



UvA-DARE (Digital Academic Repository)

Chaos en zelf-organisatie in connectionische netwerken

van der Maas, H.L.J.; Verschure, P.F.M.J.; Molenaar, P.C.M.

Published in:
De Psycholoog

[Link to publication](#)

Citation for published version (APA):

van der Maas, H. L. J., Verschure, P. F. M. J., & Molenaar, P. C. M. (1990). Chaos en zelf-organisatie in connectionische netwerken. *De Psycholoog*, 25(5), 213-218.

General rights

It is not permitted to download or to forward/distribute the text or part of it without the consent of the author(s) and/or copyright holder(s), other than for strictly personal, individual use, unless the work is under an open content license (like Creative Commons).

Disclaimer/Complaints regulations

If you believe that digital publication of certain material infringes any of your rights or (privacy) interests, please let the Library know, stating your reasons. In case of a legitimate complaint, the Library will make the material inaccessible and/or remove it from the website. Please Ask the Library: <http://uba.uva.nl/en/contact>, or a letter to: Library of the University of Amsterdam, Secretariat, Singel 425, 1012 WP Amsterdam, The Netherlands. You will be contacted as soon as possible.

Chaos en zelf-organisatie in connectionistische netwerken.

Drs. Han L.J. van der Maas,¹

Drs. Paul F.M.J. Verschure,²

Dr. Peter C.M. Molenaar.³

September , 1989

Herzien:

Maart, 1990

1. Onderzoeker in Opleiding. Huisadres: Vosmaerstraat 125, 1054 TA, Amsterdam.
tel: 020-164690. Werkadres: Faculteit der Psychologie, Universiteit van Amsterdam,
Weesperplein 8, 1018 XA, Amsterdam. Kamer 853. tel: 020-5253181

2. Assistent in Opleiding. Huisadres: Bellamystraat 54, 1053 BN, Amsterdam.
tel: 020-183572. Werkadres: Faculteit der Psychologie, Universiteit van Amsterdam,
Weesperplein 8, 1018 XA, Amsterdam. kamer 853. tel: 020-5253172

3. Universitair hoofddocent. Huisadres: H. de Keyserstraat 54, 3583 TK Utrecht tel:
030-510716. Werkadres: Faculteit der Psychologie, Universiteit van Amsterdam,
Weesperplein 8, 1018 XA, Amsterdam. kamer 845. tel: 020-5253150

Chaos en zelf-organisatie in connectionistische netwerken.

Sinds enige jaren neemt de belangstelling voor de constructie en simulatie van modellen van het zenuwstelsel snel toe. Dit vindt plaats onder noemers als connectionisme en neuronale netwerken. Net als in de Artificiële Intelligentie wordt in het connectionisme veel gebruikt gemaakt van computers voor simulaties en modellenbouw met dat verschil dat het connectionisme zich niet baseert op de computermetafoor maar op de biologische en neurofysiologische kennis van de hersenen. Dit leidt tot een nieuwe visie op psychologische ontwikkeling waarin het begrip zelf-organisatie centraal staat. Deze visie berust op het niet-lineaire karakter van het systeem van miljarden neuronen in onze hersenen. Onlangs zijn een aantal belangwekkende niet-lineaire fenomenen in het gedrag van simpele connectionistische netwerken gedetecteerd. Hiertoe behoren deterministische chaos, hysteresis en sprongsgewijze overgangen, spectaculaire fenomenen die niet in de klassieke systemen zijn terug te vinden. Ze worden de laatste jaren in vele vakgebieden onderzocht. Zo blijkt bijvoorbeeld dat het weer, bepaalde scheikundige en allerlei biologische systemen zich niet-lineair te gedragen.

In dit artikel zal uitgelegd worden wat dit voor fenomenen zijn, hoe ze in een connectionistisch netwerk ontstaan en welke rol ze spelen in de ideeën over zelf-organisatie als bron van de cognitieve ontwikkeling.

For some years now, interest in the simulation of neural systems has been growing. This kind of simulation and modelling is called connectionism or neural network modelling. As in Artificial Intelligence research, connectionism uses computers to simulate models. However, connectionism is not based upon computermetaphor but rather on biological and neurophysiological knowledge of the brain. This leads to a new vision of development centered around self-organisation. This vision is based upon the non-linear character of the system comprising of billions of neurons in our brain. Recently some important non-linear properties are detected in the behavior of simple connectionistic networks. Among them are deterministic chaos, hysteresis and sudden jumps, spectacular properties not found in classical linear systems. In many areas of science these properties are investigated. The weather for example, and certain chemical and biological systems behave non-linear.

In this article we will show how these properties develop in a connectionistic network and discuss which role they play in ideas about self-organisation as a principal underlying cognitive development.

1. Niet-lineaire dynamische systemen

In de laatste decennia zijn een aantal nieuwe wiskundige en natuurwetenschappelijke theorieën ontwikkeld die van groot belang kunnen worden voor de psychologie. Deze theorieën gaan over niet-lineaire¹ dynamische systemen. Dit zijn systemen waarvan het gedrag op een complexe wijze van het verleden van het systeem afhankelijk is. Over zulke systemen spreekt men in termen van evenwicht en verstoringen van het evenwicht. Een niet-lineair systeem in evenwicht (bv. een stabiele bevolkingsgrootte van een land) onderscheidt zich nauwelijks van systemen met lineaire relaties en afhankelijkheden. Onder bepaalde omstandigheden raken niet-lineaire systemen echter uit evenwicht en treden er kwalitatieve veranderingen op. Dit kan een sprongsgewijze evenwichtsverandering zijn van bijvoorbeeld een vloeibare naar vaste toestand van water als de temperatuur daalt tot onder nul graden. Dergelijk gedrag wordt gemodelleerd met de catastrofetheorie. Ook kan een overgang van regelmatig naar chaotisch gedrag plaatsvinden (chaostheorie). Dit kan gebeuren met een bevolking met een hoog sterfte- en geboortecijfer zodat de bevolkingsgrootte heftig kan gaan fluctueren. Een andere mogelijkheid is de verandering van een één-evenwichtssysteem naar een meer-evenwichtssysteem, een gedragscyclus (o.a. beschreven met behulp van de bifurcatietheorie). Tot slot is het mogelijk dat een niet-lineair systeem zich spontaan organiseert tot een kwalitatief nieuwe orde. Dit noemt men vaak zelf-organisatie van het systeem (zie het synergisme en de non-equilibrium thermodynamica). Een veel gebruikt voorbeeld is de laser. Een laserstraal bestaat uit fotonen die zich bewegen afhankelijk van het elektrische veld in de laser. Bij een veld van een bepaalde sterkte zullen de willekeurige bewegingen van de fotonen overgaan in 'georganiseerd' regelmatig gedrag en ontstaat de echte laserstraal.

Ander praktijkvoorbeelden van deze niet-lineaire verschijnselen vindt men onder meer in de weerkunde, in scheikundige systemen, in de vloeistofdynamica, in de populatiebiologie, en ook in b.v. de doorstroming van auto's op verkeersknelpunten, in de beurskoersen en in cognitieve ontwikkeling. Er is sprake van een explosieve groei van onderzoek naar niet-lineaire systemen die, misschien met recht, een revolutie in de wetenschap genoemd wordt (Gleick, 1987).

¹ Niet-lineair staat tegenover lineair of recht evenredig. Een niet-lineaire relatie is minimaal kwadratisch.

Opvallend is dat in de psychologie nog relatief weinig aandacht is besteed aan de modellering van niet-lineaire verschijnselen. Deze verschijnselen treden namelijk op in complexe systemen en zijn kwalitatief te bestuderen. Wel is bijvoorbeeld de verbinding gelegd tussen stadia theorieën (de ontwikkelingstheorie van Piaget) en de wiskunde van sprongsgewijze evenwichtsveranderingen (Saari, 1977). Saari laat zien hoe een bepaalde combinatie van assimilatie en accommodatie (twee kernbegrippen uit de theorie van Piaget) leidt tot abrupte veranderingen in het cognitieve evenwicht. Ook in de psychofysiologie van de waarnemingsdrempels en in allerlei psychologische ziektebeelden kunnen sprongovergangen gemodelleerd worden (Zeeman, 1977).

Zelf-organisatie is voor de psychologie vooral van theoretisch belang als ontwikkelingsprincipe. Men spreekt van zelf-organisatie als in een systeem van vele onafhankelijke eenheden op basis van niet-lineaire relaties georganiseerd gedrag ontstaat. Hofstadter (1985) noemt de mierenhoop als voorbeeld. De eenheden waaruit een mierenhoop bestaat, de mieren, bezitten individueel maar een beperkt aantal gedragsmogelijkheden maar vormen tezamen zonder een organiserende macht van 'buiten' een fantastische organisatie. Het is niet eenvoudig dit principe op een zinvolle manier in een psychologisch model op te nemen.

Om deze metafoer van de mierenhoop te gebruiken is het connectionisme een goed uitgangspunt. Een belangrijk kenmerk van het connectionisme is dat het zich niet baseert op de computermetafoer maar op de werking van het zenuwstelsel. Het zenuwstelsel bestaat uit een enorm aantal neuronen die ieder een vrij eenvoudige taak uitvoeren, elk neuron ontvangt signalen en geeft signalen door aan andere neuronen. Deze interacties tussen neuronen vormen een niet-lineair proces. Een netwerk van verbonden neuronen kan nagebouwd en doorgerekend worden met behulp van een computer. Dit blijkt een succesvolle aanpak te zijn, eerder in *De Psycholoog* hebben Wolters en Phaf (nr. 7, 1988) de successen van het connectionisme besproken. Een zelf-organiserend connectionistisch netwerk is echter nog niet ontworpen. Voorwaarde voor zo'n systeem zijn niet-lineaire interacties tussen de modelneuronen. In dit artikel zullen recentelijk ontdekte niet-lineaire verschijnselen (waarvan chaos de meest spectaculaire is) in simpele connectionistische netwerken getoond en besproken worden. Het onderzoek naar deze verschijnselen leidt mogelijk tot de ontwerp van werkelijk zelf-organiserende netwerken.

In de komende paragrafen zal eerst uiteengezet worden hoe het gebruikte connectionistische netwerk is opgebouwd, vervolgens zullen de begrippen zelf-organisatie, deterministische chaos en hysteresis worden toegelicht. Tot slot zullen de resultaten van de simulaties van het gebruikte netwerk vanuit een psychologisch gezichtspunt besproken worden.

2. De autoassociator

Het idee om het gedrag van een netwerk van neuronen te bestuderen berust op het vermogen van een netwerk tot het onthouden en herkennen van (b.v. perceptuele) informatie. Neuronen zijn namelijk met elkaar verbonden en het vuren van een neuron heeft via de verbindingen een exiterende of inhiberende invloed op het vuren van een ander neuron. Deze verbindingen zijn aan veranderingen onderhevig. Eén van de leerprincipes (leren in de zin van geheugenopslag) van het connectionisme, de Hebb leerregel, stelt dat de verbinding tussen twee neuronen versterkt worden als ze tegelijkertijd vuren. Regelmatigheden in de binnenkomende informatie leiden zo tot 'positief gecorreleerde' neuronen. De kennis over deze regelmatigheden wordt opgeslagen in de verbindingen tussen de neuronen.

Hoe deze kennis gebruikt wordt en hoe dit onthouden en herkennen precies plaatsvindt wordt op twee manieren onderzocht. Naast de biologische analyse van neuronen als cellen worden ook modellen van netwerken bedacht en nagebouwd. Dit om een idee te krijgen van de mogelijkheden van netwerken van neuronen.

In dit artikel wordt een van de eenvoudigste modellen gebruikt, de autoassociator. In dit model wordt de te herkennen en onthouden informatie opgevat als een patroon opgebouwd uit de waarden 1 en -1. Elke 1 en -1 van het patroon gaat naar één van de (model)neuronen van het netwerk die ieder weer een output afgeven. Deze output wordt activatie genoemd en gerelateerd is aan het vuren van echte neuronen. Er is dus sprake van een input- en een outputpatroon. In figuur 1 staat een netwerk van 3 neuronen afgebeeld.

figuur 1

Aan de linkerkant komt het inputpatroon het netwerk binnen. Elk neuron geeft zijn deel door aan het outputkanaal en via de verbindingen aan de andere neuronen. Vlak na aanbieding van het inputpatroon heeft elk neuron een activatie die de som is van

de 1 of -1 van het inputpatroon en de geïnhibeerde of geëxiteerde activatie van de andere neuronen. Ook deze activaties worden weer doorgegeven via de verbindingen en na een aantal van deze omlopen ontstaat een stabiele toestand waarin de activaties niet meer veranderen. In figuur 1 levert dit een outputpatroon op dat overeenkomt met het inputpatroon. De verbinding tussen neuron A en B is immers exciterend en tussen A-C en B-C inhiberend. Patroonherkennig vindt nu als volgt plaats.

Indien niet +1,-1,+1 als inputpatroon gegeven wordt maar alleen een gedeelte van dit patroon (b.v. +1,0,0) dan leiden een beperkt aantal omlopen al tot een volledige output (+1,-1,+1). De +1 die alleen aan neuron A wordt aangeboden levert een positieve activatie op in neuron C en een negatieve in B. Deze activaties in B en C versterken via de verbindingen de activatie van neuron A weer.

Het leren van nieuwe patronen kan door de verbindingen tijdens de omlopen aan te passen. Dit aanpassen vindt plaats volgens een leerregel. De eerder genoemde Hebb-regel kan gebruikt worden maar ook de zgn. deltaregel. Deze laatste regel vergelijkt het outputpatroon van het netwerk met de gewenste output en past de verbindingen zo aan dat dit verschil geminimaliseerd wordt. Na een aantal omlopen en aanpassingen behoren zowel de activaties als de verbindingen niet meer te veranderen, het netwerk is dan in evenwicht. Een groot netwerk dat zo is opgebouwd kan vele patronen leren en herkent (gedeeltelijk) aangeboden informatie.

Het gedrag van dit connectionistische netwerk kan op verschillende manieren onderzocht worden. Uiteraard is de kwaliteit van het herkennen en onthouden interessant maar ook de veranderingen in verbindingen en activiteiten, de ontwikkeling naar een evenwicht, is van belang. Deze ontwikkeling wordt bepaald door de zgn. leerparameter die voorkomt in beide genoemde leerregels. Straks zal blijken van welk belang deze leerparameter is voor het gedrag van de autoassociator.

Informatie over de PC-implementatie van dit netwerk is te vinden in McClelland & Rumelhart (1988). Alhoewel dit het oorspronkelijk streven is modelleert de autoassociator het werkelijke neuronale systeem op wel zeer simplistische wijze. Dit is niet erg zolang gewerkt wordt met het idee dat met deze modellen de (principiele) mogelijkheden van groepen neuronen onderzocht worden en geen concrete uitspraken over het werkelijke gedrag van neuronale systemen worden gedaan.

3. Zelf-organisatie

De relatie tussen connectionisme en cognitieve psychologie (speciaal de Artificiële Intelligentie) is op sommige punten problematisch.

Opvallende verschillen zijn de parallele versus de sequentiële verwerking en de gedistributeerde versus de lokale opslag van informatie. Parallele verwerking wil zeggen dat de modelneuronen hun taak (het doorgeven van activatie) tegelijkertijd uitvoeren, net als de neuronen die in de hersenen niet om de beurt maar vaak tegelijkertijd vuren. Parallele verwerking staat tegenover sequentiële verwerking zoals die in het algemeen in de Artificiële Intelligentie gebruikt wordt. Van gedistributeerde informatieopslag is sprake omdat de informatie, het inputpatroon, verdeeld over de de verbindingen opgeslagen wordt. De informatie is gedistribueerd over het hele systeem en is niet zoals in Artificiële Intelligentie systemen lokaal opgeslagen.

Ook over de aard van leren en ontwikkeling is er verschil van opvatting. Het menselijk brein is immers tot meer in staat dan het herkennen van 1_{en} en -1_{en} . Het is voor het connectionisme dan ook belangrijk dat de hersenen van de mens niet bestaan uit drie maar uit miljarden neuronen, die onderling meer verschillen en complexere interacties kennen. De belofte van het connectionisme is voor een groot deel gebaseerd op de mogelijkheden tot zelf-organisatie, de mogelijkheid van het evolueren van hogere orde structuren uit lagere orde structuren (Edelman, 1987). Deze wijze van ontwikkeling staat in schril contrast met de combinatoire opvatting van leren en ontwikkeling die doorgaans in de cognitieve psychologie en de Artificiële Intelligentie wordt aangehangen.

Zo bestrijdt Fodor (1981) op logische gronden de mogelijkheid van het ontstaan van hogere orde structuren uit lagere orde structuren en daarmee de mogelijkheid van zelf-organisatie. Fodor stelt leren voor als het combineren van aangeboren structuren, zodat kwalitatief nieuwe structuren niet via zelf-organisatie kunnen ontstaan. Hierbij gaat Fodor uit van het verklaringsniveau van de Artificiële Intelligentie dat los staat van de neurofysiologische hardware van de processen die hij beschrijft. De hardware waarin modellen geïmplementeerd worden is volgens Fodor van geen belang. Deze gedachte ligt ten grondslag aan wat wel de harde Artificiële Intelligentie wordt genoemd.

Deze visie kent haar tegenstanders (Molenaar, 1986). De eigenschappen van het neurofysiologisch substraat waaruit het menselijk functioneren ontstaat worden dan

juist als essentieel gezien voor de discussie over zelf-organisatie en het ontstaan van hogere structuren. Het proces van neuronen die activaties aan elkaar doorgeven is nl. niet-lineair, aan de basis van de cognitie staan niet-lineaire neuronale processen (Thompson, 1967). Dit is van belang omdat zelf-organisatie voorkomt in niet-lineaire dynamische systemen. Het ontstaan van hogere orde structuren en spontane organisatie is bv. aangetoond in niet-lineaire chemische systemen door Nicolis en Prigogine (1977).

Zelf-organisatie en het ontstaan van hogere structuren is dus mogelijk als we de neuronengroepen in de hersenen als niet-lineaire systemen opvatten, een opvatting die gesteund wordt door neurofysiologische kennis. Daarmee zijn we er nog niet, de bestaande connectionistische netwerken vertonen nog geen indrukwekkend zelf-organiserend vermogen. Wel treden andere interessante niet-lineaire verschijnselen op die de basis vormen voor zelf-organisatie.

4. Chaos, catastrofes en hysteresis in het gedrag van de autoassociator.

De weg naar hogere orde structuren van cognitie lijkt dus te verlopen via de niet-lineaire processen op neuronaal niveau. Ter illustratie van het onderzoek naar de niet-lineaire processen op het neuronale niveau worden nu de resultaten van simulaties van de autoassociator gepresenteerd. Deze resultaten zijn uitgebreid beschreven in Van der Maas, Verschure & Molenaar (1990a en 1990b). Het eerste fenomeen dat besproken zal worden is deterministisch chaotisch gedrag. Chaotisch gedrag moet onderscheiden worden van volstrekt willekeurig stochastisch gedrag dat volledig onvoorspelbaar is (bv. het gooien met een dobbelsteen). Chaotisch gedrag is op korte termijn wel voorspelbaar (het weer vertoont ook chaotisch gedrag en illustreert deze voorspellingsproblematiek uitstekend) en bezit wel structuur. De onvoorspelbaarheid op langere termijn komt voort uit wat men noemt de gevoelige afhankelijkheid van de begincondities. Een variatie hoe klein ook zal na verloop van tijd het gedrag van het systeem totaal bepalen. Voor weersvoorspellingen geldt dat waarnemingen van locale temperatuur en druk altijd met een zekere onnauwkeurigheid gebeuren. Onder bepaalde atmosferische omstandigheden kunnen meetfouten hoe klein ook de weersvoorspelling van een paar dagen later totaal verstoren. Het opvliegen van een vlinder in Brazilië zou het weer hier enige dagen later kunnen doen omslaan (butterfly effect).

Het is vreemd dat deterministisch gedrag (het gedrag is volledig vast te stellen met een wiskundige formule, dit i.t.t. het gedrag van de dobbelsteen) chaotisch en onvoorspelbaar kan zijn. Het niet-lineaire karakter van het systeem of proces veroorzaakt echter een explosieve groei van afrondingsfouten in het meten en berekenen. De meetfout 'heel veel cijfers achter de komma' vormt per rekenhandeling een groter deel van de voorspellingswaarde.

figuur 2

De structuur van deterministische chaos is bloot te leggen met behulp van (pseudo) fase plots. Vaak leidt dit tot fraaie figuren die bekend staan als fractals. Uit dergelijke faseplots blijken de verschillen tussen een stochastische onvoorspelbare tijdreeks (verkregen met een dobbelsteen) en een chaotisch proces.

Dit is niet de plaats voor een meer technische bespreking van deterministische chaos, geïnteresseerden kunnen meer vinden in recentelijk verschenen populaire verhandelingen over chaos en fractals (Gleick, 1987; Lauwerier, 1988).

Het tweede fenomeen dat besproken zal worden en toelichting behoeft is hysteresis. Hysteresis treedt op tijdens sprongsgewijze evenwichtsveranderingen (catastrofes) als er geen storings invloed hebben op het systeem. Er is sprake van hysteresis als de plaats van de catastrofe afhankelijk is van de geschiedenis van het systeem. Een eenvoudig voorbeeld is het bevriezen en ontdooien van water en ijs, dat beschreven kan worden als een sprongsgewijze evenwichtsverandering. Dit vindt normaal plaats bij 0 °C voor zowel het bevriezen als het ontdooien. Als een glas water echter schokvrij in een diepvries geplaatst wordt zal het vloeibaar blijven terwijl het een temperatuur heeft van -4 °C. Een klein tikje tegen het glas (een verstoring) zal het water alsnog snel doen bevriezen. In een storingsvrij systeem vindt het bevriezen en ontdooien dus bij verschillende temperaturen plaats.

figuur 3

De toestand van H₂O bij -4 °C hangt af van de toestand die het vlak daarvoor bezat. Hysteresis is al zeer lang een bekend fenomeen in de fysica en is sindsdien in vele biologische processen vastgesteld.

Ook het besproken connectionistische netwerk, de autoassociator, kan zich chaotisch gedragen, dit blijkt uit de veranderingen in de verbindingen tussen de neuronen. Deze veranderingen behoren geleidelijk steeds minder te worden zodat een stabiel netwerk ontstaat. De snelheid waarmee het netwerk dit evenwicht bereikt komt overeen met de mate waarin het nieuwe informatie opneemt. Dit wordt bepaald door de waarde van de leerparameter van de leeregel. Hoe hoger deze waarde hoe eerder het evenwicht gevonden wordt. Is de waarde van de leerparameter echter te hoog dan ontstaan er eindtoestanden die tot geen enkele herkenning zullen leiden. Alle verbindingen worden dan bijvoorbeeld sterk exiterend. De modelbouwer heeft dus een probleem. In normale simulaties wordt de leerparameter arbitrair laag gezet zodat er, welliswaar langzaam, altijd een gunstig evenwicht gevonden wordt. Tussen deze arbitrair lage waarden en de hoge waarden waarvoor het netwerk na een explosieve groei van activaties en verbindingen in een uniforme toestand geraakt blijkt nog een gebied van complex gedrag voor te komen.

figuur 4

Figuur 4 geeft het bifurcatie diagram van de autoassociator. Het netwerk bestaat uit slechts 4 modelneuronen en leert één inputpatroon (+1,-1,+1,-1). Op de Y-as staat een maat voor de toestand van alle verbindingen in het netwerk. Deze gedragsmaat beschrijft de som van de (sterkte van de) verbindingen. Op de X-as is de leerparameter afgebeeld. De figuur is verkregen door voor elke waarde van de leerparameter de evenwichtstoestand af te beelden na een groot aantal omlopen van activaties en aanpassingen van de verbindingen. Deze evenwichtstoestand wordt dan voor nog een aantal omlopen geplot als punt in de figuur. Is er sprake van één evenwicht (bij lage waarden van de leerparameter) dan wordt dus steeds op dezelfde plaats een punt neergezet. Voor deze waarden functioneert het netwerk normaal. Wordt de leerparameter groter dan 1 dan ontstaan twee evenwichtswaarden waar tussen het netwerk heen en weer springt. De splitsing van één evenwichtswaarde naar twee evenwichtswaarden heet een bifurcatie. Als de leerparameter ongeveer de waarde 1.5 bereikt treden 2 bifurcaties op, het netwerk kent nu vier evenwichtswaarden. Hierna volgen de bifurcaties elkaar snel op. Heeft de leerparameter ongeveer de waarde 1.6 dan raakt het netwerk in een chaotische toestand. De band met punten die bij deze waarden zichtbaar is geeft het gebied

waarin het gedrag (de sterkte van de verbindingen tussen de neuronen) chaotisch heen en weer springt. Ook na veel meer omlopen blijft het gedrag onregelmatig.

Deze chaotische toestand verdwijnt korte tijd als de leerparameter de waarde 1.95 bereikt. Hier treedt weer periodiek gedrag op; er zijn nu drie evenwichten. Deze drie evenwichten splitsen weer voor een iets hogere waarde van de leerparameter en dat op dezelfde wijze als de gehele diagram laat zien. Deze herhaling op een steeds kleiner niveau is een typisch verschijnsel, dat we ook zien in fractals (een eenvoudig voorbeeld van een fractal is de spiraal). Heeft de leerparameter een waarde groter dan 2.1 dan raakt het netwerk weer in een chaotische staat. Voor waarden groter dan 2.2 ontstaat de explosieve groei van de gedragsmaat.

In de figuren 5 en 6 staan nog twee andere fenomenen afgebeeld. In deze figuren wordt voor een stabiel netwerk de leerparameter gevarieerd (vergelijk de toestand van water en een veranderende temperatuur). Eerst loopt de leerparameter langzaam op van laag naar hoog en vervolgens wordt deze weer langzaam verlaagd tot nul.

Figuur 5 is een uitvergroting van de eerste bifurcatie van figuur 4. We zien hoe de overgang van 1 evenwicht naar 2 evenwichten verschilt van de overgang van 2 evenwichten naar 1 evenwicht voor een dalende leerparameter.

figuur 5

In figuur 6 staat een sprongovergang voor een netwerk betaande uit 10 modelneuronen.

figuur 6

Discussie

Het is opvallend dat de autoassociator, een enorme vereenvoudiging van het neuronale systeem, reeds zulk complex gedrag vertoont. Het illustreert goed de gedragsmogelijkheden van niet-lineaire dynamische systemen.

De interpretatie van de getoonde fenomenen is nog geen uitgemaakte zaak. Skarda en Freeman (1987) veronderstellen dat de chaotische toestand van een groep neuronen de rusttoestand is. Dat lijkt vreemd maar uit het oogpunt van flexibiliteit van netwerken is dit een goede optie. Pas als de groep een taak krijgt zal het stabiliseren. Uit simulatieonderzoek blijkt dit een werkzame mogelijkheid te zijn. Bovendien hebben Skarda en Freeman empirische aanwijzingen voor chaotische groepen neuronen gevonden met EEG onderzoek naar de reukzin van kleine zoogdieren

Een andere mogelijke koppeling is die tussen de besproken sprongovergang, ook wel catastrofe genoemd, en stadiumgewijze ontwikkelingsmodellen zoals die van Piaget. Interessant is dat de sprongovergang in figuur 6 optreedt in combinatie met een aantal andere fenomenen, hysteresis en een toegenome variabiliteit van het gedrag vlak voor de sprongovergang. De laatste is door Wohlwill (1973) in verband gebracht met stadiumovergangen in de cognitieve ontwikkeling. Deze koppeling nodigt uit om stadiumgewijze cognitieve ontwikkeling aan de hand van realistische niet-lineaire netwerken te onderzoeken.

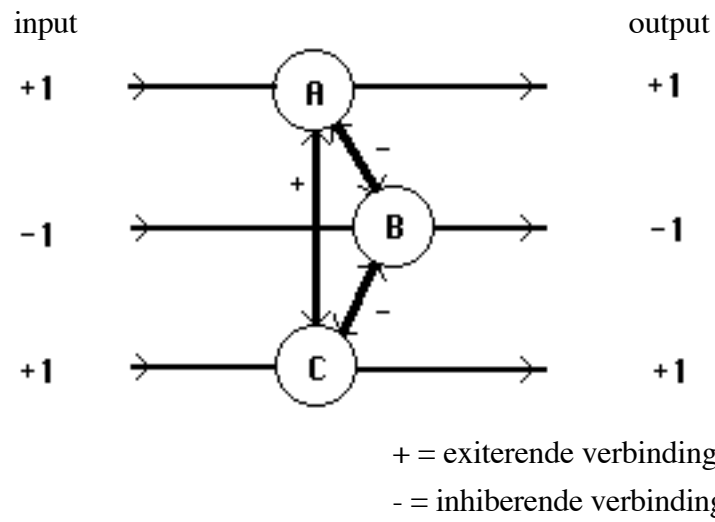
Een ander belangrijk gevolg is de mogelijkheid tot zelf-organisatie. Edelman (1987) stelt zich dit voor als een evolutie van (kennis) structuren. Op basis van niet-lineaire effecten als chaos kunnen variaties in deze structuren ontstaan en na selectie van de werkzame structuren tot hogere orde gedragingen leiden. Het is niet eenvoudig dit effect in een netwerk als de autoassociator aan te tonen, maar dit is misschien wel mogelijk in complexere netwerken.

In algemene zin kan het volgende geconcludeerd worden. Het connectionisme en de niet-lineaire dynamica lijken een belangrijke tussenschakel in de psychologische theorievorming te vertegenwoordigen. Het chaotisch gedrag van niet-lineaire systemen zoals de autoassociator heeft als belangrijke eigenschappen dat het principieel onvoorspelbaar is en zou kunnen leiden tot spontane zelf-organisatie. Neemt de psychologie de niet-lineaire dynamica dus op in de theorievorming dan geeft ze de voorspelbaarheid op maar krijgt er mogelijk een veel belovend ontwikkelingsprincipe voor terug.

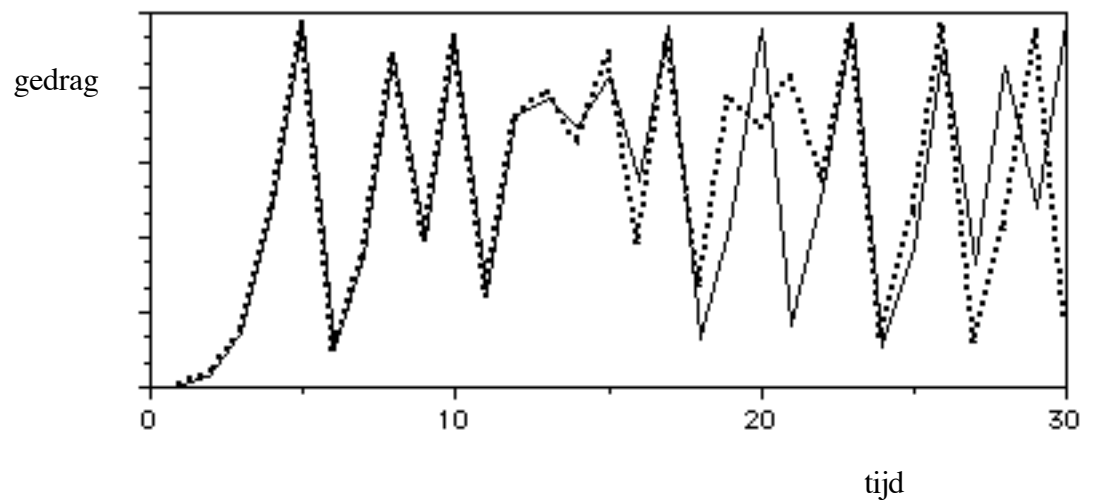
References:

- Edelman, G.M., *Neural Darwinism. The theory of neuronal group selection*. New York: Basic books, 1987.
- Fodor, J.A., *Representations: philosophical essays on the foundations of cognitive science*. Brighton: Harvester Press, 1981.
- Gleick, J., *Chaos, making a new science*, New York: Penguin, 1987.
- Hoffstadter, D.R., *Metamagical Themas*. New York: Basic Books, 1985.
- Lauwerier, H., *Fractals, meetkundige figuren in eindeloze herhaling*, Amsterdam: Aramith, 1987.
- McClelland, J.L., D.E. Rumelhart, *Explorations in parallel distributed processing*. Cambridge: MIT press, 1988.
- Molenaar, P.C.M., On the impossibility of acquiring more powerful structures: A neglected alternative. *Human development*. 1986, 29, 245-251.
- Nicolis, G. & Prigogine, I, *Self-organization in non-equilibrium systems: from dissipative structures to order through fluctuations*. New York: Wiley. 1977.
- Saari, G.D. A qualitative model for the dynamics of cognitive processes. *Journal of mathematical psychology*, 1977, Vol 15, 145-168.
- Skarda, C.A. & W.J. Freeman, How brains make chaos to make sense of the world. *Behavioral and brain sciences*, 1987, Vol 10, 161-195.
- Thompson, R.E, *Foundations of physiological psychology*, New York: Harper & Row, 1967.
- Van der Maas, H.J.L., P.F.M.J. Verschure, P.C.M. Molenaar, A note on chaotic behavior in simple neural networks. *Neural Networks*. 1990.
- Van der Maas, H.J.L., P.F.M.J. Verschure, P.C.M. Molenaar, A note on catastrophe fingerprints of simple neural networks on route to chaos. In preparation, 1990b.
- Wohlwill, J.H., *The study of behavioral development*. New York: Academic press, 1973
- Wolters, G. & R.H. Phaf, Connectionisme; een nieuwe uitdaging voor de psychologie. *De Psycholoog*, 1988, 7, 361-369.
- Zeeman, E.C., Catastrophe theory. *Scientific American*. 1977, 4, 65-83.

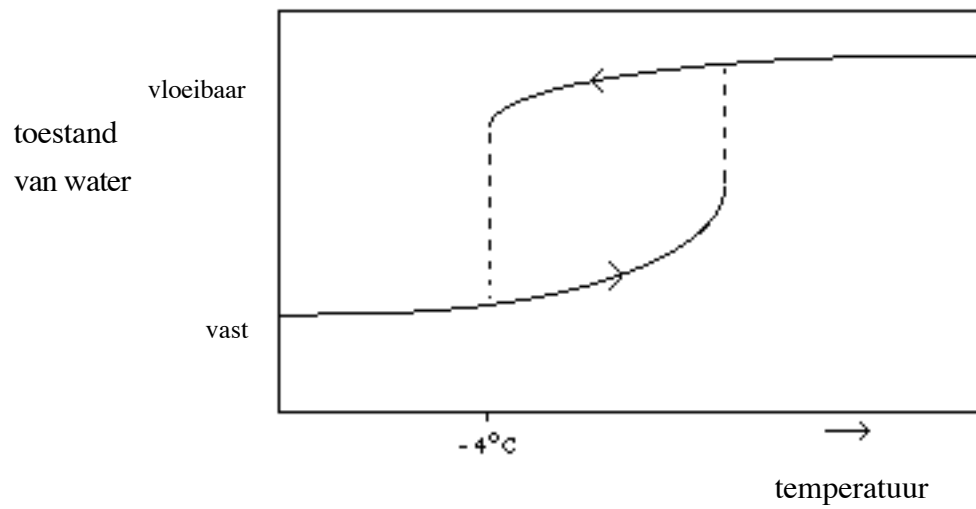
figuur 1: De autoassociator



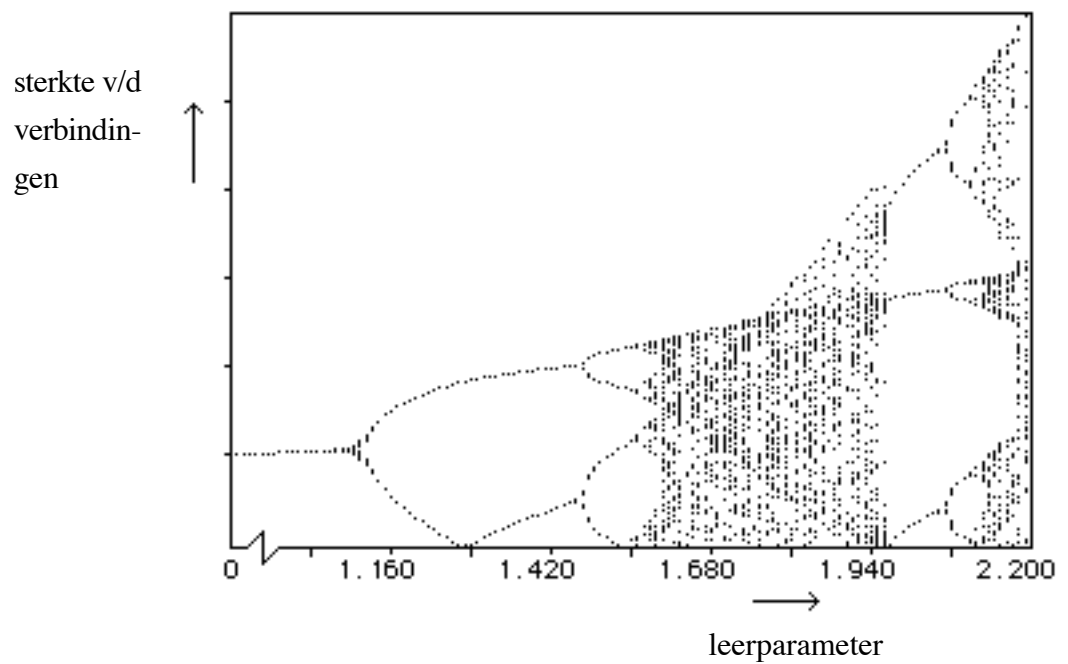
figuur 2: Twee chaosreeksen met iets verschillende begincondities



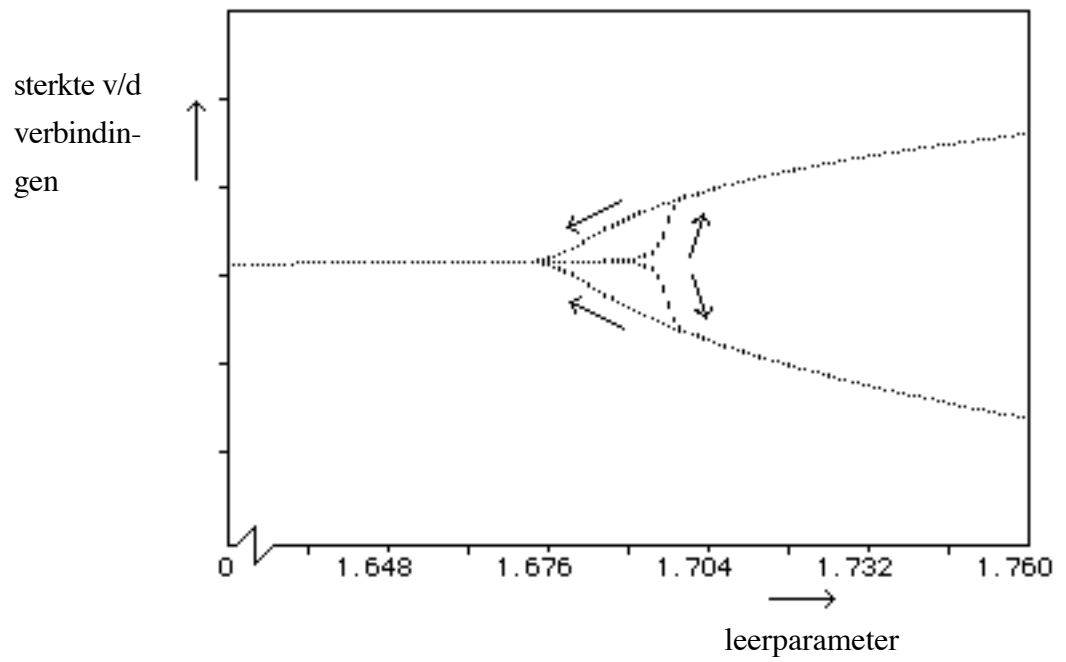
figuur 3: Hysterisis bij het bevroren van water.



figuur 4: Bifurcatie diagram voor de autoassociator met de deltaregel.



figuur 5: Hysteresis rond een bifurcatie.



figuur 6: Een sprongovergang

