

# Box-Jenkins tijdreeksanalyse, toegepast op de resultaten van ammoniakemissie- metingen in een rundveestal

*Box-Jenkins time series analysis, applied to  
results of ammonia emission measurements  
from a cattle house*

Ir. W.J. de Boer

imag-dlo



CIP-GEGEVENS KONINKLIJKE BIBLIOTHEEK, DEN HAAG

Boer, W.J. de

Box-Jenkins tijdreeksanalyse, toegepast op ammoniakemissiemetingen in een rundveestal / W.J. de Boer. – Wageningen : IMAG-DLO. – III. – Rapport 93-6

Met lit. opg. – Met samenvatting in het Engels

ISBN 90-5406-037-9 geb.

NUGI 849

Trefw.: ammoniakemissie ; rundveehouderij

© 1993

IMAG-DLO

Postbus 43 – 6700 AA Wageningen

Telefoon 08370-76300

Telefax 08370-25670

Alle rechten voorbehouden. Niets uit deze uitgave mag worden verveelvoudigd, opgeslagen in een geautomatiseerd gegevensbestand, of openbaar gemaakt, in enige vorm of op enige wijze, hetzij elektronisch, mechanisch, door fotokopieën, opnamen of enig andere manier zonder voorafgaande toestemming van de uitgever.

All rights reserved. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system of any nature, or transmitted, in any form or by any means, electronic, mechanical, photocopying, recording or otherwise, without the prior written permission of the publisher.

# Voorwoord

Sinds 1988 wordt op het IMAG-DLO proefbedrijf 'De Vijf Roeden' onderzoek gedaan naar ammoniakemissie in rundveestallen, waarbij de invloed van de stalrichting en de mest-behandeling wordt onderzocht. Hierbij worden technische behandelingen vergeleken, die in de tijd binnen dezelfde stal zijn gevarieerd. Verschillen tussen de effecten van behandelingen zijn gebaseerd op metingen in de tijd van zowel de ammoniakemissie als van een aantal klimaatvariabelen.

Door variatiebronnen die soms lange tijd doorwerken zijn waarnemingen afhankelijk in de tijd. Daarnaast is de emissie mogelijk niet alleen gerelateerd aan klimaatvariabelen op hetzelfde tijdstip, maar ook aan die op eerdere tijdstippen. De binnen het landbouw-kundig onderzoek meest vertrouwde statistische technieken, als regressie- en variantie-analyse, zijn niet op deze situatie toegesneden. De geëigende statistische techniek hier is tijdreeksanalyse.

In dit rapport wordt een overzicht van de relevante tijdreekstheorie gepresenteerd. Ingegaan wordt op de gevolgen van afhankelijkheden in de tijd op de nauwkeurigheid van schattingen van de emissie en hoe deze kennis is te gebruiken bij het plannen van experimenten. De theorie in het rapport is niet nieuw, maar wel tamelijk onbekend in het landbouwkundig onderzoek. Wel een nieuw element vormt de manier waarop de theorie wordt toegepast om een optimale proefopzet te vinden.

Het rapport fungeert als theoretisch fundament voor de onderzoeker bij de gegevens-verwerking van reeds uitgevoerde en nog uit te voeren experimenten. In een vervolg-publicatie zullen de resultaten van proeven, die sinds 1988 hebben plaatsgevonden op het IMAG-proefbedrijf, onderwerp van studie zijn.

Ir. A.A. Jongebreur  
directeur

# Inhoud

<b>Voorwoord</b>	<b>3</b>
<b>Samenvatting</b>	<b>5</b>
<b>1 Inleiding</b>	<b>6</b>
<b>2 Tijdreeksanalyse</b>	<b>8</b>
2.1 Proefopstelling en waarnemingen	8
2.2 Kenmerken van de dataset	8
2.3 Modellen voor de waarnemingen	9
2.3.1 Algemeen over modellen	9
2.3.2 Opbouw van een tijdreeksmodel	9
2.3.3 Een ARMA-model voor invloedsvariabele(n)	10
2.3.4 Stationariteit, trend en periodieke variatie	11
2.3.5 Wegnemen van trend en periodieke variatie door 'differencing'	11
2.3.6 Opnemen van trend en periodieke variatie in het systematische deel via een ARMA-model	12
2.3.7 Een ARMA-model voor de noise	12
2.3.8 Verband tussen noise en innovaties	13
2.4 Eigenschappen van een reeks	14
2.4.1 Autocorrelaties	14
2.4.2 Partiële autocorrelaties	14
2.4.3 Crosscorrelaties	15
2.5 Modelcontrole	16
2.6 Voorspellen	16
2.7 Toevalscomponent	17
2.7.1 Gevolgen van gecorreleerde noise op de nauwkeurigheid	17
2.7.2 Nauwkeurigheid van een schatting	17
<b>3 Resultaat</b>	<b>19</b>
3.1 Identificatie van het proces	19
3.2 Het model	22
3.3 Voorspellingen	23
3.4 Afhankelijkheid tussen waarnemingen	25
3.5 Onnauwkeurigheid van het model	27
<b>4 Discussie</b>	<b>28</b>
<b>5 Conclusies</b>	<b>31</b>
<b>Summary</b>	<b>32</b>
<b>Literatuur</b>	<b>33</b>

# Samenvatting

In het kader van het milieu-onderzoek op het IMAG-DLO proefbedrijf 'De Vijf Roeden' worden in een mechanisch geventileerde ligboxenstal voor rundvee de ammoniakemissie en een aantal klimaatvariabelen continu geregistreerd. Voor het onderzoek is het nodig om de emissie die bij een bepaalde stalinrichting hoort voldoende nauwkeurig te schatten. Om de nauwkeurigheid aan te kunnen geven, is een model voor de (variabiliteit in de) waar te nemen emissie nodig. De nauwkeurigheid van de schatting van de emissie is het grootst als zoveel mogelijk variatie verklaard kan worden uit de klimaatvariabelen. Binnen de klasse van de 'ARIMA-tijdreeksmodellen' is gezocht naar een model dat zo goed mogelijk voldoet aan deze eis. Het gevonden model voor de emissie is vervolgens gebruikt om de nauwkeurigheid van schattingen van de gemiddelde emissie in een gegeven periode aan te geven.

Omdat tijdreeksmodellen binnen het landbouwkundig onderzoek niet erg bekend zijn, wordt in het eerste deel van het rapport uitvoerig ingegaan op de betekenis ervan. In het tweede deel wordt ingegaan op hoe de parameters van het model worden geschat uit de gegevens, waarna de consequenties van het model voor de nauwkeurigheden van emissieschattingen worden besproken.

Variaties in emissie konden slechts voor een gering deel verklaard worden uit de gemeten klimaatvariabelen. Alleen met de staltemperatuur kon een relatie worden vastgesteld: een temperatuurverhoging van 1 graad ging gepaard met een emissieverhoging van 3,5 g/h. Dit geeft aan, dat de relaties waarschijnlijk veel complexer zijn dan hier nagegaan kon worden en dat het aannemelijk is, dat relevante gegevens ontbraken. De correlatie tussen in de tijd dicht bij elkaar liggende waarnemingen bleek hoog en slechts heel langzaam af te nemen met de afstand in de tijd. Voor waarnemingen die meer dan 5 weken uiteen lagen, was de correlatie verwaarloosbaar. Als gevolg van deze hoge correlaties wordt de nauwkeurigheid van emissieschattingen slechts zeer weinig verbeterd door het verlengen van de meetperiode. Hier staat tegenover, dat een verschil tussen schattingen die niet ver uiteen liggen relatief nauwkeurig kan worden gemeten. Alle resultaten hebben betrekking op een enkele dataset, met waarnemingen gedurende januari t/m april 1990. Deze resultaten dienen daarom te worden gezien als zeer voorlopig. Resultaten over onderlinge samenhang tussen waarnemingen in de tijd en dus nauwkeurigheden, hangen sterk af van de lengte van de meetperiode. Aangenomen mag worden, dat de samenhang in werkelijkheid nog groter is dan in deze dataset werd gevonden. Daar staat tegenover, dat de samenhang vermindert als meer van de variatie door de gemeten klimaatvariabelen kan worden verklaard. Het belangrijkste in dit rapport zijn echter niet de resultaten, maar is de methodiek van tijdreeksanalyse en hoe deze toe te passen.

# 1 Inleiding

Op het IMAG-DLO proefbedrijf 'De Vijf Roeden' zijn in 88/89 gedurende 6 maanden continu emissiemetingen verricht in een mechanisch geventileerde ligboxenstal voor rundvee, met als doel het vastleggen van de gemiddelde ammoniakemissie per aanwezig dier bij de gegeven stalrichting.

De emissie zal worden beïnvloed door wat in het (recente) verleden geproduceerd is aan mest en urine, de samenstelling van deze componenten, in hoeverre ze met elkaar gemengd worden, de luchtturbulentie in de stal, de temperatuur in de stal, de stal-inrichting, microbiologische processen enz. Voor een deel kan de hoogte van de uitstoot verklaard worden uit de klimaatvariabelen en zal groter zijn naarmate de werkelijke relatie beter benaderd wordt in het model. Dit deel wordt 'systematisch' of ook wel 'vast' genoemd. Wat overblijft is 'toevallig' en wordt verder 'noise' genoemd.

De systematische component in het emissiemodel is een combinatie van: steeds op dezelfde manier terugkerende effecten van het diergedrag (wat zich bijv. uit in een vast defaecer- en urineerpatroon over de dag), het klimaat in de stal (luchtvochtigheid in de stal, de invloed van de staltemperatuur, ventilatorsnelheid) en van mogelijke ingrepen en behandelingen (zoals spoelen e.d.). De noise is de afwijking op dit vaste patroon. Omdat een toevallig (bijvoorbeeld door bepaald diergedrag) veroorzaakte verhoogde emissie, enige tijd kan aanhouden, zullen opeenvolgende noisebijdragen samenhangen. De beschrijving van zo'n samenhang in de tijd is een 'tijdreeksmodel'. De bijbehorende analyse (aanpassen van het model aan gegevens) heet 'tijdreeksanalyse'. Binnen het statistisch pakket Genstat 5 bestaat een aantal technieken waarmee de structuur van een serie waarnemingen in de tijd onderzocht en gemodelleerd kan worden. De gebruikte technieken berusten op methoden, die door Box & Jenkins (1970) beschreven zijn.

De tijdreeksanalyse levert een emissiemodel op, waarmee de gemiddelde ammoniakemissie in een periode bij een gegeven klimaat kan worden geschat. De nauwkeurigheid van de schattingen neemt toe bij verlenging van de meetperiode. De soort en mate van samenhang in de noise bepaalt hoeveel de nauwkeurigheid dan toeneemt. Wil men vooraf enige indicatie hebben over hoelang gemeten moet worden, dan moet de afhankelijkheidsstructuur in de noise onderzocht worden. Met deze kennis wordt het tevens mogelijk om uitspraken over de emissie te doen en hier een uitspraak over de nauwkeurigheid bij te plaatsen.

In dit rapport wordt uiteengezet hoe het systematische en stochastische deel van een tijdreeksmodel met respectievelijk een 'transferfunctie' en een 'noisefunctie' gemodelleerd worden. Een tijdreeksmodel is een uitbreiding van het normale regressiemodel omdat een eventuele afhankelijkheid in de tijd d.m.v. deze twee functies gemodelleerd kan worden. De transferfunctie legt een relatie met waarden van verklarende variabelen uit het heden en verleden. De noisefunctie legt op vergelijkbare wijze de samenhang tussen opeenvolgende noisebijdragen vast.

Besproken wordt hoe m.b.v. de noisefunctie de noise uitgedrukt kan worden in een lineaire combinatie van onafhankelijke stochastische bijdragen, waardoor het mogelijk

wordt om, rekening houdend met de afhankelijkheidsstructuur in de noise, onnauwkeurigheden bij schattingen te bepalen.

De theorie wordt toegepast op data afkomstig uit het ammoniakemissie-onderzoek in de mechanisch geventileerde ligboxenstal voor rundvee. Daarbij komen de volgende vragen aan de orde:

- welke klimaatparameters zijn van invloed op de emissie,
- worden alle relevante factoren die de emissie bepalen gemeten,
- wat is de nauwkeurigheid van een schatting en hoe is deze te gebruiken?

## 2 Tijdreeksanalyse

### 2.1 Proefopstelling en waarnemingen

Op het proefbedrijf werd in de periode december 1988 tot en met mei 1989 in een rundveestal de ammoniakemissie geregistreerd. De metingen werden verricht in een mechanisch geventileerde ligboxestal met roosters, met daarin 40 droogstaande en melkgevende koeien. De stal was voorzien van een mestopslag onder de boxen en de roosters. Het ventilatiedebiet werd ingesteld in relatie met de staltemperatuur: beneden de 8 °C werd 30% van de ventilatiecapaciteit benut, boven de 18 °C draaide de ventilator maximaal en daartussen met een lineair verloop.

Over ieder uur werd een gemiddelde waarde geregistreerd voor de volgende parameters: stal- en buitentemperatuur, ammoniakconcentratie, ventilatiedebiet en relatieve luchtvochtigheid binnen en buiten de stal. Voor de detaillering van de bedrijfsvoering en de werkwijze wordt verwezen naar Kroodsmā et al. (1992).

De gemiddelde emissie over een uur werd berekend als het produkt van ventilatiedebiet en ammoniakconcentratie.

Van de totale proefperiode waren voor de analyse alleen de gegevens van de maanden januari tot en met april bruikbaar. De data bevatten enkele onregelmatigheden of er miste een afdoende verklaring voor onregelmatigheden.

De gegevens van mei zijn niet gebruikt omdat de dieren in deze periode overdag buiten waren.

### 2.2 Kenmerken van de dataset

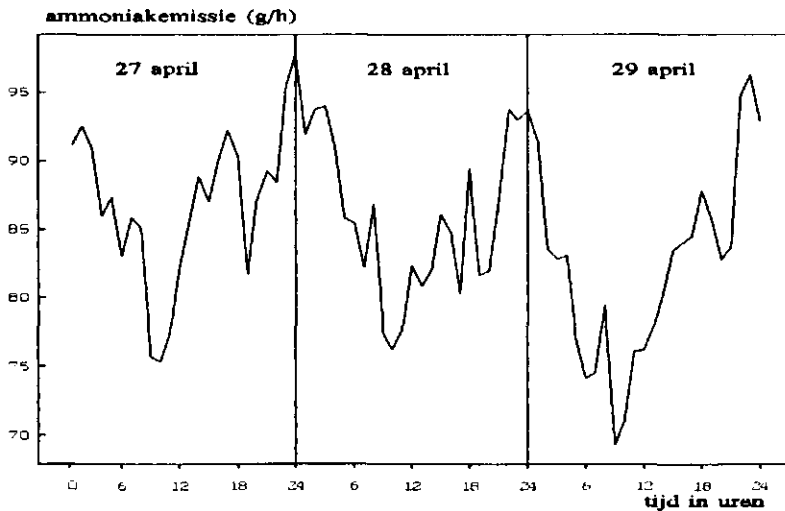
Voor de tijdreeksanalyse zijn gegevens beschikbaar van vijf variabelen: ammoniakemissie (responsvariabele), stal- en buitentemperatuur en relatieve luchtvochtigheid van zowel de stal als van het buitenklimaat (verklarende variabelen). De gegevens hebben betrekking op 2736 opeenvolgende uren en voldoen aan de voor een dergelijke tijdreeksanalyse geldende voorwaarde dat tijdsintervallen tussen opeenvolgende waarnemingen gelijk zijn.

Figuur 1 geeft het verloop weer voor drie dagen van de reeks met gemiddelde ammoniakemissies per uur, die gemeten zijn van 7 januari tot en met 30 april 1989.

Goed te zien is dat de emissie na 12 uur 's nachts afneemt tot rond 10 uur 's ochtends en daarna weer toeneemt. De grootste piek ligt rond middernacht, het diepste dal rond 10 uur 's morgens. Daarnaast zijn toenames in de emissie waar te nemen op de tijdstippen 7, 8 en 17, 18 uur. Op deze momenten worden de koeien gemolken. Dergelijke regelmatige (over een periode van 24 uur optredende) pieken en dalen worden periodiciteiten of 'etmaaleffecten' genoemd.

Naast de dag- en nachtvariatie is er sprake van een 'trend', d.w.z. het gemiddelde NH<sub>3</sub>-emissioniveau neemt geleidelijk toe of af in de tijd. Processen die een trend en/of variatie met een periodiciteit vertonen, worden 'niet-stationair' genoemd. Wat precies onder trend verstaan wordt, hangt af van de lengte van de tijdreeks. In korte tijdreeksen, zeg





**Figuur 1** Gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissie per uur op 27, 28 en 29 april.  
**Figure 1** Average hourly  $\text{NH}_3$  emission on April 27<sup>th</sup>, 28<sup>th</sup> and 29<sup>th</sup>.

van een maand, zijn alle geleidelijke veranderingen die langer dan een maand duren, trend. Het is heel goed mogelijk, dat deze veranderingen over een jaar gezien heel willekeurig optredende variaties zijn, met een sterke afhankelijkheid in de tijd.

## 2.3 Modellen voor de waarnemingen

### 2.3.1 Algemeen over modellen

Een model is de samenvatting van de kennis die over de te modelleren grootheid voorhanden is. In eerste instantie is het model voor de emissie de wiskundige beschrijving van wat men zich voorstelt over de invloed van gemeten invloedsvariabelen op de emissie. Omdat misschien wel het type invloed, maar niet de sterkte ervan, bekend zal zijn, bevat het model onbekende parameters, die geschat dienen te worden uit de waarnemingen. Als alle parameters van het model voor de emissie bekend zijn, dan is op basis van het model exact aan te geven wat de emissie is op tijdstip  $t$ . Dat er een toevalscomponent in het model zit, betekent, dat de emissie op tijdstip  $t$  in zekere mate onzeker is. De uitspraak over de emissie kan dan zijn: de emissie ligt met een bepaalde betrouwbaarheid tussen die en die grenzen. De kunst van het modelleren is, om de 'noise' zo klein mogelijk te maken. Voor de emissie staat het bij voorbaat vast, dat het verklarend vermogen van de omgevingsvariabelen zeer gebrekkig is, zodat de overblijvende noise nog aanzienlijk zal zijn.

### 2.3.2 Opbouw van een tijdreeksmodel

Bij een tijdreeksanalyse bestaat er tussen de waarnemingen een afhankelijkheid in de tijd. Dit sluit een standaard regressie-analyse, waarbij de samenhang tussen responsvariabelen en verklarende variabelen onderzocht wordt, uit. Voorwaarde voor een geldige analyse is immers dat de afwijkingen (de noisebijdragen) onderling onafhankelijk zijn.

Dit wordt in het algemeen bereikt wanneer de waarnemingen afkomstig zijn van eenheden, die d.m.v. een aselechte steekproef uit een populatie verkregen zijn. In de huidige situatie is slechts sprake van één experimentele eenheid, nl. de rundveestal. Daarbij is afhankelijkheid (in de tijd) zeer waarschijnlijk. Tijdreeksmodellen maken juist gebruik van dit gegeven en modelleren de afhankelijkheid, die aanwezig is tussen waarnemingen, m.b.v. 'autoregressieve' en/of 'moving average' processen. De reeks zelf is de resultante van het optreden van dit soort processen. De hier gebruikte type tijdreeksmodellen worden 'autoregressive integrated moving average (ARIMA) modellen' genoemd. Dit is een zeer ruime klasse van tijdreeksmodellen. De toevoeging 'integrated' staat voor de klasse modellen waar 'differencing' is toegepast (zie 2.3.5). Omdat in de hier toegepaste analyse differencing alleen wordt uitgevoerd om inzicht in de aard van het proces te krijgen en om beginschattingen te verkrijgen, zodat het algoritme naar een eindoplossing itereert, wordt in het vervolg gesproken over ARMA-modellen.

De algemene notatie voor het model luidt:

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

waarin  $\mu_t$  de verwachtingswaarde van  $y_t$  en  $\varepsilon_t$  de noisebijdrage op tijdstip  $t$  is;  $\mu_t$  is het systematisch deel van het model;  $\varepsilon_t$  het toevalsdeel. Voor een 'traditionele' tijdreeks geldt dat  $\mu_t = \mu$ , d.w.z. de systematische component is constant. Een tijdreeksmodel betekent dat naast  $\mu_t$  een model wordt gespecificeerd voor  $\varepsilon_t$ .

### 2.3.3 Een ARMA-model voor invloedsvariabele(n)

De invloed van de verklarende variabele wordt met een 'transferfunctie' beschreven. Dit houdt in, dat voor het systematisch deel  $\mu_t$  in vergelijking (1) een relatie met de verklarende variabelen wordt gespecificeerd, ook wel het ARMA-model genoemd. Dit model is een uitbreiding van het normale regressiemodel, omdat niet alleen een relatie gelegd kan worden met de waarde van de regressor (hier meestal 'inputvariabele' genoemd) op tijdstip  $t$ , maar ook met die op eerdere tijdstippen.

De invloed van inputvariabele  $x$  op  $\mu_t$  wordt als volgt gemodelleerd:

$$\mu_t = \mu + \beta \cdot v(B)x_t \quad (1.1)$$

Hierin is  $\mu$  het algemeen gemiddelde en  $x_t$  de waarde van inputvariabele  $x$  op tijdstip  $t$ . De term  $v(B)$  is de transferfunctie, waarmee gemodelleerd wordt hoe de inputvariabele invloed heeft op  $\mu_t$  en dus op  $y_t$ .

Een ARMA ( $r,s$ ) model voor deze invloed betekent:

$$v(B) = \delta^{-1}(B)\omega(B) \quad (2)$$

zodat dan geldt:  $\mu_t = \mu + \beta \cdot \delta^{-1}(B)\omega(B)x_t$  ofwel  $\delta(B)(\mu_t - \mu)/\beta = \omega(B)x_t$

met  $\delta(B) = 1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r \quad (2.1)$

en  $\omega(B) = 1 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s \quad (2.2)$

B is de 'backshift-operator', waarvoor geldt  $Bx_t = x_{t-1}$  en  $B^r x_t = x_{t-r}$ . De polynoom  $\delta(B)$  beschrijft een autoregressief (AR) proces van de orde  $r$ . De waarde van het proces op tijdstip  $t$  wordt uitgedrukt als een lineaire combinatie van waarden op  $t-1, t-2, \dots, t-r$ .  $\omega(B)$  is een  $s$ -de graads polynoom in  $B$  en beschrijft een moving average (MA) proces van orde  $s$  voor de reeks  $x_t$ .  $\beta$  is een regressiecoëfficiënt die de sterkte van het verband met de reeks  $x_t$  aangeeft.

Vergelijking 2 is dus de transferfunctie en beschrijft een ARMA ( $r,s$ ) proces in de reeks  $\beta * v(B)x_t$  en beschrijft, hoe niet alleen waarde  $x_t$ , maar ook eerdere waarden van de inputvariabele  $x$  invloed hebben op  $y_t$ .

### 2.3.4 Stationariteit, trend en periodieke variatie

Om een tijdreeksanalyse te kunnen uitvoeren, moet het verloop van de noise in de tijd 'stationair' zijn. Een tijdreeks is strikt stationair als de gezamenlijke kansverdeling van de waarnemingen  $Y(t_1), \dots, Y(t_n)$  hetzelfde is als de gezamenlijke kansverdeling van  $Y(t_1 + \tau), \dots, Y(t_n + \tau)$  voor alle  $t_1, \dots, t_n, \tau$ , waarin  $\tau$  de afstand is tussen twee waarnemingen (Chatfield, 1989, p. 28). Dit wil zeggen dat de gezamenlijke kansverdeling alleen afhangt van de intervallen tussen  $t_1, t_2, \dots, t_n$  en dus een verschuiving  $\tau$  op de tijdas geen invloed heeft op de kansverdeling.

In de praktijk wordt een proces vaak al stationair genoemd wanneer het gemiddelde constant is en de autocovariantiecoëfficiënt  $\gamma(\tau)$  alleen afhangt van  $\tau$ .

Dan geldt:  $E\{Y(t)\} = \mu$

$$\begin{aligned} \text{en} \quad \gamma(\tau) &= E[(Y(t) - \mu)(Y(t + \tau) - \mu)] \\ &= \text{Cov}[Y(t), Y(t + \tau)] \end{aligned}$$

Deze vorm van stationariteit wordt ook wel 'zwak-stationair' of 'tweede-orde stationariteit' genoemd.

### 2.3.5 Wegnemen van trend en periodieke variatie door 'differencing'

Een reeks die niet stationair is, kan door transformeren stationair gemaakt worden. De methode wordt 'differencing' genoemd en wil zeggen dat het verschil genomen wordt van de waarneming op tijdstip  $t$  met de waarneming op  $t - \Delta_t$ .  $\Delta_t$  wordt de 'lag' genoemd. Een lineaire trend in de oorspronkelijke reeks kan verwijderd worden door eenmaal een differentie toe te passen met  $\Delta_t = 1$ ; de nieuw gevormde reeks bevat nu de verschillen tussen opeenvolgende termen uit de oude reeks (eerste-orde differencing).

Notatie:  $\nabla y_{t+1} = y_{t+1} - y_t$

Een kwadratische trend kan verwijderd worden door tweemaal differencing toe te passen, eerst op de oorspronkelijke reeks, dan nogmaals op de reeks van differenties. Periodieke variatie is een tweede vorm van niet-stationariteit, die met differencing kan worden verwijderd (seasonal differencing).  $\Delta_t$  is dan gelijk aan de periode van de optre-

dende variatie. Voor de hier geregistreerde reeks ammoniakemissies per uur wordt dit bereikt door de volgende operatie toe te passen:

$$\nabla_{24}y_{t+24} = y_{t+24} - y_t$$

Deze methode van stationair maken van een tijdreeks kan zinvol gebruikt worden wanneer het gaat om voorspellen van een volgende emissie op basis van het verleden. Tevens speelt differencing een rol bij het onderzoeken van de kenmerken van de tijdreeks.

### 2.3.6 Opnemen van trend en periodieke variatie in het systematische deel via een ARMA-model

Via het zgn. transfermodel kunnen trend en periodieke variatie als systematische effecten worden opgenomen in een tijdreeksmodel voor de noise (zie ook Van der Voet, 1992). Stationair zijn houdt dus in, dat trend en periodieke variatie in het systematische deel zijn opgenomen, of verwijderd zijn.

### 2.3.7 Een ARMA-model voor de noise

De noise  $\epsilon_t$ , met  $t = 1, \dots, n$  in vergelijking (1), wordt onafhankelijk van het niveau van de inputvariabele en qua effect additief verondersteld met verwachtingswaarde 0 en variantie  $\sigma_a^2$ .

Het ARMA-model beschrijft hoe de noise  $\epsilon_t$  ontstaat uit een reeks onafhankelijke innovaties  $a_1, \dots, a_t$ . De innovaties  $a_t$  kunnen gezien worden als vernieuwingen of aangroeiingen.

Voor  $\epsilon_t$  wordt een ARMA (p,q) proces verondersteld m.b.t. een reeks onafhankelijke innovaties  $a_1, \dots, a_t$ :

$$\epsilon_t = \psi(B)a_t \tag{3}$$

$$\text{met } \psi(B) = \phi^{-1}(B)\theta(B) \tag{3.1}$$

$$\text{zodat } \phi(B)\epsilon_t = \theta(B)a_t$$

$$\text{met } \phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \tag{3.2}$$

$$\text{en } \theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q \tag{3.3}$$

$\phi(B)$  beschrijft een autoregressief proces van orde p en  $\theta(B)$  een moving average proces van orde q. Vergelijking 3 is de ‘noisefunctie’.

Het aantal te schatten parameters in model (1) bedraagt  $p + q + r + s + 3$ . De laatste 3 zijn schattingen voor het gemiddelde  $\mu$ ,  $\beta$  en de variantie  $\sigma_a^2$  van  $a_t$ .

Soms bevatten reeksen een cyclische variatie die zich om de, zeg s, waarnemingen herhaalt. In (3) hangt  $\epsilon_t$  dan niet alleen af van  $a_t, a_{t-1}, a_{t-2}, \dots$ , maar ook van innovaties die

een periode eerder gerealiseerd zijn, nl.  $\underline{a}_{t-s}$ ,  $\underline{a}_{t-2s}$ , ... Wanneer sprake is van uur-gemiddelden en een cyclus die zich elke dag herhaalt, is  $s$  gelijk aan 24 en kan  $\epsilon_t$  afhangen van  $\underline{a}_t$ ,  $\underline{a}_{t-1}$ , ...,  $\underline{a}_{t-24}$  en zelfs van  $\underline{a}_{t-48}$ .

Door de noisefunctie  $\psi(B)$  in model (3) uit te breiden met de operatoren  $\Phi$  en  $\Theta$  wordt deze periodiciteit gemodelleerd.

$$\text{Notatie: } \psi(B) = \varphi^{-1}(B)\Phi^{-1}(B^s)\theta(B)\Theta(B^s) \quad (4)$$

De betekenis van  $\varphi^{-1}(B)$  en  $\theta(B)$  is dezelfde gebleven en

$$\Phi(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_p B^{ps} \quad (4.1)$$

$$\text{en } \Theta(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \dots - \Theta_Q B^{Qs} \quad (4.2)$$

met  $B^s \underline{a}_t = \underline{a}_{t-s}$ . Hierin is  $s$  de toegepaste lag.

In (4) beschrijft  $\psi(B)$  een SARMA-proces ( $S$  van seasonal) waarin een cyclus is gemodelleerd. De orde van dit proces is  $(p,q) \times (P,Q)$ . Het aantal te schatten parameters wordt uitgebreid met  $P + Q$ .

De transferfunctie is op een analoge wijze uit te breiden met de operatoren  $\Delta$  en  $\Omega$  waarin  $\Delta$  wordt gebruikt om seasonal AR-processen te modelleren en  $\Omega$  voor seasonal MA-processen.

### 2.3.8 Verband tussen noise en innovaties

In model (1) wordt een gedeelte van het niveau van  $y$  verklaard door de variabele  $x$ . Variatie in  $y$  die niet door het systematisch deel van het model wordt beschreven, komt in het stochastisch deel (3) terecht en telt bij elke waarneming, volgens toeval, een bijdrage op. Deze bijdrage komt niet volledig door toeval tot stand. Met het (S)ARMA-model immers wordt een beschrijving van dit toeval gegeven, maar de drijvende kracht achter deze processen blijven toch de innovaties  $\underline{a}_t$ , die volgens een volkomen random proces gegenereerd zijn.

$\epsilon_t$  uit (3) is te schrijven als een gewogen lineaire combinatie van een lange sequentie van  $\underline{a}_t$ 's uit het verleden.

$$\begin{aligned} \text{Notatie: } \epsilon_t &= \underline{a}_t + \psi_1 \underline{a}_{t-1} + \psi_2 \underline{a}_{t-2} + \dots \\ &= \psi(B) \underline{a}_t \end{aligned} \quad (5)$$

met  $\psi_1, \psi_2, \dots$  toegekende gewichten.

De sequentie van  $\underline{a}_t$ 's kan honderden aantallen lang zijn. De  $\psi$ 's zijn functies van de  $p + q (+ P + Q)$  parameters, gedefinieerd via het (S)ARMA-model voor de noise.

## 2.4 Eigenschappen van een reeks

In figuur 1 is een klein deel van de tijdreeks met gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissies per uur weergegeven. Een visuele inspectie brengt de belangrijkste karakteristieken van de reeks, zoals vermeld in paragraaf 2.2, aan het licht. Een volgende stap is het modelleren van het gedrag van de reeks in de tijd. Op deze wijze wordt een beschrijving van de reeks, in termen van de componenten waaruit hij is opgebouwd, verkregen.

De karakteristieken van een reeks, zoals trend en periodieke variatie, worden met (S)ARMA-processen beschreven. Daarnaast is het mogelijk de invloed van (een) verklarende variabele(n) in het model op te nemen. Om te onderzoeken volgens welke processen de reeks het best te beschrijven is, wat de orde van deze processen is en of invloedsvariabelen een rol spelen, worden een aantal technieken gebruikt.

Een reeks die autocorrelatie bevat, wordt onderzocht door de autocorrelatiecoëfficiënten  $r_k$ , waarbij  $k$  de lag aangeeft, te bepalen. Autocorrelatie wil zeggen dat er tussen de waarnemingen een correlatie bestaat. Op deze wijze komen eigenschappen aan het licht als 'randomness' –  $r_k \approx 0$  –, korte-termijn correlatie – de  $r_k$ 's worden snel 0 –, trend – de  $r_k$ 's gaan slechts langzaam naar 0 – of periodieke variatie – de  $r_k$ 's zijn afwisselend positief dan wel negatief met dezelfde frequentie als de periode –.

Autocorrelaties en partiële autocorrelaties worden gebruikt om het type proces (MA of AR) te identificeren, waarbij in het geval van een puur AR- of MA-proces tevens de orde kan worden vastgesteld.

Crosscorrelaties worden geschat om de afhankelijkheid met invloedsvariabelen te onderzoeken en om een eventueel vertraagd aangrijpen van deze invloed vast te stellen.

### 2.4.1 Autocorrelaties

De autocorrelatiecoëfficiënt  $r_k$  is een maat voor de correlatie tussen waarnemingen in een reeks, gegeven lag  $k$ .

$$\text{Notatie: } r_k = c_k / c_0 \quad (6)$$

$$\text{met } c_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} (y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y}) \quad (6.1)$$

voor  $k = 1, 2, \dots, m$  en  $m < N$ .  $N$  is het aantal waarnemingen. In het algemeen wordt  $k$  niet groter dan  $N/4$  genomen.  $c_k$  en  $c_0$  zijn schatters voor de autocovariantiecoëfficiënt  $\gamma(k)$  op respectievelijk lag  $k$  en lag 0.

De autocorrelatiecoëfficiënt op lag 0 is gelijk aan 1, d.i. de correlatie van de serie met zichzelf. Voor grote  $k$  gaat  $r_k$  naar 0. Is dit niet het geval, dan is er zeker sprake van trend en dus een niet-stationair proces. Voor een tijdreeks die volgens een random proces tot stand is gekomen, is  $r_k \approx 0$  voor  $k > 0$  en heeft  $r_k$  bij benadering een variantie gelijk aan  $1/N$ . Een 95% betrouwbaarheidsinterval voor  $r_k$  wordt gegeven door de grenzen  $\pm 2/\sqrt{N}$ .

### 2.4.2 Partiële autocorrelaties

Partiële autocorrelaties zijn schattingen voor de coëfficiënten van de laatste – zeg  $p$  – AR parameter, die gefit wordt in een reeks van opeenvolgende AR( $p-1$ ) processen. Anders geformuleerd, de partiële autocorrelatiecoëfficiënt voor de  $p^e$  parameter in een

AR(p)-model geeft een schatting voor de correlatie op lag k, die resteert nadat het AR(p-1)-model gefit is.

De waarden van  $r_k$  kunnen in een figuur tegen lag k worden uitgezet. Zo'n figuur wordt een correlogram genoemd en geeft de afhankelijkheid tussen waarnemingen gegeven lag k weer.

Het correlogram van een stationaire reeks geeft informatie over het soort processen (AR en/of MA) dat ten grondslag ligt aan de reeks en de orde van deze processen. Bij een niet-stationaire reeks echter, wordt de aard van deze processen versluierd door een overheersende trend en/of periodieke variatie. Het toepassen van differencing is hier noodzakelijk.

De interpretatie van een correlogram is doorgaans moeilijk en inspectie van de partiële autocorrelatiefunctie kan vaak aanvullende informatie geven over de aard en orde van de processen die de tijdreeks bepalen. Zo wijzen partiële autocorrelaties die na lag k plotseling 0 worden op een AR(k)-proces. Doven ze daarentegen langzaam uit, dan wijst dit in de richting van een MA-proces. Een MA(k)-proces geeft een autocorrelatiefunctie die na lag k gelijk is aan 0.

### 2.4.3 Crosscorrelaties

Een model kan gebaseerd zijn op één geregistreerde (output) reeks, maar de vaker voorkomende situatie zal zijn dat op hetzelfde moment twee reeksen worden waargenomen, waarvan de één als input en de ander als de resulterende output in een lineair systeem fungeert.

De afhankelijkheid tussen de outputreeks  $y_t$  en de inputreeks  $x_t$  kan worden onderzocht door de crosscorrelaties bij verschillende lag k te schatten.

De crosscorrelatie wordt geschat met:

$$r_{xy}(k) = c_{xy}(k) / \sqrt{c_{xx}(0) c_{yy}(0)} \quad (7)$$

met 
$$c_{xy}(k) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(y_{t+k} - \bar{y}) \quad (7.1)$$

voor  $k = 0, 1, \dots, N-1$ .

$c_{xx}(0)$  en  $c_{yy}(0)$  zijn de varianties van respectievelijk de reeksen  $x_t$  en  $y_t$ .

Voor  $k = 0$  is  $r_{xy}$  gelijk aan de correlatiecoëfficiënt. Als de reeksen ongecorrleerd zijn, is  $r_{xy} \approx 0$  voor  $k > 0$  en heeft  $r_{xy}$  bij benadering variantie  $1/N$ .

Het 95% betrouwbaarheidsinterval wordt gegeven door de grenzen  $\pm 2/\sqrt{N}$ , zodat waarden daarbuiten significant van 0 verschillen.

De crosscorrelaties kunnen in een figuur tegen lag k worden uitgezet. Het voorkomen van een piek, op zeg lag d, geeft aan dat de reeksen aan elkaar gerelateerd zijn, maar dat er een vertraging – delay – in de tijd optreedt ter grootte van d.

## 2.5 Modelcontrole

Nadat op de reeks een model is gefit, moet gecontroleerd worden of het model daadwerkelijk een goede beschrijving van de data geeft. Een gebruikelijk instrument hiertoe is het onderzoeken van de residuen. Bij een goed model zijn de residuen onafhankelijk (afgezien van bekende afhankelijkheden geïntroduceerd door het aanpassen van het veronderstelde model aan de waarnemingen) en liggen rond de nul, kortom de residuen zijn vrijwel onafhankelijke innovaties. In een tijdreeksanalyse wordt dan vaak van witte ruis (white noise) gesproken. Bij een tijdreeksmodel zijn de residuen geordend in de tijd en kunnen daarom behandeld worden als een tijdreeks. Zo ontstaan twee mogelijkheden om een modelcontrole uit te voeren. Ten eerste, de residuen worden in een figuur tegen de tijd uitgezet, ten tweede, ze worden als een reeks behandeld zodat nog aanwezige autocorrelatie onderzocht en m.b.v. een correlogram weergegeven kan worden.

De eerste mogelijkheid brengt uitbijters en tendensen aan het licht, de tweede methode maakt correlatie in de reeks zichtbaar. Bij een goed model zijn de  $r_k$ 's dan bij benadering normaal verdeeld met gemiddelde 0 en een variantie bij benadering gelijk aan  $1/N$ . Betrouwbaarheidsgrenzen zijn  $\pm 2/\sqrt{N}$ .

Naast het bekijken van de afzonderlijke  $r_k$ 's kan met een 'overall test' de 'lack of fit' van het model onderzocht worden.

De toetsingsgrootte is: 
$$Q = N \sum_{k=1}^M r_k^2 \quad (8)$$

Waarin  $N$  = aantal waarnemingen,  $M$  = aantal vrijheidsgraden. Als de residuen in feite witte ruis zijn, dan heeft  $Q$  een chi-kwadraatverdeling en grote waarden van  $Q$  wijzen op een significante aanwezigheid van autocorrelatie in de serie.

## 2.6 Voorspellen

Een belangrijke toepassing van tijdreeksmodellen is het voorspellen van toekomstige waarden op basis van een waargenomen tijdreeks. Het model wordt gefit op de reeks  $y_1, y_2, \dots, y_t$  en de waarde van  $y_{t+k}$  wordt geschat. De waarde van  $y_{t+k}$  is de voorspelling die gemaakt wordt op tijdstip  $t$  voor het moment  $t+k$ , dus  $k$  stappen vooruit. De voorspellingen op basis van een reeks  $y_1, y_2, \dots, y_t$  worden aanzienlijk verbeterd door informatie te gebruiken van een hiermee geassocieerde reeks  $x_1, x_2, \dots, x_t$ . Dit is de invloedsvaariabele die gemodelleerd is met de transferfunctie. Vanzelfsprekend kunnen er ook meerdere invloedsvaariabelen zijn.

De voorspelling is gebaseerd op de transferfunctie, maar via de noisefunctie worden toevalsbijdragen, die in het verleden zijn ontstaan, in de voorspelling meegenomen. Duidelijk is dat een model, waarin de toevalscomponent groot is, onnauwkeurig voorspelt. Daarnaast moet in gedachten gehouden worden dat voorspellen een vorm van extrapolatie is met alle gevaren die dat met zich meebrengt. Te denken valt aan omstandigheden die voor het gefitte model gelden, maar voor het voorspelmoment niet meer waar zijn, of aan parameterschattingen die in de loop van de tijd veranderen. Zelfs is het mogelijk dat het soort en de orde van de processen die de reeks beschrijven aan verander-



ringen onderhevig zijn. Voorspellingen zijn daarom altijd conditioneel, d.w.z. alleen waar als de omstandigheden gelijk zijn aan de omstandigheden ten tijde van het experiment.

## 2.7 Toevalscomponent

### 2.7.1 Gevolgen van gecorreleerde noise op de nauwkeurigheid

De samenhang in de noise heeft gevolgen voor de nauwkeurigheid van een schatting. In een situatie met ongecorreleerde noise is de standaardfout van het gemiddelde een factor  $\sqrt{n}$  kleiner dan de standaardafwijking van de afzonderlijke waarnemingen. In een tijdreeksituatie echter is het aantal waarnemingen bij het bepalen van een onnauwkeurigheid van (veel) minder belang, omdat de precisie veel minder sterk wordt verbeterd dan in de ongecorreleerde situatie. Door de correlatie in de noise wordt een toevallige afwijking meegenomen in de noise van een volgende waarneming en de daaropvolgende etc. Een toevallige fout, ontstaan in het verleden, werkt op deze wijze langere tijd door. Dit betekent dat de nauwkeurigheid van een schatting, bijvoorbeeld de gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissie voor één dag, nauwelijks wordt verbeterd door de meetperiode te verdubbelen. Door de correlatie wordt de nauwkeurigheid in dit geval met veel minder dan de theoretische hoeveelheid  $1/\sqrt{2}$  verbeterd. Wanneer de correlatiestructuur en de lengte van de periode – waarin waarnemingen elkaar beïnvloeden – bekend zijn, kan bepaald worden hoelang de meetperiode moet zijn om een vooraf gewenste nauwkeurigheid te bereiken.

De onbekende innovaties  $a_t$  hebben constante variantie, die kan worden geschat en met behulp van (9) wordt de variantie van de noise  $\epsilon_t$  berekend:

$$\text{Var}(\epsilon_t) = (1 + \psi_1^2 + \psi_2^2 + \dots) * \hat{\sigma}_a^2 \quad (9)$$

Deze variantie is voor alle  $\epsilon_t$ 's gelijk.

$\epsilon_t$  en  $\epsilon_{t-1}$  zijn beide opgebouwd uit grotendeels dezelfde, maar verschillend gewogen innovaties. De zo ontstane correlaties tussen de verschillende  $\epsilon_t$ 's kunnen m.b.v. vergelijking (5) worden berekend en in een correlatiematrix worden weergegeven. Hiervan afgeleid is de variantie-covariantiematrix. De diagonaalelementen geven de varianties van elke  $\epsilon_t$ . Deze zijn uiteraard gelijk. De niet-diagonaalelementen geven de covarianties die bestaan tussen de verschillende  $\epsilon_t$ 's.

### 2.7.2 Nauwkeurigheid van een schatting

Doet men op grond van een model een uitspraak over de gemiddelde ammoniakemissie in een periode, dan is het zinvol om ook de nauwkeurigheid van de schatting ervan op te geven. De onnauwkeurigheid wordt bepaald door de correlaties tussen de waarnemingen en de lengte van de periode waarover men de schatting maakt. Zijn de waarnemingen (zoals hier het geval is) positief gecorreleerd, dan zal de nauwkeurigheid van de schatting langzamer afnemen dan bij ongecorreleerde waarnemingen. Met formule (10) wordt deze onnauwkeurigheid berekend, waarbij  $n$  het aantal waarnemingen binnen die periode voorstelt.

$$\text{Var}(\bar{Y}) = \frac{1}{n^2} \left\{ \sum_{i=1}^n \text{Var}(Y_i) + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \text{Cov}(Y_i, Y_j) \right\} \quad (10)$$

Met behulp van de variantie-covariantiematrix is bij elke schatting de bijbehorende onnauwkeurigheid te bepalen, die afhangt van de lengte van de periode waarvoor de schatting geldt.

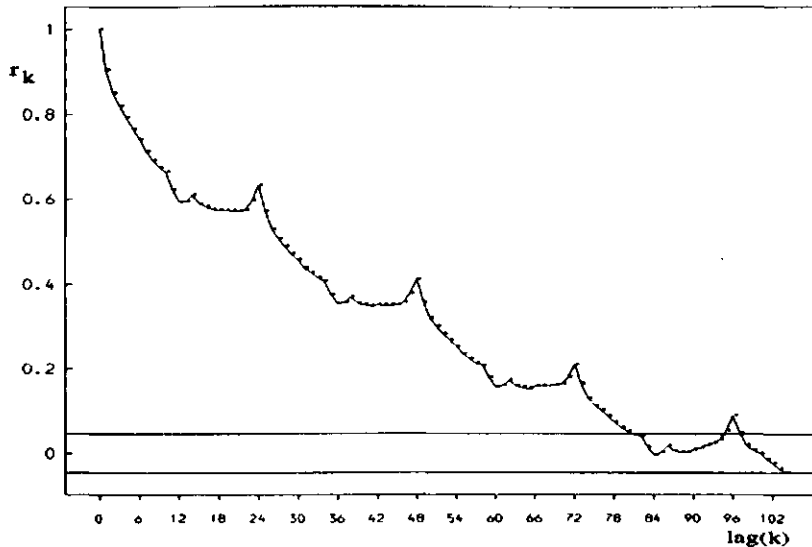
(N.B. Een tweede bron van onnauwkeurigheid wordt gevormd door de regressielijn. Deze bezit een bepaalde onnauwkeurigheid, omdat de schatting voor de MA-parameter van de waarnemingen afhangt en dus stochastisch van aard is. De onnauwkeurigheid van de regressielijn is echter verwaarloosbaar klein t.o.v. de restvariantie, zie ook het aantal vrijheidsgraden.)

# 3 Resultaat

## 3.1 Identificatie van het proces

In de figuren 2 t/m 4 zijn voor de reeks met gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissies per uur correlogrammen met correlaties voor de eerste 105 lags weergegeven. Deze correlogrammen werden gebruikt bij de identificatie van het type ARMA-proces, waarmee de waargenomen tijdreeks het best kon worden beschreven. In de figuren is het betrouwbaarheidsgebied (0,95) met grenzen  $\pm 0,04$  voor  $N = 2736$  d.m.v. twee horizontale lijnen weergegeven. De waarden van  $r_k$  die buiten deze grenzen vallen zijn significant verschillend van 0.

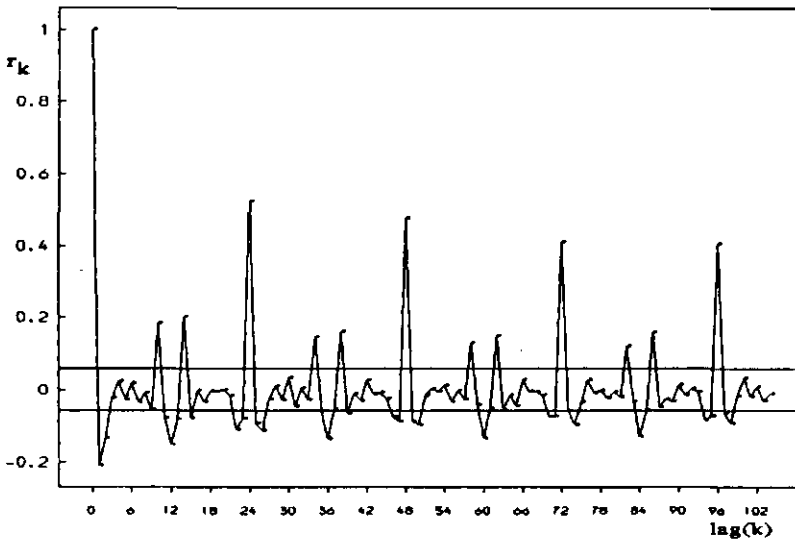
In figuur 2 is sprake van een autocorrelatiefunctie, die slechts langzaam naar 0 gaat. Er is een duidelijke trend aanwezig. Op de lags 24, 48, 72, ... zijn kleine piekjes te zien.



**Figuur 2** Correlogram van de reeks gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissies per uur.  
**Figure 2** Correlogram of the average hourly  $\text{NH}_3$  emissions.

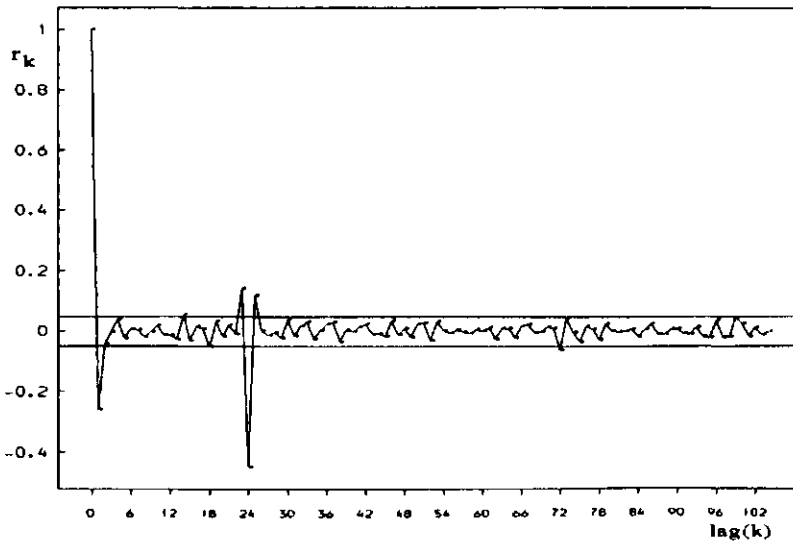
Figuur 3 laat het correlogram zien van de reeks nadat de trend verwijderd is door eerste-orde differenties te nemen. Duidelijk zichtbaar is de aanwezigheid van hoge positieve autocorrelaties op de lags 24, 48, 72 etc. en negatieve waarden op de lags 12, 36, 60 etc. Dit is kenmerkend voor de aanwezigheid van een periodieke variatie met een cyclus van 24 uur.

Figuur 4 geeft het correlogram weer van een vrijwel stationaire reeks nadat trend en periodieke variatie (door een differentie met een orde gelijk aan de periode, d.i.  $s = 24$ , uit te voeren) verwijderd zijn. Alleen op de lags 1, 23, 24 en 25 zijn als gevolg van differencing autocorrelaties overgebleven die ongelijk zijn aan 0. Dit duidt op een  $(1,1) \times (0,1)_{24}$  of een  $(1,1) \times (1,1)_{24}$  proces.



**Figuur 3** Correlogram van de gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissies per uur na het toepassen van een eerste-orde differentie.

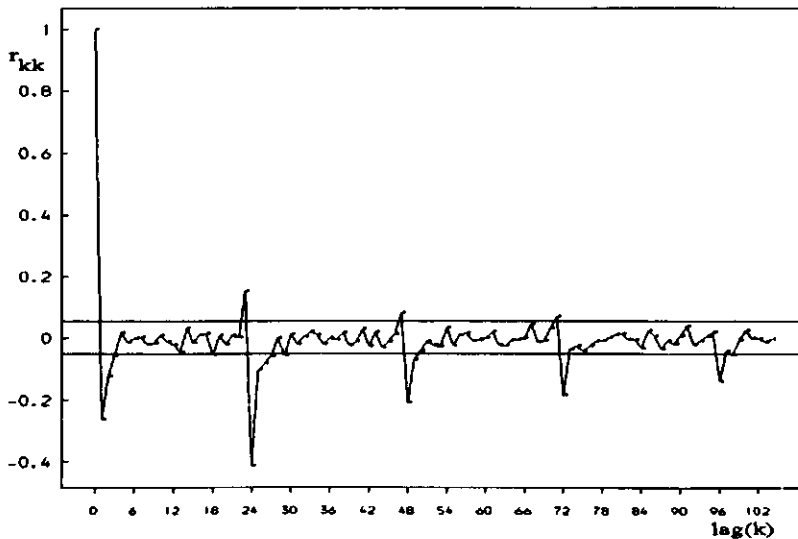
**Figure 3** Correlogram of the average hourly  $\text{NH}_3$  emissions after first-order differencing.



**Figuur 4** Correlogram van de gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissies per uur na het verwijderen van trend en periodieke variatie.

**Figure 4** Correlogram of the average hourly  $\text{NH}_3$  emissions after eliminating trend and cyclic behaviour.

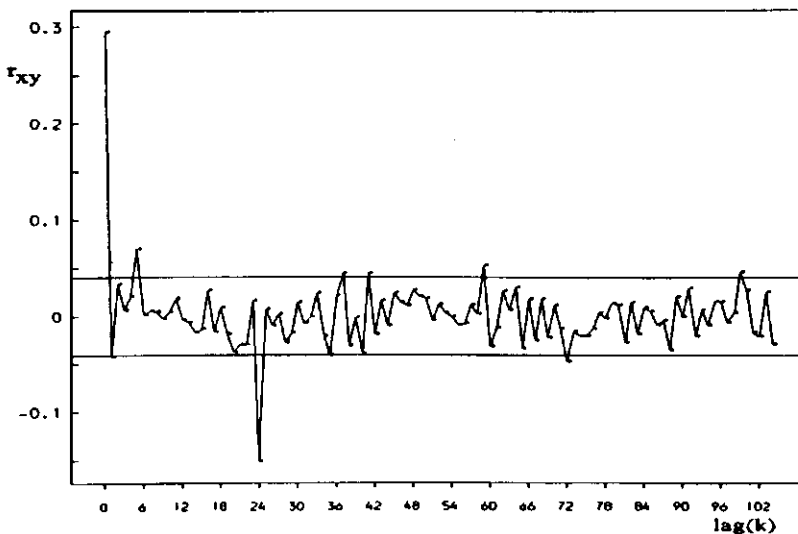
In figuur 5 zijn de partiële autocorrelaties uitgezet. Op de lags 24, 48, 72... zijn negatieve correlaties af te lezen. De partiële autocorrelatie functie dooft langzaam uit. Dit wijst in de richting van een MA-proces.



**Figuur 5** Partiële autocorrelaties van de gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissies per uur.  
**Figure 5** Partial autocorrelations of the average hourly  $\text{NH}_3$  emissions.

Uit de figuren 2 t/m 5 kan geconcludeerd worden dat de reeks gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissies per uur een trend en een periodieke variatie met een cyclus van 24 uur bevatten. Verder wordt de indicatie verkregen (Box & Jenkins, 1970) dat de reeks is opgebouwd uit AR- en MA-processen van orde 1. Mogelijke ARMA-modellen zijn derhalve  $(1,1) \times (0,1)_{24}$  of  $(1,1) \times (1,1)_{24}$ .

Van de vier mogelijke, verklarende variabelen, nl. de staltemperatuur, de buitentemperatuur, de relatieve luchtvochtigheid in de stal en de relatieve luchtvochtigheid buiten, werd door het berekenen van crosscorrelaties onderzocht wat hun invloed op de  $\text{NH}_3$ -



**Figuur 6** Crosscorrelaties van de staltemperatuur met de gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissies per uur.  
**Figure 6** Crosscorrelations between in-house temperature and average hourly  $\text{NH}_3$  emissions.

emissie was en bij een optredend effect, of dit vertraagd plaatsvond. Figuur 6 geeft de crosscorrelaties van de staltemperatuur met de NH<sub>3</sub>-emissie. Op lag 0 is een piek aanwezig, dat betekent dat de invloed van de staltemperatuur op de ammoniakemissie zonder vertraging plaatsvindt. De piek op lag 24 is een gevolg van differencing. In de huidige proefopzet worden de variabelen per uur geregistreerd, zodat als er al een vertraging plaatsvindt, dit effect in minder dan een uur optreedt.

De staltemperatuur gaf een betere verklaring dan de buitentemperatuur in het model. Weliswaar wordt het ventilatiedebiet ingesteld door de staltemperatuur en dus indirect door de buitenluchttemperatuur, maar ook de warmteproductie door de koeien speelt een rol.

De relatieve luchtvochtigheid, zowel in de stal als daarbuiten, had geen invloed op de ammoniakemissie.

### 3.2 Het model

Het uiteindelijk gefitte model bestaat uit een systematisch deel - de transferfunctie - en een stochastisch deel - de noisefunctie ( $\epsilon_t$ ).

De transferfunctie is opgebouwd uit een MA-proces van orde 1, dat zonder vertraging plaatsvindt. De noisefunctie bestaat uit AR- en MA-processen en is uitgebreid met een periodieke component met  $s = 24$ .

De notatie voor dit seasonal-ARMA-model is  $(1,1) \times (1,1)_{24}$ .

$$\text{Het model luidt: } Y_t = 67,59 + 3,51 (X_t - 15) + \epsilon_t \quad (11)$$

$$(\pm 4,62) \quad (\pm 0,21)$$

en (11.1):

$$\epsilon_t = 0,94 \epsilon_{t-1} + 0,93 \epsilon_{t-24} - 0,93 * 0,94 \epsilon_{t-25} + \underline{a}_t - 0,32 \underline{a}_{t-1} - 0,61 \underline{a}_{t-24} + 0,32 * 0,61 \underline{a}_{t-25}$$

$$(\pm 0,01) \quad (\pm 0,02) \quad (\pm 0,02) \quad (\pm 0,02)$$

waarin  $Y_t = \text{NH}_3$ -emissie op tijdstip  $t$

$X_t = \text{staltemperatuur op tijdstip } t$

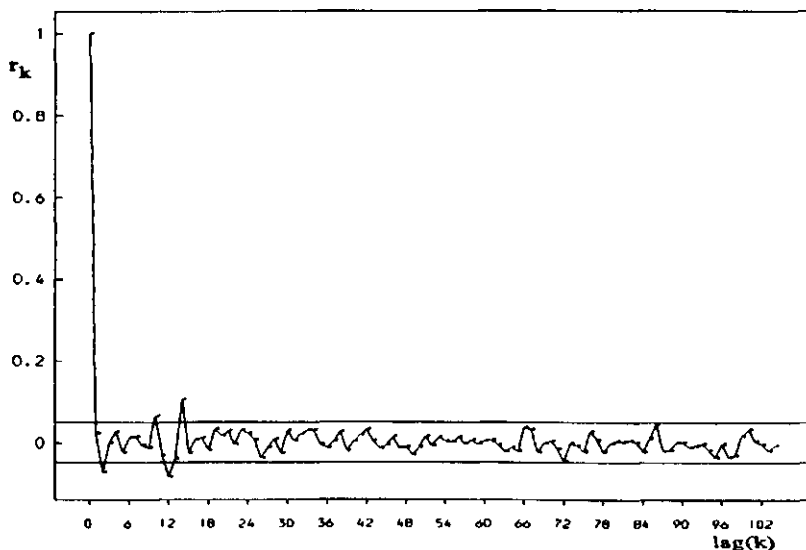
$\epsilon_t = \text{residuen}$

$\underline{a}_t = \text{innovaties}$

Model (11) laat zien in welke mate de NH<sub>3</sub>-emissie op tijdstip  $t$  afhangt van de staltemperatuur op tijdstip  $t$ . De temperatuur is uitgedrukt t.o.v. een referentietemperatuur, die op 15 °C is gesteld. De waarde 67,59 is dan het NH<sub>3</sub>-emissieniveau bij 15 °C. De invloed van de temperatuur op de emissie is direct. Een verhoging van één graad betekent een toename van de NH<sub>3</sub>-emissie met 3,5 g/h. Tussen haakjes zijn de standaardafwijkingen van de schattingen vermeld. De residuen zijn afhankelijk. De afhankelijkheid is gemodelleerd via een relatie met (niet waargenomen) onafhankelijke innovaties  $\underline{a}_t$ . Merk op, dat uitwerking van (11.1) oplevert, hoe  $\epsilon_t$  precies is gerelateerd aan  $\underline{a}_1, \dots, \underline{a}_t$ . De variantie van  $\epsilon_t$  is veel groter dan de variantie van  $\underline{a}_t$  ( $\hat{\sigma}_a^2 = 12,42$ ). Dit wordt uitgewerkt in paragraaf 3.4 en 3.5.

Bij het uitvoeren van een controle op de residuen zijn geen afwijkingen van het model vastgesteld. Het uitzetten van de residuen tegen de tijd gaf een normaal beeld te zien met enkele uitbijters.

In figuur 7 is het correlogram van de residuen weergegeven. Op de lags 10, 12 en 14 zijn significante autocorrelaties aanwezig, maar niet verontrustend groot. Het algemene beeld is dat de autocorrelaties niet significant ( $\alpha = 0,05$ ) van 0 verschillen.



**Figuur 7** Correlogram van de residuen.  
**Figure 7** Correlogram of residuals.

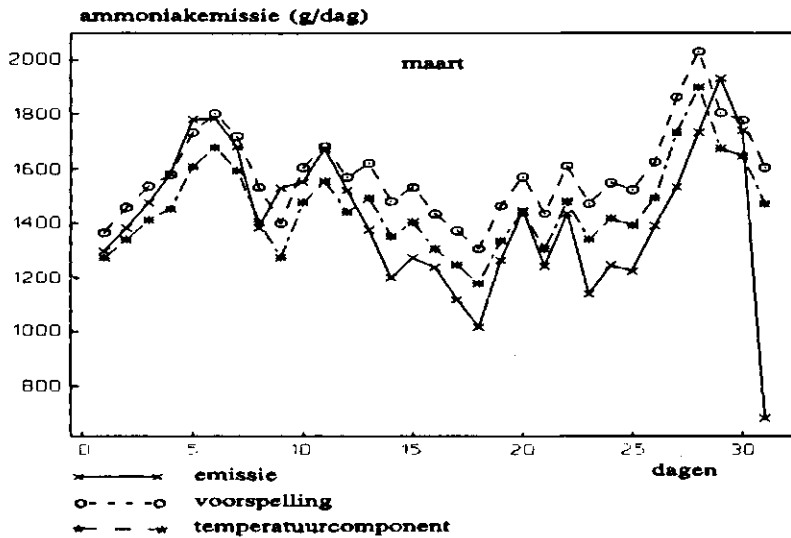
De lack of fit is onderzocht met de toetsingsgrootheid Q. Dit leverde voor Q de waarde 1408 op. Q is onder de nulhypothese – geen autocorrelatie voor positieve lags – chi-kwadraat verdeeld, zodat de gevonden waarde bij 2715 vrijheidsgraden geen bewijs voor significante aanwezigheid van autocorrelatie vormt.

### 3.3 Voorspellingen

Om de voorspellende mogelijkheden van dit soort modellen te illustreren, zijn op basis van de gegevens van de maanden januari en februari en januari t/m maart twee modellen gefit. Hiermee zijn voorspellingen gemaakt op grond van de waargenomen staltemperatuur in respectievelijk maart en april en vergeleken met de werkelijke ammoniakemissies in deze maanden.

**Tabel 1** Voorspelde en gemeten  $NH_3$ -emissies (g/h) voor de maanden maart en april.  
**Table 1** Forecasts and observed  $NH_3$  emissions (g/h) in March and April.

	voorspelling (g/h)	gemeten (g/h)	gemiddelde afwijking (g/h)	st.dev. van afwijking (g/h)
maart	65,8	60,0	5,8	7,7
april	61,6	59,4	2,2	14,1



**Figuur 8** Voorspellingen, gemeten  $\text{NH}_3$ -emissies en de emissies due to temperature voor de maand maart.

**Figure 8** Forecasts, actual  $\text{NH}_3$  emissions and the emissions due to temperature in March.

In tabel 1 zijn de gemiddelde, voorspelde en gemeten  $\text{NH}_3$ -emissies per uur en de gemiddelde afwijking van de voorspelling met bijbehorende standaardafwijking voor de maanden maart en april weergegeven.

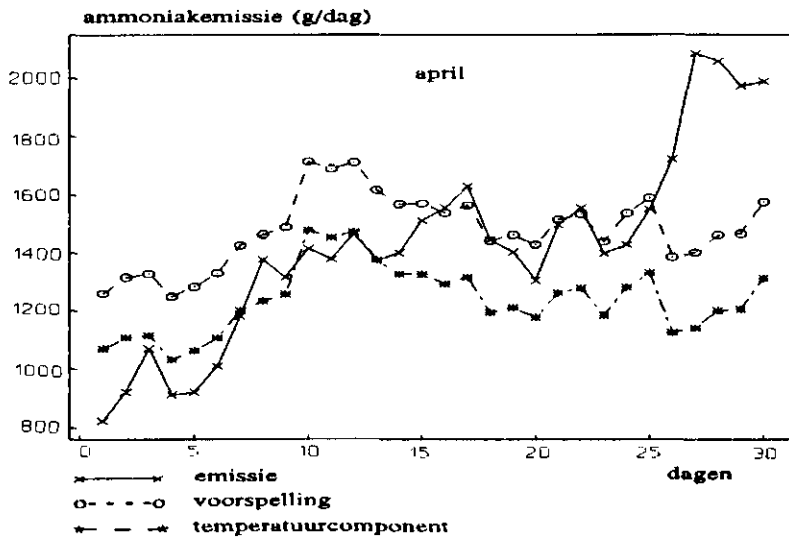
De voorspelde  $\text{NH}_3$ -emissie ligt gemiddeld boven de werkelijk gemeten waarden. Vooral in maart wordt de emissie overschat. De gemaakte afwijking ligt binnen de 10%, maar de standaardafwijking op de fout, d.i. de voorspelling minus werkelijk gemeten emissie, is groot.

In figuur 8 en 9 zijn voor maart en april de gemiddelde, voorspelde en werkelijk gemeten  $\text{NH}_3$ -emissies per dag uitgezet. Tevens is het ammoniakdeel opgenomen dat het gevolg is van de regressie op de staltemperatuur. Omdat dagtotalen zijn weergegeven (N.B. het model is gefit op uurgemiddelden) kunnen uit deze figuren slechts tendensen opgetekend worden. De voorspelling die gebaseerd is op staltemperatuur, volgt in maart qua patroon redelijk goed de reële emissie maar het niveau ligt steeds iets hoger. In april daarentegen wijkt de voorspelling sterk af.

Begin april ligt de voorspelling boven de gemeten emissie, eind april eronder. De  $\text{NH}_3$ -emissie stijgt in deze maand en neemt aan het einde plotseling sterk toe.

Ten slotte is in figuur 10 voor een viertal dagen het verloop binnen een dag van de  $\text{NH}_3$ -emissie, de regressie op de temperatuur en de noise tegen de tijd uitgezet. Opvallend zijn de pieken en dalen die optreden bij 7, 8 en 17, 18 uur. Dit zijn de tijdstippen waarop gemolken wordt. Het systematisch deel van model (11) kent geen parameters die deze pieken en dalen beschrijven, zodat deze variatie in het toevalsdeel terecht komt. Het niet opnemen heeft weinig invloed op de gemiddelde voorspelfout omdat pieken en dalen bij het middelen grotendeels tegen elkaar wegvallen, maar de variantie van de voorspelfout wordt groter.

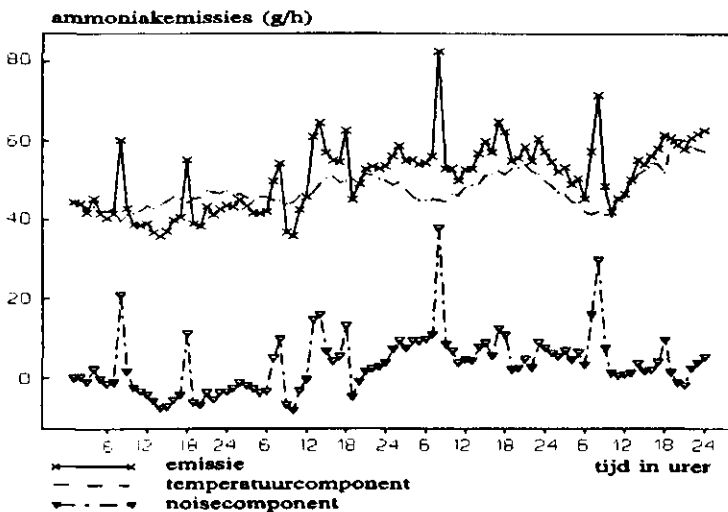




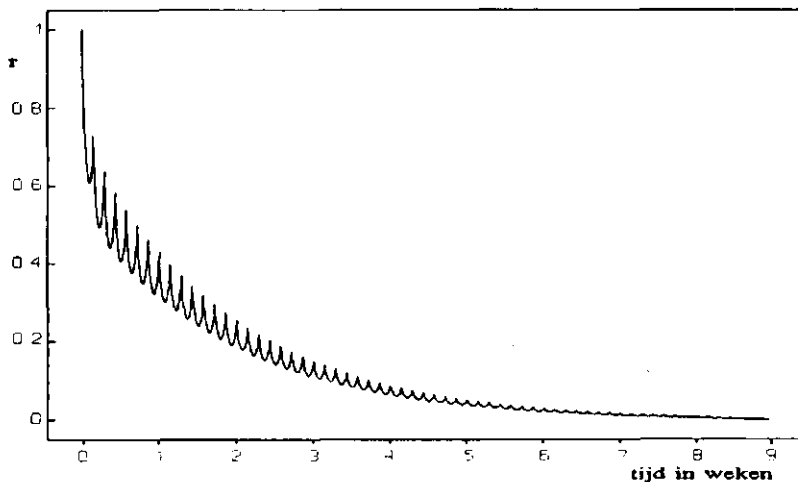
**Figuur 9** Voorspellingen, gemeten  $\text{NH}_3$ -emissies en de emissies due to temperature in April.  
*Figure 9* Forecasts, actual  $\text{NH}_3$  emissions and the emissions due to temperature in April.

### 3.4 Afhankelijkheid tussen waarnemingen

Uit de variantie-covariantie-matrix worden de correlaties tussen opeenvolgende uren berekend. Tevens kan de lengte van de periode waarbinnen waarnemingen elkaar beïnvloeden worden vastgesteld. Zo wordt bepaald hoever waarnemingen uit elkaar moeten



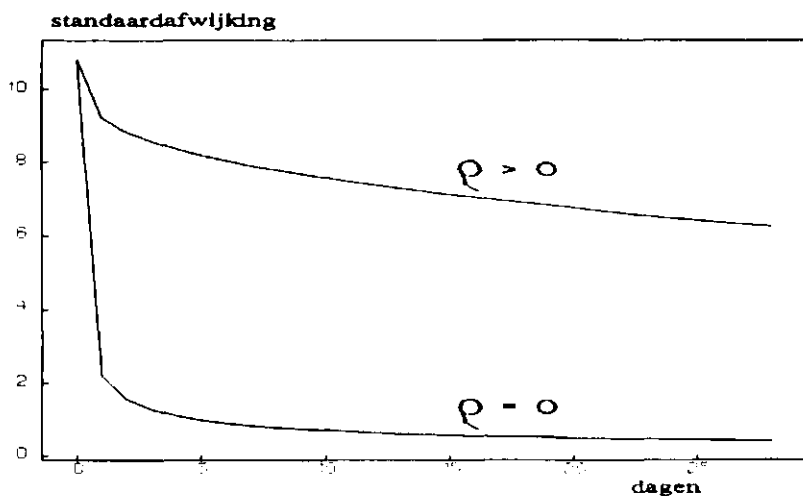
**Figuur 10** Gemiddelde  $\text{NH}_3$ -emissie per uur als gevolg van temperatuur, de noise component en de totale emissie.  
*Figure 10* Average hourly  $\text{NH}_3$  emission due to temperature, noise component and total emission.



**Figuur 11** Correlaties tussen de residuen uitgezet tegen de tijd.  
**Figure 11** Correlations between residuals plotted against time.

liggen om aan te kunnen nemen dat processen, die zich afspelen op tijdstip  $t$ , geen effect meer hebben op de waarneming gedaan op tijdstip  $t+\tau$  en dus sprake is van ongecorrleerde waarnemingen. Hoe groot is  $\tau$ ?

In figuur 11 zijn voor het stochastisch deel de correlaties tegen de tijd uitgezet. Het blijkt 5 tot 6 weken te duren voordat de invloed van toevallige variatie is uitgewerkt. Merk op dat waarnemingen, die 24 uur of een veelvoud hiervan uit elkaar liggen, hoog gecorreleerd zijn.



**Figuur 12** Standaardfouten uitgezet tegen de periode voor de bestaande situatie met  $\rho > 0$  en de hypothetische situatie met  $\rho = 0$ .  
**Figure 12** Standard errors plotted against period for the existing situation where  $\rho > 0$ , and for the hypothetical situation where  $\rho = 0$ .

### 3.5 Onnauwkeurigheid van het model

In figuur 12 zijn de standaardfouten, die bij een periode van een bepaalde lengte horen, uitgezet. De bovenste lijn geeft de standaardfouten van de bestaande situatie, dus met positieve correlaties tussen de residuen. De onderste lijn geeft de standaardfouten in de hypothetische situatie dat de waarnemingen onafhankelijk, dus ongecorrigeerd geweest waren.

De onnauwkeurigheid van een schatting voor de gemiddelde emissie in een meetperiode daalt dan veel sneller bij toenemende lengte van de periode dan in de praktijksituatie. Om toch een bepaalde nauwkeurigheid te halen, zal in de praktijk veel langer doorgemeten moeten worden.

In tabel 2 zijn voor een aantal perioden van verschillende lengten de theoretisch afgeleide varianties gegeven.

**Tabel 2** Theoretische varianties (standaardfout tussen haakjes) voor perioden met verschillende lengten.

*Table 2 Theoretical variances (standard errors in parentheses) for periods with various lengths.*

periode (dagen)	variantie	s.e.
1/24	116,7	(10,8)
1	85,1	( 9,2)
2	77,8	( 8,8)
3	73,1	( 8,5)
4	69,6	( 8,3)
5	66,8	( 8,2)
6	64,4	( 8,0)
7	62,3	( 7,9)
14	51,8	( 7,2)
21	44,5	( 6,7)
28	38,9	( 6,2)

Een 95%-betrouwbaarheidsinterval voor de gemiddelde emissie in een periode van een bepaalde lengte wordt gegeven door de volgende benadering:

$$67,59 + 3,51 * (X_{\text{gem}} - 15) \pm 2 * S_{\text{periode}}$$

In tabel 2 staan de waarden voor S.

## 4 Discussie

Het toevalsdeel  $\epsilon_t$  is het verschil tussen de waarneming en het systematisch deel van het model. De eigenschappen van de  $\epsilon_t$ 's worden gekarakteriseerd door het eerste en tweede moment, dit zijn de verwachtingswaarde (per definitie 0) en de varianties en correlaties. Bij onafhankelijke waarnemingen is de correlatie gelijk aan 0. In een tijdreeks situatie echter zijn de  $\epsilon_t$ 's onderling gecorreleerd. De correlaties hangen af van de afstand tussen de tijdstippen. Een tijdreeksmodel houdt rekening met deze onderlinge correlaties door ze te modelleren; elke  $\epsilon_t$  wordt uitgedrukt als een functie van voorgaande  $\epsilon_t$ 's. In het systematisch deel worden d.m.v. de transferfunctie effecten van invloedsvariabelen en behandelingen gemodelleerd. Alles wat systematisch is, maar niet in het transfermodel wordt opgenomen, komt in het toevalsdeel terecht. Dit kan het geval zijn wanneer er een interactie optreedt, die moeilijk is te modelleren. Of wanneer zich tussen twee behandelingen een fase bevindt, waarin het niveau zich geleidelijk aanpast aan de nieuwe situatie. Of zelfs wanneer een behandeling een variatiebron beïnvloedt, waardoor deze zich wezenlijk wijzigt. Gevolg is, dat al deze effecten in het toevalsdeel terecht komen en een verkeerd model wordt gefit. Tevens worden behandelingseffecten onder- of overschat.

Een beperking van de Box-Jenkins tijdreeksmodellen is, dat in het algemeen alleen lineaire modellen gefit kunnen worden. In bepaalde gevallen echter, is het mogelijk om d.m.v. een AR(1)-proces een instantaan effect, gevolgd door een exponentieel herstel te modelleren.

Een tweede beperking is dat met tijdreeksanalyse alleen stationaire reeksen verwerkt kunnen worden. Stationariteit kan bereikt worden door differenties te nemen, maar deze methode is alleen zinvol als het model gebruikt wordt om te voorspellen. Voor het schatten van effecten, wat meestal het doel van de analyse zal zijn, is deze methode ongeschikt omdat niet meer een behandelingseffect maar een 'behandelingseffect van een verschil' wordt geschat.

Beter is het dan ook om een reeks stationair te maken door trend en/of periodieke variatie in het systematisch deel van het model op te nemen. Een variabele die de trend weergeeft, zal dan aanwezig moeten zijn.

Het gefitte model is getoetst aan een zgn. nulmodel. Dit is een model zonder enige veronderstelling omtrent de achterliggende processen en zonder transferfunctie. In concreto betekent dit dat een gemiddelde gefit wordt. De residuen van het gevonden model worden vergeleken met de residuen in de nulsituatie en gekeken wordt hoeveel de variantie verbetert. Voor het gefitte model levert dit op dat 90% van de variantie uit de nulsituatie verklaard wordt.

Opgemerkt moet worden dat deze dataset helaas gebrekkig is, door het ontbreken van behandelingen en de beperkte keuze aan verklarende variabelen.

Alleen de staltemperatuur is bruikbaar als verklarende variabele. Weliswaar wordt de staltemperatuur via het ventilatiedebiet tot op zekere hoogte gestuurd door de buitenluchttemperatuur, waardoor er een zekere mate van inwisselbaarheid bestaat, maar de relatie met het binnenklimaat is sterker.

De relatieve luchtvochtigheid, zowel binnen als buiten, vertoonde geen enkel verband met de ammoniakemissie. Dit betekent niet dat invloed van de relatieve luchtvochtigheid op de ammoniakemissie moet worden uitgesloten, maar, dat in het huidige experimenteelgebied de relatieve luchtvochtigheid geen directe invloed heeft.

De voorspellingen die op grond van model (11) gemaakt worden, geven een overschatting van de werkelijkheid. Op de waargenomen reeksen wordt een tijdreeksmodel gefit, vervolgens worden een aantal voorspellingen gemaakt, die gebaseerd zijn op de transferfunctie. Bij model (11) is dat op basis van de staltemperatuur. Via het stochastisch deel van het model wordt hier een bijdrage bij opgeteld. In model (11) is een deel van de aanwezige variatie niet onder te brengen in het systematisch deel. Dit heeft als gevolg dat onnauwkeurig voorspeld wordt, hoewel het gemiddelde van de voorspelling dicht bij de reële waarde ligt.

Een verklaring voor het systematisch hogere niveau van de voorspelling in vergelijking met de werkelijk gerealiseerde waarden voor de emissie is, dat de parameterschattingen in de transferfunctie niet stabiel zijn. Het effect van temperatuur – de richtingscoëfficiënt – lijkt tijdsafhankelijk te zijn. Ter illustratie, wanneer het model, zoals in (11), gefit wordt op een dataset die telkens met één maand wordt uitgebreid, dan worden voor de perioden januari, januari/februari etc. de volgende vier schattingen voor de richtingscoëfficiënt verkregen: 5,1, 4,2, 3,6, 3,5. Het model gebaseerd op 4 maanden heeft de laagste richtingscoëfficiënt. Hoe groter de periode genomen wordt, die door het model wordt beschreven, hoe lager de schatting. Het gemiddeld steeds lager uitkomen van deze waarde, doet vermoeden dat voor iedere maand een andere schatting geldt. De schatting neemt af in de tijd. Bij voorspellen echter wordt aangenomen dat deze schatting tijdsinvariant is. Deze voorwaarde lijkt geweld aangedaan te worden.

Voor maart en april kan de richtingscoëfficiënt dus een andere waarde hebben dan voor de periode waarop het model is gefit. Gevolg lijkt hier dus te zijn dat voorspeld wordt op basis van een richtingscoëfficiënt, die overschat wordt. Bij mogelijke oorzaken valt te denken aan een verandering van diergedrag, al dan niet o.i.v. het lengen der dagen, extremere waarden voor de temperatuur, verandering van de omstandigheden in de stal etc.

In april is sprake van een sterk fluctuerende bijdrage van de noise. Deze bijdrage is in figuur 8 en 9 af te lezen als het verschil tussen emissie en temperatuurcomponent. Eind april neemt deze sterk toe. Een mogelijke oorzaak is dat op dat moment nieuwe meetapparatuur in gebruik werd genomen.

De invloed van de mestkelder wordt met model (11) niet beschreven. Tijdens de proefperiode wordt de gierkelder langzaam gevuld. Er ontstaat op deze manier een groot reservoir, dat langzaam opwarmt, maar ook langzaam zijn warmte afstaat. Dit betekent dat er een potentiële ammoniakbron bijkomt, waarvan de invloed op de emissie nagenoeg onbekend is.

Daarnaast heeft het af en toe leegpompen van de gierkelder gedurende de meetperiode een onbekende, verstorende invloed (zowel op de identificatie van het model als op de schattingsprocedure). Op de momenten van leegpompen neemt de  $\text{NH}_3$ -concentratie sterk toe, deels door het in beweging brengen van de gier, deels door het sterk vergroten van de emissie-oppervlak (N.B. de wanden van de kelder). Vervolgens komt de emissie terug op

het oorspronkelijke niveau. Het is echter onduidelijk hoelang dit proces duurt. Het modelleren van een instantaan effect, gevolgd door een exponentieel herstel d.m.v. een MA(0)- en een AR(1)-proces leverde, als gevolg van veel ruis in de data, een niet-schatbaar model op.

De nauwkeurigheid van een schatting wordt slechts langzaam verbeterd door de meetperiode te verlengen. De kosten, die langer meten met zich meebrengt, moeten worden afgezet tegen de informatie die dit oplevert.

Korter meten, zodat in een zelfde periode meer behandelingen kunnen worden uitgetest, levert uiteindelijk meer op.

Een tweede overweging is, dat verschillen tussen schattingen (i.c. gemiddelden over opeenvolgende perioden) bij hoge, positieve correlaties tussen opeenvolgende waarnemingen dan het gevolg zijn van het zelf aanbrengen van variaties.

De volgende punten moeten worden nagegaan:

- welke parameters beïnvloeden de ammoniakemissie;
- kan de noise een gevolg zijn van emissie uit de gierkelder (vertraagd opwarmen, lang vasthouden van warmte, verstoringen hierin door het af en toe leeg pompen, een verminderde ventilatie in de kelder, waardoor de hier geproduceerde  $\text{NH}_3$  vertraagd afgevoerd en gemeten wordt en dus over een langere periode blijft vrijkomen);
- idem maar dan voor de betonroosters;
- wordt april goed gemeten, gezien het feit dat in die maand de noise sterk varieert;
- zijn de parameterschattingen tijdsafhankelijk. Een klasse van modellen, die veranderende parameterschattingen toestaat, zijn zgn. state-space-models. Het algoritme dat wordt toegepast is het Kalman-filter.

## 5 Conclusies

- Het modelleren van het ammoniakemissieproces m.b.v. tijdreeksmodellen is slechts beperkt mogelijk. Parameterschattingen zijn niet stabiel, waardoor de voorspellingen een overschatting geven van de werkelijkheid.
- Er bestaat een positief verband tussen ammoniakemissie en staltemperatuur. De invloed van de temperatuur op de emissie lijkt echter tijdsafhankelijk. Voor de waargenomen periode januari t/m april wordt het effect geschat op een toename van 3,5 g ammoniak per uur bij een verhoging van één graad Celcius.
- Het gevonden model is vooral van waarde voor het berekenen van de onnauwkeurigheden van schattingen, die bij perioden van verschillende lengte behoren.
- Met het verlengen van de meetperiode wordt de nauwkeurigheid van een schatting maar weinig verbeterd. Dit is een gevolg van gecorreleerde waarnemingen. Omdat meetperioden van 3 of 4 weken nauwelijks betere informatie opleveren dan meetperioden van 1 á 2 weken, lijkt een duur van 1 á 2 weken voor een experiment voldoende.

# Summary

At IMAG-DLO research station 'De Vijf Roeden' near Arnhem ammonia emissions and some climate variables were measured from a mechanically ventilated loose housing system. Emissions due to a particular housing system are to be estimated with sufficient accuracy. To assess the accuracy, identification of an emission model is needed to reveal variations in the observed level.

The smallest standard errors of emission are obtained when the greater part of the variation is explained by incorporating climate variables. To meet this requirement, the class of 'ARIMA time series models' was investigated for a suitable model. The identified emission model was used to assess standard errors of the average emission at a given period.

In agricultural research the use of time series models is not very common. The first part of the paper provides the basic concepts of time series, while in the second part parameter estimation applied to real data is considered. Furthermore, implications of this model concerning accuracy of an estimation are discussed.

Only a small part of the total variation could be explained by climate variables. Only temperature was found to be related to emission. The effect was estimated to be 3.5 g/h per degree Celsius. Because of this, it seems likely that the true relationship between variables is more complex than assumed here and that, probably, some relevant variables were missing.

Successive observations were highly correlated. Correlations slowly decreased to zero with increasing time intervals, but it lasted at least five weeks before the correlation was approximately zero.

Elongation of the duration of the experimental period hardly improved the standard error of an estimate, due to high correlations. On the other hand, comparisons between treatments shortly spaced in time are estimated quite accurate.

All results are based on one set of data, measured from January till April 1990. Therefore, results are circumstantial. Conclusions about time-correlated observations and, consequently, accuracy, are dependent on the duration of the experiment. In fact, actual dependencies may be even stronger than found here.

However, dependencies could be reduced as more variation is explained by climate variables.

Finally, the major contribution of this paper is not in presenting results but in introducing time series analysis and how to use it.



# Literatuur

- Box, G.E.P. and G.M. Jenkins, 1970. Time series analysis forecasting and control. Holden-Day, San Francisco, 533 pp
- Chatfield, C., 1975. The analysis of time series, an introduction. Chapman and Hall, London, 241 pp
- Kroodsmas, W., J.W.H. Huis in't Veld en R. Scholtens, 1992. Ammoniakemissie uit rundveestallen, 35 pp
- Genstat 5 Reference Manual, 1987. Clarendon Press, Oxford, 749 pp
- Voet, H. van der, 1992. On the use of Box-Jenkins time series analysis in Genstat for analyzing before-after-control-impact (BACI) studies. GLW-notitie 92-08

# Verschenen rapporten

- 91-1 Dieën, J.H. van en A.A.J. Looije – Dimensionering van de werkplek bij het oogsten van tulpen in de broeierij.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 23 pp., f 17,50
- 91-2 Buitink, W.J. – Onderzoek naar technieken ter verbetering van de stalhygiëne.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 23 pp., f 20,00
- 91-3 Bijl, R.S. – Ontwikkeling van een vloeistofdispenser voor het lekvrij bevochtigen van planten.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 15 pp., f 20,00
- 91-4 Mol, R.M. de – BOSMest een beslissingsondersteunend systeem voor de optimalisering van de afzet en de verwerking van mest.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 180 pp., f 17,50
- 91-5 Bruins, M.A. – De ammoniakemissie tijdens en na het uitrijden van varkens-, runder- en kippemest.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 16 pp. (excl. bijlage), f 20,00
- 91-6 Hendrix, A.T.M. – De arbeidsbehoefte bij de teeltwisseling van op substraat geteelde meermaling oogstbare gewassen.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 51 pp., f 20,00
- 91-7 Aarnink, A. – Perspulp in het rantsoen van guste en dragende zeugen. Invloed op wateropname, mestkwaliteit en reproductie.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 43 pp., f 20,00
- 91-8 Aarnink, A. – Rekenmodel voor de waterbehoefte van vleesvarkens (FYSWA).  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 41 pp., f 20,00
- 91-9 Klarenbeek, J.V., Huijsmans, J.F.M., Pain, B.F. en V.R. Phillips – Anglo-Dutch experiments on odour and ammonia emission following the spreading of piggery wastes on arable land.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 28 pp., f 25,00
- 91-10 Swierstra D. e.a. – Ontwikkeling Modern Melkbedrijf.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 31 pp., f 20,00
- 91-12 Arts, W.M.W.F., Vliet, T. van, Telle, M.G. en P.J.W. ten Have – Berekeningsmethoden voor de leidingweerstand van mengmest.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 37 pp., f 20,00
- 91-13 Frénay, J.W. – Handleiding bij de Bouwtechnische Richtlijnen Mestbassins (HBRM 1991).  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 105 pp., f 25,00
- 91-14 Braak, N.J. van de en J.J.G. Breuer – Ventilatie in kassen.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 21 pp., f 20,00
- 91-15 Knies, P. – Drie kasverwarmingssystemen voor restwarmte.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 127 pp., f 35,00
- 91-16 Lokhorst, C. en H.W.J. Houwers – An automated oestrus detection system for sows in group housing.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 34 pp., f 25,00
- 91-17 Ouwerkerk, E.N.J. van en C.J.M. Scheepens – Temperatuur- en ventilatiebehoefte van gespeende biggen.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 16 pp., f 25,00

- 91-18 Lange, J.M. – Het energieverbruik op de Friese melkveebedrijven, nu en in de toekomst.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 69 pp., f 35,00
- 91-19 Braak, N.J. van de – Kasventilatie met verdampingskoeling.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 24 pp., f 20,00
- 91-20 Ipema, A.H., Ketelaar-de Lauwere, C.C. en J. Metz-Stefanowska – De invloed van zesmaal daags melken op melkproductie, technische aspecten en het gedrag van koeien.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 23 pp., f 20,00
- 91-21 Oude Vrielink, H.H.E. – Physical performance and fatigue.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 140 pp., f 40,00
- 91-22 Hoeksma P. – Voorkomen en bestrijden van schuimvorming bij de opslag van mengmest.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 29 pp., f 30,00
- 91-23 Bruins, M.A. – Onderzoek naar de ammoniakemissie bij toediening van aangezuurde, verdunde mest.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 16 pp., f 20,00
- 91-24 Werken, J. van de – De ontwikkeling van een onbemande emissie-arme spuit voor de fruitteelt (OOSEF).  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 26 pp., f 25,00
- 91-25 Letter, R. – De veiligheid van de trekkerchauffeur tijdens de toediening van gewasbeschermingsmiddelen in de fruitteelt.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 68 pp., f 25,00
- 92-2 Bosma, A.H. – Techniek bij het inkuilen met korte veldperiode.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 48 pp., f 25,00
- 92-3 Elzing, A., Kroodsma W., Scholtens, R. en G. Uenk – Ammoniakemissiemetingen in een modelsysteem van een rundveestal. Theoretische beschouwingen.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 25 pp., f 30,00
- 92-4 Ketelaar-de Lauwere, C.C. – Het gebruik van een selectiepoort voor automatisch melken; de invloed op het gedrag en het welzijn van de koeien.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 34 pp., f 30,00
- 92-5 Huijs, J.P.G. en H.F. de Zwart – Optimalisering energiegebruik bij toepassing van warmtekrachtkoppeling en assimilatiebelichting bij tomaten.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 68 pp., f 30,00
- 92-6 Demmers, T.G.M., Hissink, M.G. en G.H. Uenk – Het drogen van pluimveemest in een droogtunnel en het effect hiervan op de ammoniakemissie.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 19 pp., f 20,00
- 92-7 Metz-Stefanowska, J., Rossing, W. en E. Benders – Efficiëntie van de overdracht van signalen van geïmplanteerde temperatuursensoren bij melkkoeien.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 23 pp., f 25,00
- 92-8 Loonen, J.W.G.M., Geurink, J.H., Hoekstra, H., Huijsmans, J.F.M. en H. Snijders – ProPro Noord-Brabant. Eindrapport Werkgroep Mestinjectie. Samenvatting drie jaar onderzoek emissie-arme mesttoediening.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport 92-8, CABO-DLO verslag 161, PR Rapport 140. 90 pp., f 25,00
- 92-9 Stanghellini, C., Bosma, A.H., De Lorenzi, F. and C. Werkhoven – Early detection of water stress in sub-humid climates.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 30 pp., f 35,00

- 92-10 Elzing, A., Swierstra, D., Uenk, G.H. en W. Kroodsmā – Ammoniakemissie-metingen in een modelsysteem van een rundveestal: de invloed van vloer-varianten.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 14 pp., f 25,00
- 92-11 Pompe, J.C.A.M., Holterman, H.J. en B.C.P.M. van Straelen – Technical aspects of pesticide application.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 84 pp., f 40,00
- 92-12 Demmers, T.G.M. – Beknopte gebruikershandleiding voor biowassers.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 16 pp., f 20,00
- 92-13 Metz-Stefanowska, J., Ketelaar-de Lauwere, C.C., Ipema, A.H. en P.J.M. Huijsmans – Beïnvloeding van het koevoer in de stal ten behoeve van het automatisch melken.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 26 pp., f 35,00
- 92-14 Frénay, J.W. en G.Chr. Bouquet – Ondergrondse betonnen opslagsystemen voor mengmest: voorstudie, ontwerp en uitvoering.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 128 pp., f 50,00
- 92-15 Dieën, J.H. van – Bruikbaarheid van elektromyografie in ergonomisch onderzoek met speciale referentie naar de lage-rugmuscultuur.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 60 pp., f 35,00
- 93-1 Huis in 't Veld, J.W.H., Kroodsmā W. en S. van Westreenen – Vermindering ammoniakemissie uit een ligboxenstal door spoelen van de roosters.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 24 pp., f 25,00
- 93-3 Elzing, A. en W. Kroodsmā – De relatie tussen ammoniakemissie en stikstof-concentratie in de urine van melkvee.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 24 pp., f 25,00
- 93-5 Dieën, J.H. van – Functional load of the low back.  
Wageningen, IMAG-DLO rapport, 150 pp., f 40,00

De rapporten kunt u **schriftelijk** bestellen door overmaking van het genoemde bedrag op Postbanknummer 3514771 ten name van IMAG-DLO te Wageningen, onder vermelding van het rapportnummer.

Reports must be ordered by transferring the appropriate amount (in Dutch Guilders) to the IMAG-DLO account, no. 3514771, at the Postbank, Wageningen, quoting the relevant report number(s)