

De voor u liggende bundel wordt gecompleteerd met een vijfde hoofdstuk over loglineaire analyse van dyadische interacties - een dyadische analyse-techniek welke zeker gerekend moet worden tot de nieuwe, belangwekkende ontwikkelingen op dit gebied, maar die in de workshop niet aan de orde is gekomen. Samen geven de vijf hoofdstukken daarmee een redelijk overzicht van Nederlands onderzoek naar nieuwe benaderingen van de analyse van dyadische interactie. Naar onze mening levert het Nederlands onderzoek in dit opzicht een substantiële bijdrage (zie ook de dissertatie van M.J.M.Voeten (1985): *Sequential analysis of teacher-student interaction*; Katholieke Universiteit Nijmegen).

Wij danken Psychon voor de financiële bijdrage welke de uitgave van deze bundel mogelijk maakte en drs. Paul Verschure voor zijn toegewijde assistentie bij de voorbereidingen van de uitgave.

Amsterdam, november 1988.

P.C.M.Molenaar en
G.J.Mellenbergh.

CORRESPONDENTIEANALYSE ALS ALTERNATIEF VOOR KLASSIEKE DYADISCHE LAG-SEKWENTIELE ANALYSE.

P.G.M. van der Heijden, D.C. van den Boom
en S.J.B.J. Dijkstra.

De auteurs zijn dank verschuldigd aan J. de Leeuw voor zijn advies
in zake de uitgevoerde bootstrapstudie.

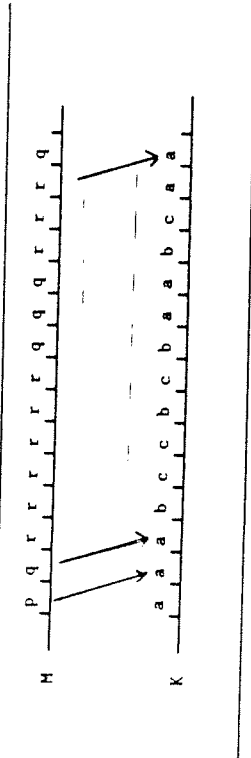
In dit hoofdstuk zullen we ingaan op een veel gebruikte manier voor de analyse van categorische dyadische sekwenties, namelijk de zgn. lag-sekwentiele analyse zoals deze voorgesteld is in bijvoorbeeld Sackett (1979) en Gottman & Bakeman (1979). Aan het gebruik van deze analysemethode zijn enkele nadelen verbonden, die we hieronder zullen bespreken. Deze nadelen kunnen ondervangen worden door het gebruik van correspondentieanalyse. We zullen tamelijk gedetailleerd ingaan op eigenschappen van deze laatste analysemethode, en laten zien waarom correspondentieanalyse een goed alternatief voor klassieke dyadische lag-sekwentiele analyse is. Zo men wil, is het echter ook mogelijk om correspondentie-analyse uit te voeren aanvullend op lag-sekwentiele analyse: correspondentieanalyse dient in dit laatste geval om een grote hoeveelheid ongestructureerde informatie overzichtelijk weer te geven.

1. Categorische dyadische sekwenties.

In psychologisch onderzoek worden geregeld categorische dyadische sekwenties verzameld om het gedrag van een dyade te bestuderen. Om enkele voorbeelden te noemen: indien men geïnteresseerd is in de interactie tussen een moeder en haar baby, zal men over het algemeen gebruik maken van categorische dyadische sekwenties. Een andere gebied waar men dit type gegevens tegenkomt, is bijvoorbeeld de therapie-evaluatie, indien de interactie tussen een therapeut en cliënt empirisch wordt bestudeerd. Meer in het bijzonder zijn deze gegevens wel verzameld in de context van relatie-therapie, waarbij men de interactie tussen de partners bestudeert

We zullen nu preciezer aangeven wat verstaan wordt onder een 'categorische dyadische sekwentie'. Dit kan het eenvoudigst met behulp van een voorbeeld. In figuur 1 is een klein stukje van een dyadische sekwentie afgebeeld. We zien daar twee lange rijen met gegevens, afgezet op de tijdas. De gegevens zijn gedragscategoriën. Zo'n rij gegevens wordt

Figuur 1: Voorbeeld van een (deel van een) dyadische sekwentie. Voor de moeder treffen we gedragingen p, q en r aan; voor de baby gedragingen a, b en c. Men is geïnteresseerd in de relatie tussen het gedrag van de moeder en dat van de baby.



een sekwentie genoemd. De bovenste sekwentie is de sekwentie voor de moeder, en de onderste is de sekwentie voor de baby. Er is sprake van twee sekwenties, en we zijn geïnteresseerd in de relatie tussen beide sekwenties. Daarom spreekt men wel van een dyadische sekwentie.

Men heeft te maken met een bijzonder soort dyadische sekwentie, indien het gedrag van beide participanten van de dyade op dezelfde wijze is gecategoriseerd. Deze situatie zal men bijvoorbeeld in het eerder genoemde voorbeeld van relatietherapie aantreffen. In dit hoofdstuk zullen we ingaan op het algemenere geval dat het gedrag van de twee participanten, de moeder en de baby, met een verschillend categoriëensysteem is gescoord.

Eigenlijk is in figuur 1 een bijzonder soort sekwentie afgebeeld, namelijk een sekwentie die verzameld is met de zgn. 'time-sampling' methode. Deze methode houdt in dat op vaste tijdpunten - bijvoorbeeld om de 6 seconden - het gedrag van zowel de moeder als de baby worden genoteerd. Er zijn ook andere methoden van dataverzameling mogelijk, bijvoorbeeld de 'event-sampling' methode (zie bijvoorbeeld Sackett, 1979). Op dit onderscheid zullen we verder niet ingaan.

Men zal bij de analyse van dyadische sekwenties meestal geïnteresseerd zijn in vragen als of de moeder het gedrag

van het kind op enigerlei wijze beïnvloedt, en omgekeerd, of het gedrag van de baby het gedrag van de moeder beïnvloedt. Vaak is men dan geïnteresseerd in een gedeelte van alle gedragingen van de moeder of het kind: bijvoorbeeld, men wil weten of het huilen van het kind afneemt ten gevolge van het troosten door de moeder. Een veel gebruikte analysemethode om dit soort vragen te beantwoorden is klassieke dyadische lag-sekwentiele analyse.

2. Klassieke dyadische lag-sekwentiele analyse.

Een zeer populaire methode om de gegevens uit figuur 1 te analyseren is door middel van dyadische lag-sekwentiele analyse. We verwijzen voor een uitgebreide beschrijving van deze methode naar bijvoorbeeld Sackett (1979), Gottman & Bakeman (1979) en Gottman (1980). Deze data-analyse methode is conceptueel eenvoudig, en heeft een zeer breed toepassingsgebied. Deze eigenschappen hebben mede geleid tot de huidige populariteit van observationeel onderzoek met behulp van dyadische sekwenties. We spreken hier over 'klassieke' dyadische lag-sekwentiele analyse, omdat er momenteel in de literatuur reeds verschillende alternatieven zijn voorgesteld voor deze methode. Deze alternatieven hebben echter allen gemeenschappelijk dat zij slechts bruikbaar zijn in het geval het aantal gedragingen van beide participanten in de dyade klein (bijvoorbeeld 2 tot 4) is. Hier zullen we in de discussie (sectie 7.1) op terug komen.

2.1 Van sekwenties naar kruistabellen.

Een eerste stap in lag-sekwentiele analyse is het omzetten van de gegevens uit figuur 1 in een kruistabel met als variabelen het gedrag van de moeder op tijdstip t bij het gedrag van het kind op tijdstip $(t+1)$. Op deze manier kan men onderzoeken op welke wijze het gedrag van de moeder gevolgd wordt door het gedrag van het kind. In principe kan men natuurlijk ook het omgekeerde onderzoeken, namelijk op welke wijze het gedrag van het kind wordt gevolgd door het

Tabel 1: Kruistabel met frekwenties geconstrueerd op basis van gegevens in figuur 1. In de rijen vindt men de gedragingen van de moeder op tijdstip t , in de kolommen de gedragingen van het kind op tijdstip $t+1$.

		K_{t+1}		
		A	B	C
M_t	P	1	0	0
	Q	3	1	0
	R	2	3	4
		6	4	4
			14	

gedrag van de moeder. In het vervolg zullen we ons voor het gemak beperken tot het eerste geval.

Voor dat eerste geval kunnen we een kruistabel van 3×3 opstellen, met in de rijen het gedrag van de moeder, en in de kolommen het gedrag van het kind (zie tabel 1). In de cellen staan frekwenties, die het aantal keer aangeven dat een gedrag van de moeder, bijvoorbeeld gedrag P, gevolgd wordt door een gedrag van het kind, bijvoorbeeld A. Zoals we in tabel 1 zien (en in figuur 1 eenvoudig kunnen nagaan) was dit één maal het geval. Sackett (1979) bespreekt ook twee andere methoden om van de observaties in figuur 1 tot een kruistabel als in tabel 1 te komen. Deze methoden verschillen in de manier waarop de sekwentie $rrrrr$ wordt behandeld. Bij de in dit hoofdstuk gebruikte methode levert deze sekwentie zes observaties op. De andere methoden beschouwen ofwel slechts de eerste r , ofwel slechts de laatste, en leveren dus één observatie op. Overwegingen om voor één van deze drie methoden te kiezen, worden kort besproken door Sackett (1979, p.627). Merk overigens op dat in figuur 1 15 meetpunten zijn weergegeven, en dat ten gevolge van de door ons gekozen methode de frekwenties van

de matrix in tabel 1 optellen tot 14: dit komt omdat het gedrag van het kind op het eerste tijdstip, gedrag A, niet op een gedrag van de moeder kan volgen. Evenzo wordt het gedrag van de moeder op het laatste tijdstip, gedrag Q, verwaarloosd. Voor het algemene geval kunnen we stellen dat er in het geval van T tijdstippen ($T-1$) paren gedragingen zijn voor de moeder op tijdstip t en de baby op tijdstip $(t+1)$.

Merk ook op dat door de gegevens van figuur 1 in de kruistabel van tabel 1 weer te geven er impliciet de aanname is gedaan dat de specifieke plaats in de tijd (bijvoorbeeld vooraan of achteraan in de sekwentie) van een gedrag van de moeder gevolgd door dat van de baby, niet van belang is. Dit is een eenvoudige beschrijving voor wat men wel de aanname van 'stationairiteit' noemt. Deze aanname wordt in dit hoofdstuk verder niet ter discussie gesteld. Indien men deze aanname niet wil maken, is een eenvoudige oplossing om het gehele proces bijvoorbeeld in tweeën te splitsen, en de analyses op elk van de twee matrices uit te voeren. Dit heeft dan natuurlijk wel het nadeel dat de interpretatie er niet gemakkelijker op wordt.

Een andere assumptie wordt vaak gemaakt indien men werkt met meer dan één dyade. In dit geval maakt men van elk van deze dyades een kruistabel als in tabel 1, en telt deze op. Met andere woorden, men neemt aan dat zich in de verschillende dyades identieke processen afspeelen. In die zin beschouwt men de dyades als replicaties. Hier komen we in sectie 6 op terug.

2.2 Van kruistabellen naar voorwaardelijke kansen.

Alvorens nu verder te gaan met de beschrijving van dyadische sekwentiele analyse wordt enige notatie ingevoerd om de bespreking te vergemakkelijken. Een matrix met frekwenties als in tabel 1 noteren we als F , met cellen f_{ij} , waarbij i ($1, \dots, i, \dots, i, \dots, 1$) de rijen indexeert en j ($1, \dots, j, \dots, j$) de kolommen. De matrix F in tabel 1 wordt omgezet in een matrix met voorwaardelijke proporties (zie tabel 2). In tabel 2 vinden we voorwaardelijke proporties

Tabel 2: Kruistabel met voorwaardelijke proporties $P(j|i)$: de kans op baby-gedrag j op tijdstip $t+1$ gegeven moeder-gedrag i op tijdstip t . Deze tabel is geconstrueerd op basis van tabel 1.

	K_{t+1}		
	A	B	C
P	1/1	0	0
Q	3/4	1/4	0
R	2/9	3/9	4/9
	6/14	4/14	4/14

$P(j|i)$, die geïnterpreteerd kunnen worden als de proportie van het aantal keer dat babygedrag j geobserveerd wordt, gegeven dat moedergedrag i voorafging. De proporties in elke rij tellen op tot $1: \sum_j P(j|i) = 1$.

Onder de kolommen treft men de onvoorwaardelijke proporties aan dat de kindgedragingen A, B en C voorkomen. Deze zijn 6/14, 4/14, 4/14. Bij het uitvoeren van sekventiële analyses bepaalt men (op basis van inhoudelijke overwegingen) een criteriumgedrag voor de moeder, en toetst vervolgens of er een significant verschil is tussen het onvoorwaardelijk voorkomen van de kindgedragingen en het voorwaardelijk voorkomen van de kindgedragingen. Stel bijvoorbeeld dat gedraging R het criteriumgedrag is. Men toetst dan vervolgens of de volgende verschillen significant afwijken van 0: $P(A) = 6/14$ vs. $P(A|R) = 2/9$; $P(B) = 4/14$ vs. $P(B|R) = 3/9$; en $P(C) = 4/14$ vs. $P(C|R) = 4/9$. De nul-hypothese van deze toets is dan dat het verschil in proporties gelijk aan 0 is, d.w.z. het voorafgaan van het criteriumgedrag beïnvloedt het voorkomen van een specifiek kindgedrag niet; de alternatieve hypothese is dat na het criteriumgedrag het specifieke kindgedrag vaker dan wel minder vaak voorkomt. De

specifieke toets is beschreven in Sackett (1979), en een betere toets is gegeven in Allison & Liker (1982) en Wampold (1984). Voor onze bespreking volstaat het het idee achter de toets te kennen.

2.3 Verschillende lags.

Tot nu toe hebben we nog niet besproken waar het woord 'lag' voor staat in klassieke lag-sekwentiële analyse. Welnu, de gegevens in figuur 1 zijn samengevat in tabel 1 door de paren observaties te bestuderen van moedergedrag op tijd t en kindgedrag op tijd $t+1$. Dit noemt men lag 1. In het algemene geval bestudeert men de relatie tussen moedergedrag op tijdstip t en kindgedrag op tijdstip $t+k$ ($k=1,2,\dots,K$). Dit noemt men lag k . Men construeert een tabel als in tabel 1 voor $k=1, k=2, \dots, k=K$, waarbij K de totale hoeveelheid tijd is, waarvan de onderzoeker denkt dat een moedergedrag nog invloed kan hebben op een kindgedrag. Vaak zet men dan in een grafiek de lag uit tegen de voorwaardelijke kansen (zie bijvoorbeeld Sackett, 1979). Overigens sluit deze benadering aan bij de benadering in de analyse van kwantitatieve tijdreeksen om zgn. autocorrelaties van lag 1 tot lag K te berekenen.

2.4 Voordelen en nadelen.

We zijn reeds toe aan de evaluatie van klassieke lag-sekwentiële analyse. Een voordeel van deze methode van data-analyse is in elk geval dat het een eenvoudige methode is die dicht bij de gegevens blijft. De methode is gemakkelijk te begrijpen. Verder is zij ook erg gemakkelijk uit te voeren: in bijvoorbeeld de programmapakketten SPSS-X en SAS zitten zgn. lag-functies waarmee het zeer eenvoudig is om de kruistabel uit tabel 1 te maken. Hiertoe dient slechts de opdracht te worden gegeven een kruistabel te maken van het moedergedrag bij een nieuw gecreëerde variabele, te weten het kindgedrag op tijdstip $t+1$. De conditionele proporties krijgt men vaak standaard bij deze kruistabellen, of kunnen worden opgevraagd.

Er kleven echter ook een groot aantal nadelen aan deze procedure. Om te beginnen zijn er zeer veel toetsen die uitgevoerd (en geïnterpreteerd!) moeten worden, zeker indien men geïnteresseerd is in meerdere criteriumgedragingen. Wanneer we ons beperken tot het geval dat we ons bezighouden met het gedrag van de moeder op tijdstip t en van het kind op $t+k$, dan is het totaal aantal toetsen gelijk aan het produkt van het aantal criteriumgedragingen, het totaal aantal kindgedragingen, en het aantal lags dat men wil bekijken. Als een voorbeeld, in het onderzoek van Van den Boom (in press) zijn er 23 gedragingen van de moeder, 15 van het kind, en heeft men een maximale lag van 5 (d.w.z. 30 seconden). Indien er 5 criteriumgedragingen worden gespecificeerd, zijn er maar liefst $5 \times 15 \times 5 = 375$ toetsen uit te voeren en te interpreteren.

Hierbij dient nog rekening gehouden te worden met het volgende nadeel, namelijk dat de toetsen niet onafhankelijk zijn. Dit is eenvoudig te zien in tabel 2. Daar toetst men het verschil tussen respectievelijk 2/9 vs. 6/14; 3/9 vs. 4/14; en 4/9 vs. 4/14. Omdat echter zowel de kansen als de voorwaardelijke kansen optellen tot 1, moet het zo zijn dat, omdat 4/9 groter is dan 4/14, er ook een voorwaardelijke kans kleiner is dan een onvoorwaardelijke kans. Met andere woorden, men dient ook de structuur in de toetsen te vinden. Het grote aantal toetsen maakt dit er niet eenvoudiger op. Een derde nadeel is van conceptuele aard: in de bespreking tot nu toe is er steeds (impliciet) vanuit gegaan dat het gedrag van de moeder is dat gerelateerd zal zijn aan het gedrag van de baby. Hierbij is echter de mogelijkheid genegeerd dat de baby zelf zijn/haar eigen gedrag kan veroorzaken uit voorafgaand gedrag. Een voorbeeld hiervan is dat een baby bijvoorbeeld altijd even huult voor hij gaat slapen. Zou de moeder ook vaker dan gemiddeld op dezelfde tijd een specifiek gedrag vertonen, dan zou dat gedrag wellicht abusievelijk als veroorzaker van het slapen kunnen worden geïnterpreteerd. Het verschijnsel dat actoren (hier de babies) hun eigen gedrag

kunnen veroorzaken, wordt met de naam 'auto-dependence' aangeduid. Naar ons weten waren Allison & Liker (1982) de eersten die hier in de data-analyse expliciet rekening mee hielden.

De constatering dat 'autodependence' genegeerd is, heeft ook tot onderzoek geleid in de mathematische statistiek. Hier bestudeerde men de vraag of de toetsstatistieken nog wel de theoretische verdeling volgen die zij geacht worden te volgen (zie bijvoorbeeld Gardner e.a., 1982; Tavaré & Althamm, 1983). De conclusie die uit deze onderzoeken naar voren kwam, was dat dit niet het geval was. Deze conclusie maakt de generalisatie van de steekproef van dyaden naar de populatie van dyaden op zijn minst aanvechtbaar.

We zullen nu een alternatief voor klassieke lag-sekwentiële analyse presenteren. Dit alternatief is het gebruik van correspondentieanalyse. Correspondentieanalyse is een techniek voor exploratieve data-analyse, en is dus als zodanig niet toetsend. Dit alternatief ondervangt echter de twee eerstgenoemde nadelen in redelijke mate. Op het probleem van de 'autodependence' komen we terug in de discussie (zie sectie 7.1).

3. Correspondentieanalyse.

We zullen nu correspondentieanalyse (CA) bespreken, en deze techniek toepassen om de gegevens uit tabel 1 te analyseren. CA is een methode voor de analyse van kruistabellen. Zij is ook bekend onder andere namen, zoals canonische analyse voor categorische data, 'dual scaling' en 'optimal scaling'. Onder elk van deze noemers schuilt echter een andere benadering voor de analyse van kruistabellen, ofschoon er formeel gezien tussen deze benaderingen geen verschil is. We verwijzen naar Gifi (1981) en Greenacre (1984) voor een grondige beschrijving van correspondentieanalyse, en een bespreking van de verschillende benaderingen. In Van der Heijden & De Leeuw (1985) en Van der Heijden & Worsley (1986) wordt ingegaan op de relatie tussen correspondentieanalyse en een andere techniek voor de analyse van categorische gegevens,

namelijk loglineaire analyse. Een goede beschrijving van de geschiedenis van CA kan gevonden worden in Nishisato (1980) en Gifi (1981). In de hierna beschrijving leggen we de nadruk op de methode zoals die in Frankrijk wordt beoefend. Voor een grondiger bespreking verwijzen we naar de hierboven genoemde referenties.

De benadering van CA, die ontstaan is in Frankrijk en daar bijzonder populair is, onderscheidt zich van de andere benaderingen door de nadruk op geometrische aspecten van de methode. CA is vanuit deze optiek te beschouwen als een meerdimensionele schaaltechniek, die gebruik maakt van uit de kruistabel afgeleide gelijkheidsgegevens (vgl. Meerling, 1981, p. 30-33). Uit de kruistabel worden namelijk afstanden tussen de rijen onderling en de kolommen onderling afgeleid, op basis van de profiellovereenkomst tussen rijen en tussen kolommen. Hierbij wordt een profiel van een rij gedefiniëerd als de reeks getallen in die rij, gedeeld door de som van die getallen. We kunnen dit noteren als de reeks getallen met waarden (f_{ij}/f_{i+}) (een '+' geeft hier aan dat opgeteld is over de desbetreffende index). Merk op dat we in de vorige sectie deze waarden voorwaardelijke kansen hebben genoemd.

3.1 Chi-kwadraat afstanden.

We beperken ons nu even tot de rijen van een kruistabel. Een profiel van een rij is dus een reeks voorwaardelijke kansen. De exacte afstand tussen bijvoorbeeld rij i en rij i' , die we noteren als $\delta^2(i, i')$, is te berekenen als

$$(1) \quad \delta^2(i, i') = \frac{\sum_j ((f_{ij}/f_{i+}) - (f_{i'j}/f_{i'+}))^2}{(f_{+j}/n)}$$

De afstanden in (1) berekend worden chi-kwadraatafstanden genoemd. Wat opvalt aan (1) is dat de afstanden gebaseerd zijn op de verschillen tussen profielen van voorwaardelijke kansen voor rij i en rij i' . We kunnen hierdoor formule (1) gelijk berekenen met de waarden die in tabel 2 gegeven zijn. Wanneer we dit doen voor de rijen Q en R , dan vinden

we $\delta^2(Q, R) = ((3/4-2/9)^2 : 6/14) + ((1/4-3/9)^2 : 4/14) + ((0-4/9)^2 : 4/14)$. Merk op dat het verschil tussen het profiel van Q en R steeds gewogen wordt door de 'gevuldheid' van de kolom: dit is weergegeven door de noemer (f_{+j}/n) (hier zijn dit de waarden $6/14$, $4/14$ en $4/14$). Een verschil tussen rij i en rij i' leidt in (1) dus tot een grotere bijdrage in de totale afstand, indien de kolom slechter gevuld is.

Uit (1) blijkt dus dat afstanden tussen categorieën klein zijn, indien de profielen van deze categorieën veel op elkaar lijken. De afstanden zijn groot, indien de profielen van de categorieën erg verschillen. Nu men de beschikking heeft over afstanden tussen categorieën, is het zinvol deze afstanden te bestuderen door de categorieën als punten in een ruimte af te beelden. In meerdimensionele schaling is men dan over het algemeen op zoek naar een ruimte van lage dimensionaliteit, omdat aldus in bijvoorbeeld twee dimensies de belangrijkste aspecten in deze afstanden op eenvoudige wijze te interpreteren zijn.

3.2 Eigenschappen van de puntenwolk.

In CA heeft de oplossing die voor de rijen gevonden wordt de volgende eigenschappen. Om te beginnen is het profiel van de kolomtotalen f_{+j}/n als oorsprong van de wolk van rijpunten genomen. Dit is aanvaardbaar, omdat de kolomtotalen als de som van alle rijen zijn te beschouwen. Hierdoor is de afstand van elk rijpunt tot de oorsprong te interpreteren als een afbeelding van het verschil tussen het profiel van die rij en het gemiddelde profiel. Dit heeft tot gevolg dat de punten op elke dimensie een gewogen gemiddelde van 0 hebben: $\sum_i (f_{i+}/n) r_{i\alpha} = 0$, waarbij $r_{i\alpha}$ de coördinaat is voor het punt van rij i op dimensie α .

Verder is de puntenwolk eerst zo gedraaid dat de gewogen gekwadrateerde afstand van alle punten samen tot de oorsprong maximaal is op de eerste dimensie. We kunnen dit schrijven als dat λ_1^2 is gemaximaliseerd, waarbij $\lambda_1^2 = \sum_j (f_{i+}/n) r_{1j}$, en r_{1j} de gekwadrateerde afstand op de eerste dimensie van rij i tot de oorsprong is. Vervolgens is voor

de tweede dimensie de puntenwolk zo gedraaid (waarbij de positie van de eerste as vast bleef) dat λ_{22} is gemaximaliseerd, waarbij $\lambda_2^2 = \sum_i (f_{i+}/n)r_{i2}^2$, en r_{i2}^2 nu de gekwadrateerde afstand tot de oorsprong is op de tweede dimensie voor rij i . Dit gaat zo door op volgende dimensies, tot de totale puntenwolk vast ligt. De puntenwolk zal bij I rijpunten altijd vastliggen in $(I-1)$ dimensies, omdat I punten altijd perfect in $(I-1)$ dimensies kunnen worden afgebeeld. Doordat we echter de afstanden zoveel mogelijk hebben afgebeeld in de eerste paar dimensies, mogen we ons beperken tot deze dimensies als we alle afstanden willen bestuderen!

3.3 Relatie puntenwolk voor rijen en kolommen.

Tot nu toe hebben we ons beziggehouden met de bepaling van de oplossing voor de rijen van een kruistabel. We kunnen in principe hetzelfde doen voor de kolommen van een matrix. Er wordt dan een ruimte gevonden met als oorsprong het profiel van de rijtotalen (het gemiddelde kolomprofiel), en de gewogen gekwadrateerde afstand van de punten tot de oorsprong is maximaal in de eerste dimensie, etcetera. De totale dimensionaliteit van de ruimte is hier $(J-1)$.

Een van de bijzondere aspecten van CA is nu dat de voor de rijen en kolommen gevonden puntenwolken nauw gerelateerd zijn. Om te beginnen is de dimensionaliteit van beide ruimtes gelijk. Hieruit volgt dat de totale dimensionaliteit van de ruimte gelijk is aan het minimum van $(I-1)$ en $(J-1)$. Verder is de gewogen variantie λ_α^2 gelijk voor de oplossing van de rijen en kolommen voor elke dimensie α . En ten derde is de ruimte van kolommen te berekenen uit de ruimte van rijpunten (en omgekeerd) met de formules

$$(2a) \quad r_i\alpha = (1/\lambda_\alpha) \sum_j (f_{ij}c_j\alpha)$$

$$(2b) \quad c_j\alpha = (1/\lambda_\alpha) \sum_i (f_{ij}r_i\alpha).$$

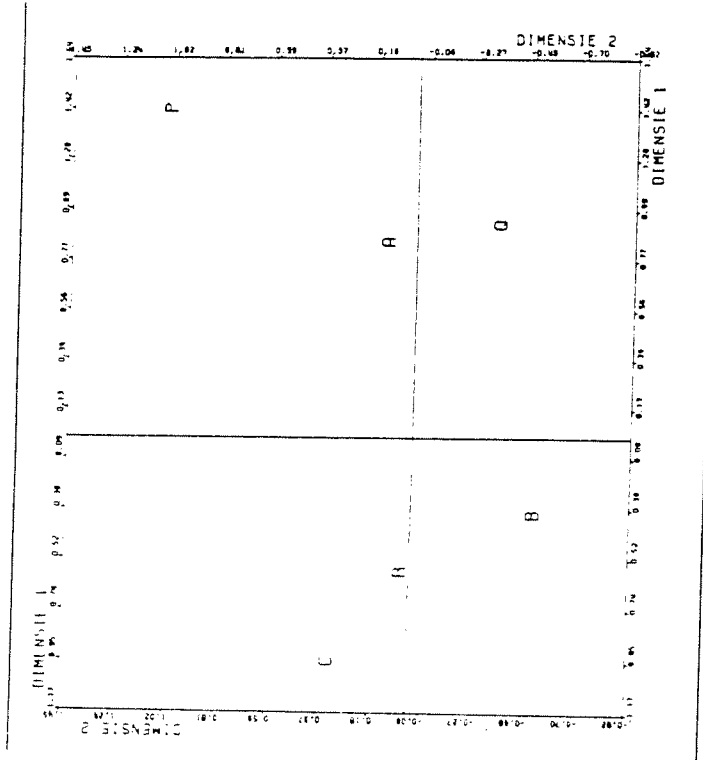
Formule (2a) laat zien dat de rijpunten in het gewogen gemiddelde van de kolompunten liggen, nadat we eerst de puntenwolk voor de kolompunten hebben opgerekt met een factor $(1/\lambda_\alpha)$ voor dimensie α .

3.4 Maten met bijdragen van dimensies en punten.

Het wordt nu tijd voor een klein voorbeeld. Hiervoor gebruiken we de data in tabel 2. Wanneer we op deze kruistabel CA uitvoeren, vinden we een twee-dimensionale oplossing (want het aantal rijen en kolommen is 3), met zgn. singuliere waarden $\lambda_1 = .60$ en $\lambda_2 = .11$. De afbeelding van de puntenwolk is te zien in figuur 2. We zien links het rijpunt R liggen bij de kolompunten C en B, en uit de formules 2a en 2b is af te leiden dat we de afstand tussen een rijpunt en een kolompunt zo mogen interpreteren dat R vaker dan gemiddeld (de oorsprong!) gevolgd wordt door B en vooral C. Rechts zien we dat Q en P vaker dan gemiddeld worden gevolgd door A. Tegelijkertijd zien we dat P en Q minder vaak dan gemiddeld worden gevolgd door B en C, want die liggen aan de andere kant van de oorsprong. Evenzo volgen B en C minder dan gemiddeld op P en Q.

We weten dat de oplossing in figuur 2 een goede oplossing is in de zin dat alle informatie uit de matrix goed wordt afgebeeld, want de totale dimensionaliteit van de ruimte is 2 en we hebben alle informatie afgebeeld. Als we echter een analyse doen van een matrix met veel meer rijen en kolommen, en vervolgens slechts de eerste twee dimensies willen bestuderen, hebben we de volgende hulpmiddelen om te bekijken of dat toegestaan is. Om te beginnen kunnen we het belang van de dimensies bepalen door uit te rekenen welke proportie van de totale hoeveelheid gekwadrateerde afstand op een bepaalde dimensie is afgebeeld. De totale gewogen gekwadrateerde afstand is $\sum_\alpha \lambda_\alpha^2$, en de proportie afgebeelde afstand op dimensie α is dus $\lambda_\alpha^2 / (\sum_\alpha \lambda_\alpha^2)$. Voor ons voorbeeld zijn deze waarden $(.60)^2 / ((.60)^2 + (.11)^2) = .97$ en $(.11)^2 / ((.60)^2 + (.11)^2) = .03$, dus vrijwel alle informatie van belang is in slechts één dimensie af te beelden.

Figuur 2: CA-oplossing voor gegevens van tabel 1. Singuliere waarden zijn .60 (97%) en .11 (3%).



Een andere maat die behulpzaam is voor het interpreteren van de oplossing is voor elke dimensie te kijken welk punt hoeveel heeft bijgedragen aan de totale gewogen variantie. We zullen dit nu voordoen voor de rijpunten. Op dimensie α is de gewogen gekwadraterde afstand $\lambda_{\alpha}^2 = \sum_1 (f_{i+}/n) r_{i\alpha}$. De bijdrage van punt i hierin is $(f_{i+}/n) r_{i\alpha}$, en de proportie die rij i dus bijdraagt in de totale gewogen variantie is $((f_{i+}/n) r_{i\alpha}) : (\sum_1 (f_{i+}/n) r_{i\alpha}^2)$. Op soortgelijke wijze kunnen we natuurlijk ook de bijdrage van de kolommen berekenen. Een laatste maat is de maat die aangeeft hoe goed de afstand van een punt in de oplossing is gerepresenteerd. Voor rij i kunnen we dit berekenen met een generaliseerde

stelling van Pythagoras als $r_{i\alpha}^2 = \sum_1 r_{i\alpha}$. Deze maat geeft aan welk deel van de totale gekwadraterde afstand in dimensie α is afgebeeld.

De bovengenoemde drie maten zijn zeer handig voor de interpretatie van een oplossing, zeker in het geval dat het totale aantal rijen en kolommen groot wordt. De eerste maat geeft aan naar hoeveel dimensies we 'moeten' kijken (willen we tenminste de belangrijkste aspecten van de gegevens interpreteren). De tweede maat geeft aan welke rijen en kolommen erg belangrijk zijn bij de interpretatie van een dimensie. Merk op dat het gewicht van zo'n rij (kolom) voor een groot deel bepaald wordt door de marginale frekwentie van die rij (kolom). Het is dus niet automatisch zo dat de verst weg liggende rijen (kolommen) de meeste invloed uitoefenen! De derde maat geeft aan of van een bepaald punt veel van de totale afstand is afgebeeld in de ruimte waarnaar we kijken. Mocht dit niet zo zijn, dan weten we dat een bepaald aspect van de data niet goed is weergegeven. Dit hoeft natuurlijk niet erg te zijn, en in veel gevallen zal dit aspect ook minder belangrijk zijn. We hebben immers de zwaarstwegende aspecten in de eerste (paar) dimensies wel afgebeeld.

4. Correspondentieanalyse van dyadische lag-sekwentiële data.

In de vorige paragraaf hebben we impliciet al enige eigenschappen van CA van sekventiële data laten zien door tabel 2 te analyseren. Het 'lag'-aspect hebben we echter nog niet behandeld. We zijn ook nog niet expliciet ingegaan op de voordelen die CA biedt voor de analyse van dit type data. Op al deze onderwerpen zullen we in deze paragraaf nader ingaan.

4.1 Enkele voor- en nadelen.

Om te beginnen kijken we nog even terug op de analyse van tabel 2. Wat daar opviel was, dat CA precies dezelfde gegevens gebruikte als die welke in klassieke lag-sekwentiële analyse worden gebruikt, namelijk voorwaardelijke en onvoorwaardelijke proporties. Bij CA worden afstandsmaten berekend op profielen (reeksen voorwaardelijke proporties), en CA beeldt eigenlijk de afwijking tussen elk profiel en het gemiddelde profiel (een reeks onvoorwaardelijke kansen) af door middel van een afstand tot de oorsprong. Waar klassieke sekwentiele analyse echter een grote hoeveelheid toetsen uitvoert voor elk van de cellen van de matrix, levert CA daarentegen een geometrische representatie van dezelfde gegevens op. We kunnen hieruit concluderen dat CA en klassieke sekwentiele analyse in grote lijnen tot dezelfde conclusies moeten komen.

CA lijkt echter de nadelen van sekwentiele analyse te kunnen ondervangen. CA vat de informatie, die uit een groot aantal niet onafhankelijke toetsen komt, samen in één geometrische representatie die gemakkelijk te interpreteren is. CA lijkt de structuur in deze informatie op een inzichtelijke manier te kunnen afbeelden. We zagen hiervan al een voorbeeld bij de interpretatie van figuur 2: A volgt vaker dan gemiddeld op P en Q, en tegelijkertijd minder vaak op R dan gemiddeld. Deze voordelen zullen des te groter worden in geval er meer categorieën voor de moeder en de baby zijn. Het is onze indruk dat dit meestal het geval is in moeder-baby interactie onderzoek: de gegevens waar wij zelf mee werken bestaan uit 23 categorieën voor de moeder en 15 voor de baby. Indien er met klassieke sekwentiele analyse zou worden gewerkt, zou het aantal te interpreteren toetsen zeer groot worden, en zouden we bijna niet aan de interpretatie van de structuur in de toetsresultaten toekomen! Een duidelijk verschil is verder dat in klassieke sekwentiele analyse gebruik wordt gemaakt van zgn. criteriumgedragingen, en dat met CA alle moedergedragingen tegelijk worden geanalyseerd. Als dit als

een bezwaar wordt gezien, is het natuurlijk mogelijk een matrix met een beperkter aantal rijen met CA te analyseren. Het is echter geen zins bezwaarlijk CA en klassieke sekwentiele analyse gezamenlijk uit te voeren. Men kan bijvoorbeeld hypothesen toetsen met klassieke sekwentiele analyse, en de structuur in de resultaten hieruit analyseren met CA. CA is natuurlijk ook goed bruikbaar als methode ter illustratie van de resultaten: vaak geeft een geometrische representatie de resultaten duidelijker weer dan een (veelvoud van) tabel(len).

4.2 Een voorbeeld uit de praktijk.

We zullen nu het voorgaande toelichten aan de hand van gegevens uit het onderzoek van Van den Boom (in druk). Het doel van dit onderzoek is de bestudering van de invloed van prikkelbaarheid van de baby kort na de geboorte (vastgesteld met de Neonatal Behavioral Assessment Scale) op de kwaliteit van de interactie. Daartoe werd de moeder-kind interactie gedurende de eerste zes levensmaanden geobserveerd bij een groep prikkelbare ($n=15$) en een groep niet-prikkelbare ($n=15$) babies. Per maand werden twee observaties uitgevoerd, die elk 40 minuten duurden. Eén bezoek werd 's ochtends afgelegd, het andere 's middags. Elke maand werd er dus per dyade 80 minuten observatiedata verzameld. Het observatiesysteem bestond uit 15 categorieën voor het gedrag van het kind en 23 categorieën voor de moeder. De observatiecategorieën voor het kind hadden vooral betrekking op positieve en negatieve sociale gedragingen. Bij de moeder werd met name stimulerend (verbaal, fysiek, met objecten) en troostgedrag geobserveerd. De gegevens werden verzameld volgens de 'time-sampling methode', waarbij elke zes seconden (aangegeven door een piepgenerator, die alleen de observator door een oortelefoonje kon horen), het gedrag van zowel moeder als kind werd geregistreerd. De gedragscodes werden genoteerd op een formulier, bestaande uit tien regels. Elke regel was verdeeld in tien 6-seconden intervallen. Het gedrag van moeder werd boven de regel

genoteerd, dat van het kind eronder. Op deze wijze werden niet slechts frekwentie-data verzameld, maar interactieve data, waarbij de sekventie in het gedrag gehandhaafd werd. Ter illustratie worden hier de gegevens van maand drie geanalyseerd voor alleen de prikkelbare groep.

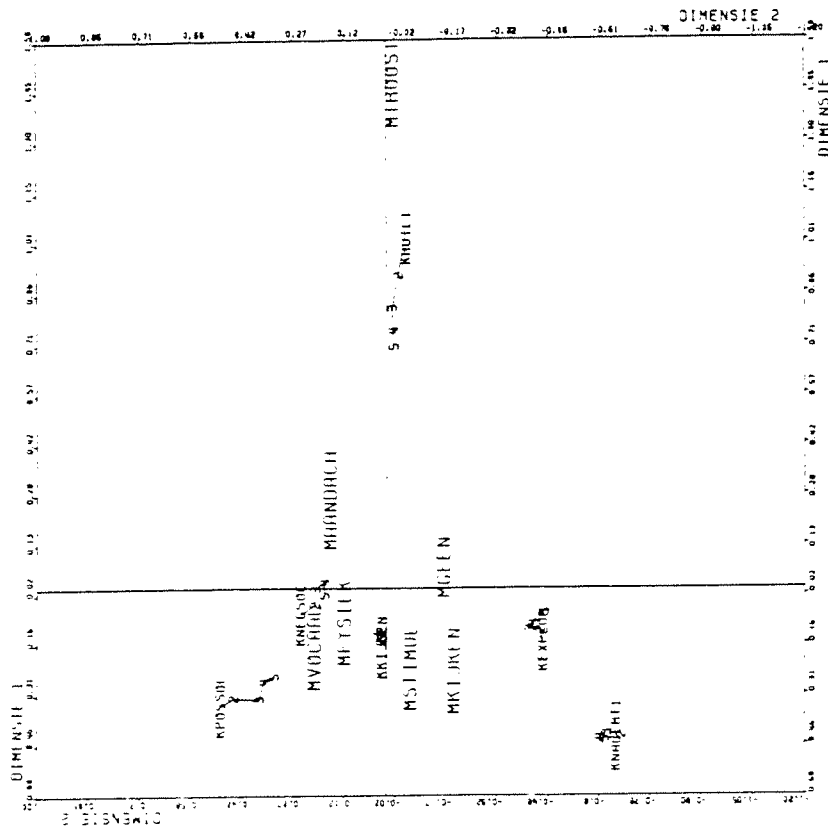
We zullen nu ook de invoering van verschillende lags illustreren. Voor de duidelijkheid hebben we het aantal categorieën teruggebracht tot zeven voor de moeder en zes voor de baby. De gegevens zijn afgebeeld in tabel 3. We zien daar vijf kruistabellen, voor lag 1 tot en met lag 5 (elke kolom representeert een kruistabel). Merk op dat, door de wijze waarop deze matrices zijn geconstrueerd uit gegevens zoals in figuur 1, de marginale rijfrequenties (vrijwel) gelijk zijn voor deze vijf matrices. Een zinnvolle manier om deze vijf kruistabellen in een keer te analyseren is door ze aan elkaar te koppelen tot een grote matrix met de 7 gedragingen van de moeder in de rijen, en de 6x5 kind-lag gedragingen in de kolommen. Op deze manier onderzoeken we de relatie tussen het moedergedrag op tijdstip t en het kindgedrag op tijdstip t+1 tot t+5. We kunnen zo dus ook de invloed van het moedergedrag zien op het toe- of afnemen van het kindgedrag door de tijd. Dit aan elkaar koppelen van de 5 matrices is overigens niet bezwaarlijk voor de berekening van de chi-kwadraat-afstanden met formule (1), omdat de marginale rijfrequenties van de vijf matrices gelijk zijn. Hierdoor blijven we werken met voorwaardelijke en onvoorwaardelijke proporties (gedeeld door K=5, maar dat is voor de analyse irrelevant), en is de parallel met klassieke sekventiële analyse nog steeds van toepassing. CA van de zo gevormde matrix van 7 x 30 levert een zes-dimensionele oplossing op. De eerste drie singuliere waarden zijn .35, .18 en .11, deze beelden respectievelijk 73%, 18% en 7% van de informatie af. We concluderen dat we nauwelijks informatie verwaarlozen, indien we slechts de eerste drie dimensies van de zes dimensionele oplossing bestuderen. We beginnen met de bestudering van de

Tabel 3: Een matrix van 6 kindgedragingen, 7 moedergedragingen, en 5 lags. De kindgedragingen zijn respectievelijk huilen, positief sociaal gedrag, negatief sociaal gedrag, exploratief gedrag, kijken en niet alert gedrag. De moedergedragingen zijn respectievelijk (alleen noodzakelijke) aandacht geven, vocaliseren, troosten, stimuleren, fysiek gedrag, kijken, en geen gedrag.

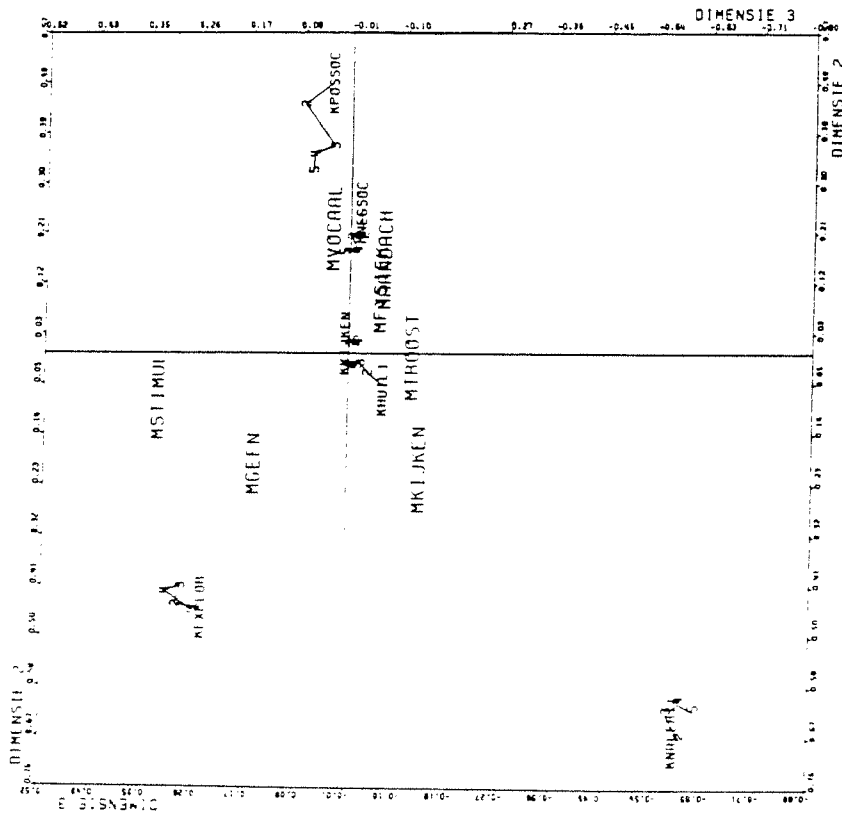
	t+1	t+2	t+3	t+4	t+5	
KHUIL	MAANDACH	335	329	327	324	326
	HVOCAAL	180	213	234	250	246
	MTRROOST	400	355	322	299	282
	MSTIMUL	8	8	13	14	17
	MFYSIEK	112	122	130	121	130
	MKIJKEN	206	211	222	233	250
MGEEN	471	472	460	464	452	
KPOSSOC	MAANDACH	13	23	24	27	27
	HVOCAAL	176	161	151	145	137
	MTRROOST	4	2	2	3	2
	MSTIMUL	4	9	9	8	5
	MFYSIEK	29	29	27	28	34
	MKIJKEN	59	57	68	62	60
MGEEN	28	32	31	39	47	
KNEGSOC	MAANDACH	207	203	212	222	207
	HVOCAAL	498	469	462	451	453
	MTRROOST	42	50	61	68	56
	MSTIMUL	22	24	29	33	34
	MFYSIEK	163	165	151	129	145
	MKIJKEN	292	302	289	303	300
MGEEN	226	235	242	239	248	
KEXPLOR	MAANDACH	27	30	21	30	34
	HVOCAAL	138	137	156	143	125
	MTRROOST	9	12	15	14	19
	MSTIMUL	30	33	28	31	28
	MFYSIEK	42	39	40	41	42
	MKIJKEN	275	260	254	246	259
MGEEN	296	305	301	310	307	
MKIJKEN	MAANDACH	869	861	860	838	845
	HVOCAAL	2083	2091	2061	2070	2094
	MTRROOST	66	100	116	131	153
	MSTIMUL	142	132	127	120	122
	MFYSIEK	735	727	731	755	723
	MKIJKEN	2029	2027	2027	2015	1984
MGEEN	1516	1493	1501	1484	1483	
KNALERT	MAANDACH	8	7	7	6	6
	HVOCAAL	25	25	28	28	27
	MTRROOST	0	0	0	0	0
	MSTIMUL	0	0	0	0	0
	MFYSIEK	17	16	18	22	21
	MKIJKEN	170	172	166	165	168
MGEEN	33	32	32	29	27	

puntenwolk in de eerste twee dimensies. Deze is te vinden in figuur 3. We zien in de daar afgebeelde oplossing de zeven moedergedragingen, en de zes clusters van babygedragingen, waarbij de verschillende lags per babygedrag met elkaar verbonden zijn. De eerste dimensie wordt gedomineerd door het feit dat het troostgedrag van de moeder veel vaker dan gemiddeld gevolgd wordt door huilen van de baby. Verder is er ook nog enigszins een relatie tussen huilen, en het feit dat moeder gedrag vertoont dat niet op het kind gericht is, of het slechts even checken of er iets bijzonders aan de hand is. Blijkbaar huilt de baby nog meer dan gemiddeld na dit gedrag van de moeder. De andere punten liggen alle aan de andere kant van de oorsprong. Deze punten verschillen nogal op dimensie 2, en deze dimensie is wellicht het best tezamen met dimensie 3 te bestuderen. Zie figuur 4. We zien hier huilen en troosten dicht bij de oorsprong liggen: dit komt omdat de belangrijke aspecten van deze gegevens al in de eerste dimensie zijn afgebeeld. We zien dat vocaliseren, fysiek contact en alleen aandacht schenken aan het kind, indien dat per sé noodzakelijk is vaak gevolgd wordt door zowel positief als negatief sociaal gedrag van de baby. Stimulerend gedrag en gedrag van de moeder dat niet op het kind gericht is, wordt vaker dan gemiddeld gevolgd door exploratie van het kind. Kijken en troosten van de moeder wordt vaker dan gemiddeld gevolgd door weinig alert gedrag van het kind.

Figuur 3: CA-oplossing voor gegevens van tabel 3. Dimensie 1 en 2. De labels worden omschreven in tabel 3. Singuliere waarden zijn .35 (.73%), .18 (18%) en .11 (7%)



Figuur 4: CA-oplossing voor gegevens van tabel 3. Dimensie 2 en 3. De labels staan omschreven in tabel 3. Singuliere waarden zijn .35 (73%), .18 (18%) en .11 (7%)



Merik overigens op dat we proberen causaal taalgebruik te vermijden. En terecht: het is niet aannemelijk dat het troosten van de moeder leidt tot het jengelen van het kind. Eerder is het zo dat de babies jengelen, hetgeen leidt tot troostgedrag. Het troostgedrag heeft echter niet direct effect; de baby huult nog even door, en dit heeft bij de berekening van lag-sekwentiële data op basis van gegevens als in figuur 1 tot gevolg dat troosten vaker dan gemiddeld gevolgd wordt door jengelen. Dit maakt de interpretatie van dit type gegevens er niet eenvoudiger op. Deze interpretatieproblemen zijn echter een aspect van de data, en niet van de analyse. Zij lijken slechts met behulp van inhoudelijke theorie over moeder-baby interactie op te lossen te zijn, hoewel statistische technieken hier behulpzaam bij kunnen zijn (zie o.a. de discussie over het concept dominantie in sectie 7.1).

Tot nu toe hebben we het nog niet gehad over de lijntjes die we bij de kindgedragingen aantreffen. Voor troosten en huilen op de eerste dimensie zien we een duidelijke verplaatsing van huilen naar de oorsprong. We zien hieraan dat de relatie tussen troosten en huilen steeds zwakker wordt naarmate het tijdsverschil groter wordt. Huilen gaat immers naar de oorsprong, en we kunnen de oorsprong interpreteren als het gemiddelde. We interpreteren dit als volgt: troosten lijkt effect te hebben, want de relatie tussen troosten en huilen wordt steeds zwakker (de huillijn gaat naar de oorsprong). Blijkbaar neemt het huilen na het troosten na verloop van tijd af.

Het verloop van de andere tijdlijntjes is echter nauwelijks goed waar te nemen. Dit komt omdat de interactie tussen kindgedrag en moedergedrag zeer sterk en tamelijk constant is, en daarom in de oplossing de verandering van deze interactie door de tijd overvleugelt. Dit is een vervelende situatie, en in de volgende sectie bespreken we wat daaraan te doen valt.

5. Het onderdrukken van informatie in CA-oplossingen.

Recent is door Escoffier (1983, 1984) een generalisatie van CA voorgesteld, die het mogelijk maakt specifieke informatie in 'gewone' CA-oplossingen te onderdrukken. In de Engelstalige literatuur is deze generalisatie beschreven en toegepast door Van der Heijden & De Leeuw (1985), De Leeuw & Van der Heijden (1985) en Van der Heijden (1985, 1987) in de context van loglineaire modellen. Om dit duidelijker te maken, dienen we even terug te gaan naar de stof in sectie 3. Daar zagen we dat CA eigenlijk de afwijking van het gemiddelde rij- en gemiddelde kolomprofiel afbeeldt in een geometrische ruimte. Nu geldt in het geval van een onafhankelijke kruistabel dat $f_{ij} = f_{i+}f_{+j}/f_{++}$, en in zo'n onafhankelijke matrix is elk rijprofiel (en elk kolomprofiel) gelijk aan het gemiddelde rijprofiel (kolomprofiel). Daarom is CA ook te interpreteren als een methode, die de afwijking van een onafhankelijke matrix analyseert. We verwijzen naar Van der Heijden & De Leeuw (1985) voor meer details.

We zagen in de vorige sectie dat CA teveel de nadruk legt op de relatie tussen het gedrag van moeder en kind, en te weinig op de verandering van deze relatie door de tijd. Om juist deze relatie door de tijd optimaal te kunnen bestuderen, dient de relatie tussen het gedrag van moeder en kind onderdrukt te worden. We zullen hier bespreken hoe dit gedaan kan worden.

Allereerst hebben we behoefte aan meer notatie. De in de vorige sectie geanalyseerde frekwenties noteren we als f_{ijt} . Hiermee geven we aan dat het moedergedrag in de rijen geïndexeerd wordt door i , het kindgedrag door j , en de lags door t . Het tussen haakjes staan van jt geeft aan dat er voor iedere j en t een kolom is. Gewone CA beeldt nu in een geometrische ruimte de afwijking af van de onafhankelijke matrix van f_{ijt} , dat wil zeggen de afwijking van $f_{i(++)}f_{+(jt)}/n$. Wat we nu willen is dat CA niet meer de afwijking van deze onafhankelijke matrix

afbeeldt, maar de afwijking van een matrix waarin de relatie tussen het gedrag van de moeder en het kind zit. Op deze manier is in de oplossing dan deze relatie onderdrukt. In Escoffier (1983) en Van der Heijden & De Leeuw (1985) wordt nu aangetoond dat je dit kunt doen door de afwijking van de matrix $f_{i(j+)f_{+(jt)}/f_{+(j+)}}$ af te beelden in een geometrische ruimte. In deze matrix zit de relatie tussen het gedrag van de moeder en het kind namelijk in de waarden $f_{i(j+)}$ besloten.

Praktisch gezien kan zo'n analyse gedaan worden door niet - zoals in 'gewone' CA - een matrix met waarden f_{ijt} te analyseren met een CA programma, maar een matrix met als waarden $(f_{ijt}) - f_{i(j+)f_{+(jt)}/f_{+(j+)}} + f_{i(++)f_{+(jt)}/n}$. Hierbij geeft het verschil tussen de eerste twee waarden juist dat weer, waarin we zijn geïnteresseerd. De relatie tussen i en j is hierin immers geëlimineerd. De laatste waarden zijn waarden waarvoor de rijen (moedergedrag) en kolommen (kindgedrag) op specifieke lags) onafhankelijk zijn.

5.1 Een geometrische interpretatie.

Geometrisch gezien heeft dit de volgende repercussies voor de oplossing. Uitgaande van de oplossing voor de kolompunten zoals we die in de vorige sectie hebben gevonden, wordt voor elk cluster van kindgedragingen het gewogen gemiddelde berekend. Dit gewogen gemiddelde wordt dan in de oorsprong geplaatst van de totale oplossing. Vervolgens wordt de oplossing zo geroteerd dat op de eerste dimensie weer zoveel mogelijk van de gewogen gekwadrateerde afstand tot de oorsprong afgebeeld is. Vervolgens wordt de puntenwolk zo geroteerd dat de gewogen gekwadrateerde afstand op de tweede dimensie maximaal is (waarbij de eerste dimensie vastgehouden wordt), etc. Dan worden de rijpunten voor de moeder in de oplossing gelegd. Dit gebeurt met de formule (vgl. formule 2a)

$$(3) \quad r_{i\alpha} = (1/\lambda_{\alpha}) \sum_j (f_{i(jt)} - f_{i(j+)f_{+(jt)}/f_{+(j+)}}) c_{j\alpha}$$

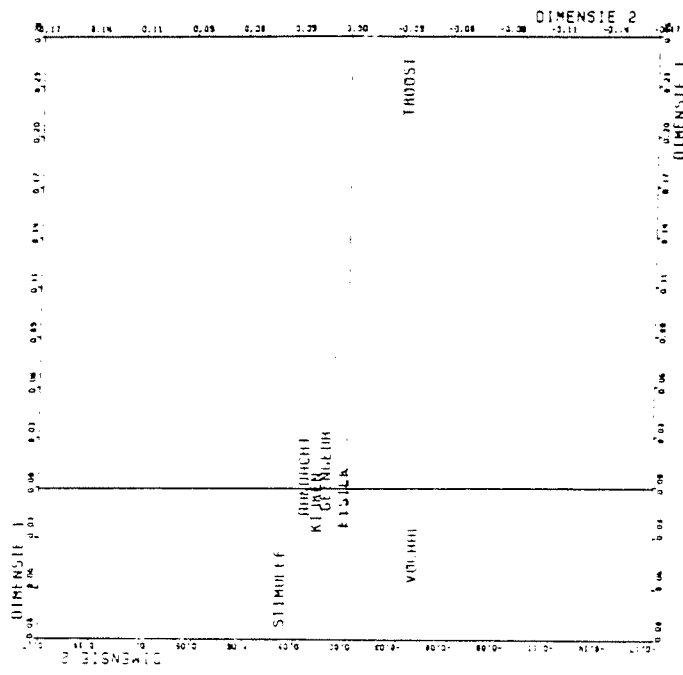
waarbij α voor kolom j de coördinaat op dimensie α . is. Tot zover de theoretische beschouwing. Voor meer details verwijzen we naar Van der Heijden & De Leeuw (1985) en Van der Heijden (1987).

5.2 Terug naar het voorbeeld.

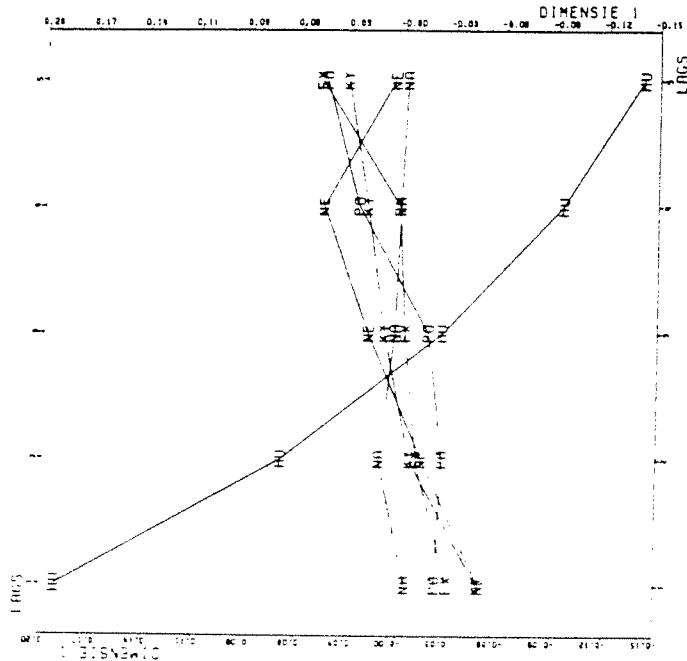
Voor de in de vorige sectie geanalyseerde gegevens heeft dit het volgende effect (zie figuur 5a, 5b en 5c; voor de duidelijkheid zijn de resultaten door middel van 3 figuren weergegeven). De singuliere waarden worden veel lager, namelijk .05, .02 en .02. Dit lager worden van de singuliere waarden is niet verwonderlijk: de overgebleven gewogen gekwadeerde afstand is veel kleiner geworden door het naar de oorsprong verplaatsen van het middelpunt van elk van de kindgedragclusters. De respectievelijke dimensies laten 74%, 15% en 7% van de totale gewogen gekwadeerde afstand zien. We beperken ons hier wegens ruimtegebrek tot de eerste twee dimensies. Merk op, voordat we aan de interpretatie van de figuren 5a, 5b en 5c beginnen, dat het gewogen gemiddelde van elk kindgedraglijntje in de oorsprong ligt.

De eerste dimensie wordt duidelijk gedomineerd door het huilcluster. We zien dat van lag 1 tot lag 5 huilen verder weg komt te liggen van troosten, en dit betekent dat na troosten het huilen afneemt. Evenzo ligt stimuleren en vocaliseren dicht bij huilen in lag 3, 4 en 5, en verder weg van lag 1 en 2, en hieruit concluderen we dat na stimuleren en vocaliseren, huilen toeneemt. Het omgekeerde geldt, in veel mindere mate echter, voor exploreren en kijken van het kind. Dit neemt toe na troosten, en af na stimuleren en vocaliseren. We zien dus duidelijk de afhankelijkheid van deze resultaten: na troosten komt voor huilen vnl. exploreren en kijken in de plaats; na stimuleren en vocaliseren komt huilen in de plaats van exploreren en kijken. Denk er hierbij echter wel aan, dat bij de bestudering van de verandering van de relatie tussen moeder en baby de relatie zelf niet vergeten mag worden. Weliswaar neemt huilen af na troosten, maar in figuur 4

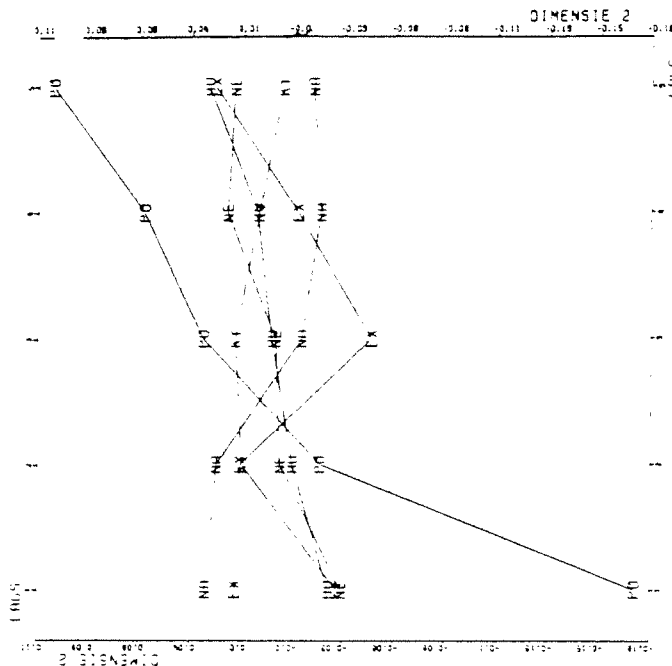
Figuur 5a: CA-oplossing waarin interactie tussen moeder en kind is onderdrukt. Dimensie 1 en 2 van de oplossing voor de moeder-gedragingen (M is van eerder gebruikte labels weggelaten). Singuliere waarden zijn .05 (74%), .02 (15%) en .02 (7%).



Figuur 5b: CA-oplossing waarin interactie tussen moeder en kind is onderdrukt. Dimensie 1 van de oplossing voor de kind-lag categorieën. Horizontaal zijn de lags uitgezet, verticaal worden de kwantificaties gegeven. De punten zijn verbonden voor corresponderende gedragingen. Als labels zijn eerste twee letters van gedrag genomen.



Figuur 5c: CA-oplossing waarin interactie tussen moeder en kind is onderdrukt. Dimensie 2 van de oplossing voor de kind-lag categorieën. Horizontaal zijn de lags uitgezet, verticaal worden de kwantificaties gegeven. De punten zijn verbonden voor corresponderende gedragingen. Als labels zijn eerste twee letters van gedrag genomen.



zagen we dat huilen ook op lag 5 nog steeds het vaakst samen voorkomt met troosten!

Op de tweede dimensie zien we duidelijk dat positief sociaal gedrag afneemt na vocaliseren door de moeder. Daarentegen neemt zowel positief als negatief sociaal gedrag toe na stimuleren, na slechts aandacht schenken aan het kind indien dit per sé noodzakelijk is, en na gedrag van de moeder dat niet op het kind gericht is. Concluderend kunnen we stellen dat de onderdrukking van de algemene relatie tussen moeder- en kindgedrag in de CA-oplossing veel interessante kleinere aspecten van de gegevens naar voren heeft gebracht.

6. Stabiliteit en betrouwbaarheid.

Tot nu toe hebben we ons bezig gehouden met de interpretatie van CA oplossingen zonder ons te bekommeren om de stabiliteit ervan. Dit is echter een belangrijk aspect, dat niet zomaar genegeerd mag worden. De interpretatie van een oplossing kan misschien heel aantrekkelijk zijn, maar als we niet zo goed een heel andere oplossing hadden kunnen vinden, dan kunnen we nauwelijks conclusies aan onze interpretatie verbinden. In dit onderzoek is de vraag naar de stabiliteit wel bijzonder van belang, omdat de data in tabel 3 gebaseerd zijn op slechts 15 dyades, en het zeer goed mogelijk is dat sommige conclusies met betrekking tot relaties in de gegevens gebaseerd zijn op slechts één dyade. Immers, door de wijze waarop we de sekwenties samengevat hebben in een kruistabel is het mogelijk dat een frekwentie van 100 slechts het gevolg is van het feit dat bijvoorbeeld in één dyade de baby 600 seconden huilde, terwijl de moeder steeds troostte!

Nu zijn er verschillende vormen van stabiliteit te onderscheiden (Gifi, 1981, p. 33-35). Zo kan men het hele onderzoek nog eens overdoen, en kijken of men tot dezelfde resultaten komt. Dit is echter een hoop werk, en het kost bovendien veel geld. Vaak lost men dit op door aan te nemen

dat de gegevens identiek en onafhankelijk verdeeld zij: in dit geval wordt aangenomen dat zij getrokken zijn uit een (bekende) verdeling, en dat alle waarnemingen die men heeft gedaan onafhankelijk van elkaar zijn. Op basis hiervan leidt men vervolgens allerlei eigenschappen van verschillende statistieken af, en men komt tot bijvoorbeeld betrouwbaarheidsintervallen voor de parameters die een model of techniek heeft geleverd. Deze betrouwbaarheidsintervallen weerspiegelen de stabiliteit van de parameters. Zo komt men tot conclusies als, dat men niet de waarde van de populatieparameter kent (men heeft immers slechts een steekproef onderzocht), maar dat men met 90 of 95% zekerheid weet, dat die parameter in een nader aan te geven gebied ligt.

Deze laatste aanpak is problematisch in de context van ons onderzoek. Om te beginnen is het niet duidelijk wat voor verdeling veronderstelt moet worden voor onze gegevens. Duidelijk is dat er sprake is van een sterke autocorrelatie, bijvoorbeeld doordat men vaak langer dan 6 seconden een specifiek gedrag vertoont. Hierdoor vallen verdelingen zoals de (product)-multinomiale en poisson-verdeling, die vaak in de context van kruistabelanalyse worden aangenomen, af. En zelfs al zouden we een bepaald idee hebben over een te veronderstellen verdeling, dan zou dit idee wellicht wel tot resultaten leiden, maar niet te verifiëren zijn. Een oplossing voor dit probleem is het gebruik van computer-intensieve methoden, zoals bijvoorbeeld de zgn. 'jackknife' en 'bootstrap'. Op deze laatste methode zullen we hier nader ingaan.

6.1 De 'bootstrap' methode.

De 'bootstrap' methode is een niet-parametrische methode om uitspraken te doen over de stabiliteit en betrouwbaarheid van parameterschatten. We zullen eerst de 'bootstrap' methode behandelen wanneer deze gebruikt wordt om de betrouwbaarheid van parameterschatten te schatten. Later komen we terug op het gebruik van de 'bootstrap' voor het (slechts) doen van uitspraken over stabiliteit.

Indien men de 'bootstrap' methode wil gebruiken om tot een schatting van betrouwbaarheidsintervallen te komen, werkt men nog steeds onder het klassieke model dat de waarnemingen die men heeft gedaan, getrokken zijn uit dezelfde verdeling, en dat alle waarnemingen onafhankelijk zijn. Echter, indien men gebruik maakt van de bootstrap methode, is het niet noodzakelijk deze verdeling van te voren te specificeren. Wat men doet, is het volgende. Men trekt, alsof de steekproefverdeling de populatieverdeling is, een grote hoeveelheid nieuwe steekproeven (met teruglegging) uit deze steekproefverdeling. Deze nieuwe steekproeven, die men 'bootstrap'-steekproeven noemt, analyseert men vervolgens elk afzonderlijk, en zo verkrijgt men een groot aantal nieuwe schattingen voor elke parameter die men bij de oorspronkelijke steekproef had geschat. Deze verdeling van 'bootstrap'-steekproeven behandelt men vervolgens alsof het de verdeling is van echte (nieuwe) steekproeven: op deze manier kan men een schatting van de betrouwbaarheid van parameterschattingen van de oplossing verkrijgen. Deze betrouwbaarheidsintervallen geven een maat voor de stabiliteit van een parameter.

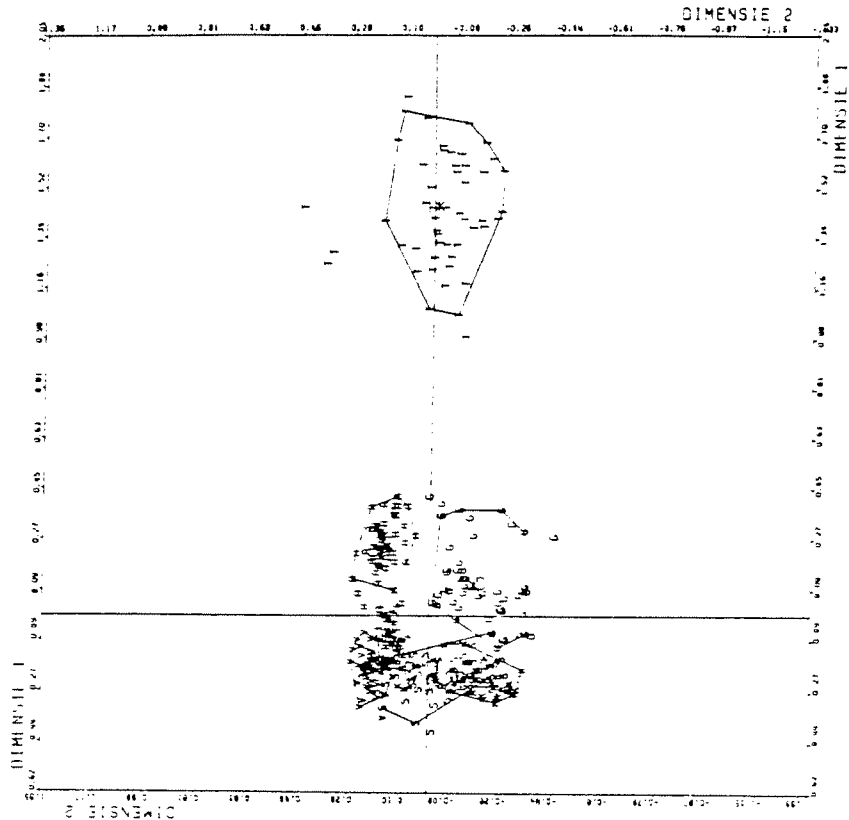
Een voorbeeld kan het bovenstaande misschien verhelderen. In dit paper hebben we de beschikking over een steekproef van 15 dyades. Wat men nu bij een 'bootstrap'-studie doet, is het volgende. Om te beginnen maakt men de aanname dat deze 15 dyades onafhankelijk getrokken zijn uit een populatie van dyades. Verder dient aangenomen te worden dat elk van die dyades een gelijke (theoretische) verdeling volgt, m.a.w. als replicaties zijn op te vatten. In ons geval is deze aanname te verdedigen omdat de 15 dyades alle prikkelbare babies betreffen, en in die zin de steekproef homogeen is. (Op het geval dat men deze aanname niet kan of wil doen, komen we terug in sectie 6.3.) Men trekt vervolgens uit deze 15 dyades met teruglegging 15 dyades, en noemt dit de eerste 'bootstrap'-steekproef. In deze 'bootstrap'-steekproef kunnen dyades meer dan eens vertegenwoordigd zijn, doordat er met teruglegging is getrokken. Men analyseert deze 'bootstrap'-steekproef, en

bewaart de resultaten die dit heeft opgeleverd. Vervolgens trekt men een tweede 'bootstrap'-steekproef uit de oorspronkelijke steekproef, analyseert deze, en bewaart opnieuw de resultaten. Zo kan men doorgaan tot men bijvoorbeeld 50, 100 of nog meer 'bootstrap'-steekproeven heeft geanalyseerd. De 50, 100 of 1000 schattingen voor elke parameter die dit heeft opgeleverd, beschouwt men als de steekproefverdelingen van deze parameters. Op basis van deze steekproefverdelingen berekent men vervolgens betrouwbaarheidsintervallen voor de parameters. Bewezen is, dat de 'bootstrap'-methode meestal een goed beeld geeft van de accurateheid van schattingen. Dit bewijs is geleverd in verschillende contexten, waarin het mogelijk was ook op een 'klassieke' manieren (d.w.z. onder aanname van een nader gespecificeerde verdeling) betrouwbaarheidsintervallen en dergelijke te schatten. Voor ons is hier het werk van Meulman (1984) van belang, die heeft laten zien dat voor CA de schattingen van de 'bootstrap'-methode nauwelijks afwijken van schattingen die berekend zijn met de deltamethode. De deltamethode is een traditionelere methode, waarbij het noodzakelijk is een verdeling te veronderstellen. De deltamethode-schattingen voor CA zijn afgeleid onder aanname van de multinomiale verdeling. Dus in de context van multinomiale steekproeven werkt de 'bootstrap' bij CA goed. (Meer hierover is te vinden in Gifi, 1981, en De Leeuw, 1985. Deze deltamethode schattingen worden overigens optioneel geleverd door het programma ANACOR). Voor meer details met betrekking tot het gebruik van de 'bootstrap' en andere computer-intensieve methoden verwijzen we naar Efron (1979, 1982), Gifi (1981), Efron & Gong (1983) en Diaconis & Efron (1983). We gaan nu verder met de bespreking van een 'bootstrap'-studie van de analyse van sectie 4. In 6.3 komen we terug op de situatie dat men niet kan of wil aannemen dat de waarnemingen onafhankelijke trekkingen zijn uit een identieke verdeling.

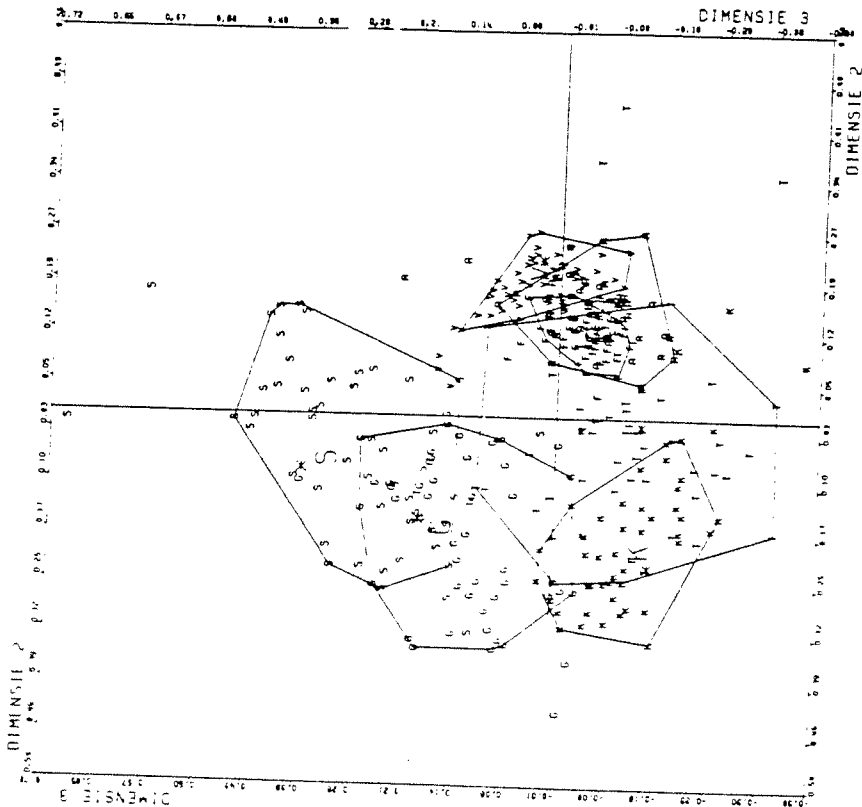
6.2 Een bootstrap-studie van figuur 3 en 4.

De betrouwbaarheid van de parameterschattingen in figuur 3 en 4, die de eerste drie dimensies van een gewone CA-oplossing afbeelden, zijn door ons onderzocht met de 'bootstrap'-methode. We hebben hier toe aangenomen dat de 15 dyades van prikkelbare babies onafhankelijk getrokken zijn, en uit eenzelfde verdeling getrokken zijn. Omdat echter deze verdeling aan ons onbekend is, maken we gebruik van de 'bootstrap'-methode om toch tot een schatting van de betrouwbaarheid van parameterschattingen te komen. Hiertoe zijn we in eerste instantie weer teruggegaan naar de 15 matrices van de 15 verschillende dyades. Door deze 15 matrices op te tellen, waren we tot de data in tabel 3 gekomen. Uit deze steekproef van 15 dyades zijn 50 'bootstrap'-steekproeven getrokken van grootte 15, en deze zijn vervolgens geanalyseerd. Zo hebben we voor elke parameter van de oplossing in figuur 3 en 4 (coördinaten, gewogen varianties, enzovoort) 50 steekproefschattingen, die we vervolgens opvatten als steekproefverdelingen van deze parameters. We kunnen nu beginnen met het berekenen van een 'bootstrap'-schatting van de populatiegemiddelden van elk van deze parameters, en de spreiding rond dit gemiddelde. In Gifi (1981, p.335-336) is te vinden, dat men voor de 'bootstrap'-schatting van het populatiegemiddelde voor elke parameter de waarde $(2M_3 - M_b)$ moet berekenen, waarbij M_b het gemiddelde is, berekend over alle 'bootstrap'-steekproeven, en M_3 de waarde die men gevonden heeft bij de oorspronkelijke analyse (dus de waarden die in figuur 3 en 4 zijn afgebeeld). We kunnen dan vervolgens 90 % betrouwbaarheidsintervallen construeren door een omhulsel te construeren dat de 45 punten (namelijk 90 % van de 50 'bootstrap'-steekproeven) omvat, die het dichtst bij de schatting van de populatiegemiddelden liggen. De vorm van dergelijke omhulsels kan aangeven of de betrouwbaarheid op verschillende dimensies onafhankelijk dan wel gerelateerd zijn.

Figuur 6: Presentatie 'bootstrap'-resultaten voor de moedergedragingen van figuur 3 (als label is steeds eerste letter van gedrag aangehouden). Kleine letters representeren de 'bootstrap'-steekproeven; grote letters de oorspronkelijke steekproef; een 'x' representeert de 'bootstrap'-schatting van het populatiegemiddelde van een bepaald punt; de lijntjes vormen omhulsels waarbinnen 45% van de punten liggen, en zijn te interpreteren als 90% betrouwbaarheidsintervallen.

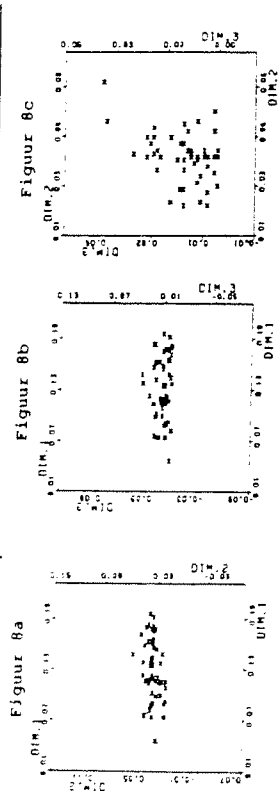


Figuur 7: Presentatie 'bootstrap'-resultaten voor figuur 4. Voor toelichting, zie figuur 6



In figuur 6 treffen we de 'bootstrap'-studie aan van figuur 3. We vinden in deze oplossing slechts de rijpunten van de data in tabel 3, omdat de oplossing zo al behoorlijk ingewikkeld is. Het gaat ons echter om het geven van een indruk van een 'bootstrap'-studie, zodat dat in dit geval geen bezwaar is. In figuur 6 treffen we de rijpunten van de oorspronkelijke steekproef aan (grootste letters), de schattingen van de populatiegemiddelden (sterretjes '*'), de 50 individuele 'bootstraps' voor elk van de punten, en de omhulsels van 45 van deze 50 punten. Deze omhulsels kunnen geïnterpreteerd worden als 90 % betrouwbaarheidsgebieden (of beter: een benadering hiervan, omdat de 'bootstrap'-studie slechts 50 steekproeven bevatte, en er nauwelijks ervaring in deze context is om te weten of dit aantal voldoende is). Uit figuur 6 kunnen we afleiden dat in ieder geval de categorieën troosten, aandacht en geen gedrag elk onderscheiden worden van de andere categorieën. Voor de andere categorieën is deze conclusie niet te trekken op basis van figuur 6, maar dient ook figuur 7 geraadpleegd te worden. In figuur 7 vinden we de 'bootstrap'-resultaten voor figuur 4. Wat we uit figuur 6 en 7 tesamen kunnen concluderen is, dat in de drie-dimensionele ruimte geen van de 90 % betrouwbaarheidsgebieden overlappen, op de categorieën 'geen gedrag' en 'stimuleren' na (de lezer checke dit zelf). Hieruit kunnen we in ieder geval de algemene conclusie trekken dat de parameterschattingen redelijk betrouwbaar zijn, en dus dat de oplossing in figuur 3 en 4 stabiel is. Overigens kan men uit de figuren 6 en 7 natuurlijk nog een grote hoeveelheid informatie halen. Zo kan men bijvoorbeeld zien dat de inbetroubaarheid van het punt 'troosten' voornamelijk te vinden is in dimensie 1 (merk op dat de schaal van figuur 6 en 7 verschilt). Verder is de plaats van de categorie 'fysiek' veel betrouwbaarder dan de plaats van de andere categorieën, enzovoort.

Figuur 8: Presentatie van 'bootstrap'-resultaten van de eigenwaarden. In figuur 8a tot 8c zijn respectievelijk de schattingen voor dimensie 1 tegen 2, 1 tegen 3 en 2 tegen 3 uitgezet.



De betrouwbaarheid van de eigenwaarden $g\lambda_q^2$ is nu nog niet aan de orde gekomen. Drie scatterplots van de eerste drie eigenwaarden tegen elkaar zijn te vinden in figuur 8a, 8b en 8c. We kunnen aan deze scatterplots zien dat de betrouwbaarheid van de eigenwaarde van de eerste dimensie het kleinst is, en bovendien dat de betrouwbaarheid van de schattingen van de eigenwaarden op de verschillende dimensies onafhankelijk lijken.

6.3 Enkele opmerkingen.

In het bovenstaande hebben we steeds willen aannemen dat alle dyades onafhankelijk zijn getrokken uit een identieke, doch onbekende, verdeling. In de praktijk zal de eerste aanname geregeld niet een groot probleem zijn. De tweede aanname is echter vaak wel een groot probleem. In ons onderzoek, bijvoorbeeld, is het zeker aanvechtbaar te veronderstellen dat de verschillen tussen de 15 dyades het gevolg zijn van meetfouten en andere toevalligheden. In veel situaties zal men zelfs expliciet geïnteresseerd zijn in de individuele verschillen tussen de prikkelbare babies en hun moeders! Indien men deze aanname niet wenst te maken, kan men wel nog steeds een 'bootstrap' studie

uitvoeren, maar mag men de 90% gebieden uit figuur 6 en 7 niet meer interpreteren als betrouwbaarheidsintervallen in de klassieke zin. Men kan de 'bootstrap' methode dan nog wel interpreteren als een methode om uitspraken met betrekking tot de stabiliteit van de oplossing te verkrijgen. Immers, de grootte van betrouwbaarheidsintervallen geeft een indicatie van de stabiliteit, maar stabiliteitsintervallen geven niet aan hoe groot de betrouwbaarheidsintervallen precies zijn.

Wil men zich beperken tot een stabiliteitstudie, dan staat de volgende mogelijkheid nog open. Het is mogelijk om niet gelijk de 50 'bootstrap'-steekproefresultaten in een oplossing weer te geven, maar deze oplossingen eerst zoveel mogelijk naar elkaar toe te roteren, bijvoorbeeld door deze door middel van een Procrustus-rotatie naar het oorspronkelijke steekproefpunt toe te roteren. Hierdoor worden de stabiliteitsgebieden in figuur 6 en 7 natuurlijk kleiner. Een acceptabele reden om zo iets te doen is, dat men stelt niet zozeer in de exacte coördinaatwaarden van elk punt geïnteresseerd te zijn, maar meer in de verhouding van deze coördinaatwaarden tot elkaar. Een oplossing kan wel iets geroteerd zijn ten opzichte van een andere oplossing, maar dan nog wel steeds dezelfde interpretatie opleveren. Een Procrustus-rotatie zou er voor zorgen dat de punten van deze twee oplossingen precies op elkaar komen te liggen. Bij de bestudering van de stabiliteit van de eigenwaarden zal het waarschijnlijk inzichtelijker zijn slechts de stabiliteit van de som van de eerste drie eigenwaarden te bestuderen. De principale assenstand van de oplossingen is in deze conceptie minder van belang. Als men daarentegen meer belang hecht aan de stabiliteit van de specifieke plaats van een punt (in tegenstelling tot de configuratie van alle plaatsen) kan men te werk gaan zoals hierboven is beschreven. Een beschrijving van de Procrustus-rotatie techniek is bijvoorbeeld te vinden in Gower (1984). Indien men kiest voor de zgn. gewogen Procrustus-rotatie, kan men er rekening mee houden, dat sommige categorieën een hogere frekwentie hebben dan

andere, en dusdanig laten roteren dat afstanden (na rotatie) van categorieën met hoge frekwentie bezwaarlijker zijn dan afstanden van categorieën met lage frekwentie. Het uitvoeren van een 'bootstrap'-studie lijkt een hoop werk. Als men echter efficiënt te werk gaat, valt het in praktijk wel mee. Veel van de stappen kunnen namelijk eenvoudig geautomatiseerd worden.

7. Discussie.

We hebben pogen aan te geven dat CA bruikbaar is als alternatief voor klassieke lag-sekwentiële analyse, of eventueel te gebruiken is aanvullend op deze techniek. Argumenten hiervoor zijn in bovenstaande secties besproken. We willen hier nog enkele punten bespreken, die in de bovenstaande secties niet aan de orde kwamen.

7.1 Dominantie en autodependence.

Klassieke dyadische lag-sekwentiële analyse is sinds de tijd dat het is voorgesteld van verschillende zijden bekritiseerd. Er zijn ook verschillende alternatieven voorgesteld. We zullen hier de ontwikkeling bespreken, en zien hoe het gebruik van CA hier bij aan kan sluiten.

Binnen de literatuur die de analyse van categorische dyades behandelt, is Allison & Liker (1982) een van de eerste referenties, waarin het concept dominantie besproken wordt. Zij laten zien hoe binnen lag-sekwentiële analyse toetsen voor dominantie van de moeder, of het kind kunnen worden uitgevoerd (zie ook Wampold & Margolin, 1982, en Wampold, 1984). Verder al was een (her)definiëring van dominantie voorgesteld in Gottman & Ringland (1981; dit artikel behandelt overigens de analyse van gegevens van een numeriek meetniveau), waar men dominantie ziet als asymmetrische voorspelbaarheid van gedrag: persoon Y domineert persoon X, indien het gedrag van persoon X op tijdstip t beter is te voorspellen uit het gedrag van persoon Y op tijdstip t-k, dan omgekeerd. Er zitten haken en ogen aan deze definitie (zie Gottman & Ringland, 1981,

p. 395), maar deze worden niet meer besproken in de literatuur.

Allison & Liker (1982) laten ook zien hoe toetsen uit te voeren zijn in geval men rekening wil houden met het verschijnsel 'autodependence', dat wil zeggen dat het gedrag van persoon X op tijdstip t niet alleen afhankelijk is van het gedrag van een persoon Y op (t-k), maar ook van zijn/haar eigen gedrag op (t-k). Hierbij wordt niet meer gebruik gemaakt van tweeweg-matrices zoals in tabel 1, maar wordt gebruik gemaakt van twee drieweg-matrices, namelijk die van het gedrag van de moeder op (t) en (t-k) en het kind op (t-k), en die van het gedrag van het kind op (t) en (t-k) en de moeder op (t-k). Deze benadering wordt verrijkt in Budescu (1984), die voorstelt toetsen uit te voeren in één vierweg-matrix van moedergedrag op (t) en (t-k) en kindgedrag op (t) en (t-k). Dit als alternatief voor het werken met twee drieweg matrices.

Tot nu toe zijn wij in de literatuur nog geen voorbeelden tegengekomen, waarin gebruik werd gemaakt van de voorstellen van ofwel Allison & Liker (1982), ofwel Budescu (1984). We denken dat dit komt, omdat het werken met drieweg- en vierweg-matrices problemen met zich meebrengt voor wat betreft de gevuldheid van cellen in de matrix. In de voorbeelden die zij behandelen, is er sprake van slechts twee gedragingen van de moeder en twee van het kind. Zo heeft een drieweg-matrix slechts 8 en een vierweg-matrix slechts 16 cellen, die enigzins gevuld moeten zijn. Wij hebben echter de indruk, dat in het meeste dyadisch sekventiële onderzoek het aantal categorieën van beide participanten van de dyade veel groter is, waardoor men praktisch gedwongen is de data met klassieke lag-sekwentiële analyse te analyseren. In ons voorbeeld is er sprake van een matrix van 7x7x6x6 cellen, die onmogelijk allen gevuld zijn te krijgen zijn.

Nu is echter gevuldheid van cellen een groter probleem in de benaderingen gebruikt door Allison & Liker (1982) en Budescu (1984), dan in een benadering als CA. Dit komt o.a. doordat toetsen een bijzonder grote rol speelt in de

eerstgenoemde procedures. Bij het maken van geometrische representaties speelt dit probleem minder, al zal men op moeten passen voor instabiliteit van oplossingen. Momenteel onderzoeken we de mogelijkheid om concepten als 'autodependence' en dominantie met CA af te beelden. Meer in het bijzonder wordt onderzocht hoe inzichtelijk het is om CA uit te voeren op de matrices met als rijen het gedrag van de moeder gekruist met het gedrag van het kind op tijdstip $t-k$, en met als kolommen ofwel gedragingen van het kind op tijdstip t , ofwel moedergedragingen van het kind op tijdstip t , ofwel een kruising van moeder- en kindgedragingen. Hierbij gebruiken we dan procedures als in sectie 5 om bepaalde informatie afgebeeld in 'gewone' CA-oplossingen te onderdrukken. Hierover hopen we later te rapporteren.

7.2 CA op andere matrices.

Het zal wellicht duidelijk zijn dat CA niet alleen bruikbaar is in de context van dyadische sekwenties, maar ook in andere contexten. Meer in het bijzonder kan men stellen dat CA altijd bruikbaar is in geval het zinnig is chi-kwadraat afstanden te berekenen tussen ofwel de rijen, ofwel de kolommen van een matrix. Dit zal vaak het geval zijn, als de waarden in een matrix (wellicht met enige moeite) te interpreteren zijn als frekwenties, of om te zetten zijn in proporties. In de context van dyadische sekwenties is zo'n andere toepassing bijvoorbeeld te vinden in Van den Boom, Mathijssen & Nierop (1985). Daar wordt de analyse van een matrix besproken met in de rijen elk van de dyades in elk van zes maanden (elke dyade heeft zo zes rijen), en in de kolommen de gedragingen van de moeder en van het kind. In de cellen treft men het aantal keren aan dat voor een specifieke dyade in een specifieke maand een specifiek moeder- of kindgedrag is geobserveerd. Als we ons herinneren van sectie 3 dat CA elgenlijk de afwijking van het profiel van de marginals onderzoekt, dan is het gemakkelijk in te zien dat CA op deze matrix een puntenwolk van dyade-maanden oplevert, waarbij punten dicht bij elkaar liggen, indien zij op dezelfde manier afwijken van het

gemiddeld vertoonde gedrag over de zes maanden. In Van den Boom e.a. (1985) zien we zo een onderscheid tussen de dyade-maanden dat voornamelijk gebaseerd is op het feit dat in de eerste maanden gemiddeld ander gedrag werd vertoond dan in latere maanden. Een andere analyse die erg interessant lijkt, is de analyse waarbij in de rijen weer dyades of dyade-maanden staan, en in de kolommen het gedrag van de moeder en het kind gekruist zijn. Zo'n matrix staat in de literatuur wel bekend als een tijdbudget, omdat je kunt aflezen hoe een dyade zijn tijd besteed heeft. Voor een uitgebreidere discussie van CA van tijdbudgetten verwijzen we naar Van der Heijden (1987, hoofdstuk 7).

Appendix: programmatuur.

We gaan hier kort in op de beschikbare programmatuur, nodig om bovenstaande analyses te kunnen uitvoeren.

Het is tamelijk eenvoudig om van dyadische sekwenties in ruwe vorm (zoals in figuur 1) kruistabellen als in tabel 1 te maken. Dit kan met lag-funkties die beschikbaar zijn in de programmapakketten SAS en SPSS-X.

Indien men aldus de benodigde kruistabellen verkregen heeft, kan men correspondentieanalyse (CA) gaan doen. De invoermatrices voor vrijwel alle programma's zijn namelijk kruistabellen. Het FORTRAN-programma ANACOR is tegen geringe betaling te verkrijgen bij de Vakgroep Datatheorie, R.U.L.. Bij de eerste auteur is gratis een API-programma verkrijgbaar. Momenteel wordt bij SAS gewerkt aan een CA-programma, en naar verwachting zal dit op korte termijn op de markt zijn.

Eventueel kan men ook zelf een CA-programma schrijven met behulp van een hogere programmeertaal, bijvoorbeeld GENSTAT, of PROC MATRIX in SAS. Tijdsbesparend is hier het feit dat een zgn. singuliere waarden decompositie door het opgeven van slechts één statement wordt uitgevoerd. De benodigde formules zijn te vinden in bijvoorbeeld Greenacre (1984; in een appendix staat hier een kant en klaar GENSTAT programma) en Van der Heijden & De Leeuw (1985).

Voor het uitvoeren van een gegeneraliseerde CA heeft men in principe slechts een gewoon CA-programma nodig, indien dit programma reële getallen (d.w.z. ook negatieve getallen!) kan inlezen. Hoe men te werk dient te gaan, is in sectie 5 beschreven. Indien men een programma heeft waarin dit niet mogelijk is (bijvoorbeeld het bovengenoemde ANACOR), dient men een iets ingewikkeldere truuik te gebruiken. Men neme hiervoor contact op met de eerste auteur.

Literatuur.

- Allison, P.D., Liker, J.K. (1982). Analyzing sequential categorical data on dyadic interaction: a comment on Gottman. *Psychological Bulletin*, 91 (393-403).
- van den Boom, D.C. (in druk). The influence of infant irritability on the development of the mother-infant relationship in the first six months of life. In: Nugent, J.K., Lester, B.M., & Brazelton, T.B. (Eds.) *The cultural context of infancy*. Norwood N.J. Ablex.
- van den Boom, D.C., Mathijssen, Y., Nierop, A.F.M. (1985). Ontwikkelingsverloop in de interactiepatronen bij verzorgers met prikkelbare en niet-prikkelbare babies. *Gedrag*, 13, 34-53.
- Budeacu, D.V. (1984). Tests of lagged dominance in sequential dyadic interaction. *Psychological Bulletin*, 96, 402-414.
- Diaconis, P., & Efron, B. (1983). Computer-intensive methods in statistics. *Scientific American*, May, 96-108.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: another look at the jackknife. *Annals of statistics*, 7, 1-26.
- Efron, B. (1982). The jackknife, the bootstrap, and other resampling plans. *SIAM*, monograph 38, CMBS-NSF.
- Efron, B., & Gong, G. (1983). A leisurely look at the bootstrap, the jackknife, and cross-validation. *The American statistician*, 37, 36-48.
- Escotier, B. (1983). Analyse de la difference entre deux mesures sur le produit de deux memes ensembles. *Cahiers de l'analyse des donnees*, 8, 325-329.

- Escotier, B. (1984). Analyse factorielle en reference a un modele: application a l'analyse de tableaux d'echanges. *Revue de statistique appliquee*, 32 (25-36).
- Gardner, W., Hattmann, D.P., Mitchell, C. (1982). The effects of serial dependence on the use of χ^2 for analyzing sequential data in dyadic interactions. *Behavioral Assessment*, 4 (75-82).
- Cifi, A. (1981). *Non-linear multivariate analysis*. Leiden: Vakgroep Datatheorie.
- Gottman, J.M. (1980). *Marital interactions: experimental investigations*. New York: Academic Press.
- Gottman, J.M., Bakeman, R. (1979). The sequential analysis of observational data. In: Lamb, M.E., Suomi, S.J., Stephenson, G.R. (eds.) *Social interaction analysis: methodological issues*, p. 185-206. Madison: Wisconsin.
- Gottman, J.M., Ringland, J.T. (1981). The analysis of dominance and bidirectionality in social development. *Child Development*, 52 (393-412).
- Gower, J.C. (1984). Ch. 17. Multivariate analysis: ordination, multidimensional scaling and allied topics. In: Lloyd, E.H. (ed.) *Handbook of applicable mathematics: Vol. XI Statistics*, p.727-781. New York: Wiley.
- Greenacre, M.J. (1984). *Theory and applications of correspondence analysis*. New York: Academic Press.
- van der Heijden, P.G.M. (1985). Transition matrices, model fitting, and correspondence analysis. In: Diddy, E. (Ed.). *Data analysis and informatics IV*. Amsterdam: North Holland.
- van der Heijden, P.G.M. (1987). *Correspondence analysis of longitudinal categorical data*. Leiden: DSWO-press.
- van der Heijden, P.G.M., de Leeuw, J. (1985). Correspondence analysis used complementary to loglinear analysis. *Psychometrika*, 50 (429-447).
- van der Heijden, P.G.M., Worsley, K.J. (1986). Comment on "Correspondence analysis used complementary to loglinear analysis". Leiden: Vakgroep Methoden en Technieken (PMM 86-01).

- de Leeuw, J. (1985). *Jackknife and bootstrap in multinomial situations*. Leiden: Vakgroep Datatheorie (RR-85-16).
- de Leeuw, J., van der Heijden, P.G.M. (1985). *Quasi-correspondence analysis*. Leiden: Vakgroep Datatheorie (RR-85-19).
- Meerling (1981). *Methoden en technieken van psychologisch onderzoek. Deel 2: Data-analyse en psychometrie*. Amsterdam: Boom.
- McLain, J. (1984). *Correspondence analysis and stability*. Leiden: Vakgroep Datatheorie (RR-84-01).
- Nishisato, S. (1980). *Analysis of categorical data: dual scaling and its applications*. Toronto: University of Toronto Press.
- Sackett, G.P. (1979). The lag sequential analysis of contingency and cyclicity in behavioral interaction research. In: Ososky, J. (ed.). *Handbook of infant development*, p. 623-649. New York: Wiley.
- Tavaré, S., Altham, P.M.E. (1983). Serial dependence of observations leading to contingency tables, and corrections to chi-squared statistics. *Biometrika*, 70 (139-44).
- Wampold, B.E. (1984). Tests of dominance in sequential categorical data. *Psychological Bulletin*, 96 (424-429).
- Wampold, B.E., Margolin, G. (1982). Nonparametric strategies to test the independence of behavioral states in sequential data. *Psychological Bulletin*, 92 (755-765).

P.Haccou.