955
2003
013

Een nieuw model ter verklaring van de Waterval Illusie

A. ter Haar
Student Kunstmatige Intelligentie RuG

Onder begeleiding van:
dr. Ir. M.J.M. Lankheet (UU)
Prof. dr. Ir. W.A. van de Grind (UU)

Onder auspicien van:
Ir. E. Mulder (RuG)

cd-rom bij
de balie

968

Abstract:
Wanneer een subject lange tijd naar een monotoon bewegende stimulus kijkt (bijvoorbeeld een waterval), en vervolgens naar een stilstaand patroon, dan ervaart het subject ingebeelde beweging tegengesteld aan de richting van de eerder aangeboden stimulus. Dit verschijnsel staat bekend als de waterval illusie. Voor dit verschijnsel zijn verscheidene modellen opgesteld. Het blijkt dat dit verschijnsel eigenschappen in zich heeft die niet door eerdere modellen verklaard kunnen worden. Een van deze verschijnselen is het feit dat een bidirectionele bewegingsstimulus een unidirectioneel naeffect geeft. Een ander verschijnsel is het zogeheten storage verschijnsel: bij onderbreking van het naeffect is de tijdsduur van de onderbrekingstijd opgeteld bij het daaropvolgende naeffect langer dan de duur van het naeffect wanneer er geen onderbreking plaatsvindt. Het van de Grindmodel is een computationeel model dat speciaal opgesteld is om ook de twee voorgaande verschijnselen te kunnen verklaren. De definitieve versie van het van de Grindmodel deel gaat deel uitmaken van een archivarisch model van bewegingsdetectie.

Dit verslag behandelt een onderzoek naar de eigenschappen van het van de Grindmodel. Het uiteindelijke doel van dit onderzoek is de confrontatie van het model met experimentele data. Uit dit onderzoek is gebleken dat het model aangepast moet worden om ook het nulling-verschijnsel te kunnen verklaren. Het nulling-verschijnsel houdt in dat een opgeroepen bewegingsnaeffect opgeheven kan worden door beweging aan te bieden die tegengesteld is aan het naeffect. Bij de onaangepaste versie van het van de Grindmodel versterkt deze stimulus juist het naeffect, in plaats van het te doven. Het aangepaste van de Grindmodel geeft ook scherpere resultaten in de uitvoer.

2003

1 Inleiding

Wanneer men lang naar een bewegend beeld gekeken heeft en dan naar een gebied met stilstaande contouren kijkt, ziet men beweging tegengesteld aan de beweging van de stimulus waar men naar gekeken heeft. Dit verschijnsel noemt men de waterval illusie ofwel motion after effect (MAE) en is onderwerp van dit verslag. Aan dit verschijnsel kleven een aantal eigenaardigheden die geleid hebben tot een gedistribueerd model. Het kenmerk van alle gedistribueerde modellen is, dat ze er van uitgaan dat alle sensoren die gevoelig zijn voor een specifieke bewegingsrichting, invloed hebben op (alle) sensoren die gevoelig zijn voor andere bewegingsrichtingen. In dit verslag wordt een model beschreven dat gebruik maakt van dit idee.
Uitgangspunt van dat model is, dat het gedeelte van de hersenen dat het MAE veroorzaakt, georganiseerd is in drie verschillende lagen. Elke laag is opgebouwd uit zogeheten units (kanalen), die een bepaalde waarde kunnen aannemen, en invloed kunnen hebben op de waarden van andere units. De eerste laag bestaat uit input signalen die doorgegeven worden aan een corresponderende unit van de zogeheten gain laag. In deze gain laag wordt bepaald welke signalen versterkt of verzwakt zullen worden doorgegeven aan de derde laag, de output laag. Elke unit in de gain laag kan andere units door middel van gewichtswaarden verhogen of verlagen. Centraal idee van het model is, dat elke gain unit alle andere min of meer in richting overeenkomende units exciteert, en zijn voor opponente richtingen gevoelige gain units juist inhibeert. De gain waarde is omgekeerd evenredig met de mate van excitatie en evenredig met de mate van inhibitie. Wanneer een kanaal langdurig geadapteerd wordt, zal het kanaal dat gevoelig is voor beweging opponent aan de adaptatierichting het sterkst geïnhibeerd worden en dus het gevoeligst worden en sneller een MAE veroorzaken. De inhibitie gebeurt echter met een grotere spreiding, waardoor het MAE sneller fuseert dan de directe activatie.

Van het model is een implementatie gemaakt in Simulink. Met deze implementatie is in dit onderzoek gekeken welke instellingen het meest gunstig zijn voor het simuleren van een MAE. Daarna is gekeken of ook werkelijk alle MAE-gerelateerde verschijnselen gemodelleerd kunnen worden. Voorafgaand aan dit onderzoek zijn al simulaties uitgevoerd met een tot opponent model versimpelde implementatie. Hier zijn enige storage experimenten mee uitgevoerd (Smagt, M.J van der, 1999). Het uiteindelijke doel is confrontatie van de uitvoer van het model met experimentele data.

Om alle verschijnselen te kunnen modelleren moeten echter wel een aantal afwegingen gemaakt worden voor de opbouw van het model. Uit simulaties is gebleken dat de uitvoer van de gain laag niet zonder meer doorgevoerd kan worden naar de output laag. Als dit gebeurd is het namelijk niet meer mogelijk om tijdens de metingen het MAE volledig te compenseren met een echte beweging van de teststimulus ('nulling'). Een nieuwe opzet van het model om nulling in het model mogelijk te maken wordt beschreven in dit verslag.

In het volgende hoofdstuk wordt de opzet van het model beschreven en uitgelegd aan de hand van voorgaande modellen. Van elk voorgaand model worden de specifieke problemen van dat model beschreven die geleid hebben tot een volgend model, waarna uiteindelijk bij het bij dit onderzoek gebruikte model wordt stilgestaan. De implementatie van het in dit onderzoek gebruikte model wordt beschreven in hoofdstuk drie. In Hoofdstuk vier wordt het door mij gedane onderzoek naar parametereigenschappen beschreven. Hoofdstuk vijf gaat in op een belangrijk probleem dat in het gedane onderzoek naar voren trad: het 'nulling-probleem', waaruit blijkt dat het model niet alle in experimenten optredende fenomenen kan verklaren. Ook wordt in dit hoofdstuk een voorstel tot aanpassing van het model besproken met behulp

van nieuwe data verkregen uit een aangepast model. In hoofdstuk zes wordt kort ingegaan op de consequenties die uit de uitkomsten van het model getrokken kunnen worden en op de aard van de gegevens waarmee gewerkt wordt. In hoofdstuk zeven volgt een korte samenvatting van het verslag en wordt een conclusie getrokken over het nut en de uitkomsten van het model.

2 Uitleg van het model aan de hand van eerdere modellen

Oorspronkelijk is het MAE altijd uitgelegd in termen van adaptatie van bewegingssensoren. Er wordt vanuit gegaan dat bewegingssensoren in opponente kanalen georganiseerd zijn: bewegingssensoren die gevoelig zijn voor een richting zoals bijvoorbeeld ± 0° worden gekoppeld aan bewegingssensoren die gevoelig zijn voor ± 180°. De mate waarin sensoren voor beide richtingen actief zijn, bepaalt de richting die waargenomen wordt. Heeft een van beiden de overhand dan wordt die richting waargenomen, oftewel de ratio van de activiteit van het ene kanaal met het opponente kanaal bepaalt de richting die wordt waargenomen. Vandaar de naam ratio model. In beide kanalen is sprake van spontane activiteit, dat wil zeggen: activiteit van de neuronen die onafhankelijk werkt van de aangeboden input. Na adaptatie van een kanaal, wordt de spontane activiteit van dat kanaal onderdrukt. De spontane activiteit van het kanaal voor de richting tegengesteld aan de adaptatierichting wordt echter nog normaal waargenomen, waardoor het andere kanaal relatief sterker geactiveerd is dan het geadapteerde kanaal. De balans voor beide richtingen slaat dus uit naar de beweging tegengesteld aan de adaptatierichting. Deze balansverschuiving wordt opgevat als het MAE (Verstraten, 1994).

Wat het ratio model echter niet kan verklaren is het volgende: als een ratio model adapteert aan twee verschillende richtingen, dan zouden er ook in het MAE twee richtingen waargenomen moeten worden. Dit is in de praktijk echter niet het geval: bij gelijktijdige adaptatie aan twee richtingen wordt vrijwel altijd slechts één beweging in het MAE waargenomen (Verstraten, 1994). Een uitzondering geldt voor het geval wanneer gelijktijdig aan twee opponente richtingen geadapteerd wordt: dan zal het nabeeld in de meeste gevallen uit twee opponente richtingen loodrecht op de adaptatierichtingen bestaan (Grunewald & Lankheet, 1996). Er zal dus een ander model gevonden moeten worden.

De distribution shift theory gaat ervan uit dat alle richtingen in beschouwing genomen dienen te worden om het MAE te kunnen verklaren. Beide adaptatierichtingen stimuleren sensoren meer naarmate deze beter zijn afgestemd op die richting en inhiberen de sensoren in opponente richtingen. Deze inhibitie gaat ook weer volgens een bepaalde (Gaussische) spreiding. Het idee is dat dergelijke (inhibitie)spreidingen kunnen fuseren tot een patroon met één enkel maximum (Figuur 2-1).

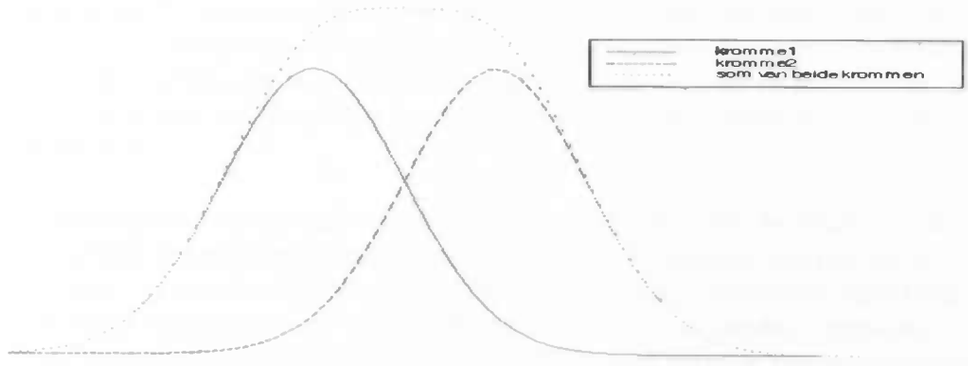
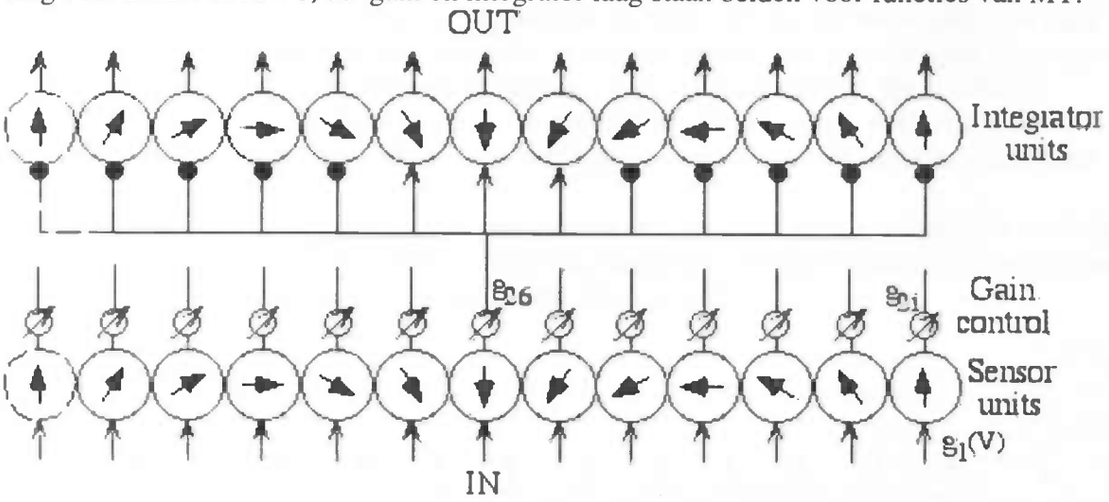


Fig. 2-1: het idee van fusie van het MAE. De Gaussische spreiding van beide inhibities leidt tot een optelsom die in het midden groter is dan de toppen van beide Gaussische functies.

Om te kunnen verklaren waarom meerdere bewegingsvectoren waargenomen kunnen worden tijdens de adaptatiefase en slechts één vector tijdens de testfase, is het Grunewald-Lankheet model (GL model) opgesteld (Grunewald, 1995; Grunewald & Lankheet, 1996).

Het GL model is een distribution shift model dat uit drie lagen bestaat. De eerste laag is de input laag, de volgende is de gain laag en de laatste een integrator laag (Figuur 2-2). De gain laag kan eventueel samen worden genomen met de input laag of de integrator laag. Deze opbouw is geïnspireerd op de fysiologie van bewegingsperceptie van primaten. Deze functie is verdeeld over twee hersengebieden: gebied V1 waarvan wordt aangenomen dat het de elementaire bewegingssensoren bevat en gebied MT waarvan aangenomen wordt dat het zich met de integratie van diverse bewegingsrichtingen bezighoudt. In het GL model staat de input laag voor sensoren in V1, de gain en integrator laag staan beiden voor functies van MT.



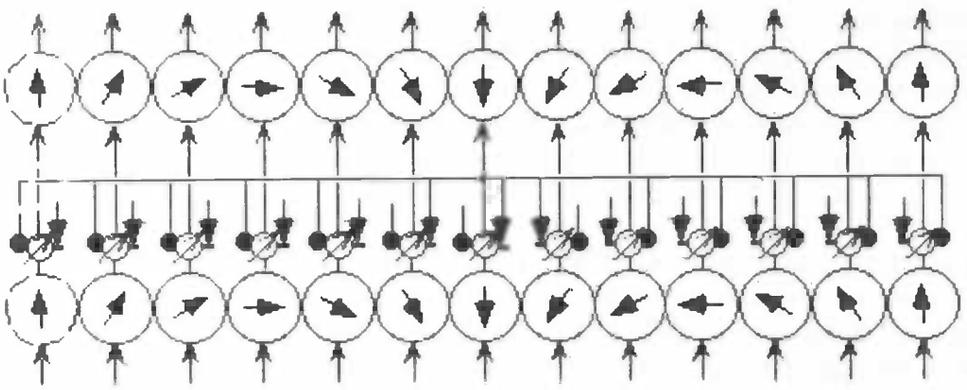
Figuur 2-2: opbouw van de units van het Grunewald-Lankheet model + weergave van de interactie van de 6-uursrichting met de andere units.

De excitatie van sensor/gain units naar integrator units divergeert met Gaussische spreiding over ± 90°. De inhibitie divergeert eveneens met Gaussische spreiding over alle overige richtingen met het maximum van de inhibitie geconcentreerd rond de opponent van het kanaal van oorsprong.
Gain units hebben na afloop van adaptatie een exponentieel herstel naar hun rustwaarden en bevatten hiervoor een soort lekkende integrator. Met deze lekkende integrator wordt het MAE verklaard door aan te nemen dat de gainregeling relatief langzaam gaat en achterloopt op de aangeboden stimulus. Hoe een dergelijke gainregeling in het model werkt wordt verderop in dit hoofdstuk besproken.

In het model zal gekeken worden naar de meest actieve integrator unit: de plaats van de meest actieve integrator unit vergeleken met zijn buurunits bepaalt de richting van een MAE. De tijd waarin de activiteit van de meest actieve unit boven een bepaalde van tevoren ingestelde drempelwaarde blijft bepaalt de duur van het MAE. Er zijn uiteraard andere methoden denkbaar om de duur en richting van het MAE te bepalen, maar dit is de meest eenvoudige. Wat er verder met dit percept gedaan wordt valt in principe buiten dit model, al valt de werking van het model zo wel moeilijker te beoordelen.

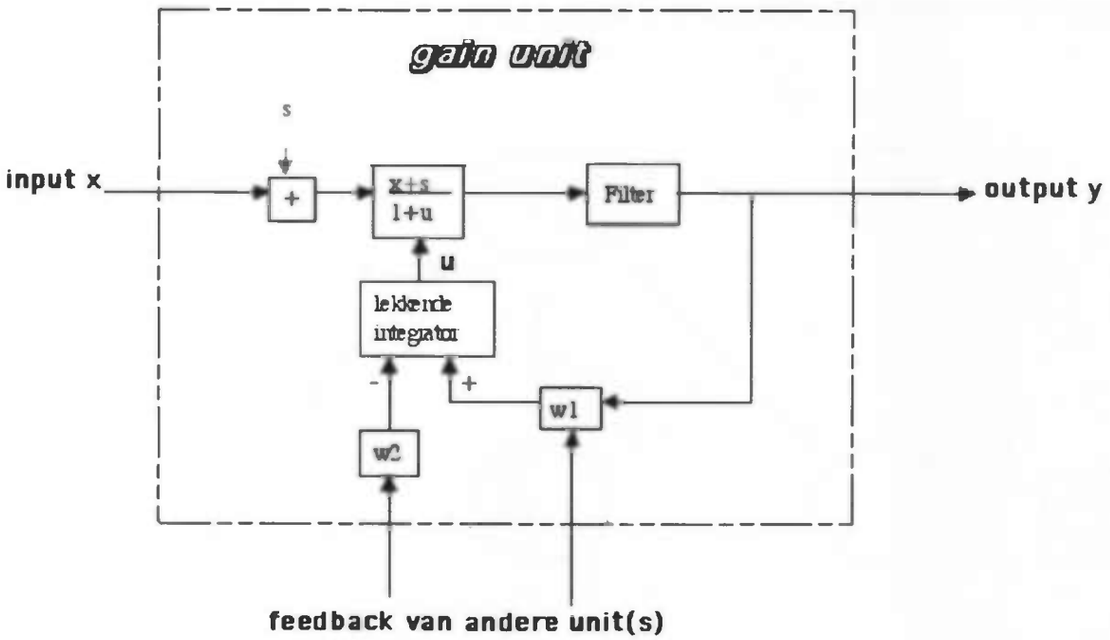
Met het GL model kan nu verklaard worden waarom bij aanbod van twee stimuli ook twee stimuli worden waargenomen terwijl tijdens de testfase slechts één MAE wordt

waargenomen. Ook bij het GL model is namelijk sprake van fusie van inhibitie, zoals geïllustreerd is in figuur 1-1. De excitatie heeft een veel minder brede spreiding, waardoor de adaptatiestimuli qua oriëntatie veel dichter bij elkaar moeten zijn om ook te kunnen spreken van fusie van excitatie. De gain units hebben echter de neiging om zichzelf te verzwakken naarmate ze sterker geactiveerd zijn. Bij inhibitie van een buur-unit is dus in feite sprake van disinhibitie, waarbij de brede spreiding van de inhibitie het MAE veroorzaakt. De mindere spreiding van excitatie zorgt ervoor dat twee stimuli meestal afzonderlijk worden waargenomen tijdens de adaptatiefase. Het onderliggend mechanisme van deze onderlinge stimulaties wordt in de volgende alinea uitgelegd. Er is echter nog een verschijnsel dat verklaard moet worden: het zogeheten storage verschijnsel.
Wanneer naar een bewegend patroon gekeken wordt en daarna naar een stilstaand patroon met contouren, dan neemt men een MAE waar. Stel dat dit m seconden duurt. Als men nu naar hetzelfde bewegende patroon kijkt en vervolgens de ogen voor m seconden sluit, zou men verwachten na die tijd geen MAE meer waar te kunnen nemen. Als men de ogen weer open doet, blijkt echter nog een MAE waar te nemen te zijn voor n seconden. De wachttijd opgeteld bij het verlate MAE blijkt langer te zijn dan het MAE zonder wachttijd, oftewel: $m + n > m$. Het lijkt dus of het MAE in de wachttijd een poosje wordt vastgehouden. Men spreekt daarom van 'storage'.
Om ook storage met dit model te verklaren moeten de gain units zowel omhoog als omlaag geregeld kunnen worden. Daarom zijn in het GL model de inhibitieverbindingen verlegd van de integrator units naar de gain units onderling (Figuur 2-3).



Figuur 2-3: de aangepaste versie van het Grunewald Lankheet model

Zoals gezegd wordt het MAE uitgelegd in termen van disinhibitie van lekkende integrators. Disinhibitie is in het huidige model op de volgende manier in de gain units gerealiseerd (voor het oorspronkelijke GL model: zie appendix):
input x wordt gedeeld door een deelfactor u, afkomstig uit de lekkende integrator, om output y te verkrijgen. Deze deelfactor u wordt zoals gezegd bepaald door terugkoppeling van de eigen output en door input van andere units. Deze worden door w1 danwel w2 gewogen ingeladen in de lekkende integrator, die uiteindelijk de factor u bepaalt (Figuur 2-4).

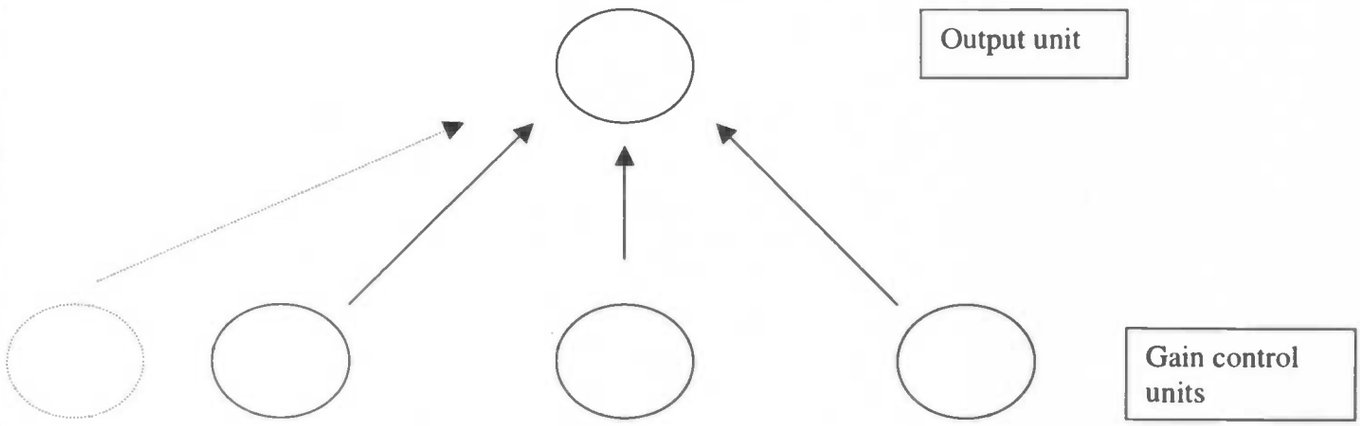


Figuur 2-4: terugkoppelingsmechanisme in de gain unit.

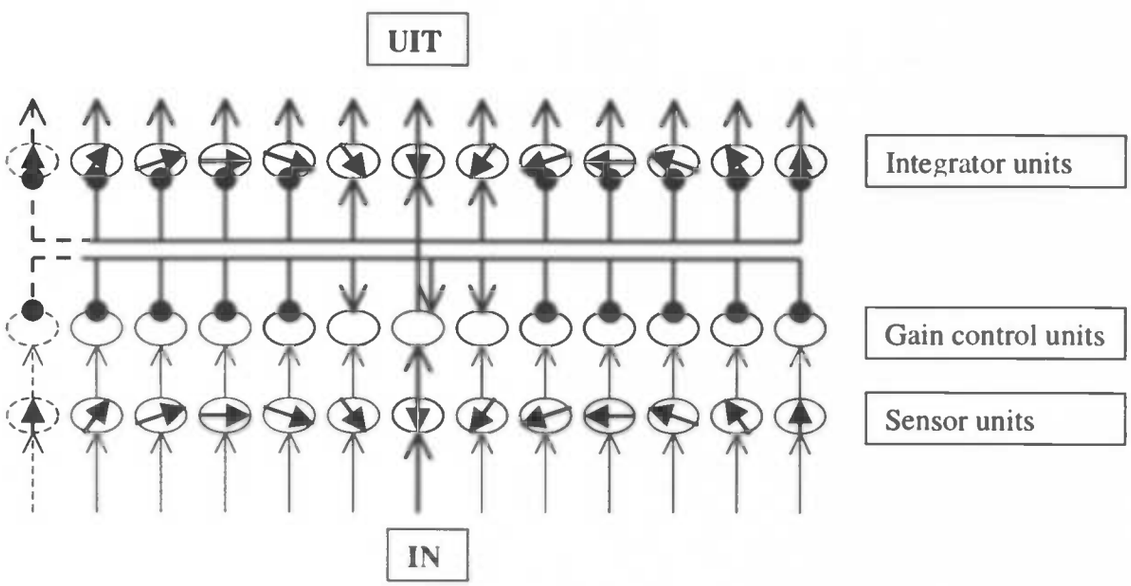
Wanneer kanaal A gestimuleerd wordt met stimulus x voor een aantal seconden en het opponente kanaal B niet, dan zal kanaal A zichzelf verzwakken door de u-waarde van de eigen gain unit te vergroten via terugkoppeling. Op dezelfde manier zal het de u waarde van gain unit B verminderen. In het netwerkmodel geldt dat de buren van A in volgens Gaussische functie afnemende grootte worden geëxciteerd en buren van B volgens een andere Gaussische functie in afnemende grootte worden geïnhibeerd vanuit A. Na langdurige stimulering van A zal A dus veel minder gevoelig voor input worden en B juist meer. Dat blijkt ook als we na adaptatie een teststimulus aanbieden door beide kanalen te stimuleren: de output van A zal beneden het gebruikelijke niveau geactiveerd worden terwijl B juist boven de basisactiviteit zit. Dit verschijnsel wordt in het model geïnterpreteerd als een MAE.

Spontane activiteit (s, met blauw aangegeven) is in de gain units toegevoegd omdat zulke activiteit nu eenmaal in het brein aanwezig is. Bij aanwezigheid van een teststimulus is spontane activiteit echter niet noodzakelijk om een MAE te creëren. Het filter is noodzakelijk om enige tijdvertraging in de terugkoppeling te brengen. Anders zou namelijk de input ogenblikkelijk worden teruggekoppeld en dit zou instabiliteit tot gevolg hebben. De gewichtswaarden zorgen ervoor dat de terugkoppeling binnen de grenzen van stabiel gedrag blijft. Overigens moeten de gewichtswaarden van de exciterende input gelijk zijn aan die van de inhiberende input, om een stabiele evenwichtstoestand in de rustsituatie te kunnen garanderen. Wanneer dit niet zo zou zijn, en bijvoorbeeld de gewichtswaarden van de inhiberende input gezamenlijk groter zouden zijn dan de gewichtswaarden van de exciterende input gezamenlijk, dan zou bij voortdurende gelijkmatige stimulering van alle kanalen het gehele visuele systeem al maar gevoeliger worden voor beweging. De lekkende integrator wordt zoals reeds gezegd gebruikt om het MAE te kunnen verklaren in termen van vertraagd herstel naar de rustwaarde.
Om ook het nulling-verschijnsel te kunnen simuleren is nog een kleine aanpassing in het model nodig: de feedback van de andere units zal nog moeten worden opgeteld bij de eigen output van de gain unit om doorgegeven te kunnen worden aan de met de gain unit corresponderende output unit (figuur 2-5). Het resultaat van deze aanpassing is dat het model een combinatie is geworden tussen het Grunewald-Lankheet model en het oorspronkelijke van

de Grind model (figuur 2-6). Over de reden van deze aanpassing wordt verder in dit verslag gesproken.



Figuur 2-5: verbindingen tussen gain control units en een enkele output unit



Figuur 2-6: terugkoppeling van 1 enkele gain control unit met alle andere gain control units en met alle output units

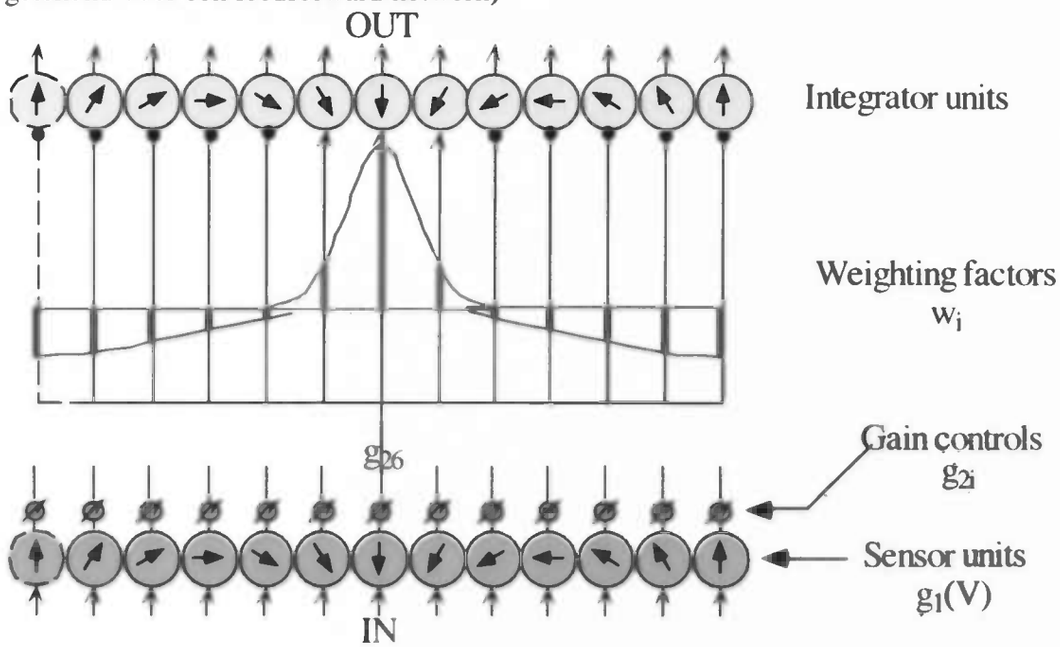
Het gehele model is voorlopig slechts opgesteld voor vectoren van dezelfde snelheid. Het blijkt dat voor verschillende snelheden nog diverse andere zaken gespecificeerd dienen te worden. Het is de bedoeling dat het besproken model na optimalisatie deel gaat uitmaken van een archivarisch model waarin wel rekening wordt gehouden met verschillende snelheden. Voorlopig is dit nog niet het geval.

Het model van figuur 2-3 zal gebruikt worden voor het grootste deel van mijn onderzoek. Van af deze paragraaf zal met de term 'het model' steeds het laatst beschreven model worden

bedoeld. In hoofdstuk 5 worden nog even kort wat resultaten van het aangepaste model besproken.

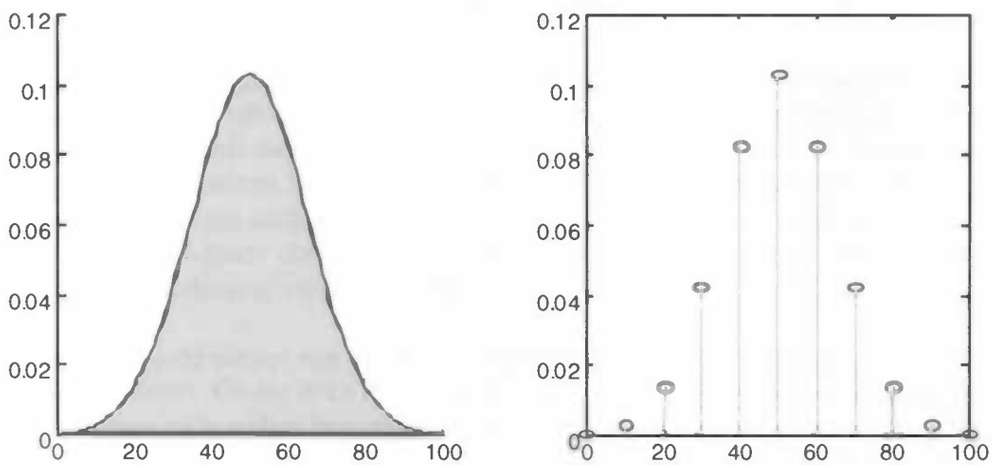
3 Implementatie van het model

Het uiteindelijke model is gerealiseerd in Simulink (appendix) en is bedoeld om experimentele data betreffende bewegingsnaeffecten te simuleren. Het model bestaat uit 12 input kanalen, 12 gain units en 12 output kanalen. Elk van de input kanalen is met een enkele gain unit afzonderlijk verbonden en elke gain unit is met een enkel output kanaal afzonderlijk verbonden. Elke gain unit is steeds via een kanaal met elke andere unit apart verbonden. Berekening van elk van de deelfactoren van elke unit vindt steeds plaats aan de hand van 12 waarden die afkomstig zijn van terugkoppeling met zichzelf en met de 11 andere units. In het model worden de terugkoppelingswaarden dus steeds berekend aan de hand van discrete waarden. Bij het oplossen van de differentiaalvergelijkingen is steeds gebruik gemaakt van ode45, een numerieke 'single step' oplosser van differentiaalvergelijkingen.
De terugkoppeling van en naar de units is verdeeld in positieve en negatieve terugkoppeling. Zoals eerder genoemd is de positieve terugkoppeling verdeeld over 90°. Aangezien er maar 12 units over 360° verdeeld zijn, zijn er per geactiveerde unit slechts twee andere units die ook geëxciteerd worden. De negatieve terugkoppeling is verdeeld over de resterende 270°. In de implementatie wordt de negatieve terugkoppeling dus verdeeld over 9 units.
Voor negatieve terugkoppeling naar een unit worden 9 kanalen afkomstig van de opponente units elk vermenigvuldigd met een eigen gewichtswaarde. De invulling van die waarden vindt plaats aan de hand van een Gaussische functie, waarvan het kanaal afkomstig van de meest opponente unit de middelste waarde krijgt toebedeeld. De Gaussische waarde en het invullen van de gewichtswaarde vindt plaats aan de hand van diverse MATLAB scripts. Vervolgens worden de gewogen waarden van de kanalen opgeteld en vermenigvuldigd met een compenserende gewichtswaarde om de som van de inhibitoire terugkoppeling gelijk te laten zijn aan de som van de excitatoire terugkoppeling. Dit is de uiteindelijke waarde die wordt ingeladen in de lekkende integrator. Hetzelfde gebeurt voor de positieve terugkoppeling, zij het dat de Gaussische functie gecentreerd is rondom de geactiveerde unit zelf. (figuur 3-1, getekend voor een feedforward netwerk)



Figuur 3-1: spreiding van inhibitie en excitatie over het netwerk getekend voor één gain unit

Het is nuttig hierbij op te merken dat ook hier weer verschil bestaat tussen berekeningen aan de hand van discrete en continue waarden: de som van de gewichtswaarden van een positieve danwel negatieve terugkoppeling in de implementatie is anders dan het oppervlak van een dergelijke Gaussische verdeling (zie figuur 3-1). Als bij een berekening aan de hand van continue waarden de meest actieve van de te stimuleren richtingen vallen in het gebied tussen 41 en 59 in de figuur, dan zal bij een berekening aan de hand van discrete vergelijkingen slechts 1 unit geactiveerd worden. Dit houdt in dat de spreiding van activatie iets anders uit kan vallen. Voor een gedetailleerde confrontatie met experimentele data zal dus gebruik gemaakt moeten worden van een continu model. Voor een studie naar de kwalitatieve eigenschappen van het model volstaat een modellering volgens discrete waarden (figuur 3-2 rechts).



Figuur 3-2: oppervlak van een continue Gaussverdeling (links) afgezet naast dezelfde Gaussverdeling gediscretiseerd (rechts).

4 Verkennend onderzoek naar parametereigenschappen.

Het model in kwestie bevat een groot aantal parameters. Veel van die parameters hangen op niet-lineaire wijze met elkaar samen. Om de samenhang tussen de diverse parameters te onderzoeken is een implementatie van het model gemaakt. Om inzicht te verkrijgen in de globale werking van het model zijn de parameters voor diverse waarden handmatig ingevuld. Om het invullen van de parameters te vergemakkelijken is een aparte interface gemaakt waarbij alle parameters een beginwaarde ingevuld krijgen en waarmee door middel van typen en/of door middel van schuifknoppen diverse waarden van het model gelijktijdig kunnen worden veranderd. Dezelfde interface start het model op en geeft de output van het model weer in een grafiek. Op deze manier kunnen gemakkelijk enkele of meerdere waarden ingevuld worden zonder dat andere parameters telkens opnieuw ingesteld moeten worden. Zo wordt ook het aantal vergissingen en typefouten verminderd.

Via deze methode is gezocht naar een op het oog optimale instelling van parameters om vanuit deze standaardsituatie elke parameter afzonderlijk te kunnen variëren om op deze manier meer inzicht in het model te krijgen. Uiteraard gaat het niet om een daadwerkelijk optimale instelling, maar een benadering van deze optimale instelling. Deze instelling wordt voornamelijk gebruikt om inzicht te krijgen in de werking van het model. De daadwerkelijke optimalisatie voor een juiste confrontatie met de experimentele data vind later plaats en valt buiten het onderzoeksterrein van dit verslag.

In de eerste opzet is de output van het model bepaald door alleen de output van de gains als totale output te nemen. Onder deze instelling zijn de verdere eigenschappen onderzocht. Het blijkt dat de output toch anders bepaald moet worden. Ook voor deze nieuwe instelling zijn enkele eigenschappen onderzocht. Deze eigenschappen worden in hoofdstuk 5 beschreven. In hoofdzaak is echter van het oude model uitgegaan.

Bij het interpreteren van de output van het model gaan we er van uit dat er verschil moet zijn tussen de input en de output: niet alleen in sterkte, maar ook in de mate waarin elke richting wordt waargenomen ten opzichte van andere richtingen. De oppositionele adaptatierichting moet tijdens de testfase significant sterker geactiveerd zijn dan vergelijkbare, maar in richting iets verschillende adaptatierichtingen.

Een eigenschap die het belangrijkste is voor het naeffect, is de spreiding van de inhibitie: zij zorgt immers voor fusie van het naeffect. Samen met de spreiding van de excitatie – de geringere spreiding zorgt voor afzonderlijke waarneming van diverse stimuli tijdens de adaptatiefase – zorgt ze voor het naeffect. Daarom zullen we als eerste kijken naar de effecten van spreiding van inhibitie. We zullen eerst kijken naar een brede spreiding, vervolgens naar een smalle spreiding van inhibitie. Al spelevarend met de andere parameters komen we zo tot een redelijk optimale instelling van parameters (tabel I in de volgende paragraaf).

Verder in het hoofdstuk wordt de samenhang tussen twee of drie parameters met elkaar onderzocht door (met behulp van Matlab-scripts) verschillende waarden binnen een bepaald bereik in te vullen en de output in een grafiek te zetten Ook hier zijn weer alle andere parameters gelijk aan de parameterset van Tabel I.

De parametersetting

Door met behulp van de interface te kijken naar de optimaliteit van parameterinstellingen in combinatie met andere parameters is gekomen tot een standaard set parameters. Elk van de in dit hoofdstuk verder te bespreken parameters wordt geïllustreerd met deze set parameters, waarbij alleen de besproken parameter van deze set afwijkt. De waarden van de set parameters wordt beschreven in tabel I.

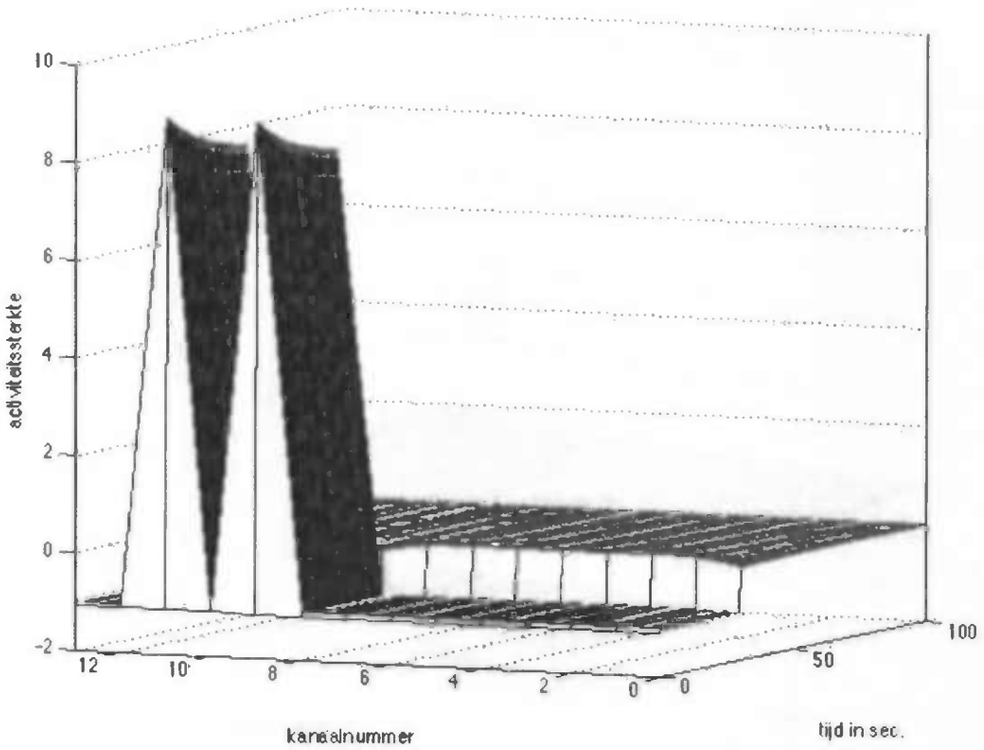
Parameter	**waarde**
Som gewichtswaarden van de terugkoppeling (exciterend/inhiberend; w)	0.05
Spontane activiteit	0,1
Spontane vervalwaarde (τ)	20
Filtertijd	0,25
Spreiding excitatie (σe)	2
Spreiding inhibitie (σi)	2
Relatieve sterkte activatiestimulus	10
Relatieve sterkte ruisstimulus	1
Adaptatietijd	30 sec.

Tabel I: parametersetting zoals gebruikt in het algemene model.

Excitatie en inhibitie: outputeffecten

We zullen eerst kijken naar de effecten van inhibitiespreiding. Inhibitie is het belangrijkste van de parameters, omdat ze voor fusie van activatiespreidingen zorgt en dus feitelijk het unidirectionele naeffect veroorzaakt. Ten tweede wordt de excitatiespreiding besproken. Ook deze is van belang voor het optreden van fusie van de naeffecten. Excitatie zorgt ervoor dat de gain units van de adapterende kanalen steeds zwakker worden, zodat tijdens de testfase de adaptatiekanalen relatief minder actief zullen worden.
Er blijkt nog een aanpassing aan het model nodig te zijn om ook van belang te kunnen zijn voor het al of niet optreden van fusie tijdens de adaptatie. Fusie tijdens de adaptatiefase houdt dan in dat twee in bewegingsrichting verschillende richtingen samen gezien worden als 1 enkele stimulus met een bewegingsrichting waarvan de richting gelijk is aan de resultante van beide stimuli. Deze aanpassing wordt in het volgende hoofdstuk besproken.

brede inhibitie

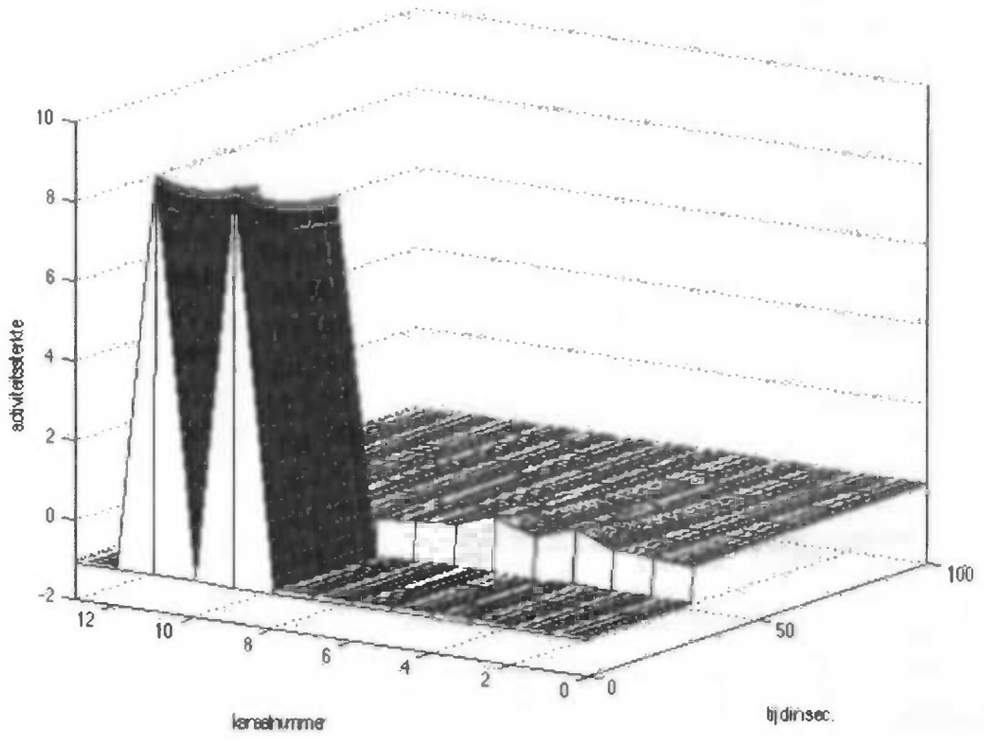


Figuur 4-1: activatiesterkten voor elk kanaal bij een brede inhibitiespreiding ($\sigma = 5.0$)

Voor alle grafieken waarin kanaalnummers worden gebruikt zoals in figuur 4-1, kunnen de kanaalnummers het beste geïnterpreteerd worden als de uren van een klok: net zoals 12 uur tegenover 6 uur staat etc. is kanaalnummer 12 gevoelig voor beweging tegengesteld aan die beweging waar de unit van kanaalnummer 6 gevoelig voor is. Het spreekt voor zich dat in het model ook meer of minder units gebruikt hadden kunnen worden, maar dit aantal was het gemakkelijkst te interpreteren.

Wanneer we het criterium voor outputinterpretatie toepassen op de output in figuur 4-1, dan is hier geen MAE waar te nemen. Er is namelijk nauwelijks onderscheid te maken in adaptatierichting tussen de oppositionele adaptatierichting (in dit geval op 4 uur) en vergelijkbare richtingen (3, 5 uur etc..).

Smalle inhibitie



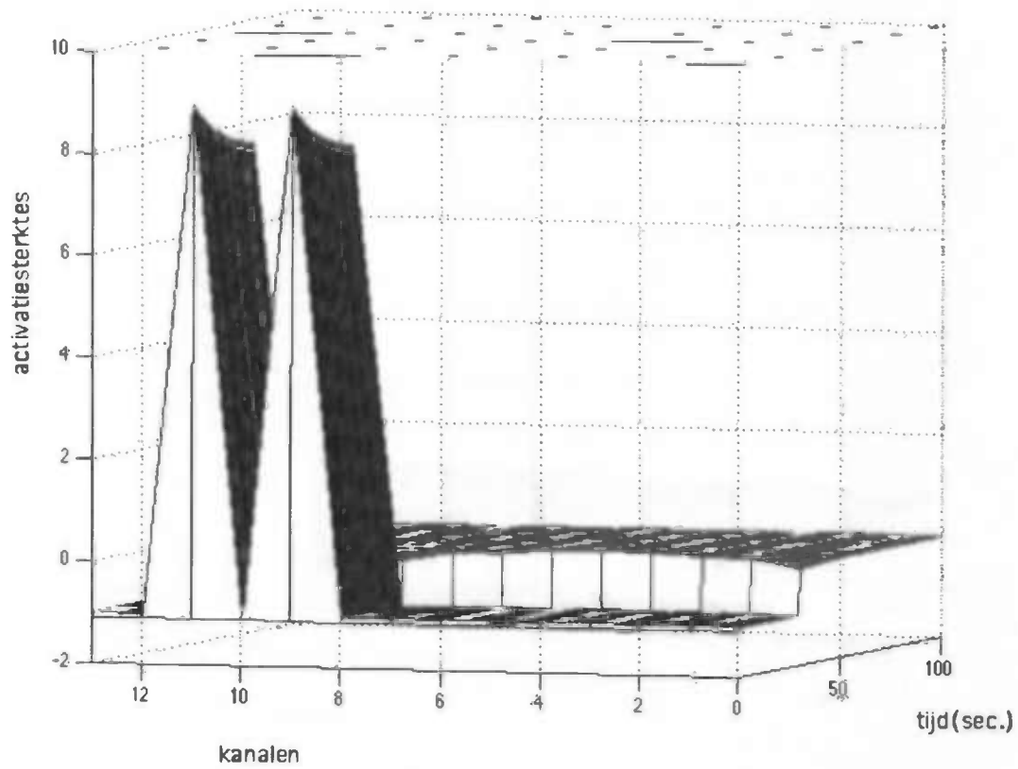
figuur 4-2: activatiesterkten voor elk kanaal bij een smalle inhibitiespreiding ($\sigma = 0.5$)

Een al te smalle inhibitie geeft geen onderscheid tussen input en output: er is geen fusie van naeffect te zien, de oppositionele richtingen geven in de testfase hetzelfde beeld te zien als de adaptatierichtingen in de adaptatiefase (figuur 4-2).

Conclusie: het effect van brede inhibitie is dat het spreidingseffect van de inhibitie de onderlinge verschillen dusdanig vermindert dat er geen waarneembaar naeffect meer is. Wanneer de spreiding te smal is, heeft dit tot effect dat het fusie-effect wegvalt en er geen sprake meer is van een naeffect. Voor een waarneembaar MAE worden er dus grenzen gesteld aan de spreiding van de inhibitie.

Nu kijken we naar effecten van excitatiespreiding. De afzonderlijke waarneming van stimuli tijdens de adaptatiefase moet volgens de theorie verklaard kunnen worden vanuit de geringere excitatiespreiding, waardoor er geen fusie van activatie plaats kan vinden.

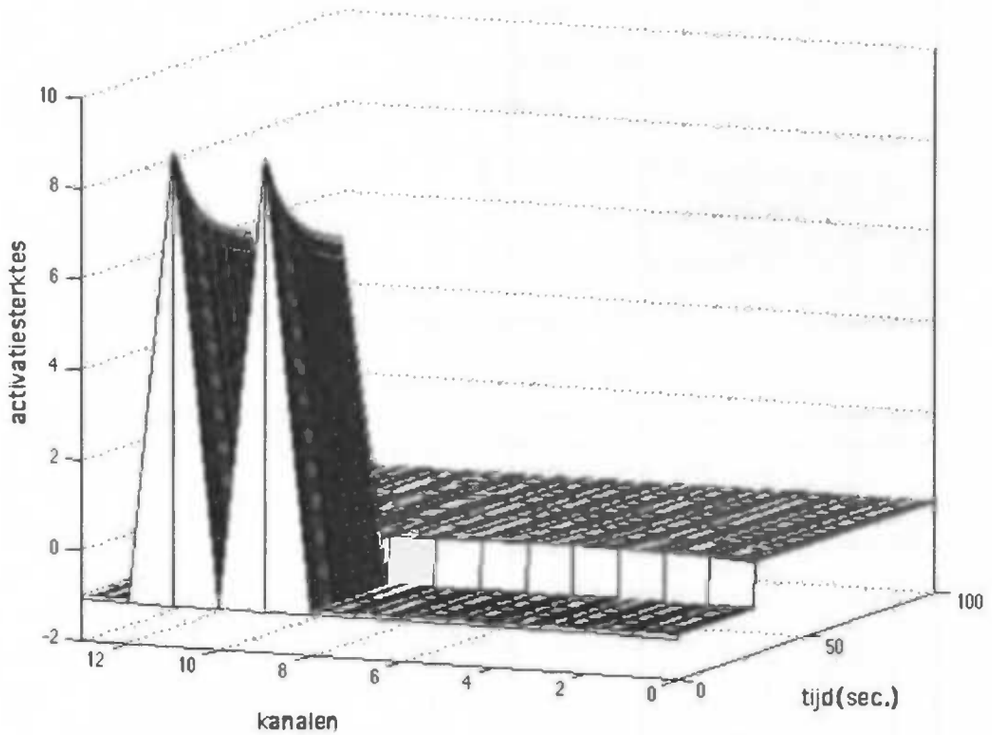
Brede excitatie



figuur 4-3: activatiesterkten voor elk kanaal bij een brede excitatiespreiding ($\sigma = 5.0$)

Een brede excitatie heeft alleen effect op de totale hoogte van de excitatie in de testfase: het naeffect wordt iets sterker. De oppositionele richtingen zijn actiever in de testfase, de geactiveerde richtingen nog iets negatiever dan anders (figuur 4-3).

Smalle excitatie

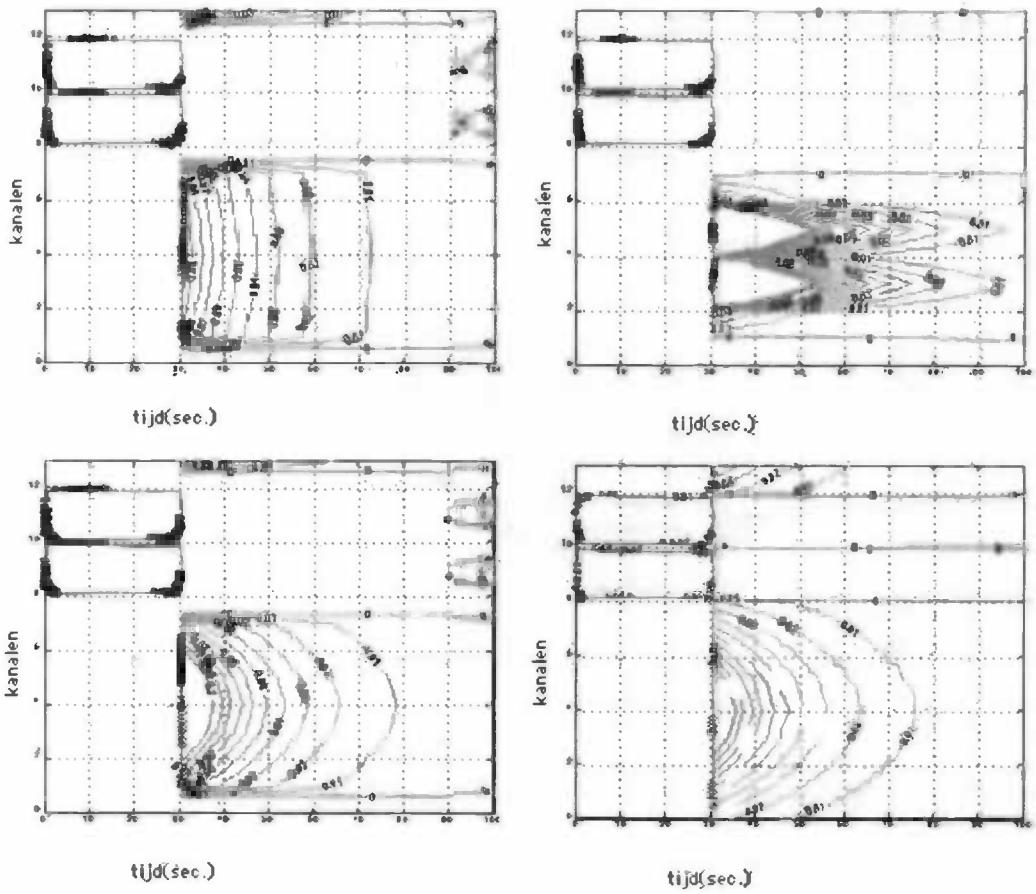


figuur 4-4: activatiesterkten voor elk kanaal bij een smalle excitatiespreiding ($\sigma = 0.5$)

Het omgekeerde geldt nu: het naeffect is veel zwakker. Er valt nu nog minder goed onderscheid te maken tussen de verschillende richtingen.

In de zojuist besproken plaatjes is het onderscheid in hoogte moeilijk te bepalen. Daarom zijn er ook afdrukken gemaakt van de contouren van bovenaf gezien.
In figuur 4-4 zijn linksboven de contouren afgedrukt bij een brede inhibitie. Rechtsboven de figuur staan de contouren bij smalle inhibitie afgedrukt. Linksonder zijn de contouren bij brede excitatie en rechtsonder de contouren bij smalle excitatie afgedrukt. Bij de contourafdrukken is nog eens goed te zien dat brede inhibitie tot een beter fusie-effect leidt en dat bredere excitatie tot een naeffect leidt dat over meer kanalen is uitgestrekt dan bij smalle excitatie.

contouren



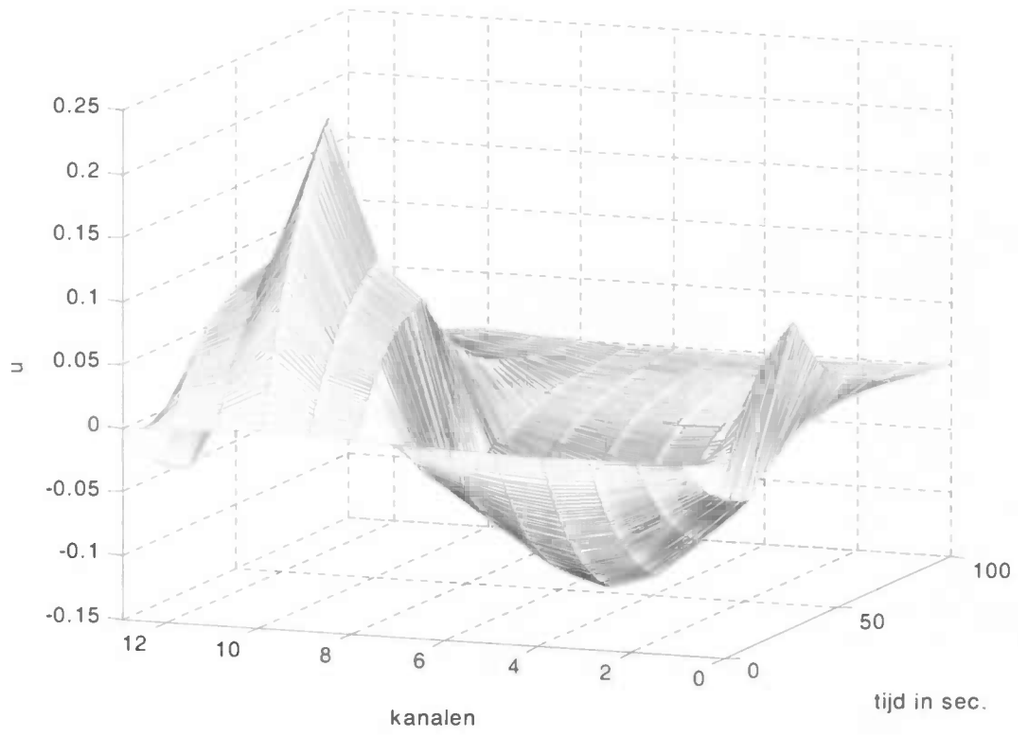
figuur 4-5: contourplotten van activiteit bij brede inhibitiespreiding $\sigma = 5$ (links boven), smalle inhibitiespreiding $\sigma = 0.5$ (rechts boven), brede excitatiespreiding $\sigma = 5$ (links onder) en smalle excitatiespreiding $\sigma = 0.5$ (rechts onder)

Het opmerkelijke is dat een bredere excitatiespreiding het naeffect in de testfase verscherpt. Het op het oog beste resultaat verkregen we met inhibitiespreiding $\sigma = 2$ en excitatiespreiding $\sigma = 2$ (figuur 4-5 rechtsonder). Een dergelijke spreiding is bedrieglijk want in het naeffect is niet zo'n gelijke spreiding terug te vinden. Er vindt geen fusie van excitatie plaats, omdat de 'tussenliggende' richting niet geactiveerd wordt en dus alleen spontane activiteit voor enige verhoging kan zorgen. Als we niet naar de activatie, maar naar de u-waarden kijken, gaat een heel ander verhaal op: wanneer we hetzelfde verhaal opnieuw houden, maar dan de u-waarden bekijken zien we wel fusie van excitatie.

Een heel ander beeld verkrijgen we als we naar de u-waarden kijken: dan zien we wel een duidelijk fusie-effect van de inhibitie- en excitatiespreidingen.

Excitatie en inhibitie: terugkoppelingswaarden

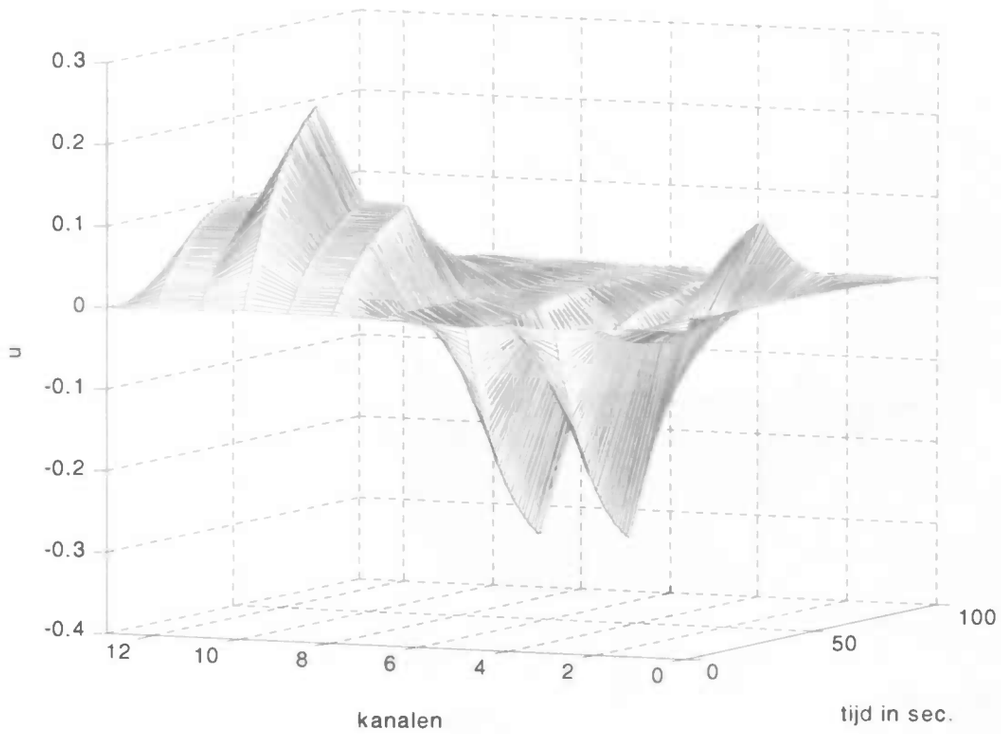
gelijke spreiding



figuur 4-6: terugkoppelingssterkte per kanaal bij gelijke spreiding van inhibitie en excitatie ($\sigma = 2$)

In deze situatie is de versterking van de geadapteerde kanalen bijna het gespiegelde van inhibitie-effect van de niet-adapterende kanalen. In figuur 4-6 is voor kanaal 4 een duidelijke 'dip' te zien die weliswaar minder groot is dan de piek van het opponente kanaal 11, maar in vorm is duidelijk te zien dat elk geactiveerd kanaal een vergelijkbaar negatief effect heeft op zijn opponente kanaal. Er is duidelijk sprake van fusie van activatie rondom de geëxciteerde kanalen. Er is namelijk een zeer duidelijke piek tussen de geactiveerde kanalen. Dat de versterking van de geadapteerde kanalen niet geheel het gespiegelde van de niet-adapterende kanalen is, komt door het niet-lineaire karakter van de terugkoppeling.

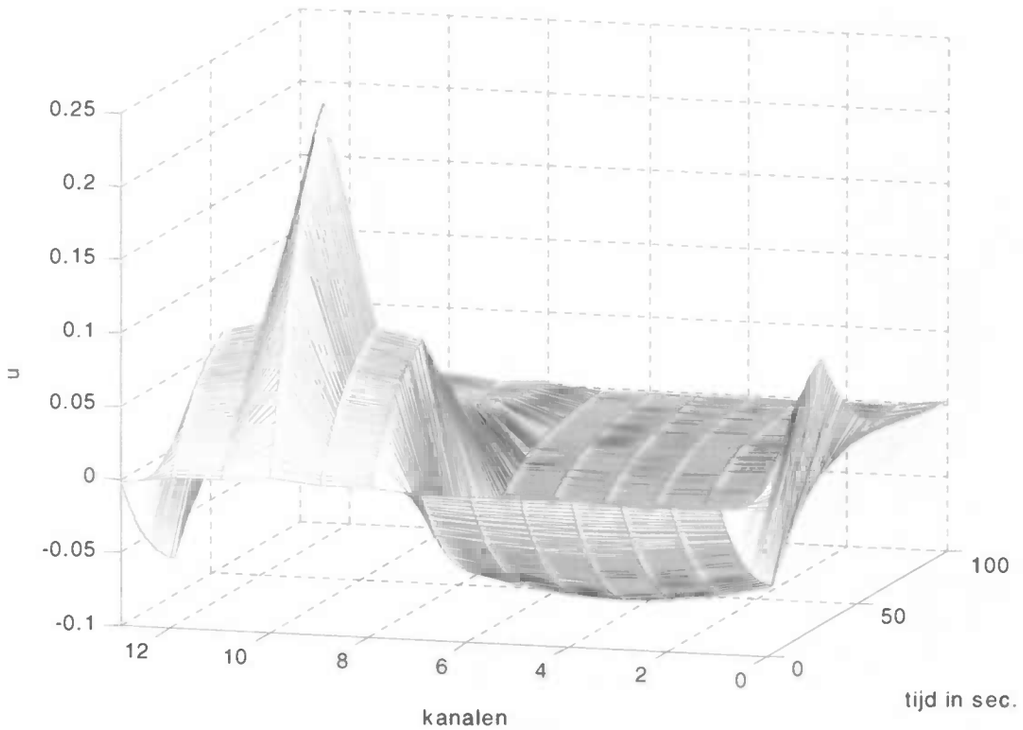
smalle inhibitie



figuur 4-7: terugkoppelingssterkte per kanaal bij een smalle spreiding van inhibitie ($\sigma = 0.5$)

De (positieve) activatie van de geadapteerde kanalen blijft bij een smalle inhibitie hetzelfde (let op de schaling in de grafiek van figuur 4-7). Bij aan adaptatierichting tegengestelde kanalen is daarentegen duidelijk geen fusie-effect waarneembaar, doordat de inhibitie zich over een smal gebied uitstrekt en er daarom geen voor fusie noodzakelijke overlap is. Ook is de negatieve activatie veel sterker dan in figuur 4-6.

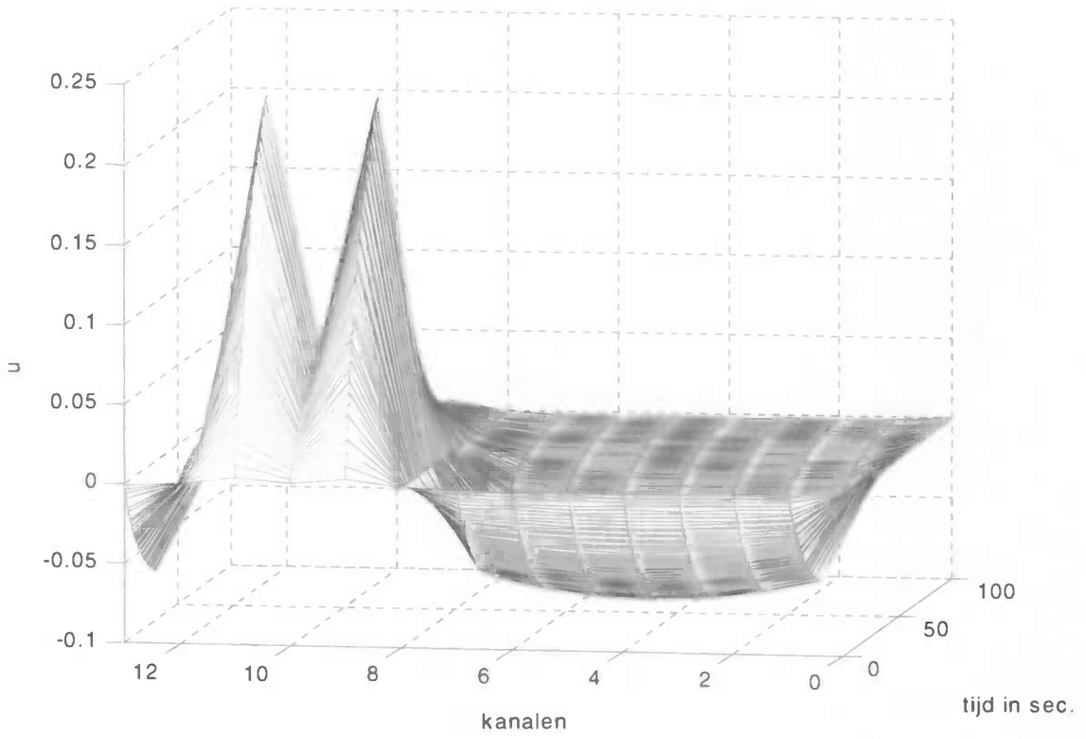
brede inhibitie



figuur 4-8: terugkoppelingssterkte per kanaal bij een brede spreiding van inhibitie ($\sigma = 5.0$)

Bij brede inhibitie strekt de inhibitie zich uit over een zeer groot gebied in vrijwel gelijke mate en als gevolg van deze gelijkmatige spreiding is de u-waarde over het geïnhibeerde gebied overal vrijwel gelijk (in figuur 4-8 met extra brede inhibitie weergegeven, figuur 4-6 geeft met eerder gebruikte inhibitiespreiding weer). Wel is er nog steeds een fusie effect waarneembaar.

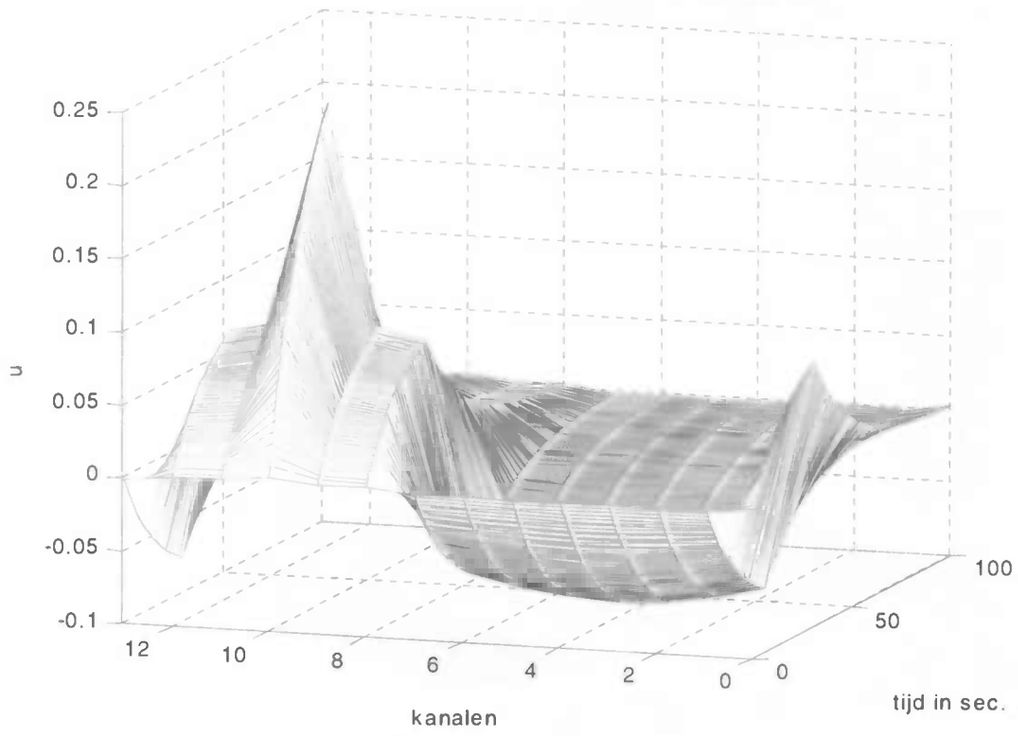
smalle excitatie



figuur 4-9: terugkoppelingssterkte u per kanaal bij een smalle spreiding van excitatie (σ = 0.5)

Bij smalle excitatie is sprake van een duidelijke verscherping in de waarneming van twee richtingen (figuur 4-9). Ook is de positieve activatie veel sterker. Dit is eigenlijk hetzelfde verhaal als voor de smalle inhibitie in figuur 4-7.

brede excitatie



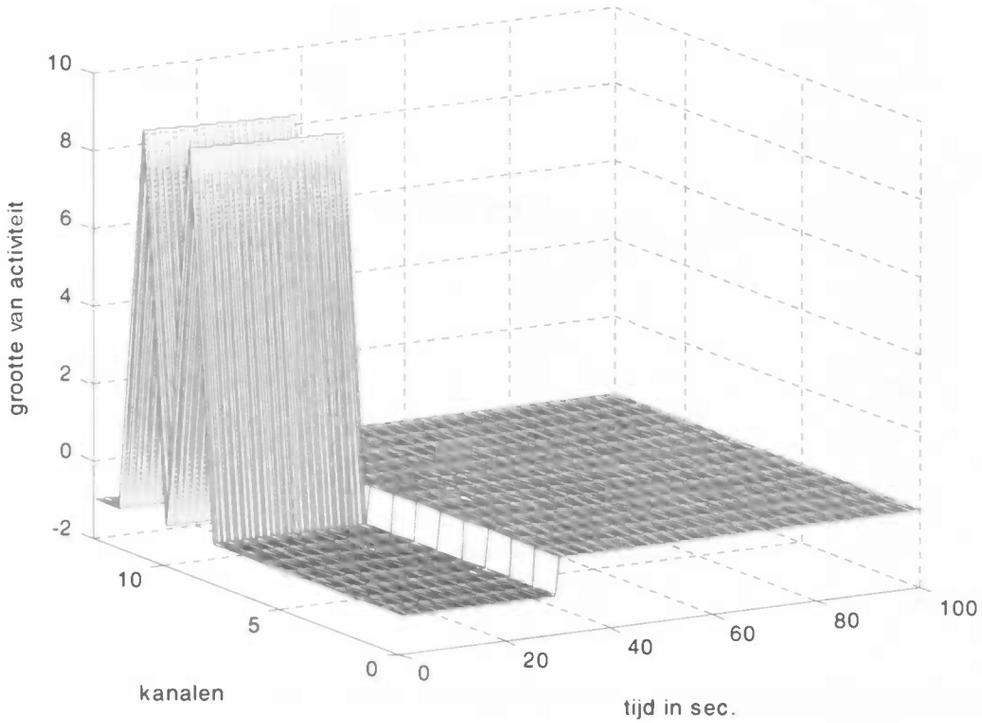
figuur 4-10: terugkoppelingssterkte u per kanaal bij een brede spreiding van excitatie (σ = 5.0)

Bij een brede excitatie zoals toegepast in figuur 4-10, wordt de tussen de beide adaptatierichtingen in liggende richting als de bewegingsrichting waargenomen. Er is dus sprake van fusie van adaptatierichting.

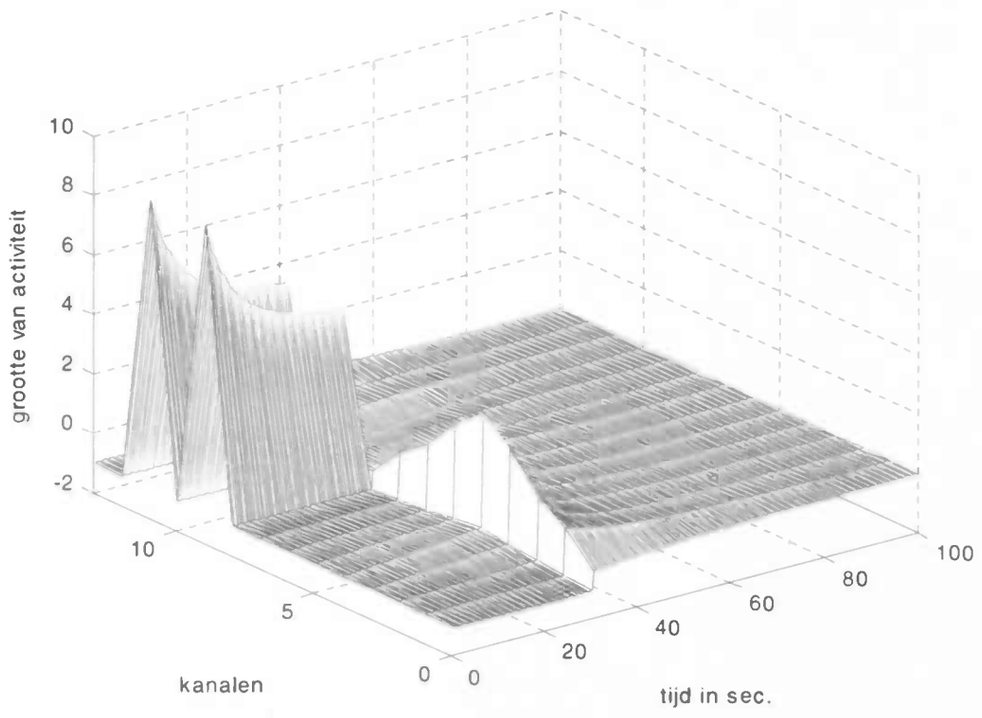
totaalsom

Bij het instellen van de breedtes van excitatie en inhibitie moet steeds in het oog gehouden worden dat de som van de excitatieve gewichtswaarden voor 1 unit steeds gelijk is aan de som van de inhibitoire gewichtswaarden van diezelfde unit. In het andere geval zou namelijk door aanwezigheid van spontane activiteit in het netwerk de gewichtswaarde van een unit voortdurend kunnen toe- of afnemen zonder dat er iets belangwekkends gebeurt. Omwille van de stabiliteit van het netwerk is het raadzaam de som van die gewichten onder de waarde 0.1 te houden. De waarde u die de gain factor 1/(1+u) bepaalt moet namelijk nooit gelijk aan –1 worden. Aangezien de activiteit van de kanalen door meerdere factoren beïnvloedt wordt (tijdconstante van de lekkende integrator, filter-tijdconstante, spontane activiteit), kan de gewichtswaardensom in de praktijk iets hoger ingesteld worden. De som van de activiteit van de binnenkomende kanalen is dan iets lager, waardoor ook de waarde u lager uit zal vallen dan in eerste instantie wordt verwacht.
Uit voorzichtigheid is bij de meeste grafieken voor een waarde van 0.05 gekozen. Bij lagere waarden is er weinig naeffect (figuur 4-11), bij hogere waarden is er geen eenduidig naeffect zichtbaar (figuur 4-12) – de contourplot van figuur 4-13 maakt extra duidelijk dat er meerdere kanalen afwisselend sterk geactiveerd zijn. Wanneer de tijdconstante van de lekkende integrator hoog is (τ = 40), en de inhibitoire en excitatoire spreiding beiden relatief

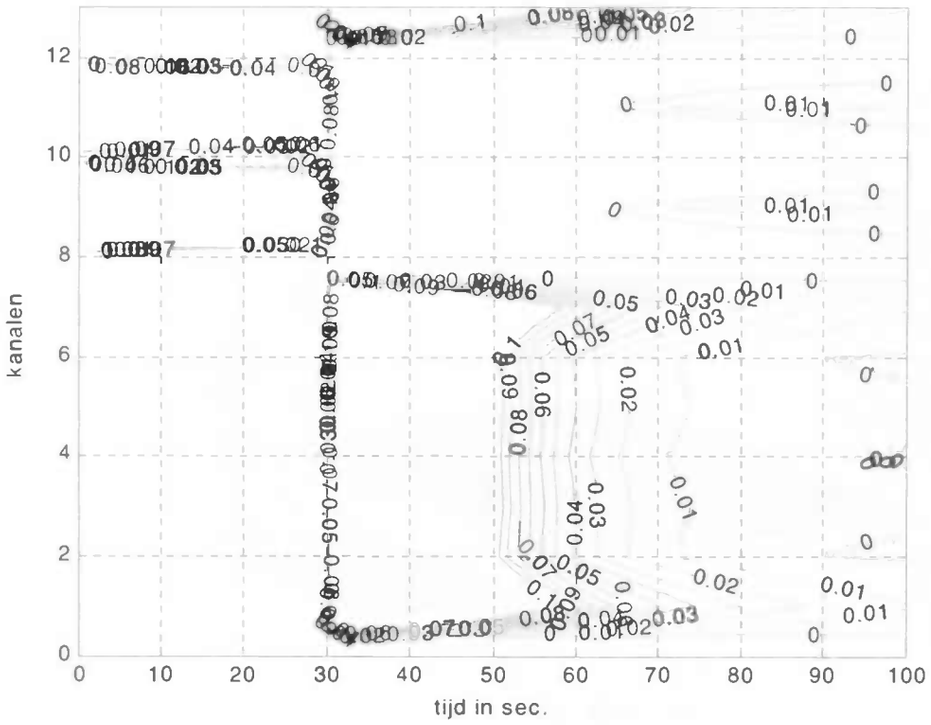
laag gehouden wordt (σ = 1.5), dan kan de gewichtswaardensom een waarde van 0.25 bereiken en toch een duidelijk naeffect sorteren (figuur 4-14 en 4-15).



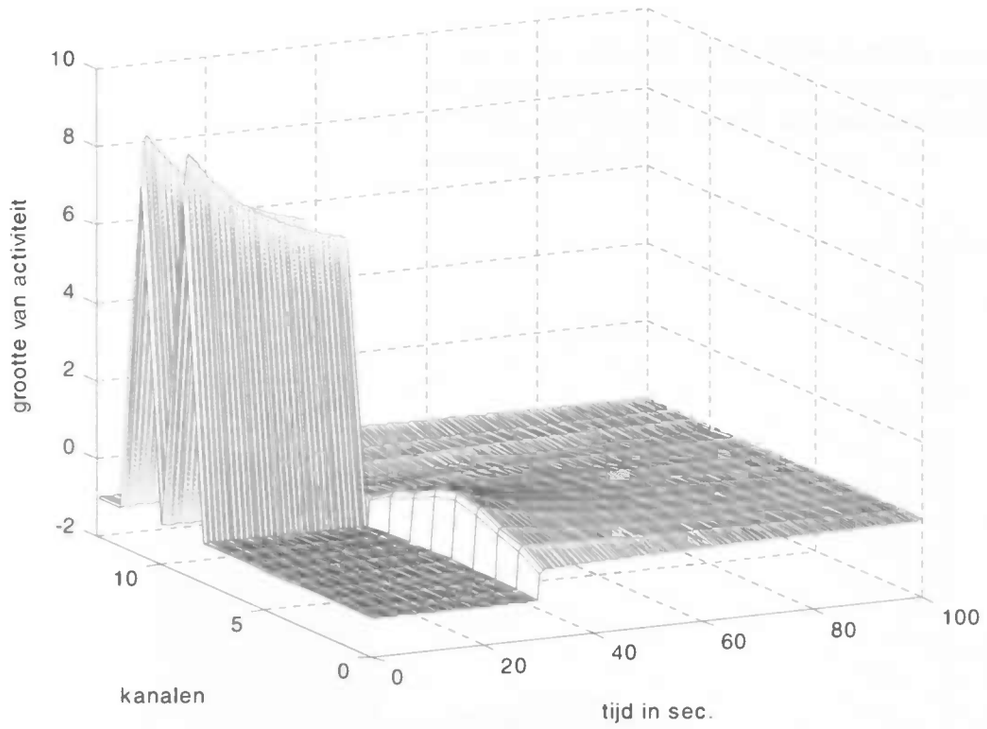
figuur 4-11: activiteit van het netwerk bij een som van de gewichtswaarden van 0.005.



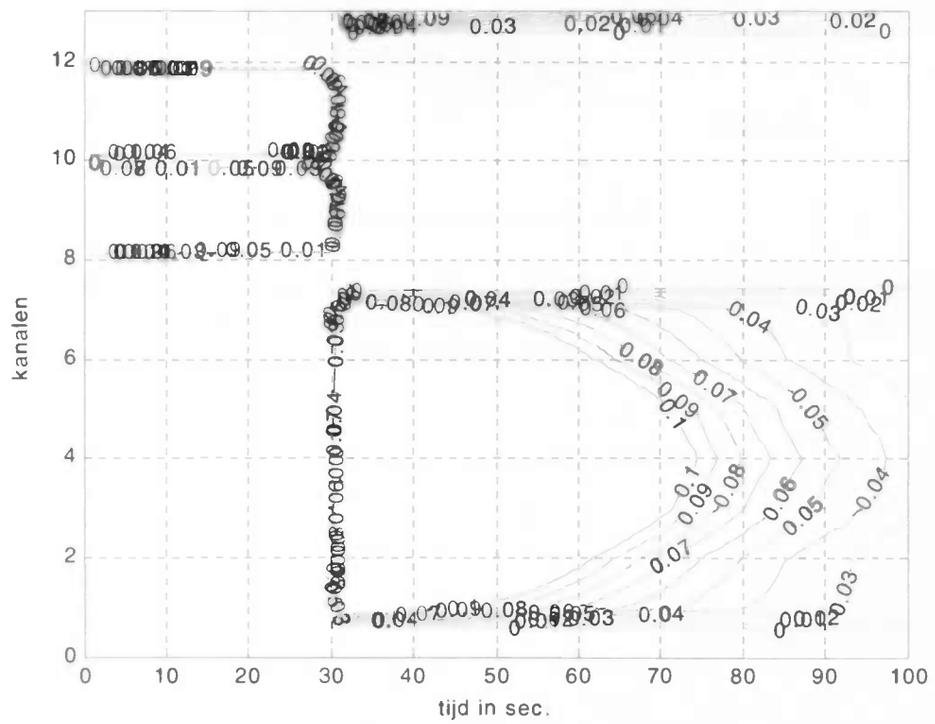
figuur 4-12: activiteit van het netwerk bij een gewichtswaarden-som van 0.5.



figuur 4-13: contourplot van de activiteit van het netwerk bij een gewichtswaarden-som van 0.5.



figuur 4-14: activiteit van het netwerk bij $\tau = 40$, spreiding $\sigma = 1.5$ van de excitatoire en de inhibitoire gewichten en een gewichtswaardensom van 0.25.

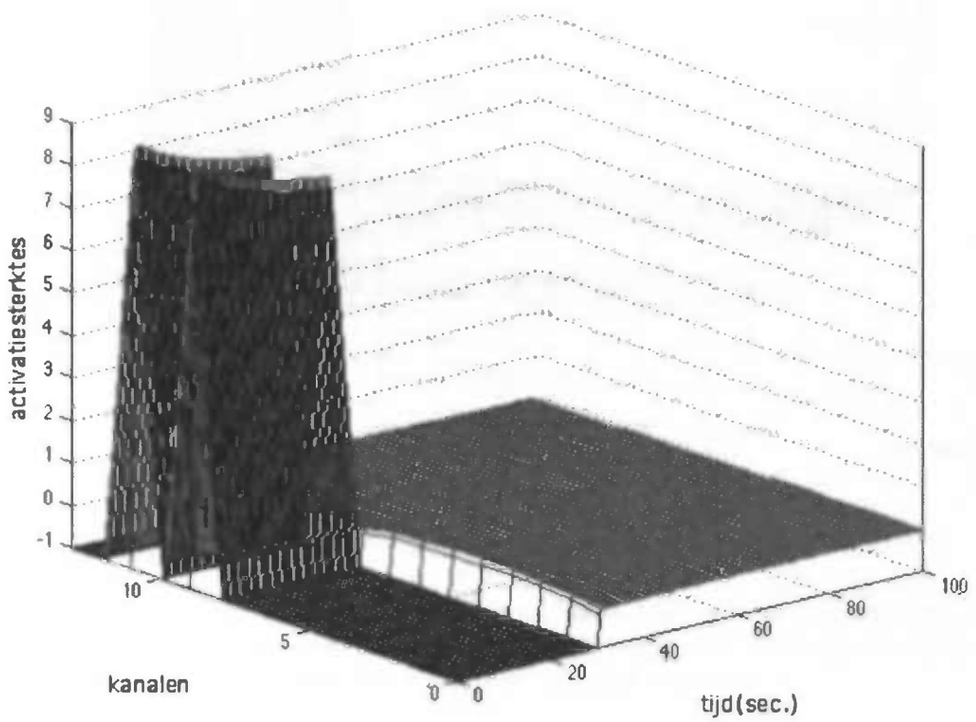


figuur 4-15: contourplot van de activiteit van het netwerk bij $\tau = 40$, spreiding $\sigma = 1.5$ van de excitatoire en de inhibitoire gewichten en een gewichtswaardensom van 0.25.

spontane activiteit

Een vrij triviaal onderdeel van het model is de spontane activiteit. Deze is nodig om te kunnen verklaren dat een bewegingsnaeffect kan optreden tijdens afwezigheid van bewegingsstimuli, zoals ook is uitgelegd bij het ratiomodel. Voor een naeffect tijdens het aanbieden van dynamische ruis als teststimulus is deze echter niet nodig.

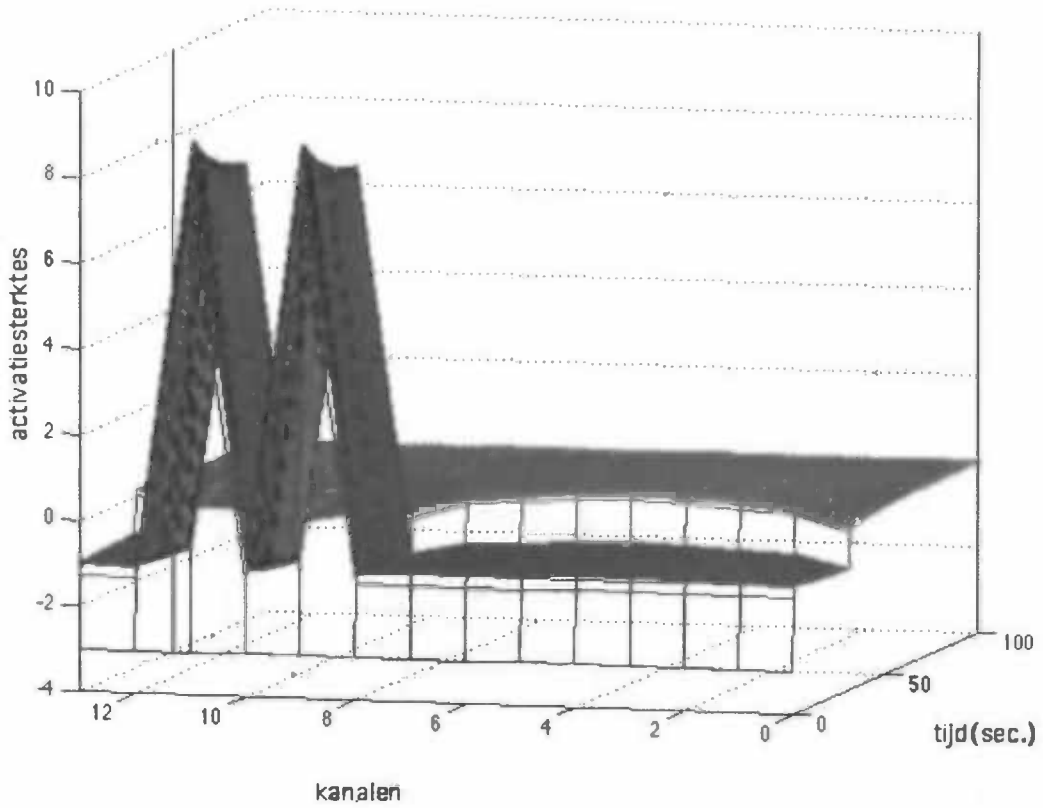
geen



figuur 4-16: output bij afwezigheid van spontane activiteit

Afwezigheid van spontane activatie maakt een naeffect nog steeds mogelijk, zoals zichtbaar is in figuur 4-16. Het naeffect is wel veel minder herkenbaar. Slechts een kleine, bijna minimale verhoging in de activiteit van het antagonistische kanaal is zichtbaar.

Hoog

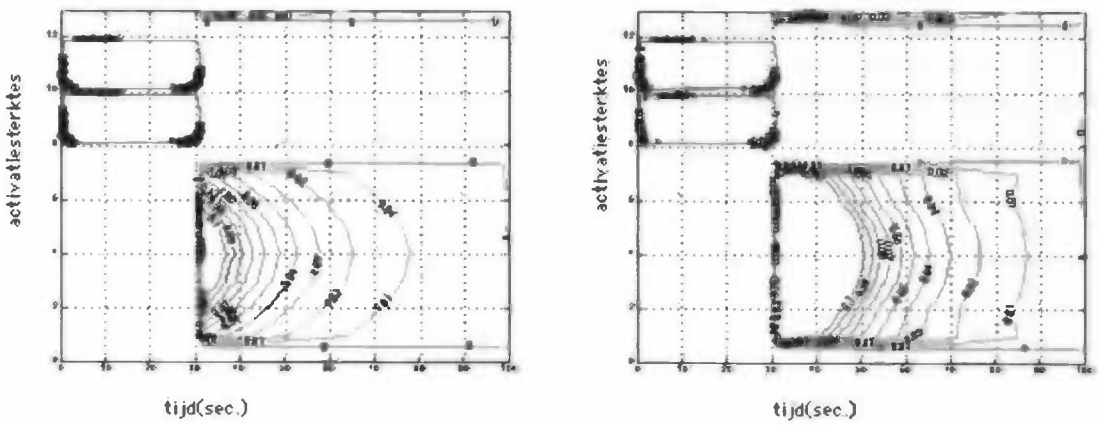


figuur 4-17: output bij hoge spontane activiteit (s = 1,0)

Bij een hoge spontane activiteit (figuur 4-17) wordt het activatieniveau van de oppositionele kanalen iets hoger en worden de onderlinge verschillen iets groter. Voor een duidelijker naeffect kan de spontane activiteit dus iets hoger ingesteld worden.

Contour

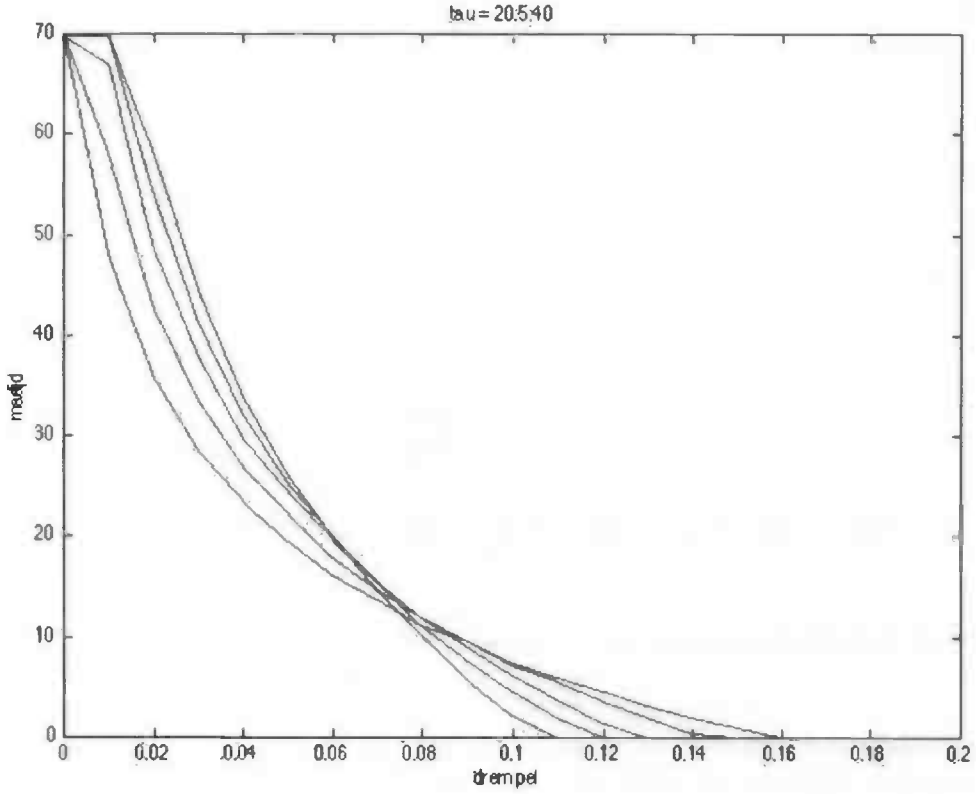
In de contourplot in figuur 4-18 links is geen spontane activiteit zichtbaar, rechts wel.



figuur 4-18: contourplot van output bij geen (links) en hoge spontane activiteit (rechts, s = 1,0).

Bij een hoge spontane activiteit is niet meer een kanaal het meest actief tijdens de testfase. Er zijn nog twee andere kanalen actiever dan de buurkanalen. Als we een duidelijker naeffect willen, moeten we de spontane activiteit niet te hoog stellen, omdat dan het onderscheidingsniveau vermindert.

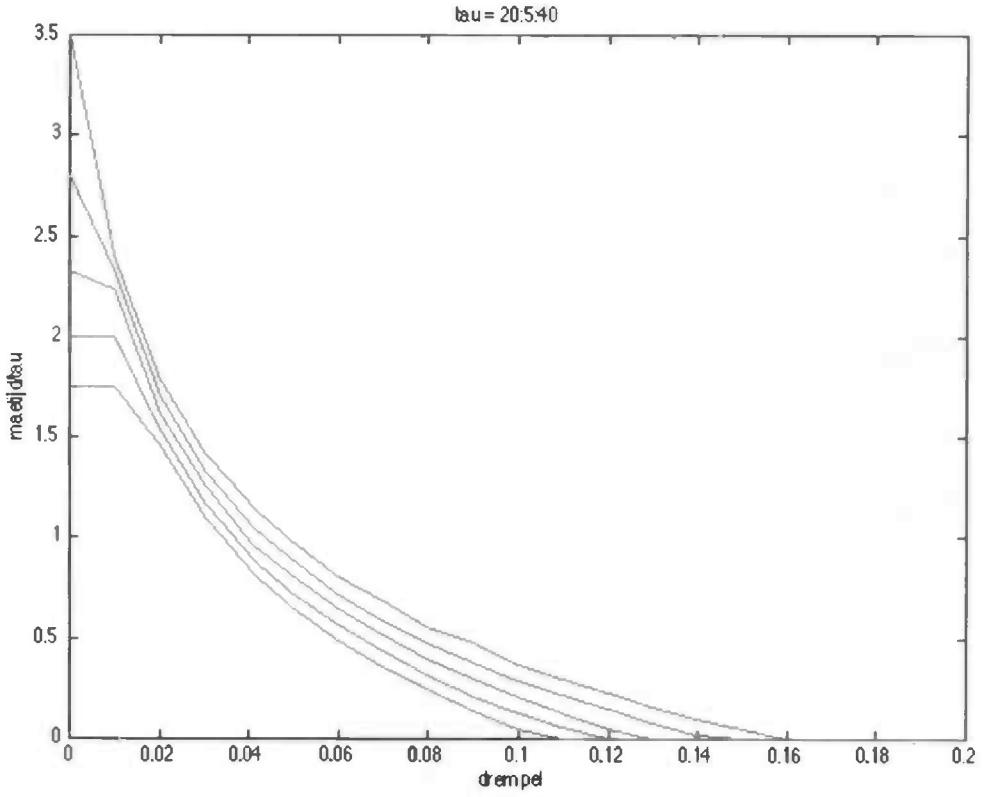
drempelwaarde



figuur 4-19: verloop van maetijden bij verhoging van de drempelwaarde, gemeten voor verschillende vervalconstanten

Wanneer we de drempelwaarde verhogen leidt dit in figuur 4-19 tot kortere maetijden (maetijd = duur van het naeffect, MAE = motion after effect). Deze kortere maetijd is niet verwonderlijk, omdat het naeffect gedefinieerd is als de tijd dat de activatie boven een bepaald niveau blijft. Voor elke vervalwaarde geldt echter dat hoge vervalwaarden bij een lage drempel waarde een langere maetijd hebben dan lage vervalwaarden, terwijl bij een hoge drempelwaarde juist het omgekeerde geldt.

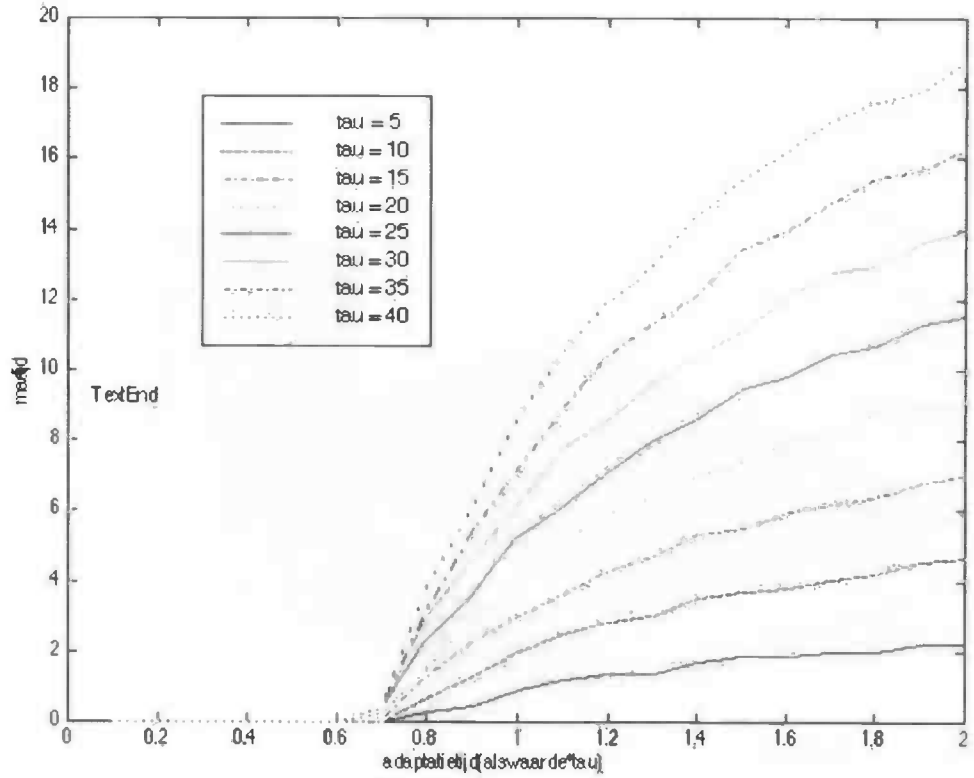
Drempelwaarde genormeerd naar tau



figuur 4-20: idem als bij figuur 23, maar dan met de maetijden gedeeld door de bijbehorende waarde van de vervaltijdconstante

Door normering door deling van de naeffectsduur door de vervaltijd-constante van de lekkende integrator (tau), zoals gedaan in figuur 4-20 vallen de maetijden nog niet samen. Bij finetuning van parameters dient dus rekening gehouden te worden met het effect dat de keuze van de drempelwaarde heeft op de maetijdsduur en kan dus niet direct benaderd worden door een deling van de maetijd door de vervaltijd.
De afvlakking bij drempel = 0.01 is het gevolg van de maximale simulatietijd (het naeffect duurt langer dan de simulatie) en is niet het gevolg van de keuze van het model.

De lekkende integrator



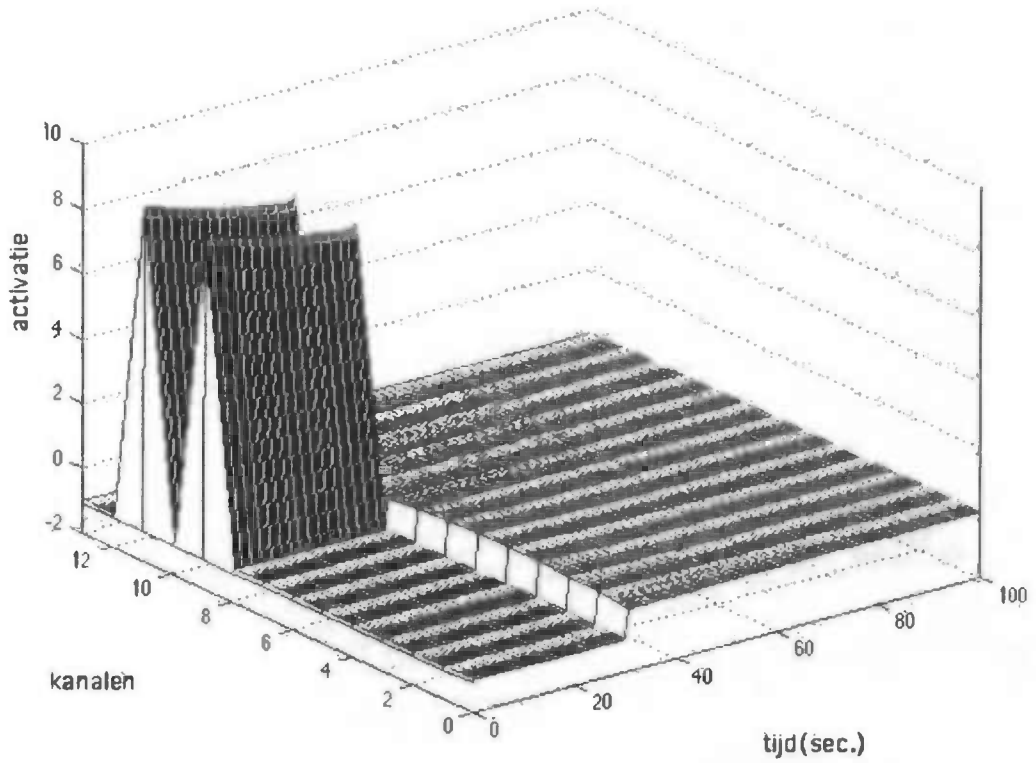
figuur 4-21: maetijden bij verschillende vervalwaarde constanten, als functie van een stapsgewijze vermenigvuldiging met de vervalwaarde constante.

Voor diverse vervalwaarden is in figuur 4-21 gekeken welk effect ze heeft op de maetijd. Er is verder geen logaritmisch verband gevonden tussen de tau-waarde en de maetijd (niet afgebeeld).

Filterkarakteristieken

Filterkarakteristieken hebben een marginaal effect op de maetijd. Het filter is slechts aan het model toegevoegd om instabiliteit in het model tegen te gaan. Toch is het effect van de keuze van de filterwaarde onderzocht om te kijken of ze van belang kan zijn bij een verfijnde afstelling naar experimentele data.

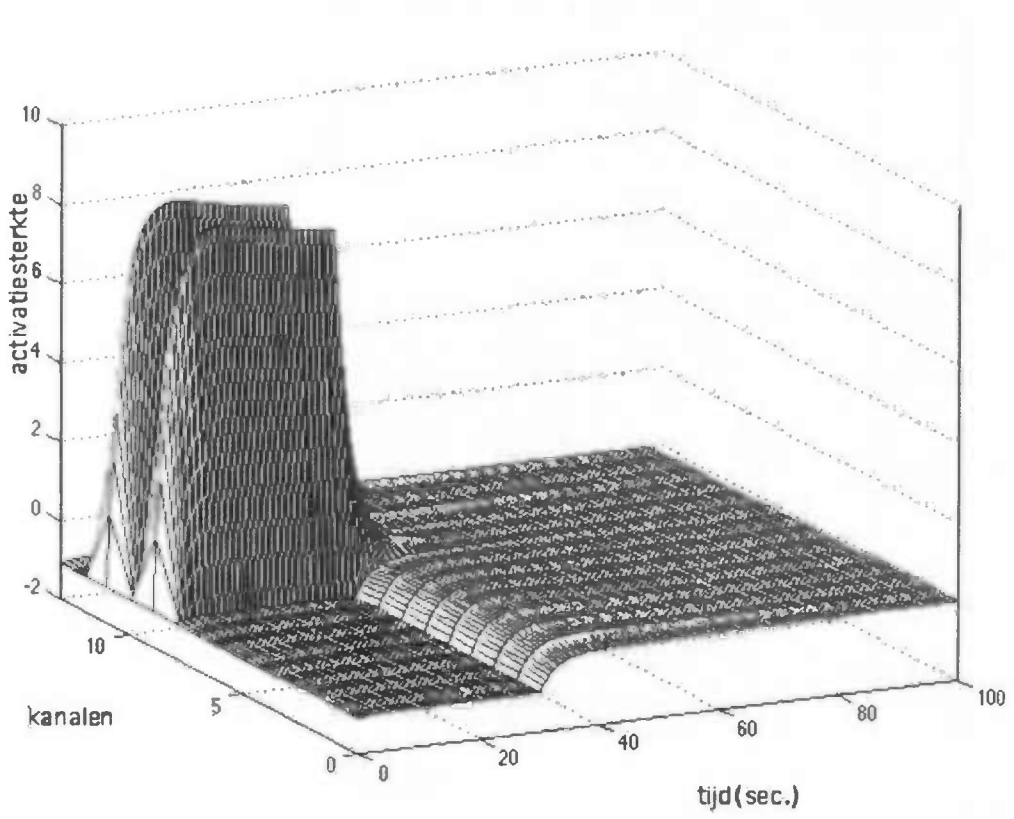
kort



figuur 4-22: output met een korte terugkoppelingstijd van het filter (sigma = 0.05)

Een korte vervalwaarde van het filter leidt in figuur 4-22 tot scherpere pieken in het activatieverloop van de kanalen. Bijna direct na aanbieding van de stimulus is de activiteit voor dat kanaal gemaximaliseerd.

lang

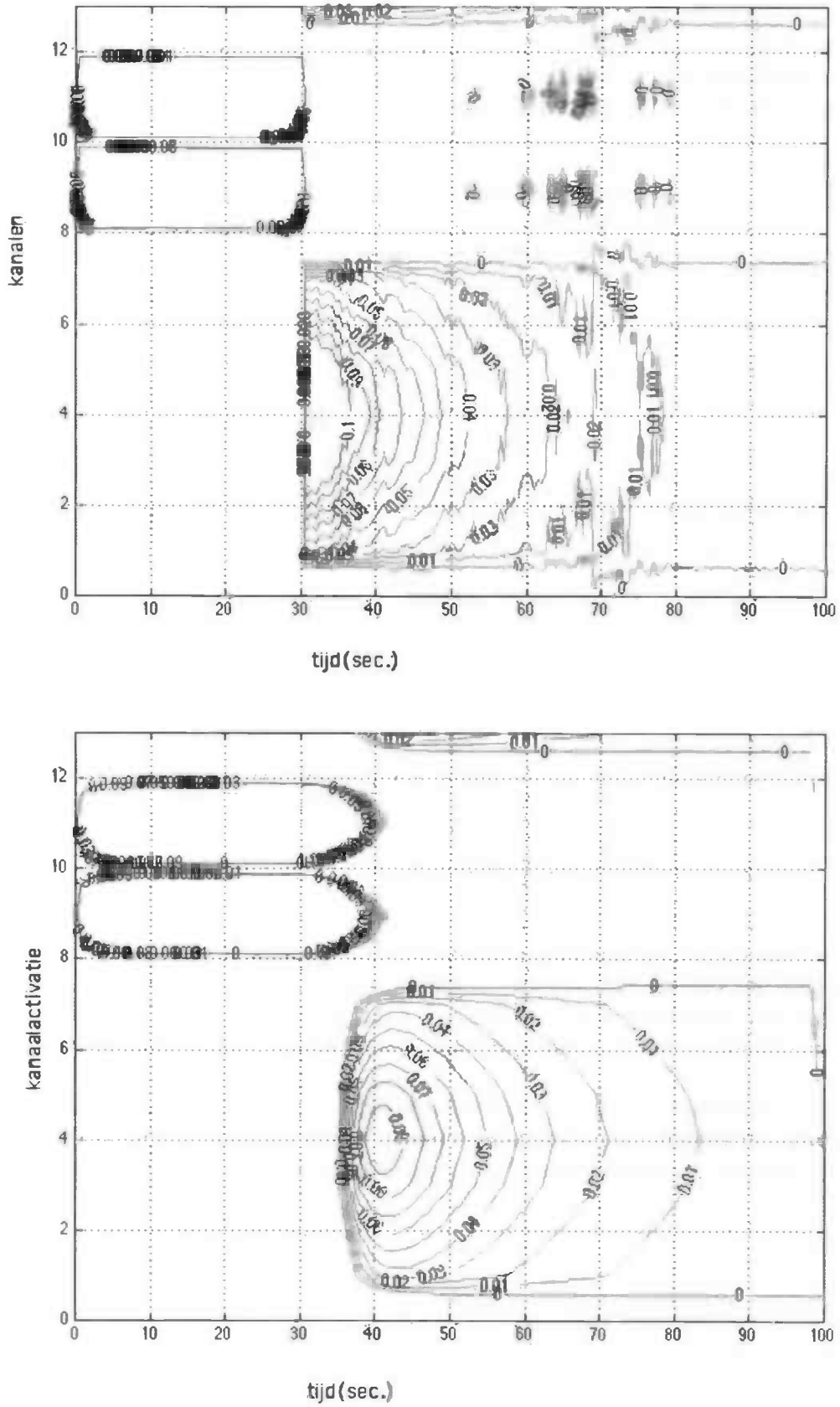


figuur 4-23: output bij een lange terugkoppelingstijd van het filter (0.5).

Een lange vervalwaarde leidt in figuur 4-23 tot een veel langere doorwerking van de stimuli op de activaties van de kanalen. Aanbieding van stimuli hebben een minder direct effect en het gevolg hiervan zijn 'rondere' pieken: de kanalen hebben tijd nodig om de invoer te verwerken en tegen de tijd dat ze tot een maximum zijn gekomen is al enige tijd verstreken.

Contouren

In de contourplot van figuur 4-24 is te zien dat een kortere filtertijd inderdaad een instabieler verloop tot gevolg heeft.

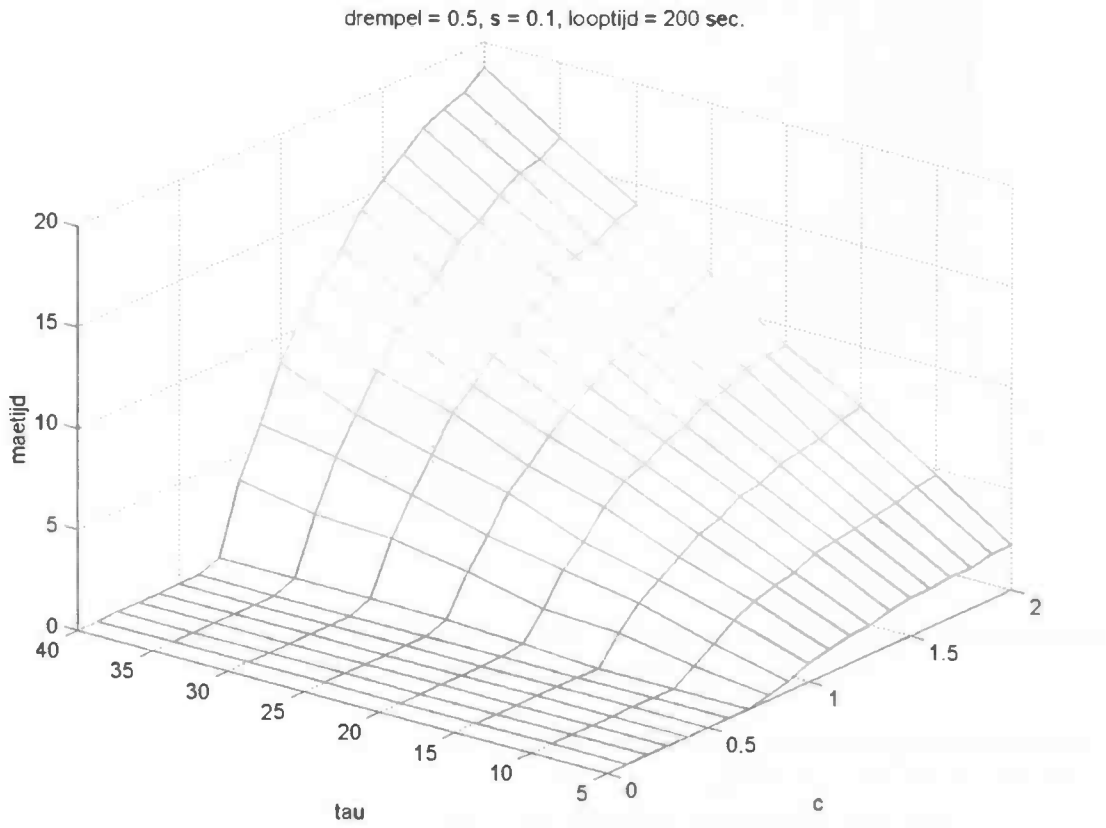


figuur 4-24: contourplotten van de output bij korte (boven) en lange (onder) terugkoppelingstijd.

verbanden tussen parameterkarakteristieken

De instelling van combinaties van parameters is ingewikkelder dan domweg de optelling van de effecten van de parameters afzonderlijk. Daarom zijn voor diverse instellingen simulaties gerund, alle andere niet gespecificeerde parameters zijn volgens een standaard ingesteld.

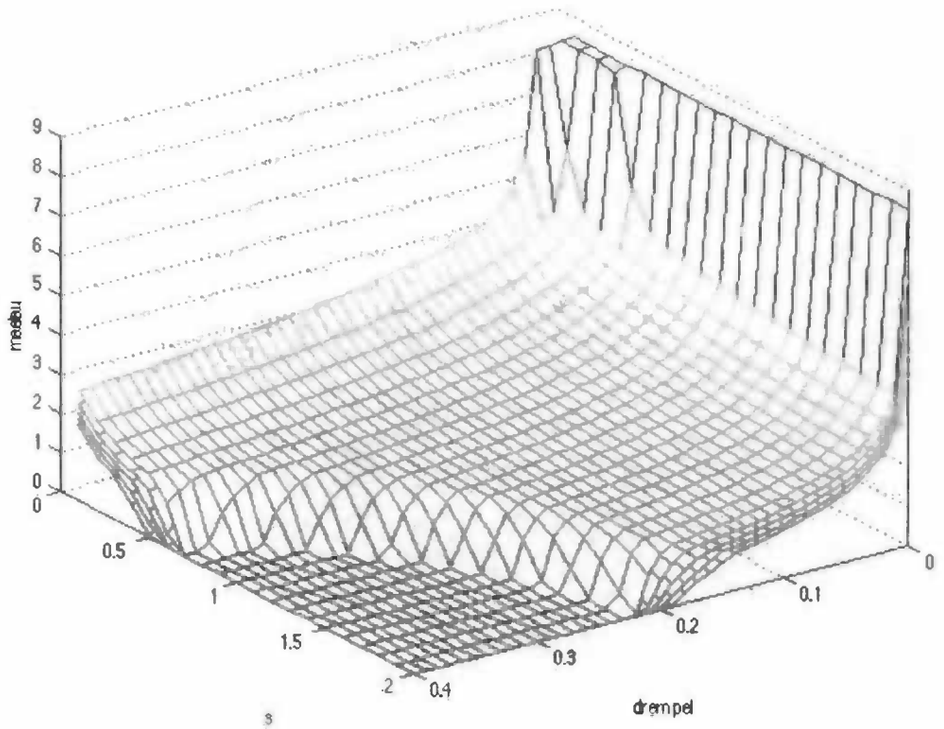
adaptatietijd met vervalconstante lekkende integrator



figuur 4-25: naeffectsduur afgezet tegen de vervalconstante van de lekkende integrator en tegen de adaptatietijd als functie van een stapsgewijze vermenigvuldiging met diezelfde vervalconstante.

Wanneer de adaptatietijd bepaald wordt door een factor c * de vervalconstante (figuur 4-25), is een duidelijk verband waarneembaar. Hogere vervalconstanten hebben een groter effect op de naeffectsduur, maar moeten wel voldoende adaptatietijd krijgen om verschil uit te kunnen maken.

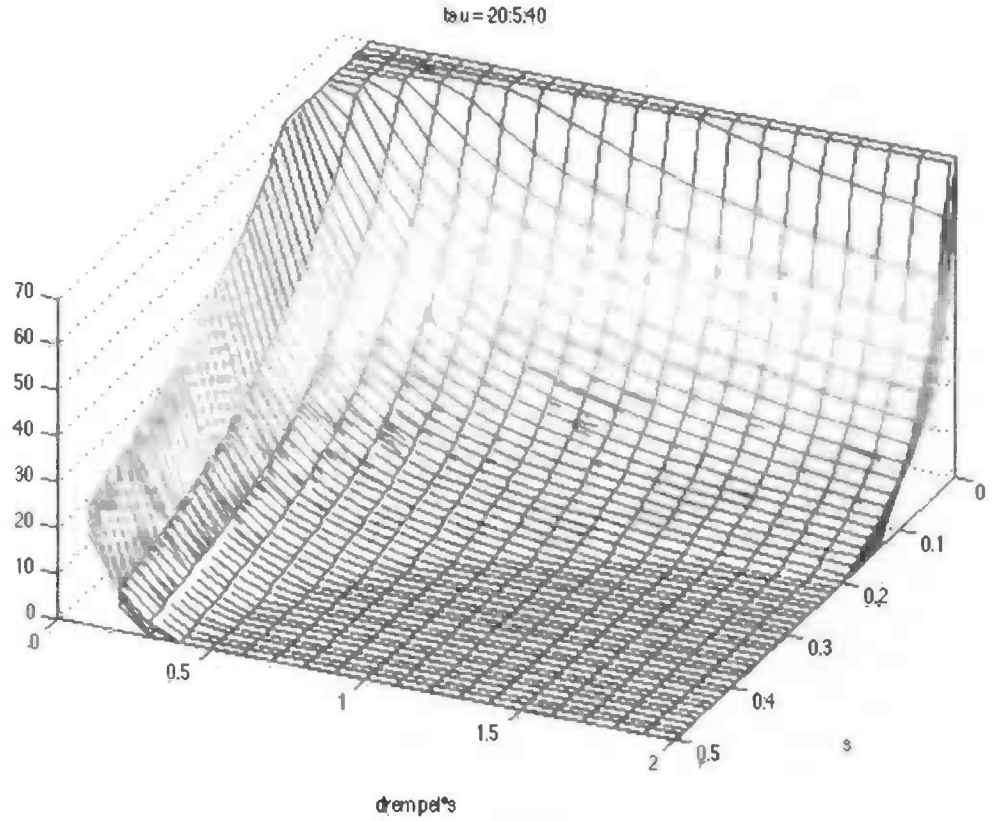
Verband tussen drempelwaarde, spontane activiteit naar tau genormeerd voor verschillende tau-waarden.



figuur 4-26: het verband tussen de drempelwaarde, de spontane activiteitshoogte en de duur van het naeffect voor verschillende vervalwaarde constanten

In grafiek 4-26 is gekeken of de spontane activiteit voor verschillende drempelwaarden en verschillende tau-waarden consistent gedrag vertoont (tau-waarden van 20, 25, 30, 35, 40). Wat we zien is dat voor een combinatie van hoge spontane activiteit en een hoge drempelwaarde, de MAE vervalt. Erg lage waarden van de drempel verhogen de maetijd sterk. Kleine verschillen in een lage drempelwaarde maken grote verschillen in de maetijd.

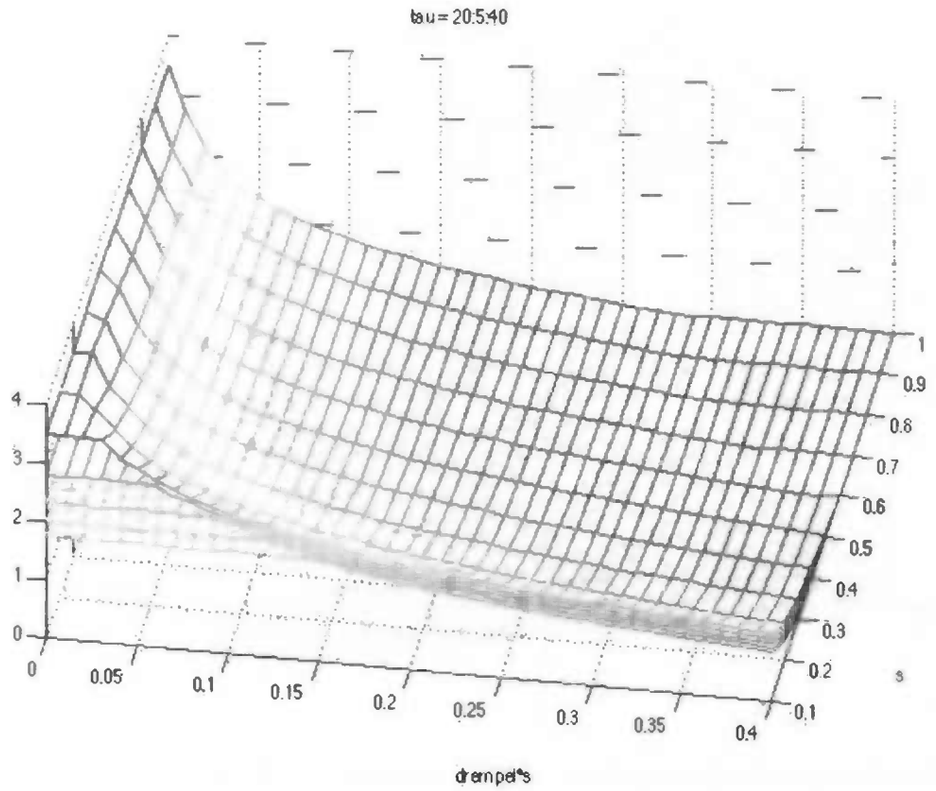
Verband tussen drempelwaarde en van spontane activiteit afhankelijke drempelwaarde, voor verschillende tau-waarden.



figuur 4-27: idem als bij figuur 4-26, maar dan met de drempelwaarde vermenigvuldigd met de hoogte van de spontane activiteit.

Wanneer we de drempelwaarde afhankelijk maken van de spontane activiteit (figuur 4-27), leidt dit niet tot een wezenlijk verschil met voorgaande grafiek (figuur 4-26).

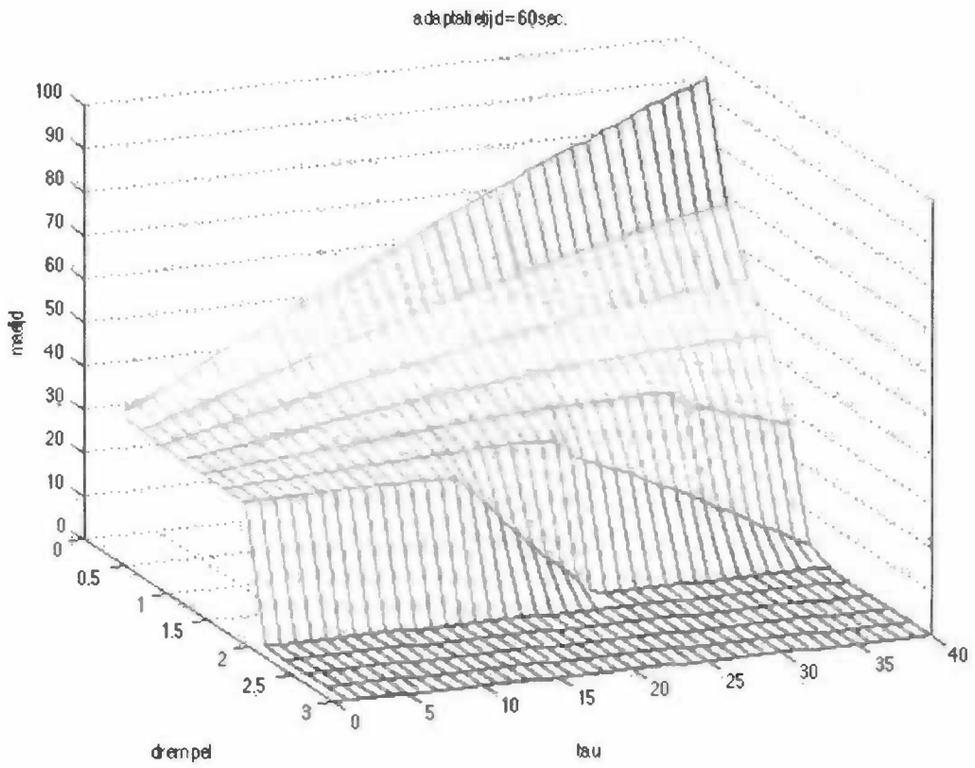
Spontane activiteit en hiernaar genormeerde drempel, genormeerd naar tau.



figuur 4-28: het verband tussen spontane activiteit, de drempelwaarde vermenigvuldigd met de spontane activiteit en de naeffectsduur gedeeld door de vervalwaardeconstante. (tauwaarden 20, 25, 30, 35, 40)

Wanneer we de maetijd delen door de tau-waarde, vinden we een iets ander verband dan zonder deze deling (figuur 4-28). Toch leidt dit niet tot een versimpeling van het model.

Drempel en tauwaarden



figuur 4-29: verband tussen drempelwaarde, vervalwaardeconstante en de naeffectsduur.

Verschillende tau-waarden zijn in figuur 4-29 afgezet tegen een toenemende drempelwaarde. Voor hoge tau-waarden maakt het meer uit wat de drempelwaarde is: voor lage drempelwaarden is een veel hogere maetijd vergeleken met een lage tau-waarde. Daar staat tegenover dat een hoge drempelwaarde bij een hoge tau-waarde minder gauw tot een naeffect leidt.

5 Het 'nulling-probleem'

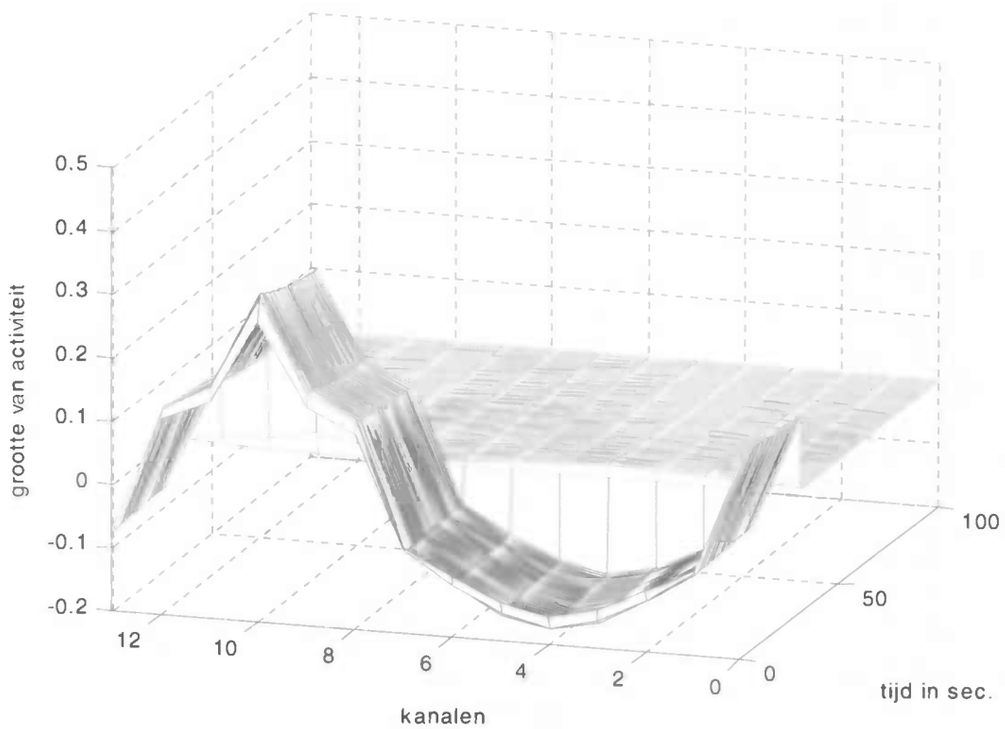
Een compleet model voor bewegingsdetectie moet ook het zogenaamde nulling-verschijnsel kunnen verklaren. Het nulling-verschijnsel houdt in dat na een adaptatie voor een bepaalde bewegingsrichting, het nabeeld dat tijdens de testfase waargenomen wordt weer opgeheven kan worden door hernieuwde waarneming van beweging tegengesteld aan de bewegingsrichting van het nabeeld. Het nabeeld kan als het ware op nul gezet worden, vandaar de naam nulling-verschijnsel. Met het zonet besproken model kan het nulling-verschijnsel niet verklaard worden. Output van alleen de gain units als rechtstreekse output gebruiken is namelijk niet voldoende, omdat adaptatie van een unit in alle gevallen de opponent unit gevoeliger maakt en dus de activatie van de opponente richting juist bevorderd. Adaptatie heeft wel activatie van de unit tot gevolg en daarom is het aantrekkelijk om de output van een richting gelijk te stellen aan de som van de ingangsactivatie van een richting met de activatie van de gain unit voor die richting. De ingangsactivatie van de adaptatierichting kan dan de toegenomen activatie van de opponente gain unit compenseren.

Het is onmogelijk om tijdens de testfase het nabeeld op te heffen door opnieuw aan de adaptatierichting te adapteren. Dit komt omdat adaptatie altijd de opponent gevoeliger maakt. Nieuwe adaptatie kan het nabeeld dus niet opheffen, maar versterkt het nabeeld juist. De activatie zal het nabeeld moeten kunnen compenseren. In het vernieuwde model is ervoor gekozen om de gewogen feedback van de gain unit (van de eigen en van de andere gain units) als output te laten dienen. Dit staat gelijk aan de totale input van de lekkende integrator van een gain unit (figuur 2-4).
Op deze manier hebben we activatiebeïnvloeding van andere units plus het storage effect. Eigenlijk is het vernieuwde model een combinatie van het Grunewald-Lankheet model en het oude van de Grind model (figuur 2-6).
Een dergelijke nieuwe opzet heeft de consequentie dat een aantal parameters opnieuw moeten worden onderzocht en ingesteld. De inhibitie- en excitatiespreiding zullen het meest veranderd zijn.

Outputwaarden van het nieuwe model

Voor dit nieuwe model kunnen niet meer alle parameters hetzelfde zijn als bij het oude model. De inhibitie en de excitatiespreidingen moeten anders. De drempelwaarde wordt minder belangrijk in het nieuwe model, want gelijkmatige activatie leidt tot een gelijkmatige inhibitie en een gelijkmatige excitatie van elke unit. Omdat vanwege stabiliteitsredenen de som van de excitatieve gewichtswaarden van elke unit gelijk is aan de som van de inhibitoire gewichtswaarden zal de aan de teststimulus toe te schrijven activatie ruwweg op 0 uitkomen (rekening houdende met gain verschillen ten gevolge van adaptatie). Alleen de activatieverschillen komen nu naar voren en niet de activatiesterkten. Alle parameters zijn in onderstaande voorbeelden gelijk aan die van tabel I, met uitzondering van de te onderzoeken parameter.

Met dezelfde standaard parameters als het vorige model

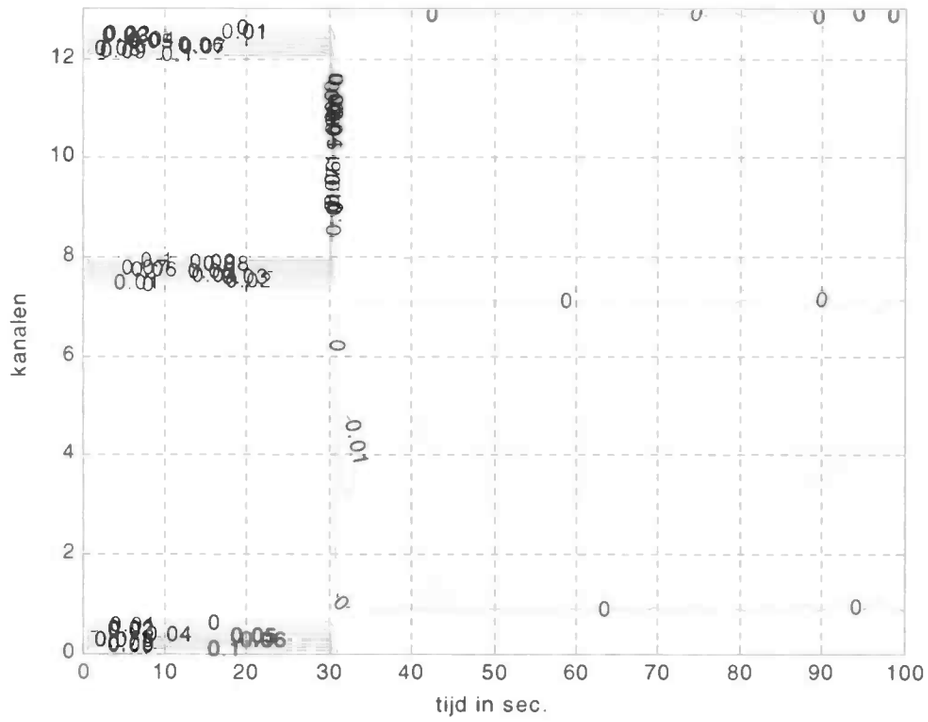


figuur 5-1: output van het nieuwe model, met de parameters van tabel I.

Figuur 5-1 maakt duidelijk dat de oude parameterset van tabel I niet voldoet voor het nieuwe model:

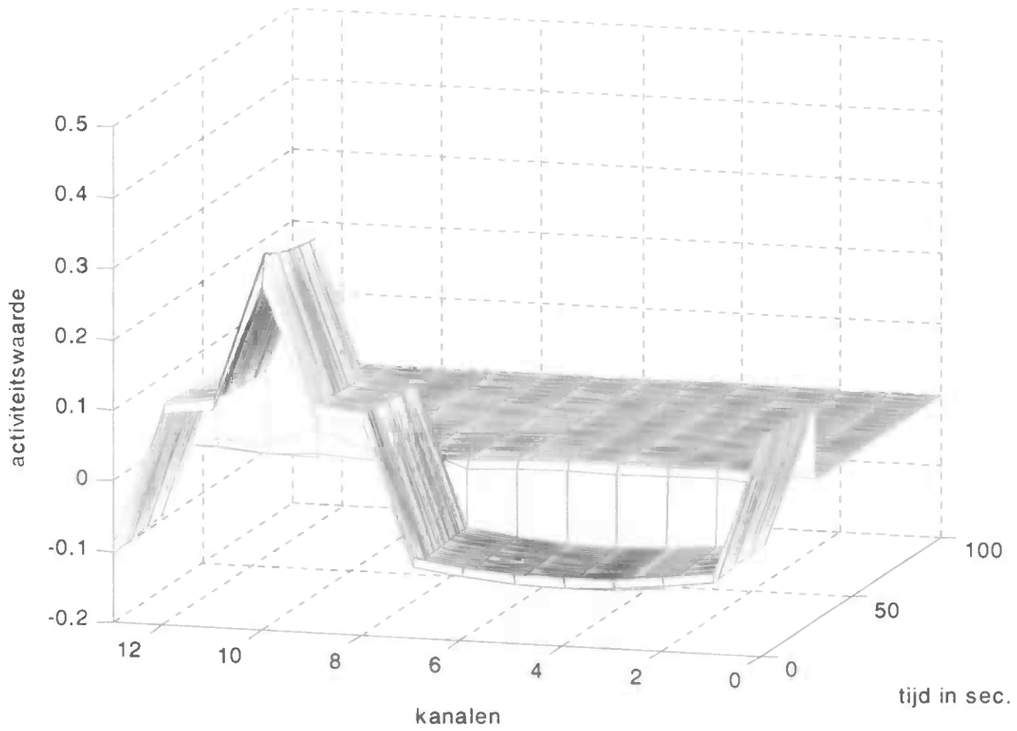
- tijdens de adaptatiefase is al sprake van fusie van activatie
- hoewel er wel sprake is van een naeffect, is deze wel erg gering (figuur 5-2).

Beide punten zijn het gevolg van de nieuwe manier waarop de output bepaald wordt: terugkoppeling van andere kanalen heeft direct gevolgen voor de activatie van de output kanalen, waardoor fusie-effecten al tijdens de adaptatiefase kunnen optreden. In het vorige model kwam de gain verandering pas aan het licht tijdens de testfase, tijdens welke de veranderde gains vermenigvuldigd werden met het testsignaal. Zonder activatie konden de gain units niet voor activatie zorgen.
Verder moet worden opgemerkt dat gemakshalve de drempelwaarde al is weggelaten.



figuur 5-2: contourplot van output van het vernieuwde model met de parameter instelling van tabel I.

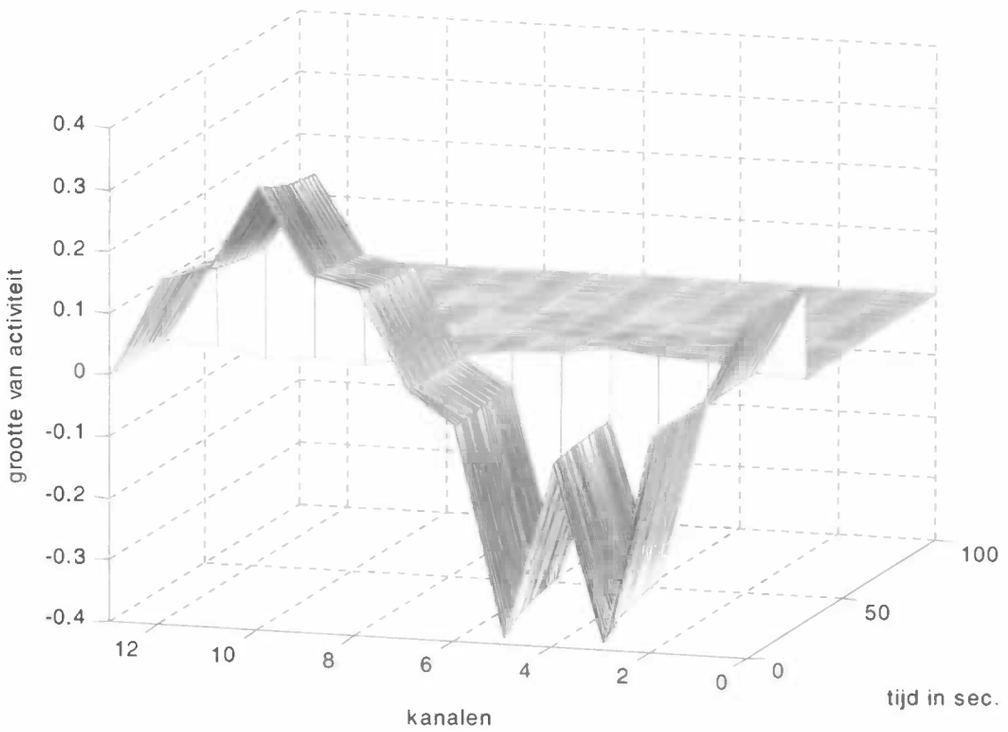
brede inhibitie



figuur 5-3: activiteit van het vernieuwde model met instelling van een brede inhibitiespreiding ($\sigma = 5.0$)

Een brede inhibitiespreiding zorgt ervoor dat de al zwakke gainversterking van de opponente kanalen nog meer verspreid wordt over de kanalen. Het moge duidelijk zijn dat voor het vernieuwde model maar een gering inhibitie-effect nodig is om tot een onderscheidbaar naeffect te komen.

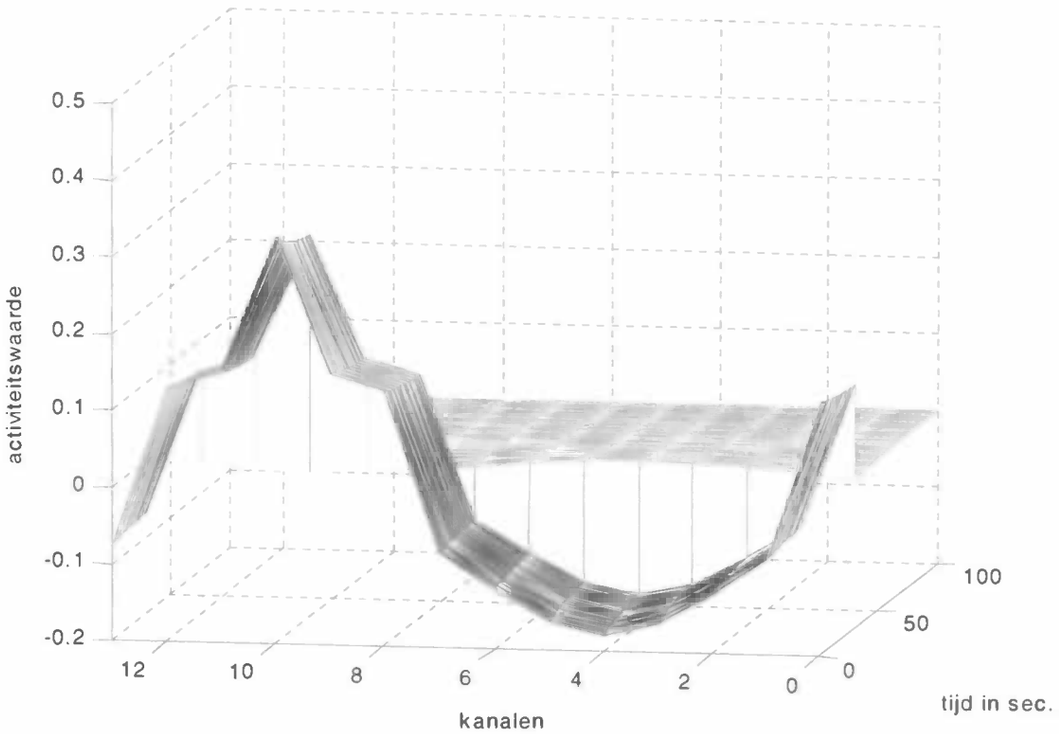
smalle inhibitie



figuur 5-3: activiteit van het vernieuwde model met instelling van een brede inhibitiespreiding ($\sigma = 0.5$).

Een smallere inhibitiespreiding zorgt voor een scherper naeffect (figuur 5-3). Ook duidelijk is dat de aan de geadapteerde kanalen opponente kanalen een negatieve activatie krijgen tijdens de adaptatiefase. Dit is verder niet van belang.

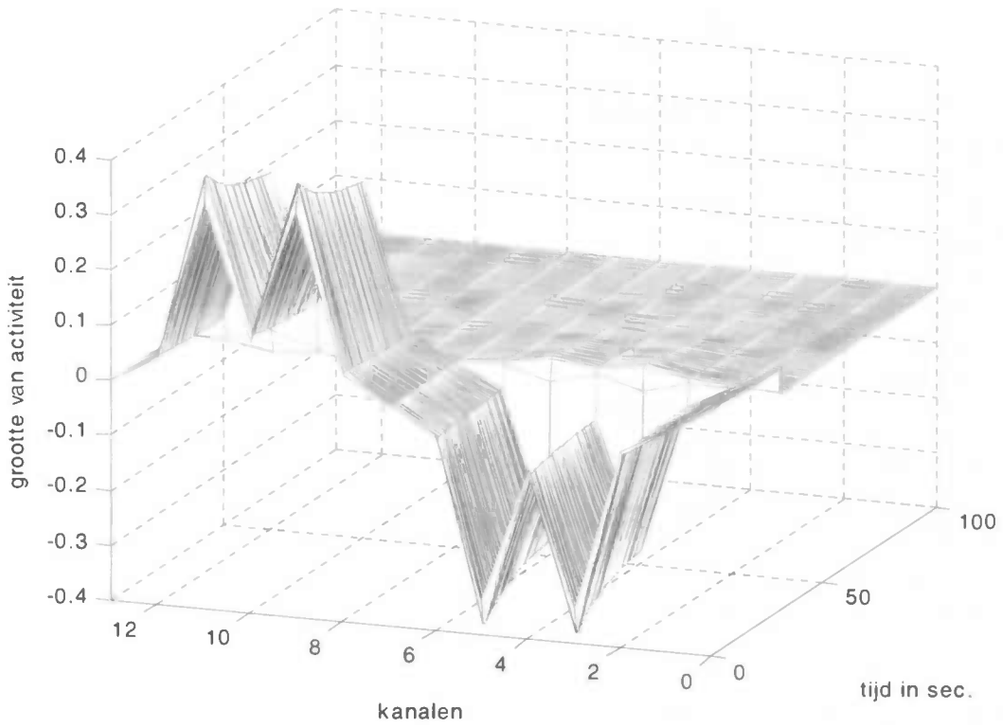
brede excitatie



figuur 5-4: activiteit van het vernieuwde model met instelling van een brede excitatiespreiding ($\sigma = 0.5$).

Een sterke spreiding van excitatie zorgt voor een sterk fusie-effect tijdens de adaptatiefase (figuur 5-4). Dat houdt in dat de twee stimuli door het subject als een enkele stimulus gezien worden. We willen juist dat het model mogelijk maakt dat twee stimuli afzonderlijk waargenomen worden en toch een enkel naeffect gezien wordt. Daarom zal de spreiding van excitatie niet groot moeten zijn.

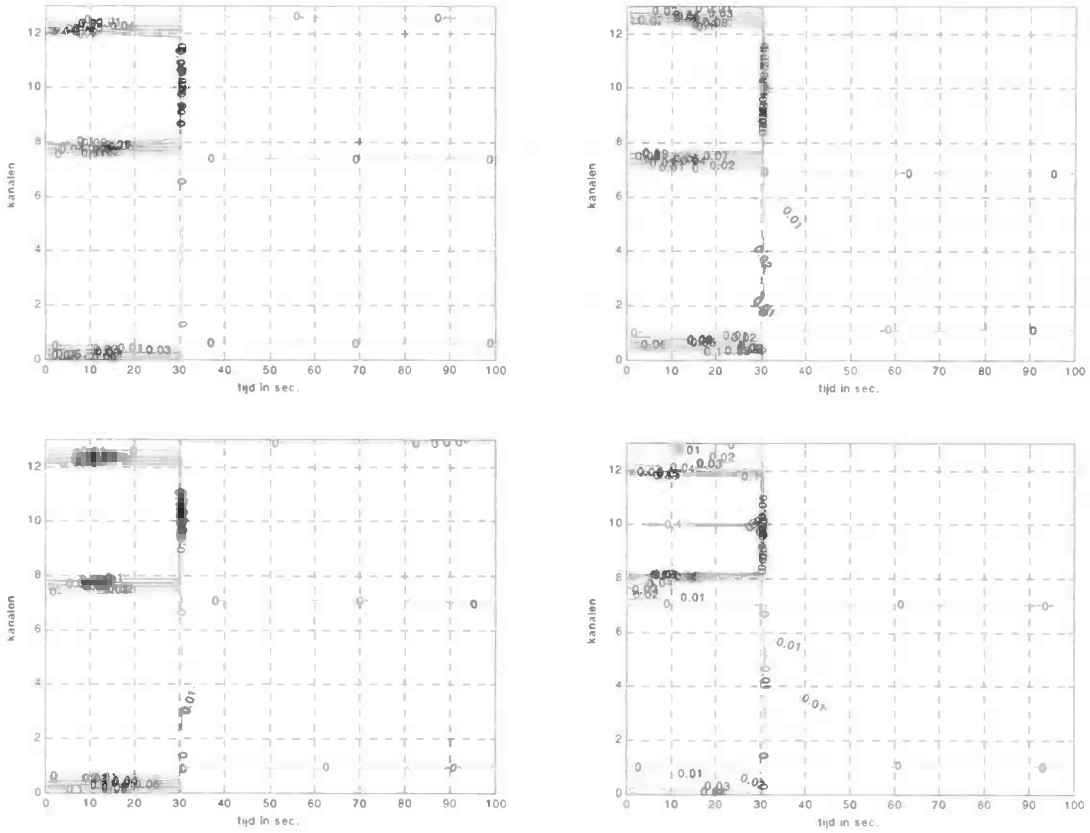
smalle excitatie



figuur 5-5: activiteit van het vernieuwde model met instelling van een brede inhibitiespreiding ($\sigma = 0.5$).

Wat figuur 5-5 duidelijk maakt is dat een smallere excitatie voor afzonderlijke waarneming van de stimuli zorgt. Ook kan een smallere excitatiespreiding voor een bidirectioneel naeffect zorgen. Om dat tegen te gaan moeten de excitatie- en de inhibitiespreiding gelijktijdig op elkaar afgestemd worden.

countourplots



figuur 5-6: contourplots van netwerkactiviteit bij een brede inhibitiespreiding $\sigma = 5.0$ (linksboven), een smalle inhibitiespreiding $\sigma = 0.5$ (rechtsboven), een brede excitatiespreiding $\sigma = 5.0$ (linksonder), een smalle excitatiespreiding $\sigma = 0.5$ (rechtsonder).

De contourplots van figuur 5-6 vatten nog eens kort samen wat de effecten van de mate van spreiding van excitatie en inhibitie zijn. Grote spreiding van inhibitie zorgt voor een minimaal naeffect, kleine voor een veel zichtbaarder naeffect. Grote spreiding van excitatie zorgt voor fusie van stimuli tijdens de adaptatiefase, kleine spreiding werkt de fusie van naeffecten tijdens de testfase tegen.

u-waarden

De u-waarden van het nieuwe model zijn gelijk aan het vorige model: het enige dat immers veranderd is, is de verbinding van de gain unit met de output unit. Aan de gain unit zelf veranderd niets, ook niet aan de onderlinge verbindingen.

Een meer optimale parameterinstelling.

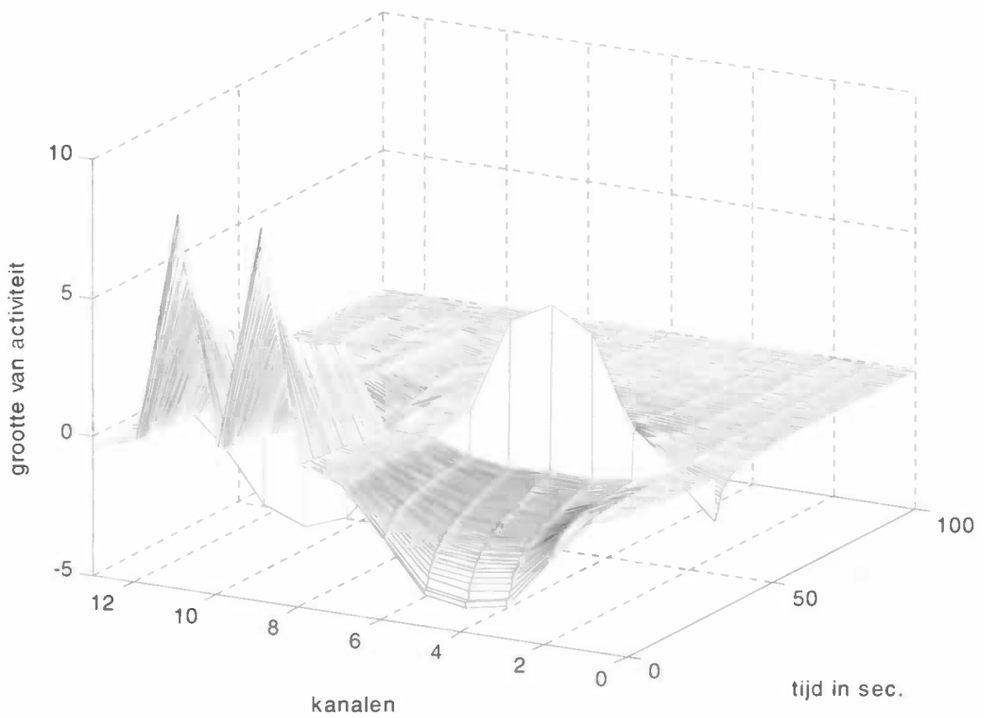
Als uitsmijter van dit verhaal laat ik nog even wat output van het nieuwe model zien onder meer optimale instelling van de parameters. Nadrukkelijk moet hierbij vermeldt worden dat het niet om de maximale instelling gaat. Om dit te bereiken zal waarschijnlijk gebruik gemaakt moeten worden van multidimensionale zoekalgoritmen.

Om voor een sterk naeffect te zorgen moeten een aantal dingen in acht genomen worden:

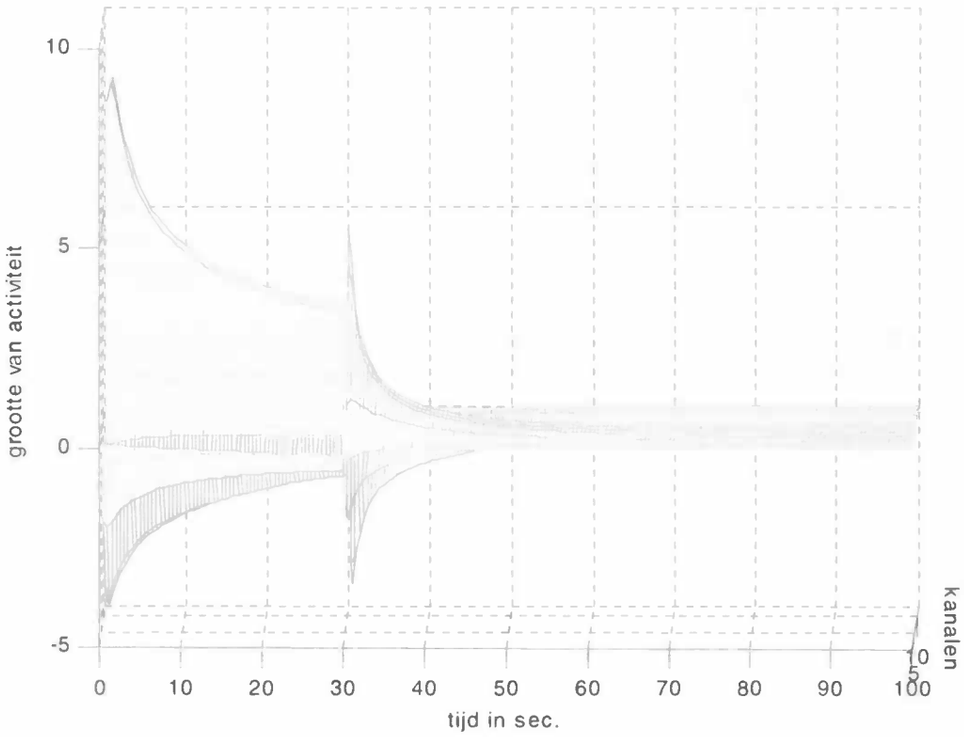
- een relatief lange vervaltijd van de terugkoppelingsconstante

- een verhoogde gewichtswaardensom (uit oogpunt van stabiliteit kan deze niet al te hoog wezen)
- inhibitie- en excitatiespreiding die groot genoeg zijn om voor fusie van naeffect te zorgen, maar klein genoeg om deze 'scherp' te houden.

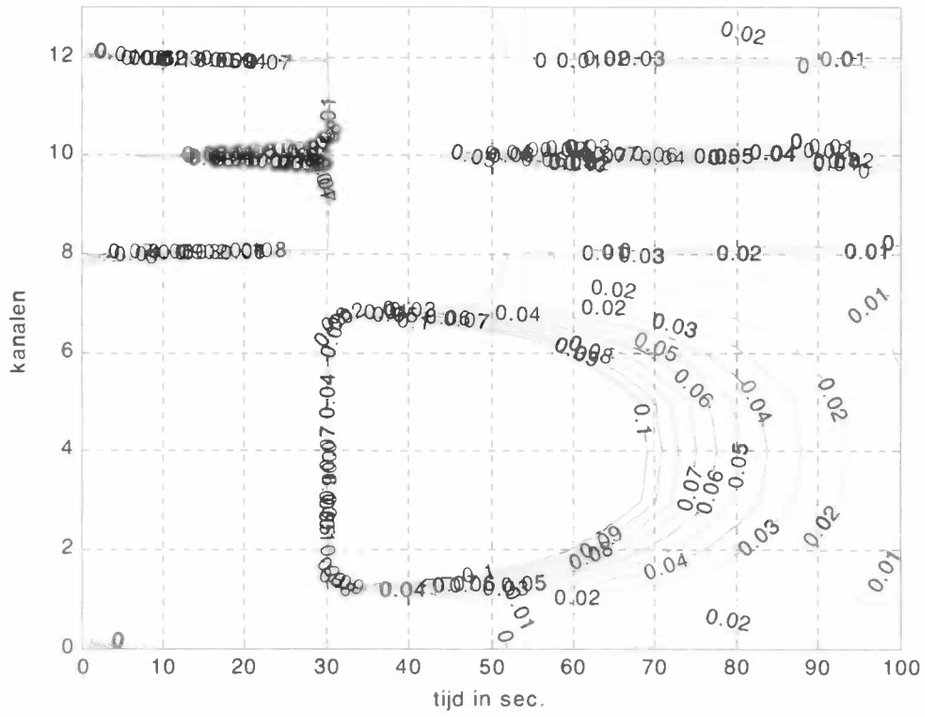
In grafieken 5-7, 5-8, 5-9 geldt de volgende parameter instelling: vervalwaarde van de terugkoppeling $\tau = 40$, gewichtswaardensom van 0.25, inhibitiespreiding $\sigma = 1.5$, excitatiespreiding $\sigma = 1.5$. Alle niet genoemde parameters zijn gelijk aan die van tabel I. Met deze parameterinstelling wordt duidelijk dat een duidelijk naeffect in de output van het model mogelijk is zonder nulling-effecten onmogelijk te maken. Het naeffect is scherp, al is de duur van deze scherpte kort vergeleken met de adaptatietijd. Fusie van het naeffect is overduidelijk aanwezig.



figuur 5-7: output van het model met vervalwaarde van de terugkoppeling $\tau = 40$, gewichtswaardensom van 0.25, inhibitiespreiding $\sigma = 1.5$, excitatiespreiding $\sigma = 1.5$.



figuur 5-8: zijaanzicht van vorige figuur.



figuur 5-9: contourplot van figuur 5-7

Korte conclusie over parameterinstellingen bij het vernieuwde model

Met de nieuwe opzet van een bewegingsdetectiesysteem is onder optimale omstandigheden een veel duidelijker naeffect waarneembaar, en is nulling mogelijk.

Kort samengevat heeft de keuze voor het vernieuwde model consequenties voor de gewichtswaarden (som en evenwicht) van het model. De drempelwaarde kan worden weggelaten: omdat alle gain kanalen het testsignaal via inhibitoire verbindingen de activiteit van de output units beïnvloeden komt het testsignaal vrijwel niet tot uiting in de output van het model.
Waarschijnlijk zijn er om dezelfde redenen als voor de drempelwaarde in het nieuwe model geen consequenties voor het effect van spontane activiteit op het functioneren van het model.

6 Discussie

Het grote nadeel van het model is dat het gebaseerd is op introspectieve metingen. In het geval van metingen betreffende het storage verschijnsel zijn deze introspectieve metingen zelfs de maatstaf voor verdere introspectieve metingen. Door introspectie zijn alle metingen moeilijk met elkaar te vergelijken, omdat niet na te gaan is of introspectie onder alle gevallen bij alle proefpersonen hetzelfde in zijn werk gaat. Het gevolg van deze onvergelijkbaarheid van gegevens tussen proefpersonen en metingen op verschillende tijdstippen is dat vergelijkingen van het model met experimentele data altijd een zekere onbetrouwbaarheid met zich meebrengen. Zolang hier geen alternatief voor is gevonden blijft het model moeilijk falsifieerbaar.

Wat het model wel duidelijk maakt is dat bepaalde evenredigheden tussen experimentele variabelen ook in het model kunnen worden nagebootst. Aan de hand van het nulling-verschijnsel hebben we kunnen zien dat het model aangepast kan worden als bepaalde evenredigheden – in dit geval de sterkte van de nulling-stimulus en het uitblijven van een naeffect – achterwege blijven.

Wanneer blijkt dat experimentele data goed nagebootst kunnen worden door per persoon andere parameters te kiezen, valt het bezwaar van onbetrouwbaarheid van introspectie echter weg.

Een ander, meer praktisch nadeel is dat het model bedrieglijk ingewikkeld blijkt te zijn. Tijdens simulaties blijken soms andere fenomenen op te treden dan verwacht. Een dergelijk bezwaar heeft geen invloed op de geloofwaardigheid van het model, maar toont wel aan dat simuleren wel degelijk zinvol blijkt te zijn om inzicht te verkrijgen in de werking van het gekozen model.

7 Besluit

Dit verslag handelt over onderzoek dat gedaan wordt om zogenaamde bewegingsnaeffecten te kunnen verklaren met behulp van een computationeel model. Deze bewegingsnaeffecten treden op nadat een subject langdurig naar een monotoon bewegende stimulus heeft gekeken en vervolgens naar een stilstaand patroon kijkt. Dit bewegingsnaeffect treedt dan op in de vorm van ingebeelde beweging tegengesteld aan de richting van de eerder aangeboden stimulus. Het is de bedoeling dat het model alle verschijnselen gerelateerd aan bewegingsnaeffecten kan verklaren, zoals bijvoorbeeld het storage verschijnsel.

Het besproken model is gebaseerd op het optreden van een unidirectioneel naeffect bij bidirectionele stimuli, ook gebaseerd op storage effect. We hebben ontdekt dat dit model niet zonder meer toegepast kan worden. Om voor het model ook mogelijk te maken dat een naeffect onderdrukt kan worden door aanbieding van een unidirectionele stimulus in dezelfde richting als van het naeffect is aanpassing nodig van output. Wanneer we deze aanpassing hebben toegepast, toont het model tevens scherpere resultaten.

De eerste proeven met dit aangepaste model waren veelbelovend. Verder onderzoek naar dit aangepaste model is nodig om te kijken of experimentele data nauwkeurig nagebootst kunnen worden door aanpassing van enkele parameters van het model.

Referenties

Grunewald, A. (1995). Technical Report No. 20. September 14, 1995.

Grunewald, A. & Lankheet, M.J.M. (1996). Orthogonal motion after-effect illusion predicted by a model of cortical motion processing. Nature, Vol. 384, pp. 358-360.

Smagt, M.J. van der (1999). Integration and segregation mechanisms in human motion vision. Pp. 89-91.

Verstraten, F.A.J. (1994). Multi-vectorial motion and its aftereffect(s). Pp. 15-17.

Appendix

Teach yourself Simulink (Engelstalig)