopnamesnelheidscoëfficiënt die de helling van de curve bepaalt en parameter n is een vormparameter die het buigpunt van de curve bepaalt. De sterk positieve correlatie tussen beide parameters toont aan dat een hogere k-waarde (voederopnamesnelheidscoëfficiënt), leidt tot een steilere curve, waarbij het buigpunt vroeger optreedt.

Voor de correlaties tussen T2 en ϕ_1 ; T2 en ϕ_2 werd ook een positieve correlatie vastgesteld ($r = 0,45$ en $r = 0,56$ respectievelijk; $p < 0,001$), maar deze was sterker in proef 3 ($r = 0,59$ en $r = 0,65$ respectievelijk) dan bij proeven 1 en 2 (proef 1: $r = 0,32$ en $r = 0,44$ respectievelijk; proef 2: $r = 0,35$ en $r = 0,50$ respectievelijk). Een langere periode van de tweede sinuscomponent (hogere T2 waarde), kan dus een grotere faseverschuiving van de twee sinuscomponenten veroorzaken. Echter is de sterkte van deze correlatie matig, waardoor het mogelijk is dat andere variabelen (zoals ruis) de relatie tussen T2 en ϕ_1/ϕ_2 beïnvloeden.

4.3 Verband tussen de modelparameters en de cumulatieve voederopname

Nu geweten is welke parameters onderling gecorreleerd zijn, is het ook interessant om na te gaan of bepaalde parameters gecorreleerd zijn met de cumulatieve voederopname van een big doorheen de proefperiode. Daarom werden de Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten berekend tussen de verschillende parameters van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel enerzijds en de totale voederopname van een big doorheen de proefperiode anderzijds (over de proeven heen). In Figuur 19 worden deze Spearman's rangcorrelatiecoëfficiënten voorgesteld aan de hand van een histogram waarop een heatmap werd toegevoegd. Ondanks het feit dat er significante correlaties werden vastgesteld voor parameters W_f , k en b enerzijds en de cumulatieve voederopname anderzijds, waren deze correlaties zeer zwak (-0,17; 0,19 en -0,16 respectievelijk). Hieruit kan worden geconcludeerd dat individuele parameters geen goede voorspelling kunnen opleveren van de cumulatieve voederopname doorheen de volledige proefperiode. Parametercombinaties zijn nodig om de cumulatieve voederopname te voorspellen. Hierin spelen de Weibull parameters een grotere rol dan de bimodale sinus parameters.

4.4 Identificeren van voederopnamepatronen

Via K-Means clustering met UMAP-visualisatie werden de biggen in 5 groepen verdeeld. Een Kruskal-Wallis test toonde significante verschillen aan tussen de waarden van de parameters k , n , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_{i1} en ϕ_{i2} voor de verschillende groepen. De post-hoc Dunn's test benadrukte dat de grotere groepen van biggen, wat het merendeel vertegenwoordigde, vooral verschilden in waarden voor parameters k , T_2 , ϕ_{i1} en ϕ_{i2} .

Een PCA-analyse bevestigde deze groepsindeling en gaf aan dat de eerste component 37,8% van de totale variantie in voederopnamepatronen verklaarde, terwijl de tweede component 29,9% verklaarde. Samen verklaarden ze 67,7% van de totale variantie, maar er waren nog subtiele patronen die niet werden opgevangen.

Figuur 22, de visualisatie van deze twee principale componenten, illustreerde dat parameters A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_{i1} en ϕ_{i2} het grootste effect hadden op deze groepsindeling. Zowel de K-Means + Kruskal-Wallis + Dunn's methode als PCA toonden dus aan dat parameters k , n , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_{i1} en ϕ_{i2} het meest bepalend waren voor het voederopnamepatroon en de groepsindeling van biggen.

Opvallend is dat de parameters van de bimodale sinusfunctie meer invloed hadden op de groepsindeling dan de parameters van het klassieke Weibull groeimodel, zoals aangegeven in Figuur 22 met de grootte van de pijlen. Terwijl het Weibull-model de algemene trend van de voederopnamedata beschreef, namelijk een stijging in voederopname in de loop van de tijd, vertegenwoordigde de bimodale sinusfunctie het dagelijkse terugkerende patroon in de voederopname. Deze bevindingen benadrukken dat alle biggen een vergelijkbare algemene trend in hun voederopname vertonen, waarbij slechts enkele clusters significante verschillen laten zien in de parameterwaarden van het Weibull-model. Daarentegen werden significante verschillen waargenomen tussen alle parameters (behalve parameter b) van de bimodale sinusfunctie, wat wijst op duidelijke verschillen tussen biggen in hun voederopnamepatronen binnen een dag (korte periode).

4.5 Suggesties voor vervolgonderzoek

Bij het uitvoeren van de analyses (berekenen van de correlaties en clusteranalyses) werd niet nagegaan hoe groot het effect is van outliers van parameterwaarden. In vervolg onderzoek zou het gunstig zijn dit effect te kwantificeren. De MinMaxScaler die gebruikt werd voorafgaand van de clusteranalyse is bijvoorbeeld gevoelig voor outliers. Indien dit effect significant is, zou kunnen overwogen worden outliers (bv. bepaalde biggen) te verwijderen.

In dit onderzoek werd gekozen om K-Means clustering te gebruiken voor de clusteranalyse. Echter bestaan er nog andere clustermogelijkheden zoals Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN). DBSCAN heeft als voordelen dat de indelingsmethode niet beïnvloedt wordt door outliers. Daarnaast kan deze methode ook clusters/groepen identificeren van niet-sferische vormen. Echter zijn er ook nadelen verbonden aan deze methode, namelijk DBSCAN is moeilijk toepasbaar voor hoogdimensionele ruimtes. Bovendien heeft deze methode moeilijkheden om clusters te identificeren met verschillende dichtheden. Omdat in dit onderzoek gewerkt wordt met een 11 dimensionele ruimte (11 parameters), werd gekozen om met K-Means clustering verder te werken. Echter heeft ook K-Means clustering nadelen. Zo is dit algoritme bijvoorbeeld niet-deterministisch (en DBSCAN wel deterministisch), waardoor meerdere resultaten bekomen kunnen worden afhankelijk van de startpunten. Door het algoritme 50 keer te doorlopen en de uitkomst te nemen met de laagste SSE waarde werd dit nadeel echter voorkomen. Ook deze methode kent moeilijkheden in het omgaan met verschillende cluster dichtheden. Clusters met complexe vormen zijn bovendien moeilijk met deze methode te identificeren. Voor een vervolgonderzoek zou het dus interessant zijn om clusteranalyses uit te voeren met DBSCAN en deze vergelijken met de bekomen clusteranalyses uitgevoerd met K-Means clustering (Arvai, 2020).

Het aantal groepen waarin de biggen moeten worden onderverdeeld (op basis van hun voederopnamedata), werd in dit onderzoek bepaald aan de hand van de Kneelocator functie, die gebaseerd is op de SSE. Hierbij werd een optimum bekomen van 5 groepen. Echter, bij het bekijken van de visualisaties aan de hand van UMAP en PCA (Figuren 20 en 21) worden telkens 2 grote groepen geïdentificeerd, elk met ongeveer 112 biggen, en 3 kleinere groepen met 8 tot 32 biggen per groep. Dit betekent dat 80% van de biggen in 2 groepen kunnen worden ingedeeld, terwijl de overige 20% in 3 kleine groepen worden ondergebracht. Dit doet de vraag rijzen of het optimaal aantal clusters van 5 wel gewenst is en of het optimale aantal clusters voor de indeling van de biggen mogelijks kan worden teruggebracht naar bijvoorbeeld 3 (bv. 2 groepen met gezonde biggen maar verschil in voederopnamepatronen en één groep met zieke dieren). Een mogelijkheid zou zijn om het optimaal aantal clusters te bepalen aan de hand van een andere methode, zoals de silhouette coëfficiënt (met behulp van de silhouette_score functie van de sklearn.metrics bibliotheek). Deze coëfficiënt is een maat voor clustercohesie en -scheiding en kwantificeert hoe goed een datapunt in de toegewezen cluster past op basis van de afstand van dit datapunt tot andere datapunten in dezelfde en de andere clusters. De silhouette coëfficiënt neemt waarden aan gaande van -1 tot en met 1, waarbij hogere waarden aangeven dat datapunten dichter bij hun toegewezen cluster liggen dan bij andere clusters. Door het toepassen van deze functie voor een verschillend aantal clusters (bijvoorbeeld van 2 tot en met 10 met een for-loop), kunnen de bekomen silhouette coëfficiënten vergeleken worden. Het optimale aantal clusters wordt dan gedefinieerd als het aantal met de hoogste silhouette-coëfficiënt (Arvai, 2020).

In deze proef werd gewerkt met biggen uit een kruising van een Hypor TN70 zeugenlijn en een Piétrain eindbeer. De biggen werden op een leeftijd van 28 dagen gespeend met een gemiddeld speengewicht van 7,2 kg en werden gevoederd via een Compident MLP II piglet elektronisch voederstation. Om te evalueren of je kan veralgemenen dat biggen op Vlaamse varkensbedrijven (of daarbuiten) in 5 groepen kunnen worden ingedeeld, moeten vergelijkbare analyses uitgevoerd worden op andere datasets. Hierbij moet de relatie tussen de geïdentificeerde clusters en verschillende factoren waaronder speenleeftijd, -gewicht, gezondheid (diarree incidentie), stress en type van voedersysteem worden nagegaan om inzicht te krijgen in de potentiële oorzaken van variabiliteit in voederopnamepatronen.

Uit de analyse van de correlaties tussen de cumulatieve voederopname en de modelparameters kwamen zwakke correlaties naar voren. Desondanks bleken de Weibull-parameters meer invloed te hebben dan de parameters van de bimodale sinusfunctie. In vervolgonderzoek zouden verschillende combinaties van (Weibull-)parameters kunnen worden onderzocht om hun effect op de voorspelling van de cumulatieve voederopname te bepalen.

In dit onderzoek werden de biggen gegroepeerd op basis van de resulterende parameterwaarden na het toepassen van het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel op de voederopnamedata (trainingsdata). Daarnaast werden de modelprestaties voor elke big geëvalueerd aan de hand van modelprestatieparameters (MSE, RMSE, R^2 , adjusted R^2 , AIC en BIC). Voor vervolgonderzoek zouden de biggen ook kunnen worden gegroepeerd op basis van deze modelprestatieparameters. Bovendien kunnen de parameterwaarden en modelprestatieparameters per big gecombineerd worden, waarna opnieuw een clusteranalyse kan worden uitgevoerd. Hierbij zou het interessant zijn om de resultaten (groepsindeling) van de 3 clusteranalyses, op basis van parameterwaarden, modelprestatieparameters en de combinatie van parameterwaarden en modelprestatieparameters, met elkaar te vergelijken.

Het toegepaste samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel beschrijft de voederopnamepatronen ervan uitgaande dat de biggen gezond zijn en een normale voederopnamepatronen vertonen. Echter moet worden nagegaan wat moet gedaan worden indien lage waarden gevonden worden voor de modelprestatieparameters bij toepassing van het model op de data van een big. Voor die biggen zou kunnen nagegaan worden of ze ziektesymptomen vertoonden (diarree scores, sterfte gevallen en register met geneeskundige behandelingen en toepassingen van medicatie raadplegen). Het model zou nog verder moeten uitgebreid worden om verstoringen ook te modelleren.

Het koppelen van de wateropname- en gewichtsdata aan de voederopnamedata kan mogelijk helpen in het beter begrijpen van voederopnamepatronen.

5 CONCLUSIE

Na het toepassen van verschillende (enkelvoudige en samengestelde) groei modellen op de voederopnamedata van individuele biggen, bleek het mogelijk om het voederopnamegedrag te modelleren met een samengestelde functie. Hierbij werd als basiscomponent de Weibull-verdeling gekozen, ondanks het feit dat andere klassieke groei modellen (Logistisch en Gompertz) eenzelfde modelprestatie vertoonden. Hieruit kan worden geconcludeerd dat de keuze van de basiscomponent een beperkte rol heeft gespeeld. De bimodale sinusfunctie werd geselecteerd als meest geschikte functie om de circadiaanse component te voorspellen. Het samengestelde Weibull en bimodale sinusmodel heeft 11 parameters: W_f , W_0 , k , n (parameters Weibull functie) en b , A_1 , A_2 , T_1 , T_2 , ϕ_1 en ϕ_2 (parameters bimodale sinusfunctie). W_f en W_0 vertegenwoordigen de asymptotische en initiële gemiddelde voederopname respectievelijk. De voederopnamesnelheidscoëfficiënt, k , geeft aan hoe snel de voederopname stijgt in de loop van de tijd. n is de vormparameter die het buigpunt van de curve bepaalt. De constante offset, b , bepaalt de verticale verschuiving van de curve, terwijl A_1 en A_2 de maximale uitwijkingen van respectievelijk de eerste en tweede sinuscomponenten vertegenwoordigen. T_1 en T_2 geven de periodes van de sinuscomponenten weer, wat bepaalt hoelang deze een cyclus doorlopen. De laatste twee parameters, ϕ_1 en ϕ_2 , geven de faseverschuivingen van de sinusgolven weer. Uit de perfect positieve correlatie en gelijke gemiddelde waarden van parameters A_1 en A_2 voor de verschillende clusters, kan worden geconcludeerd dat een parameter weggelaten kan worden uit het model en verder gewerkt kan worden met $A = A_1 = A_2$. Verder werd een bijna perfecte negatieve correlatie gevonden tussen de periode van de eerste sinuscomponent (T_1) en parameters A_1 en A_2 . Voor de faseverschuivingen van de twee sinuscomponenten (ϕ_1 en ϕ_2) wordt een sterk positieve correlatie vastgesteld ($r = 0,92$). Ook parameters k en n vertonen een sterk positieve correlatie ($r = 0,58$). De initiële gemiddelde voederopname (W_0) en de constante offset (b) hebben daarentegen een sterk negatieve correlatie ($r = -0,87$). De verschillende gevonden correlaties tussen parameters scheidt de verwachting dat er bepaalde patronen zijn in voederopname bij gespeende biggen. Vooral de parameters van de basiscomponent van het model, maar ook parameter b van de circadiaanse component, vertonen de hoogste (maar nog steeds zwakke tot matige) correlatie met de cumulatieve voederopname. Mogelijks zouden combinaties van de parameters van de basiscomponent tot een sterkere correlatie kunnen leiden en daarmee een grotere voorspellende waarde hebben voor de cumulatieve voederopname. Het is mogelijk om op basis van de modelparameters dieren in clusters onder te verdelen die duidelijk een verschillend voederopnamepatroon hebben. Hierbij hadden de parameters van de bimodale sinusfunctie meer invloed op de groepsindeling dan de parameters van het klassieke Weibull groei model. Hieruit kan worden afgeleid dat alle biggen een vergelijkbare algemene opwaartse trend vertonen in hun voederopname, terwijl er duidelijke verschillen zijn tussen biggen in hun voederopnamepatronen binnen een dag, waardoor ze in groepen kunnen ingedeeld worden. Een PCA-analyse toonde aan dat 67,7% van de variantie in voederopnamepatronen tussen de biggen verklaard kan worden door twee PCA-componenten (37,8% door de eerste component en 29,9% door de twee component). Dit onderzoek toont aan dat het geselecteerde model meer inzicht verschaft in de verschillende voederopnamepatronen bij biggen, waardoor ze kunnen worden ingedeeld in groepen op basis van deze patronen. Verdere analyse naar de oorsprong van deze verschillen is nodig.

REFERENTIES

- Abdi, H. (2010). Partial least squares regression and projection on latent structure regression (PLS Regression). *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics*, 2(1), 97-106.
- Amcra. (2021). Advies 'Maatregelen voor een verantwoord antibioticumgebruik bij groepsbehandeling van varkens'. Geraadpleegd van <https://www.amcra.be/nl/adviezen-en-wetgeving/>
- Andretta, I., Hauschild, L., Kipper, M., Pires, P. G. S., & Pomar, C. (2018). Environmental impacts of precision feeding programs applied in pig production. *Animal*, 12(9), 1990-1998. doi:10.1017/s1751731117003159
- Andretta, I., Pomar, C., Rivest, J., Pomar, J., Lovatto, P. A., & Neto, J. R. (2014). The impact of feeding growing-finishing pigs with daily tailored diets using precision feeding techniques on animal performance, nutrient utilization, and body and carcass composition. *Journal of Animal Science*, 92(9), 3925-3936. doi:10.2527/jas.2014-7643
- Andretta, I., Pomar, C., Rivest, J., Pomar, J., & Radünz, J. (2016). Precision feeding can significantly reduce lysine intake and nitrogen excretion without compromising the performance of growing pigs. *Animal*, 10(7), 1137-1147. doi:10.1017/s1751731115003067
- Arvai, K. (2020). K-Means Clustering in Python: A Practical Guide. *Real Python*. <https://realpython.com/k-means-clustering-python/>
- Asserva. (z.d.-a). Materneo - Pigs feeding systems - Asserva. Geraadpleegd van <https://www.asserva.com/en/livestock/pigs-materneo/>
- Asserva. (z.d.-b). Pig-insight - Pigs feeding systems - Asserva. Geraadpleegd van <https://www.asserva.com/en/livestock/porcs-pig-insight/>
- Barber, J., Brooks, P. H., & Carpenter, J. L. (1989). The effects of water delivery rate on the voluntary food intake, water use and performance of early-weaned pigs from 3 to 6 weeks of age. *BSAP Occasional Publication*, 13, 103-104.
- BelVet-SAC. (2022). Belgian Veterinary Surveillance of Antibacterial Consumption National consumption report 2021. Geraadpleegd van <https://www.amcra.be/nl/antibiotica-en-resistentie/>
- Berckmans, D. (2017). General introduction to precision livestock farming. *Animal Frontiers*, 7(1), 6-11. doi:10.2527/af.2017.0102
- Bigelow, J. A., & Houpt, T. R. (1988). FEEDING AND DRINKING PATTERNS IN YOUNG-PIGS. *Physiology & Behavior*, 43(1), 99-109. doi:10.1016/0031-9384(88)90104-7
- Bruininx, E. M. A. M., Heetkamp, M. J. W., van den Bogaart, A., van der Peet-Schwering, C. M. C., Beynen, A. C., Everts, H., ... Schrama, J. W. (2002). A prolonged photoperiod improves feed intake and energy metabolism of weanling pigs. *Journal of Animal Science*, 80(7), 1736-1745. Retrieved from <Go to ISI>://WOS:000176990500004
- Bruininx, E. M. A. M., & van der Peet-Schwering, C. M. C. (1999). Individual feed intake characteristics of weanling pigs housed in groups. *Res. Rep*(P1), 233.
- Bus, J. D., Boumans, I. J., Engel, J., Te Beest, D. E., Webb, L. E., & Bokkers, E. A. (2023). Circadian rhythms and diurnal patterns in the feed intake behaviour of growing-finishing pigs. *Scientific Reports*, 13(1), 16021.
- Bus, J. D., Boumans, I. J., Webb, L. E., & Bokkers, E. A. (2024). A critical note on meal criteria in pigs: Which behaviours do they perform during feeder visit intervals? *Applied Animal Behaviour Science*, 273, 106219.

- Carbonell, J. G., Michalski, R. S., & Mitchell, T. M. (1983). An overview of machine learning. *Machine learning*, 3-23.
- Curiel-Bernal, M. V., Cisneros-Mata, M. A., Rodríguez-Domínguez, G., Sánchez-Velasco, L., Jiménez-Rosenberg, S. P. A., Parés-Sierra, A., & Aragón-Noriega, E. A. (2023). Modelling Early Growth of *Totoaba macdonaldi* (Teleostei: Sciaenidae) under Laboratory Conditions. *Fishes*, 8(3), 11. doi:10.3390/fishes8030155
- de Jong, I. C., Lambooi, E., Korte, S. M., Blokhuis, H. J., & Koolhaas, J. M. (1999). Mixing induces long-term hyperthermia in growing pigs. *Animal Science*, 69, 601-605. doi:10.1017/s1357729800051456
- Degroote, J., Vergauwen, H., Wang, W., Van Ginneken, C., De Smet, S., & Michiels, J. (2020). Changes of the glutathione redox system during the weaning transition in piglets, in relation to small intestinal morphology and barrier function. *Journal of animal science and biotechnology*, 11(1), 17. doi:10.1186/s40104-020-00440-7
- Dong, G. Z., & Pluske, J. R. (2007). The low feed intake in newly-weaned pigs: Problems and possible solutions. *Asian-Australasian Journal of Animal Sciences*, 20(3), 440-452. doi:10.5713/ajas.2007.440
- Ewaoluwabemiga, E. O., Bee, G., & Kasper, C. (2021). Evaluation of feeding behaviour traits to predict efficiency traits in pigs using partial least square regression. *Animal*, 15(10), 8. doi:10.1016/j.animal.2021.100351
- Fernandes, A. F. A., Dórea, J. R. R., Valente, B. D., Fitzgerald, R., Herring, W., & Rosa, G. J. M. (2020). Comparison of data analytics strategies in computer vision systems to predict pig body composition traits from 3D images. *Journal of Animal Science*, 98(8), 9. doi:10.1093/jas/skaa250
- Ferrari, S., Silva, M., Guarino, M., Aerts, J. M., & Berckmans, D. (2008). Cough sound analysis to identify respiratory infection in pigs. *Computers and Electronics in Agriculture*, 64(2), 318-325. doi:10.1016/j.compag.2008.07.003
- Gaillard, C., Brossard, L., & Dourmad, J. Y. (2020). Improvement of feed and nutrient efficiency in pig production through precision feeding. *Animal Feed Science and Technology*, 268, 13. doi:10.1016/j.anifeedsci.2020.114611
- Halachmi, I., Guarino, M., Bewley, J., & Pastell, M. (2019). Smart Animal Agriculture: Application of Real-Time Sensors to Improve Animal Well-Being and Production. In H. A. Lewin & R. M. Roberts (Eds.), *Annual Review of Animal Biosciences*, Vol 7 (Vol. 7, pp. 403-425). Palo Alto: Annual Reviews.
- Hauke, J., & Kossowski, T. (2011). Comparison of values of Pearson's and Spearman's correlation coefficients on the same sets of data. *Quaestiones Geographicae*, 30 (2). doi:10.2478/v10117-011-0021-1
- Hedemann, M. S., Eskildsen, M., Lærke, H. N., Pedersen, C., Lindberg, J. E., Laurinen, P., & Knudsen, K. E. B. (2006). Intestinal morphology and enzymatic activity in newly weaned pigs fed contrasting fiber concentrations and fiber properties. *Journal of Animal Science*, 84(6), 1375-1386. doi:10.2527/2006.8461375x
- Henchion, M., Moloney, A. P., Hyland, J., Zimmermann, J., & McCarthy, S. (2021). Review: Trends for meat, milk and egg consumption for the next decades and the role played by livestock systems in the global production of proteins. *Animal*, 15, 14. doi:10.1016/j.animal.2021.100287
- Jackson, C. J. (2007). Drinking behavior in nursery aged pigs [master's thesis]. Ames, IA: Iowa State University. doi:10.31274.rtd-180813-15847
- Jensen, P. (1986). OBSERVATIONS ON THE MATERNAL-BEHAVIOR OF FREE-RANGING DOMESTIC PIGS. *Applied Animal Behaviour Science*, 16(2), 131-142. doi:10.1016/0168-1591(86)90105-x

- Kluess, J., Schoenhusen, U., Souffrant, W. B., Jones, P. H., & Miller, B. G. (2010). Impact of diet composition on ileal digestibility and small intestinal morphology in early-weaned pigs fitted with a T-cannula. *Animal*, *4*(4), 586-594. doi:10.1017/s1751731109991455
- Laskoski, F., Faccin, J. E. G., Vier, C. M., Gonçalves, M. A. D., Orlando, U. A. D., Kummer, R., . . . Bortolozzo, F. P. (2019). Effects of pigs per feeder hole and group size on feed intake onset, growth performance, and ear and tail lesions in nursery pigs with consistent space allowance. *Journal of Swine Health and Production*, *27*(1), 12-18. Retrieved from <Go to ISI>://WOS:000454972300005
- Lei, Y. C., Marques, C. P., & Macedo, F. W. (1997). Comparison of Schnute's and Bertalanffy-Richards' growth functions. *Forest Ecology and Management*, *96*(3), 283-288. Retrieved from <Go to ISI>://WOS:A1997YA47200009
- Leliveld, L. M. C., Riemensperger, A. V., Gardiner, G. E., O'Doherty, J. V., Lynch, P. B., & Lawlor, P. G. (2013). Effect of weaning age and postweaning feeding programme on the growth performance of pigs to 10 weeks of age. *Livestock Science*, *157*(1), 225-233. doi:10.1016/j.livsci.2013.06.030
- Lugert, V., Tetens, J., Thaller, G., Schulz, C., & Krieter, J. (2017). Finding suitable growth models for turbot (<i>Scophthalmus maximus</i> L.) in aquaculture 1 (length application). *Aquaculture Research*, *48*(1), 24-36. doi:10.1111/are.12857
- Myers, L., & Sirois, M. J. (2006). Spearman Correlation Coefficients, Differences between. *Encyclopedia of Statistical Sciences*. <https://doi.org/10.1002/0471667196.ess5050.pub2>
- Millet, S., van Hees, H., Janssens, G. P. J., & De Smet, S. (2019). The effect of an 18-hour delay in solid feed provisioning on the feed intake and performance of piglets in the first weeks after weaning. *Livestock Science*, *228*, 49-52. doi:10.1016/j.livsci.2019.07.023
- Morgan, C. A., Lawrence, A. B., Chirnside, J., & Deans, L. A. (2001). Can information about solid food be transmitted from one piglet to another? *Animal Science*, *73*, 471-478. doi:10.1017/s1357729800058446
- Morrone, S., Dimauro, C., Gambella, F., & Cappai, M. G. (2022). Industry 4.0 and Precision Livestock Farming (PLF): An up to Date Overview across Animal Productions. *Sensors*, *22*(12), 25. doi:10.3390/s22124319
- Narinc, D., Karaman, E., Firat, M. Z., & Aksoy, T. (2010). Comparison of Non-linear Growth Models to Describe the Growth in Japanese Quail. *Journal of Animal and Veterinary Advances*, *9*(14), 1961-1966. Retrieved from <Go to ISI>://WOS:000281923700015
- Nguyen-Ba, H., van Milgen, J., & Taghipoor, M. (2019). A procedure to quantify the feed intake response of growing pigs to perturbations. *Animal*, *14*(2), 253-260. doi:10.1017/s1751731119001976
- OECD-FAO Agricultural Outlook 2022-2031. (2022). <https://doi.org/10.1787/f1b0b29c-en>
- Pedersen, K. S., & Toft, N. (2011). Intra- and inter-observer agreement when using a descriptive classification scale for clinical assessment of faecal consistency in growing pigs. *Preventive Veterinary Medicine*, *98*(4), 288-291. doi:10.1016/j.prevetmed.2010.11.016f
- Pluske, J. R., Kerton, D. J., Cranwell, P. D., Campbell, R. G., Mullan, B. P., King, R. H., . . . Dunshea, F. R. (2003). Age, sex, and weight at weaning influence organ weight and gastrointestinal development of weanling pigs. *Australian Journal of Agricultural Research*, *54*(5), 515-527. doi:10.1071/ar02156
- Pluske, J. R., Kim, J. C., Hansen, C. F., Mullan, B. P., Payne, H. G., Hampson, D. J., . . . Wilson, R. H. (2007). Piglet growth before and after weaning in relation to a qualitative estimate of solid (creep) feed intake during lactation: A pilot study. *Archives of Animal Nutrition*, *61*(6), 469-480. doi:10.1080/17450390701664249

- Pomar, C., Hauschild, L., Zhang, G. H., Pomar, J., & Lovatto, P. A. (2009, Sep 10-12). *Precision feeding can significantly reduce feeding cost and nutrient excretion in growing animals*. Paper presented at the 7th International Workshop on Modelling Nutrient Digestion and Utilisation in Farm Animals, AgroParisTech, Paris, FRANCE.
- Pomar, C., & Remus, A. (2019). Precision pig feeding: a breakthrough toward sustainability. *Animal Frontiers*, *9*(2), 52-59. doi:10.1093/af/vfz006
- Pomar, C., & Remus, A. (2023). Review: Fundamentals, limitations and pitfalls on the development and application of precision nutrition techniques for precision livestock farming. *Animal*, *17*, 7. doi:10.1016/j.animal.2023.100763
- Revilla, M., Friggens, N. C., Broudiscou, L. P., Lemonnier, G., Blanc, F., Ravon, L., . . . Muñoz-Tamayo, R. (2019). Towards the quantitative characterisation of piglets' robustness to weaning: a modelling approach. *Animal*, *13*(11), 2536-2546. doi:10.1017/s1751731119000843
- Saikia, P., & Mahanta, D. J. (2020). An approach to estimate the parameters of Schnute growth model for growth of babul (*Acacia Nilotica*) trees in India. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, *23*(2), 403-412. doi:10.1080/09720502.2020.1737378
- Schauer. (z.d.-a). Spotmix Multiphase feeding pigs. Geraadpleegd van <https://en.schauer-agrotronic.com/pig/pig-feeding-systems/spotmix-multiphase-feeding>
- Schauer Agrotronic. (z.d.-b). Installation and Operation Manual COMPIDENT MLP II [Manual]. Prambachkirchen, Austria: Schauer Agrotronic. Figure p32. Head station - dimension scheme. Geraadpleegd van https://en.schauer-agrotronic.com/fileadmin/PDF/PDF_EN/Compident-MLP2- Brochure-EN-Web.pdf
- Schulin-Zeuthen, M., Kebreab, E., Dijkstra, J., Lopez, S., Bannink, A., Kuhl, H. D., . . . France, J. (2008). A comparison of the Schumacher with other functions for describing growth in pigs. *Animal Feed Science and Technology*, *143*(1-4), 314-327. doi:10.1016/j.anifeedsci.2007.05.017
- Sengül, T., & Kiraz, S. (2005). Non-linear models for growth curves in large white turkeys. *Turkish Journal of Veterinary & Animal Sciences*, *29*(2), 331-337. Retrieved from <Go to ISI>://WOS:000229422000022
- Tonner, P. D., Darnell, C. L., Engelhardt, B. E., & Schmid, A. K. (2017). Detecting differential growth of microbial populations with Gaussian process regression. *Genome Research*, *27*(2), 320-333. doi:10.1101/gr.210286.116
- Topal, M., & Bolukbasi, S. C. (2008). Comparison of Nonlinear Growth Curve Models in Broiler Chickens. *Journal of Applied Animal Research*, *34*(2), 149-152. doi:10.1080/09712119.2008.9706960
- Totafurno, A. D., Huber, L. A., Mansilla, W. D., Wey, D., Mandell, I. B., & De Lange, C. F. M. (2019). The effects of a temporary lysine restriction in newly weaned pigs on growth performance and body composition. *Journal of Animal Science*, *97*(9), 3859-3870. doi:10.1093/jas/skz196
- Van De Putte, T., Van Kerschaver, C., Hostens, M., & Degroote, J. (onder review). Computer vision analysis of developing piglet feeding behavior during the immediate post-weaning phase.
- van der Zee, T., Bannink, A., van Bruggen, C., Groenestein, K., Huijsmans, J., van der Kolk, J., . . . Vonk, J. (2021). Methodology for estimating emissions from agriculture in the Netherlands. Calculations for CH₄, NH₃, N₂O, NO_x, NMVOC, PM₁₀, PM_{2.5} and CO₂ using the National Emission Model for Agriculture (NEMA)–Update 2021.
- Van Kerschaver, C., Vandaele, M., Van Tichelen, K., van de Putte, T., Fremaut, D., Van Ginneken, C., . . . Degroote, J. (2023). Effect of co-mingling non-littermates during lactation and feed familiarity at weaning on the performance, skin lesions and health of piglet. *Livestock Science*, *277*, 12. doi:10.1016/j.livsci.2023.105344

- van Milgen, J., Valancogne, A., Dubois, S., Dourmad, J. Y., Sève, B., & Noblet, J. (2008). InraPorc:: A model and decision support tool for the nutrition of growing pigs. *Animal Feed Science and Technology*, *143*(1-4), 387-405. doi:10.1016/j.anifeeds.2007.05.020
- Vlaamse Overheid. (z.d.) Maatregelen om stikstof terug te dringen. Geraadpleegd van <https://www.vlaanderen.be/stikstof-in-vlaanderen/maatregelen-om-stikstof-terug-te-dringen>
- Wensley, M. R., Tokach, M. D., Woodworth, J. C., Goodband, R. D., Gebhardt, J. T., DeRouchey, J. M., & McKilligan, D. (2021). Maintaining continuity of nutrient intake after weaning. II. Review of post-weaning strategies. *Translational Animal Science*, *5*(1), 16. doi:10.1093/tas/txab022
- Wilcox, R. R. (2016). Comparing dependent robust correlations. *British Journal of Mathematical & Statistical Psychology*, *69*(3), 215-224. doi:10.1111/bmsp.12069
- Worobec, E. K., Duncan, I. J. H., & Widowski, T. M. (1999). The effects of weaning at 7, 14 and 28 days on piglet behaviour. *Applied Animal Behaviour Science*, *62*(2-3), 173-182. doi:10.1016/s0168-1591(98)00225-1
- Zarebska, A., Nieto, D. R., Christensen, K. V., Sotof, L. F., & Norddahl, B. (2015). Ammonium Fertilizers Production from Manure: A Critical Review. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, *45*(14), 1469-1521. doi:10.1080/10643389.2014.955630
- Zheng, L., Duarte, M. E., Loftus, A. S., & Kim, S. W. (2021). Intestinal Health of Pigs Upon Weaning: Challenges and Nutritional Intervention. *Frontiers in Veterinary Science*, *8*, 18. doi:10.3389/fvets.2021.628258
- Zhuang, S. (2022). *Applicability and integration of commercially available sensors in monitoring indoor air quality and animal behaviour in pig farms*. Ghent University. Faculty of Bioscience Engineering, Ghent, Belgium.
- Zhou, J. Y., Wang, L., Yang, L. J., Yang, G. X., Zeng, X. F., & Qiao, S. Y. (2022). Different dietary starch patterns in low-protein diets: effect on nitrogen efficiency, nutrient metabolism, and intestinal flora in growing pigs. *Journal of animal science and biotechnology*, *13*(1), 19. doi:10.1186/s40104-022-00704-4

APPENDIX A

In Tabellen 21 en 24 wordt respectievelijk de ingrediëntensamenstelling van de voeders getoond die werden verstrekt aan de gespeende biggen in proeven 1 en 3. Tabellen 22, 23 en 25 geven de nutriëntensamenstellingen van de voeders uit proeven 1, 2 en 3 respectievelijk weer.

Tabel 21: Ingrediëntensamenstelling (g/kg, tenzij anders vermeld) van een basisdieet voor gespeende biggen van 0 tot 14 (pre-starter) dagen en van 14 tot 42 (starter) dagen na het spenen. Dit voeder werd verstrekt aan de biggen in proef 1. RE = Ruw Eiwit.

Item	Pre-starter	Starter
Gerst	260	280
Tarwe	220	287
Maïs	200	150
Sojaboonmeel (480 g/kg RE)	83	125
Geroosterde volvette sojabonen	100	80
Zoete wei poeder	50	
Aardappeleiwit	15,9	
Sojaolie	24,1	28,1
Voederkrijt	7,58	9,15
Dicalciumfosfaat	6,66	7,86
L-lysine HCl	5,46	5,25
Vitaminen en mineralen premix ¹	5	5
Natriumchloride	4	4
Natriumbicarbonaat	1,93	3,15
L-threonine	2,21	2,16
DL-methionine	2,21	1,95
L-valine	1,04	0,86
L-tryptofaan	0,84	0,46
Diamol ²	10	10
Fytase	0,1	0,1

¹ Premix voorziet (per kg voeder): vitamine A (retinylacetaat), 10000 IU; vitamine D3 (cholecalciferol), 2000 IU; vitamine E (dl- α -tocopherolacetaat), 40 mg; vitamine K3 (menadion), 1,5 mg; vitamine B1 (thiamine), 1,0 mg; vitamine B2 (riboflavine), 4,0 mg; vitamine B6 (pyridoxine-HCl), 1,5 mg; vitamine B12 (cyanocobalamine), 20 μ g; niacine, 30 mg; D-panthotheenzuur, 15 mg; foliumzuur, 0,4 mg; biotine, 0,05 mg; cholinechloride, 150 mg; Fe ($\text{FeSO}_4 \cdot \text{H}_2\text{O}$), 100 mg; Cu ($\text{CuSO}_4 \cdot 5\text{H}_2\text{O}$), 20 mg; Mn (MnO), 30 mg; Zn ($\text{ZnSO}_4 \cdot \text{H}_2\text{O}$), 70 mg; I (KI), 0,7 mg; Se (Na_2SeO_3), 0,25 mg.

² Diamol; bron van 4 mol L⁻¹ HCl onoplosbare as.

Tabel 22: Nutriëntensamenstelling (g/kg, tenzij anders vermeld) van een basisdieet voor gespeende biggen van 0 tot 14 (pre-starter) dagen en van 14 tot 42 (starter) dagen na het spenen. Dit voeder werd verstrekt aan de biggen in proef 1. SID = Standerized Ileal Digestible; FTU/kg = fytase eenheden.

Item	Pre-starter	Starter						
Droge stof	886	881						
As	47,5	49,2						
Ruwe vezel	31,5	33,7						
Ruw eiwit	173	172						
Etherextract	62	61,7						
Netto energy (MJ/kg)	10,5	10,3						
Calcium	5,8	6,5						
Verteerbaar fosfor	3,4	3,4						
Fytase activiteit (FTU/kg)	1000	1000						
Lysine	12,8	12,1	SID Lysine	11,6	11			
Methionine	4,8	4,4	SID Methionine	4,5	4,1	SID Met/Lys	38,8	37,3
Cysteïne	3	2,9	SID Cysteïne	2,5	2,5	SID Cys/Lys	21,6	22,7
Tryptofaan	2,9	2,5	SID Tryptofaan	2,6	2,2	SID Trp/Lys	22,4	20,0
Threonine	8,5	8,1	SID Threonine	7,5	7,2	SID Thr/Lys	64,7	65,5
Arginine	9,8	10,3	SID Arginine	8,9	9,5	SID Arg/Lys	76,7	86,4
Leucine	13,3	12,7	SID Leucine	11,4	11	SID Leu/Lys	98,3	98,2
Isoleucine	6,9	6,7	SID Isoleucine	6	5,9	SID Ile/Lys	51,7	53,6
Histidine	3,9	4	SID Histidine	3,4	3,5	SID His/Lys	29,3	31,8
Valine	9	8,5	SID Valine	7,9	7,5	SID Val/Lys	68,1	68,2
Fenylalanine (Phe)	8,2	8,1	SID Fenylalanine	7,1	7,1	SID Fen/Lys	61,2	64,5
Alanine	7,4	7,1	SID Alanine	6,1	5,8	SID Ala/Lys	52,6	52,7
Aspartaanzuur	15	14,6	SID Aspartaanzuur	12,6	12	SID Asp/Lys	108,6	112,7
Glutaminezuur	32,5	34,4	SID Glutaminezuur	29,3	31	SID Glu/Lys	252,6	284,5
Glycine	6,8	6,8	SID Glycine	5,5	5,6	SID Gly/Lys	47,4	50,9
Proline	11,3	11,6	SID Proline	10,4	11	SID Pro/Lys	89,7	97,3
Serine	8	8	SID Serine	6,9	6,9	SID Ser/Lys	59,5	62,7
Tyrosine (Tyr)	5,9	5,7	SID Tyrosine	5,1	4,9	SID Tyr/Lys	44,0	44,5

Tabel 23: Nutriëntensamenstelling (g/kg, tenzij anders vermeld) van een basisdieet voor gespeende biggen van 0 tot 14 (pre-starter) dagen en van 14 tot 42 (starter) dagen na het spenen. Dit voeder werd verstrekt aan de biggen in proef 2.

Item	Pre-starter*	Starter**
Droge stof	910	904
As	48	50
Ruw eiwit	156	168
Etherextract	53	64
Zink (mg/kg)	126	147
Koper (mg/kg)	129	175

*Hoofdingrediënten: gerst, tarwe, getoaste sojabonen, wei poeder, sojaschroot, haverschillen, tarwevoer, visolie, houtcellulose, natriumzout van melkzuur, monocalciumfosfaat, natriumsulfaat.

**Hoofdingrediënten: gerst, tarwe, sojaschroot, getoaste sojabonen, maïs, bakkerij bijproducten, tarwevoer, tarweglutenvoer, ruwe sojaolie, gedroogde suikerbietenpulp, monocalciumfosfaat, visolie.

Tabel 24: Ingrediëntensamenstelling (g/kg, tenzij anders vermeld) van een basisdieet voor gespeende biggen. Er werd telkens een combinatie van pre-starter 1 of 2 met starter gegeven aan de biggen uit proef 3. De overschakeling van pre-starter 1/2 naar starter vond plaats op dag 10 of 18 van de proef (zie Sectie 2.3 voor het voederschema). RE = Ruw Eiwit.

Item	Pre-starter (PS)		Starter (S)
	T1	T2	
Gerst	300,000	300,000	360,000
Tarwe (560 g/kg zetmeel) (korrel)	217,352	294,723	250,881
Maïs	120,000	120,000	120,000
Aardappeleiwit (771 g/kg RE)	15,000	15,000	
Geroosterde volvette sojabonen	100,000	100,000	100,000
Sojameel (480 g/kg RE)	74,674	2,408	105,047
Soja eiwit concentraat (650 g/kg RE)	20,000	20,000	
Haverschillen	30,000	30,000	
Soja olie	16,203	10,769	9,727
Vismeel (700 g/kg RE)	10,000	10,000	10,000
Zoete wei poeder	60,000	60,000	
DL-methionine	2,431	1,869	2,394
L-lysine HCl	5,483	5,380	6,185
L-threonine	2,401	2,177	2,766
L-tryptofaan	0,728	0,665	0,580
L-isoleucine	0,023	0,257	0,405
L-leucine	0,709	0,710	1,366
L-valine	0,919	0,769	1,234
Calciumformiaat	5,703	5,928	5,528
Voederkrijt	5,000	5,000	7,000
Monocalciumfosfaat	3,528	4,214	5,573
Natriumchloride	3,500	3,500	3,500
Natriumbicarbonaat	1,246	1,531	2,714
Vitaminen en mineralen premix ¹	5,000	5,000	5,000
Fytase (1000 FTU/kg 6-phytase activiteit)	0,100	0,100	0,100

¹Premix voorziet (per kg voeder): vitamine A (retinylacetaat), 10000 IU; vitamine D3 (cholecalciferol), 2000 IU; vitamine E (dl- α -tocopherolacetaat), 40 mg; vitamine K3 (menadion), 1,5 mg; vitamine B1 (thiamine), 1,0 mg; vitamine B2 (riboflavine), 4,0 mg; vitamine B6 (pyridoxine-HCl), 1,5 mg; vitamine B12 (cyanocobalamine), 20 μ g; niacine, 30 mg; D-panthotheenzuur, 15 mg; foliumzuur, 0,4 mg; biotine, 0,05 mg; cholinechloride, 150 mg; Fe ($\text{FeSO}_4 \cdot \text{H}_2\text{O}$), 100 mg; Cu ($\text{CuSO}_4 \cdot 5\text{H}_2\text{O}$), 20 mg; Mn (MnO), 30mg; Zn ($\text{ZnSO}_4 \cdot \text{H}_2\text{O}$), 70 mg; I (KI), 0,7 mg; Se (Na_2SeO_3), 0,25 mg.

Tabel 25: Nutriëntensamenstelling (g/kg, tenzij anders vermeld) van een basisdieet voor gespeende biggen. Er werd telkens een combinatie van pre-starter 1 of 2 met starter gegeven aan de biggen uit proef 3. De overschakeling van pre-starter 1/2 naar starter vond plaats op dag 10 of 18 van de proef (zie Sectie 2.3 voor het voederschema). SID = Standardized Ileal Digestible; FTU/kg = fytase eenheden.

Item	Pre-starter (PS)		Starter (S)
	PS1	PS2	
Droge stof	888	886	879
As	49,0	46,7	49,4
Ruwe vezel	37,7	36,5	37,4
Ruw eiwit	188	162	179
Etherextract	56,2	50,8	49,4
Zetmeel	367	406	409
Lactose	45,0	45,0	0,0
Netto energie (MJ/kg)	10,5	10,5	10,3
Lysine	13,8	11,8	13,1
SID Lysine	12,4	10,6	11,8
SID Lysine/MJ NE	1,18	1,01	1,15
SID M+C/Lys	60	60	60
SID Trp/Lys	21	21	20
SID Thr/Lys	65	65	65
SID Leu/Lys	100	100	100
SID Ile/Lys	52	52	52
SID His/Lys	30	29	30
SID Val/Lys	67	67	67
SID Phe+Tyr/Lys	104	103	100
Som SID / RE	84,7	83,9	85,0
SID Lysine / Som SID AA	7,80	7,80	7,80
Calcium	5,8	5,8	6,5
Verteerbaar fosfor	3,6	3,6	3,6
Na+K-Cl (meq/100g)	16,8	14,0	17,2
ABC-4 (meq/kg)	361	340	402
6-fytase activiteit (FTU/kg)	1000	1000	1000

APPENDIX B

Tabel 26: Overzicht van de biggen die stierven tijdens de proeven. De sterftedatum en -oorzaken worden ook meegegeven.

EID	Datum	Oorzaak
Proef 1		
89728277	15/10/2022	Rond 9.30u 's morgens werd een bloedstaal genomen bij dit big waarna het onverwacht dood werd aangetroffen rond 10.50u.
89728205	19/10/2022	Op 18 oktober werd bij dit big een bloedstaal genomen. Daarna kleurde de big blauw en stierf het de volgende ochtend aan een trauma.
89728265	7/11/2022	Dit big was al langdurig ziek. Op 23 oktober werd een behandeling met METACAM/MELOXICAM 1 mL toegediend. Wegens intestinale problemen werd de big op 28 en 29 oktober behandeld met DOFATRIM-JECT 1 mL. Op 2 november werd overgeschakeld naar COLIVET 1 mL aangezien DOFATRIM-JECT 1 mL niet effectief bleek te zijn. De behandeling met COLIVET werd tot 6 november voortgezet. Aangezien de algemene en fysieke gezondheid van de big niet verbeterde werd besloten om dit big op 7 november te euthanaseren.
89728291	11/11/2022	Dit big stierf plotseling. Er werd wel een rode uitslag waargenomen op de huid. Er was echter nog geen medicatie toegediend.
Proef 2		
982091070795556	4/06/2023	Big 982091070795556 vertoonde een lage vitaliteit vooraleer het stierf.
982091070795550	6/06/2023	Dit sterftegeval was verwacht, aangezien de big er mager uit zag. Het patroon van voederopnames werpt ook licht op het sterftegeval: tussen 1 en 5 juli waren de opgenomen hoeveelheden voeder (in gram) respectievelijk 14, 96, 106, 6 en 0.
982091070795561	10/06/2023	Het sterftegeval van big 982091070795561 kwam onverwachts, aangezien de big er gezond uitzag en de voederopnamecurve ook een normaal patroon vertoonde.
982091070795155	12/06/2023	Dit big vertoonde geen gezondheidsproblemen en stierf dan ook plotseling en onverwachts. Ook bij dit big vertoonde de voederopnamecurve een normaal patroon.
89728007	3/07/2023	Deze biggen werden allemaal geëuthanaseerd op 3 juli om colon stalen te verzamelen. Ze waren allemaal gehuisvest in hok 1.
982091070795559	3/07/2023	
982091070795163	3/07/2023	
982091070795165	3/07/2023	
89728025	3/07/2023	
982091070795164	3/07/2023	
Proef 3		
89870718	28/08/2023	Op 26 augustus werd dit big gemarkeerd omdat het een lage voederopname had. Echter zag de big er wel gezond uit. Op 28 oktober stierf de big onverwacht.
89870760	5/09/2023	Deze big had enkel voederopnames gedurende de eerste twee dagen van de proef (8 gram en 2 gram). Daarna (27 augustus tot en met 4 september) was de voederopname gelijk aan 0. Hierdoor zag deze big er heel mager uit en stierf het uiteindelijk op 5 september.