

Zelforganiserende systemen

T. J. B. Swanenburg

Inleiding

Moderne informatieverwerkende apparatuur is uitermate succesvol in het vervullen van weliswaar uitgebreide, maar in principe eenvoudige opdrachten, zoals b.v. het sorteren volgens bepaalde kenmerken van de gegevens in een databank. Voor zulke opdrachten is de mens in staat een volledig en ondubbelzinnig voorschrift (algoritme) te geven dat een juiste uitvoering van de opdracht garandeert. Bij beeldherkenning — een boeiend onderdeel van het grote gebied van beeldverwerking — is de situatie geheel anders. Het herkennen van letters van een vast, zeer eenvoudig type is nog wel te automatiseren. Gaat het echter om schrijffletters of andere wat minder scherp gedefinieerde beelden, dan is herkennen, hoe gemakkelijk dat ons als mensen ook afgaat, in feite een zó gecompliceerde taak dat wij er meestal niet in slagen deze te ontleden in een aantal algoritmen of logische operaties die we door een elektronisch systeem kunnen laten uitvoeren [1]. Bovendien zijn beelden vaak zó complex dat we ook in die gevallen waarin het mogelijk lijkt die operaties wel aan te geven, niet in staat zijn alle mogelijkheden te overzien, waardoor fouten optreden.

Dezelfde problemen doen zich overal voor waar men zeer gecompliceerde informatie machinaal zou willen verwerken. In dit artikel trachten wij wegen aan te geven die ons ontlasten van de plicht tot in detail iedere stap in de informatieverwerking van tevoren vast te leggen. Daarbij zoeken we naar een klein aantal eenvoudige algoritmen die ertoe leiden dat het systeem zichzelf organiseert, dat wil zeggen: dat het zelf een inwendige structuur ontwikkelt die zinvol is in de omgeving waarin het moet opereren. Het is niet vanzelfsprekend dat dergelijke algoritmen bestaan. Inzichten die verkregen zijn door de bestudering van biologische systemen geven ons echter hoop. Een levend organisme lijkt duidelijk 'zelforganiserend': het groeit tot een aan de omgeving aangepast systeem dat veel complexer is dan de 'algoritmen' die de groei beheersen — in dit geval de erfelijke informatie die is opgeslagen in DNA-moleculen [2,3].

In dit artikel bespreken we eerst de principes van zelforganisatie, waarbij ook het essentiële verschil ter sprake komt tussen 'zelforganiserende' en 'adaptieve'

systemen. Vervolgens bespreken we een eenvoudig zelforganiserend systeem voor beeldherkenning en een aantal computer-experimenten ter toetsing van de gebruikte principes. Aan het slot stippen we enige mogelijkheden aan van zelforganisatie op andere gebieden van informatieverwerking.

Zelforganisatie

Bij het ontwerpen van een systeem begint men er in het algemeen mee de doelstelling scherp te formuleren. Daarnaast moet men, met het oog op eventuele verbeteringen, de kwaliteit van het systeem kunnen vaststellen als het eenmaal gebouwd is, en daartoe heeft men een of andere maat nodig voor de afwijking van het gestelde doel. Bij de bouw van een systeem voor het verwerken van zeer complexe informatie beginnen de moeilijkheden reeds bij deze twee punten. Blijkbaar zijn wij nog niet in staat om op adequate wijze te beschrijven aan welke voorwaarden een machine moet voldoen om b.v. driedimensionale objecten te herkennen, of kleine weefselafwijkingen in röntgenfoto's van de thorax. Zelfs als we zo'n machine gebouwd hebben, blijkt het erg moeilijk om de kwaliteit ervan te bepalen. We kunnen slechts trachten aan de hand van min of meer toevallige voorbeelden de bereikte resultaten te evalueren, en op grond van de daaruit getrokken conclusies het systeem te verbeteren. Maar doordat wij het beoogde doel niet goed kunnen vertalen in algoritmen, kunnen wij er nooit zeker van zijn dat deze veranderingen bij volgende voorbeelden ook inderdaad verbeteringen zullen blijken te zijn.

Soms kan men de doelstelling wel scherp formuleren, maar biedt het ontleden in algoritmen toch moeilijkheden. In zo'n geval kan een *adaptief systeem* wel eens uitkomst bieden. Men geeft een aantal parameters die van invloed zijn op het resultaat de gelegenheid zich te adapteren aan het gestelde doel. In feite moet het systeem dan één of meer maxima zoeken in een ruimte waarvan de dimensionaliteit gegeven wordt door het aantal parameters. Het volume van deze ruimte, en dus in het algemeen ook de tijd, nodig voor het vinden van deze maxima, neemt exponentieel toe met het aantal parameters. Deze constatering leidt onmiddellijk tot de conclusie dat deze benaderingswijze voor systemen van

grote complexiteit onuitvoerbaar is: convergentie zou een te lange tijd vergen ^[4]. Bovendien kan het systeem nooit de kwaliteit van zijn vroegere organisatievormen tegen de huidige afwegen, doordat het geen geheugen heeft: bij het zoeken van optimale parameterwaarden worden vroegere waarden niet onthouden. Deze weg is dus uitzichtloos.

Zelforganiserende systemen bieden ons inziens betere vooruitzichten. In de inleiding merkten we reeds op dat levende organismen duidelijk 'zelforganiserend' zijn. Wij zullen nu aan de hand van twee andere voorbeelden van zelforganisatie in de levende natuur dit begrip nader onderzoeken.

Het eerste voorbeeld is dat van de evolutie van een biologische soort. Volgens de tegenwoordige inzichten in de eerste stadia van het evolutieproces komt een bepaalde soort nooit slechts in één vorm voor; de individuen vertonen kleine verschillen die afbeeldingen zijn van kleine verschillen in genetische informatie. Deze genetische informatie is het *geheugen* van de soort; men neemt aan dat het gemeenschappelijke stuk het oudste is en in het verleden grote overlevingskansen heeft geboden. De kleine verschillen ontstaan door waarschijnlijk toevallige *mutaties*; deze geven de soort de gelegenheid te evolueren naar een organisatievorm die nog betere kansen biedt. De meeste mutaties betekenen geen verbetering; het betreffende individu heeft een lagere overlevingskans. Telt de soort echter genoeg individuen, dan leidt dit mechanisme in het algemeen toch tot een verdere evolutie van de soort, dank zij de zeldzame mutaties die wel een verbetering betekenen ^[2].

Het tweede voorbeeld betreft de werking van de menselijke hersenen bij het opslaan en verwerken van de informatie die via de zintuigen binnenkomt. Waarschijnlijk kan niet alle ontvangen informatie worden opgeslagen; maar zelfs als dit wel zo zou zijn, zou de aldus vergaarde kennis zinloos zijn; de kans dat een eenmaal geregistreerde situatie zich nogmaals in exact dezelfde vorm voordoet is nihil. Het kan niet anders of de hersenen vormen uit de binnenkomende informatiestroom *concepten* (abstracties, generalisaties, 'Gestalten'), die 'herkenning' van latere soortgelijke, maar niet exact gelijke, situaties mogelijk maken. De uitbreiding van de opgeslagen informatie — de vorming van steeds grotere concepten in een steeds complexer netwerk van neuronen — lijkt sterk op het hiervoor geschetste evolutieproces. Vooral voor dat gedeelte van de kennis waarvan wij ons bewust zijn en waarmee wij manipuleren, is het duidelijk dat wij voortdurend bezig zijn een zo eenvoudig mogelijk beeld te vormen van de verschijnselen om ons heen. Wij proberen door het vormen van grote concepten zo snel mogelijk en zo goed mogelijk een interpretatie te geven van wat wij zien of horen. Deze grote concepten komen waarschijnlijk tot

stand door min of meer willekeurige combinaties van een aantal kleinere, en door al dan niet bewuste selectie op grond van hun geschiktheid de ons omgevende wereld inderdaad eenvoudiger te beschrijven.

Beide voorbeelden zou men kunnen karakteriseren door 'algoritmen' waarin *behoud van informatie* (vrijwel exacte reproductie; geheugen) en *toevallige mutaties* (in de hersenen: het vormen van nieuwe concepten) de hoofdrol spelen. Als men al van een 'doel' zou willen spreken, b.v. het maximaliseren van de overlevingskansen, of het vinden van een adequate beschrijving van de omringende wereld — *een dergelijk doel is niet expliciet aanwezig in de algoritmen van het systeem*. Wat er uiteindelijk ontstaat of gebeurt, komt tot stand door de wisselwerking van het systeem met zijn omgeving. In een poolzee overleven andere soorten — soorten met andere specifieke algoritmen — dan in een tropisch oerwoud; door de omgang met paarden ontstaat een ander 'adequaat' kennispakket dan door de omgang met motoren.

Op grond van deze voorbeelden zouden we een zelforganiserend systeem als volgt willen karakteriseren. Om te beginnen moet de 'speelruimte' voldoende zijn om *complexe structuren* te kunnen vormen. Voor de evolutie wordt deze speelruimte gevonden in de organisch chemische wereld met zijn onbegrensde mogelijkheden, voor de hersenen in de neuronen, die in principe netwerken van vrijwel onbegrensde complexiteit kunnen vormen. Enerzijds moet een *geheugen* waarborgen dat eenmaal gevormde structuren enige tijd behouden blijven; anderzijds moeten nieuwe structuren kunnen ontstaan uit oude door *mutaties*. Deze kunnen niet anders dan toevallig zijn, omdat een expliciet omschreven doelstelling ontbreekt. De structuren die ten slotte ontstaan, worden bepaald door de algoritmen van het systeem en de *wisselwerking met de omgeving*. Enigszins antropomorf uitgedrukt: het systeem probeert het in zijn omgeving met steeds nieuwe structuren. Het geheugen brengt met zich mee dat het systeem een aantal mogelijkheden naast elkaar kan proberen: het heeft de beschikking over structuren die tot nu toe de beste waren, plus een aantal variaties daarop waarvan sommige misschien beter zijn.

Wanneer de speelruimte — b.v. het totaal aantal bouwstenen of de geheugenruimte — beperkt is, moeten de minder succesvolle varianten worden afgebroken om de mogelijkheid te behouden steeds nieuwe varianten te vormen (*selectie*). Daarbij zij opgemerkt dat dit

^[1] R. O. Duda en P. E. Hart, *Pattern classification and scene analysis*, Wiley, New York 1973.

^[2] M. Eigen, *Self-organization of matter and the evolution of biological macromolecules*, *Naturwiss.* 58, 465-523, 1971.

^[3] G. J. Chaitin, *Information-theoretic computational complexity*, *IEEE Trans. IT-20*, 10-15, 1974.

^[4] M. Minsky en S. Papert, *Perceptrons*, M.I.T. Press, Cambridge (Mass.) 1969.

tot een snellere evolutie leidt, doordat niet langer alle oude informatie beschikbaar is voor het proberen van nieuwe vormen. Anderzijds betekent het ook dat niet altijd de beste organisatievorm wordt gevonden: het uitsterven van informatie sluit een aantal vormen uit [2,5].

De belangrijkste punten van verschil met een adaptief systeem worden gevormd door het geheugen en het ontbreken van een doel dat in de algoritmen van het systeem expliciet is omschreven.

Een zelforganiserend systeem voor beeldherkenning

Wij bespreken nu een eenvoudig beeldherkennings-systeem dat volgens de hierboven uiteengezette principes is ontworpen. Het gaat daarbij om het herkennen van binaire beelden op een raster van 8×8 beeldpunten. Op het eerste gezicht lijkt dat misschien wel een erg eenvoudig soort beelden. Het aantal ervan bedraagt echter 2^{64} (ongeveer 10^{19}). De kans op exacte overeenstemming tussen twee 'toevallige' patronen is dus ook hier nihil.

Wij staan hier eerst nog even stil bij het begrip 'herkenning'. Meestal denkt men daarbij aan het identificeren van objecten die van te voren zijn genoemd; het hier door ons gehanteerde begrip heeft echter een enigszins andere betekenis. De meeste lezers zullen in de patronen van fig. 1a wel iets 'herkennen', te weten een verticale zwarte lijn op een witte achtergrond. Dit komt doordat 'verticale rechte lijn' een voor de hand liggend concept in ons geheugen is. De punten die niet met de beschrijving overeenstemmen, worden afgedaan als irrelevant, als ruis. Herkennen in deze zin is het kunnen interpreteren van een nooit eerder waargenomen ingangssignaal met behulp van concepten in ons geheugen.

Dit is het soort herkennen waartoe ook het bedoelde systeem in staat is. We lichten dit toe aan de hand van de klasse van patronen waartoe de beelden van fig. 1a behoren, te weten de patronen die ontstaan als men een wit veld genereert met een verticale zwarte balk op een willekeurige positie, en vervolgens de beeldpuntwaarde op vier willekeurige plaatsen omkeert (ruis). Het aantal patronen in deze klasse bedraagt ongeveer 5×10^6 . Aan het systeem worden nu willekeurige beelden uit deze klasse getoond. Nadat het een klein gedeelte van het totaal aantal mogelijke patronen heeft gezien, heeft het de structuur 'ontdekt': het heeft in zijn geheugen het concept 'wit veld' en acht concepten 'verticale zwarte balk' gevormd, ondanks het feit dat die structuur zelden of nooit in zuivere vorm is voorgekomen. (De acht verticale balken zijn voor het systeem acht *verschillende* concepten.) De herkenning of interpretatie van een nieuw patroon uit deze klasse geschiedt nu zoals geschetst in fig. 2: het wordt gerecon-

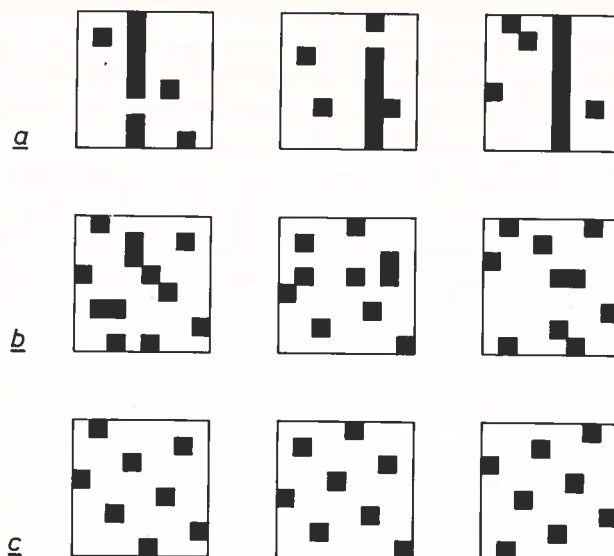


Fig. 1. Binaire beelden van 8×8 beeldpunten met een zekere structuur en met een bepaalde hoeveelheid ruis. De structuur in het drietal beelden (a) — verticale zwarte balk op witte achtergrond — raadt men gemakkelijk. Dit komt doordat het concept 'verticale zwarte balk' vooraan in ons geheugen ligt. Van het drietal (b) wordt de structuur (c) pas duidelijk als men de ruis verwijderd. De 'signaal/ruisverhouding' is in (a) en (b) even groot; in beide gevallen liggen er acht grondpatronen aan ten grondslag waarin vier willekeurige beeldpunten van waarde zijn omgekeerd.

strueerd met behulp van het concept 'wit veld', één van de acht concepten 'verticale balk' en viermaal een ruispunt. Dit is wat wij verder in dit artikel onder 'herkennen' zullen verstaan: het reconstrueren van een patroon met behulp van bestaande geheugenpatronen.

De drie beelden van fig. 1b behoren tot een serie die evenveel informatie (structuur) bevat als die van fig. 1a. De meeste lezers zullen de structuur echter niet herkennen zonder dat deze eerst in zuivere vorm is getoond (zie fig. 1c): zij ligt niet zo 'voor de hand' als die van fig. 1a. Het systeem heeft met deze serie echter niet méér moeite dan met de eerste, aangezien het in beide gevallen met een blanco geheugen begint en, zoals gezegd, de informatie-inhoud van beide gelijk is. Dit is een van de belangrijke aspecten van het systeem: gegeven een voldoende aantal ingangssignalen, ontdekt het structuur of informatie die allerm minst evident is.

Wij komen nog even terug op de reconstructie van een ingangssignaal (fig. 2). De concepten en ruispunten staan geschreven op een reeks geheugenmatrices. Voor de beeldpunten daarvan zijn er drie mogelijke toestanden: wit, zwart en 'onbezet'. Bij de reconstructie overschrijft elk volgend geheugenpatroon de voorgaande patronen, waarbij echter de onbezette punten geen effect hebben; daardoor blijven de voorgaande pa-

[5] M. Eigen en P. Schuster, The hypercycle, a principle of natural self-organization, Naturwiss. 64, 541-565, 1977, en 65, 7-41 en 341-369, 1978.
M. Eigen en R. Winkler-Oswatitsch, Das Spiel, Piper-Verlag, München 1975.

tronen gedeeltelijk behouden in het gereconstrueerde beeld. Zo ontstaan in fig. 2 de zwarte balk 2 en de zwarte punten 3, 4 en 6 in het witte veld 1, en het witte punt 5 in de zwarte balk 2.

In grote lijnen werkt het systeem als volgt. De geheugenstructuur is geschetst in fig. 3: 128 elementaire geheugenbeelden met één wit of één zwart beeldpunt en een aantal geheugenmatrices die in het begin onbezett zijn. Bij presentatie van het eersteingangssignaal

treedt reeds 'herkenning' in de bovengenoemde zin op: het signaal wordt gereconstrueerd met behulp van 64 van de 128 elementaire geheugenbeelden. Bovendien worden er, door willekeurige samenvoegingen van twee elementaire beelden, enige nieuwe (tweepunts)patronen gemaakt en op onbezette matrices opgeslagen. Latere ingangssignalen worden herkend met de op dat ogenblik aanwezige geheugenpatronen, en wel met een zo klein mogelijk aantal daarvan. Een geheugen-

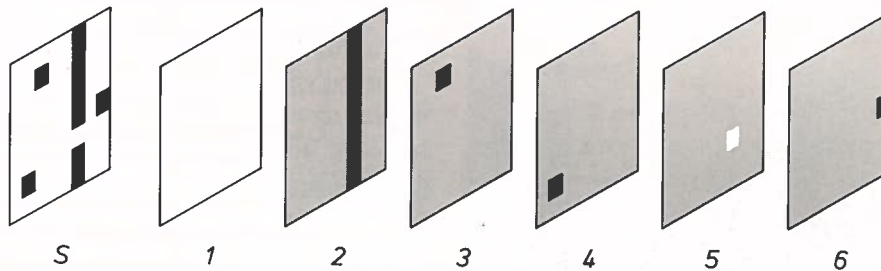


Fig. 2. Herkenning. Nadat het systeem de structuur 'wit veld-zwarte balk' heeft leren kennen doordat het een aantal beelden van deze structuur heeft gezien, reconstrueert het het ingangssignaal s met behulp van de 'concepten' 1 en 2 en de elementaire beelden (ruispunten) 3, 4, 5 en 6 in zijn geheugen. Dit is wat in dit artikel onder 'herkennen' wordt verstaan. In de geheugenmatrices hebben de beeldpunten drie mogelijke toestanden: zwart, wit of 'onbezett' (*grijs*). Elk volgend geheugenbeeld vult met zijn 'informatie' (de zwarte of witte punten) lege plaatsen in de uitgangsmatrix en overschrijft de reeds aanwezige informatie.

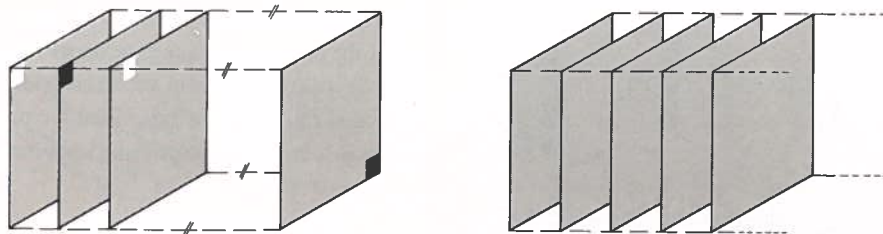


Fig. 3. Inrichting van het systeem voor beeldherkenning. Het systeem bevat 128 elementaire geheugenplaatsen die elk één zwart of één wit beeldpunt bevatten, en een groot aantal andere plaatsen die in het begin leeg zijn en tijdens het leren beschreven worden met concepten.

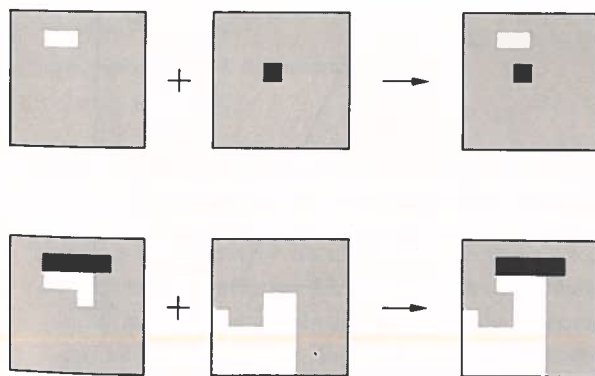


Fig. 4. Twee voorbeelden van een mutatie. Op min of meer willekeurige ogenblikken worden nieuwe geheugenconcepten gevormd door de combinatie van twee reeds bestaande concepten. De twee daarbij gebruikte concepten blijven in het geheugen.

patroon krijgt een waardering die evenredig is met de frequentie waarmee het in de ingangssignalen voorkomt. Nieuwe geheugenpatronen ontstaan door de combinatie van twee geheugenpatronen die bij de laatste herkenning zijn gebruikt (mutatie, fig. 4); dit gebeurt op statistische basis, met een grote kans op samenvoeging van patronen met een hoge waardering. De gebruikte patronen blijven in het algemeen bestaan, de nieuwe combinatie komt op de geheugenplaats met de laagste waardering; de daar eventueel aanwezige informatie gaat verloren. De succesvolle patronen groeien aldus in waardering ten koste van de minder succesvolle; deze sterven na verloop van tijd uit. In het geval van de bovengenoemde klasse van patronen ontstaan ten slotte in het geheugen een wit veld en acht verticale

zwarte balken. De optimale representatie is dan bereikt: het systeem heeft de structuur in de beelden ontdekt.

Er is dus geen onderscheid tussen een leer- en een herkenningsfase; het systeem 'herkent' vanaf het begin, zij het op weinig efficiënte wijze. De prestatie van het

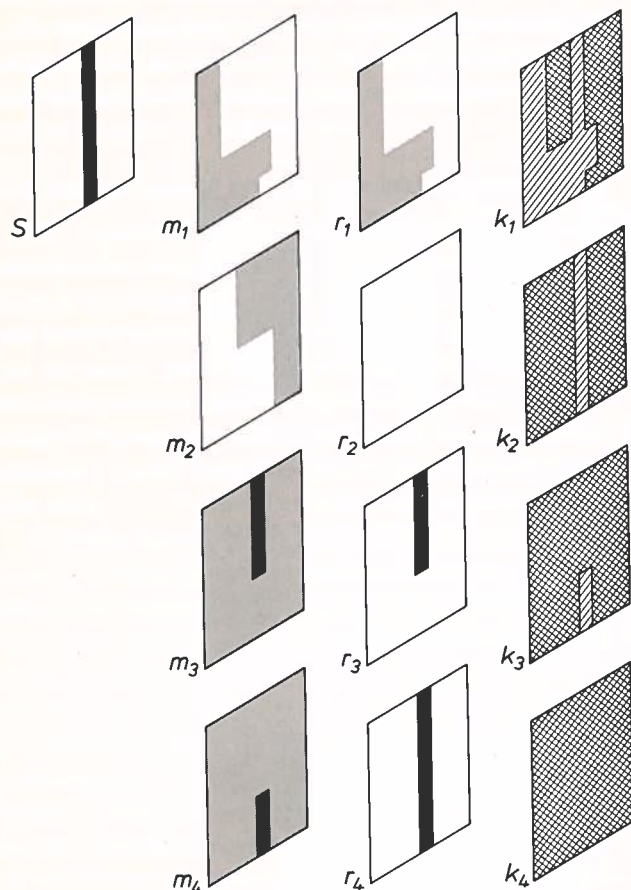


Fig. 5. Ter illustratie van de herkenningsalgoritme. Het ingangssignaal s wordt met de geheugenbeelden $m_1, m_2, \dots$ in stappen gereconstrueerd op de uitgangsmatrix ($r_1, r_2, \dots$). Het geheugenbeeld dat de beste overeenstemming geeft, blijkt m_1 te zijn; dit wordt als eerste stap in de reconstructie op de uitgangsmatrix geschreven (r_1). In k_1 ziet men voor welk stuk van s na deze stap reeds overeenstemming is gevonden (*dubbele arcering*) en voor welk stuk nog niet (*enkele arcering*). Het geheugenbeeld dat het nog ongedekte stuk het best dekt, blijkt m_2 te zijn. Dit beeld wordt over r_1 op de uitgangsmatrix geschreven (r_2); nu is alleen de balk nog ongedekt (k_2). De volgende beste geheugenbeelden zijn m_3 en m_4 . Het ingangssignaal is na deze vier stappen geheel gereconstrueerd.

systeem is dus niet gelegen in het herkennen zonder meer, maar in het steeds efficiënter leren herkennen. In het bovengenoemde geval heeft het in het begin 64 beelden nodig voor de reconstructie, in de eindfase slechts zes: twee van de negen gevormde concepten en vier elementaire beelden. 'Eindfase' is overigens een onbekend begrip voor het systeem: het blijft proberen of er nog een betere organisatie is.

Ten einde de werking nader te preciseren, bespreken we de algoritmen waarop het systeem is gebaseerd.

Algoritmen

De algoritme voor *herkenning* luidt als volgt (zie fig. 5). Zoek in het geheugen het patroon op dat de grootste overeenkomst heeft met het ingangssignaal. Zijn er patronen met een gelijke mate van overeenkomst, kies dan die met het kleinste aantal beeldpunten. Is er dan nog meer dan één patroon over, doe daar dan een willekeurige keuze uit. Lees het aldus gevonden patroon uit in de uitgangsmatrix en vergelijk het met het ingangssignaal. Herhaal de operatie voor de punten waarvoor nog geen overeenkomst bestaat. Ieder volgende geheugenpatroon overschrijft de informatie die op dat ogenblik in de uitgangsmatrix staat.

Hierbij zij opgemerkt dat deze algoritme niet altijd tot de reconstructie met het kleinste aantal geheugenpatronen leidt. Zouden we dit als voorwaarde stellen, dan zou het systeem alle mogelijke combinaties van geheugenbeelden moeten proberen. Voor grote geheugens is dit prohibitief: de vereiste tijd neemt exponentieel toe met het aantal geheugenbeelden. De besproken algoritme werkt snel — de vereiste tijd is slechts evenredig met het aantal geheugenbeelden —, en meestal bevredigend. Wij hebben snelheid dus laten prevaleren boven de zekerheid dat de meest efficiënte reconstructie altijd wordt gevonden.

Bij het creëren van nieuwe geheugenpatronen (mutaties) speelt de frequentie waarmee dit geschiedt een belangrijke rol: gebeurt het niet vaak genoeg, dan verloopt de evolutie te traag, gebeurt het te vaak, dan kan waardevolle informatie verloren gaan. Er moet dus een optimale mutatiekans zijn. Zonder precies te definiëren wat wij hier onder 'optimaal' verstaan, vermelden we

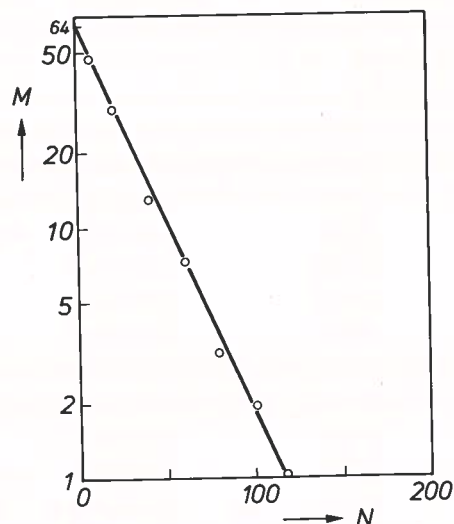


Fig. 6. Experimenteel leergedrag van het systeem bij het leren van één beeld zonder ruis. M is het aantal geheugenbeelden dat bij de reconstructie wordt gebruikt nadat het ingangssignaal, dat steeds exact gelijk blijft, N maal is aangeboden. De punten werden gevonden bij een simulatie van het systeem op een mini-computer.

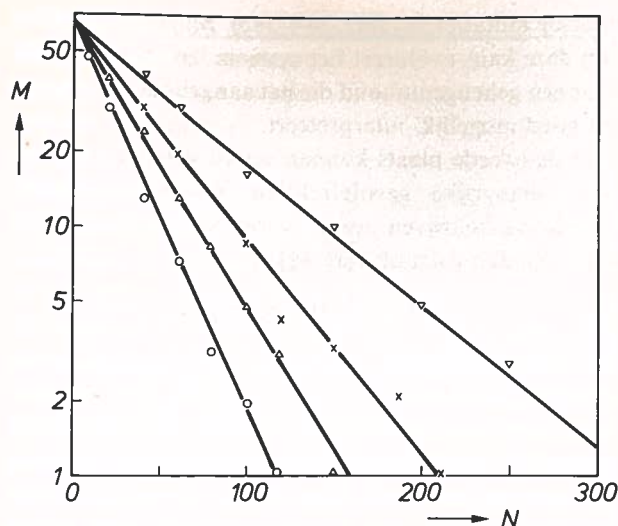


Fig. 7. Leergedrag bij de aanbieding van een wit veld met ruispunten. M is het aantal geheugenbeelden dat gebruikt wordt bij de herkenning van het beeld *zonder ruis*, nadat het beeld *met ruis* N maal is aangeboden.

- ruisniveau 0 (0 ruispunten),
 △ „ 1/16 (4 „),
 × „ 1/8 (8 „),
 ▽ „ 1/4 (16 „).

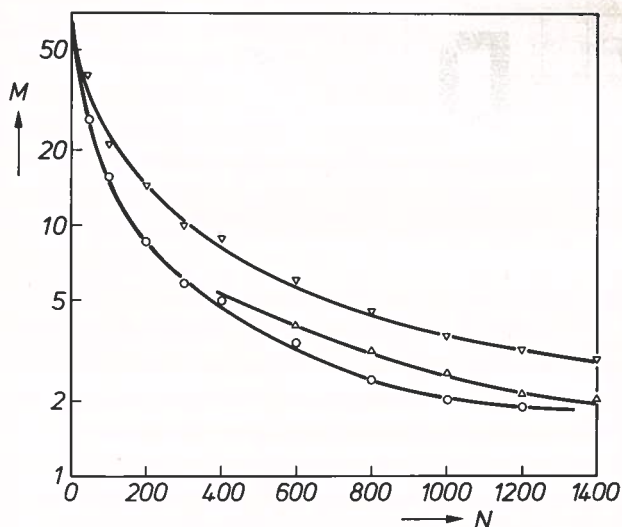


Fig. 8. Leergedrag bij de aanbieding van een wit veld met een verticale zwarte balk op een willekeurige plaats en ruispunten (zie fig. 1a). M en N als in fig. 7.

- ruisniveau 0 (0 ruispunten),
 △ „ 1/32 (2 „),
 ▽ „ 1/8 (8 „).

het resultaat van ons onderzoek hierover, te weten de algoritme voor *waardering en mutatie* die dit optimum vertegenwoordigt: noteer na elke herkenning de waardering w_i van elk patroon, d.i. het totaal aantal malen dat het bij herkenning is gebruikt. Verdeel de patronen in 'plus-' en 'minpatronen', dat zijn de patronen waarvoor w_i resp. groter of kleiner is dan de gemiddelde waardering $\bar{w}$. Beslis na elke herkenning door het lot of het eerste pluspatroon zal worden gebruikt voor een mutatie, en geef het daarvoor een kans $(w_i - \bar{w})/w_i$. Is

de uitslag positief, combineer het dan met het eerstvolgende pluspatroon tot een nieuw patroon. De gebruikte patronen blijven behouden, het nieuwe komt op de laagst gewaardeerde plaats. Herhaal zowel bij positieve als bij negatieve uitslag de procedure met de volgende pluspatronen.

Deze algoritme belichaamt het statistische, niet-deterministische karakter van het systeem; in het bijzonder kan het aantal mutaties na elke herkenning variëren van nul tot de helft van het aantal aanwezige pluspatronen. Hij impliceert ook het uitsterven van weinig succesvolle patronen.

Experimenten

Ten einde de principes van het besproken systeem te toetsen, hebben wij het gesimuleerd op een Philips minicomputer (P855M) en daarmee een groot aantal experimenten uitgevoerd. We bespreken hier enige van deze experimenten; de resultaten ervan ziet men in fig. 6, 7 en 8. In deze figuren is M het aantal geheugenbeelden dat nodig is voor de reconstructie van een aangeboden beeld *zonder ruis*, nadat het systeem N beelden heeft gezien, eventueel met ruis. (Voor het reconstrueren van een beeld met ruis is het aantal vereiste geheugenbeelden dus M plus het aantal ruispunten.) De figuren geven dus het leergedrag van het systeem; een steile curve betekent 'snel leren'. De figuren verschillen in de aard van deingangssignalen.

Fig. 6 betreft het leren kennen van één beeld. Hetzelfde beeld wordt dus, zonder ruis, keer op keer aangeboden aan het systeem. Zoals men ziet, wordt het beeld met één concept herkend nadat het systeem het beeld ongeveer 120 maal heeft gezien.

Het exponentiële verband tussen M en N dat in fig. 6 tot uiting komt, kan worden verklaard op grond van een zeer vereenvoudigd model van het systeem. Daarin wordt, na elke herkenning, de kans per geheugenbeeld op een mutatie gesteld op een vast getal α . Stel het systeem heeft M_0 beeldpunten (64 in ons geval); dit is dan ook het aantal beelden dat vereist is voor de eerste herkenning. Het aantal mutaties na deze herkenning is, in dit model, gemiddeld αM_0 . Nu is in het onderhavige geval (steeds hetzelfde beeld, geen ruis) ieder geheugenpatroon dat ontstaat door combinatie van twee gebruikte, weer bruikbaar; iedere mutatie reduceert het aantal vereiste geheugenbeelden dus met één. Het aantal vereiste geheugenbeelden is na de eerste herkenning dus $M_0 - \alpha M_0$, ofwel $M_0(1 - \alpha)$. Na de tweede herkenning is het $M_0(1 - \alpha)^2$, na de derde: $M_0(1 - \alpha)^3$, enzovoort; algemeen:

$$M = M_0(1 - \alpha)^N. \quad (1)$$

Op het belang van dit exponentiële verband komen we zo dadelijk nog terug.

Fig. 7 toont het leergedrag voor ingangssignalen die bestaan uit een wit veld met een zekere hoeveelheid ruis. Er zijn twee oorzaken aan te wijzen waardoor het leerproces trager wordt als de ruis toeneemt. In de eerste plaats is nu niet langer iedere combinatie succesvol, en de kans op succes neemt af met toenemende ruis. Ten tweede neemt de waardering van goede combinaties langzamer toe; het duurt langer voordat het systeem 'weet' wat goede en slechte combinaties zijn.

Ten slotte ziet men in fig. 8 hoe snel het systeem de eerder besproken beelden 'wit veld met een verticale balk' (fig. 1a) leert, bij verschillende ruisniveaus. De 'leertijd' is hier langer doordat het systeem niet één maar negen concepten (een wit veld en acht verticale balken) moet leren. Voorts zijn de leercurven niet meer exponentieel. Dit komt doordat elke curve in feite de som is van twee exponentiële curven met verschillende 'tijdconstanten': het witte veld is een 'belangrijker' concept en wordt daarom sneller geleerd dan de zwarte balken. In alle gevallen slaagt het systeem er ten slotte in elk beeld te reconstrueren met twee concepten en ruis.

voor de mutatiekans (blz. 384–385). Bij gebruikmaking van deze kans evolueert het systeem 'zo snel mogelijk' naar een geheugeninhoud die het aangeboden materiaal 'zo goed mogelijk' interpreteert.

In de tweede plaats kunnen we uit verg. (1) nog een zeer belangrijke gevolgtrekking maken. Duidelijkheidshalve schrijven we β voor het positieve getal $-\ln(1-\alpha)$; dan volgt uit verg. (1):

$$N = (\ln M_0 - \ln M) / \beta.$$

Uit deze relatie volgt dat de vooruitzichten om de beschreven principes ook in meer gecompliceerde systemen toe te passen tamelijk gunstig zijn: het aantal malen (N) dat een beeld moet worden getoond voordat het systeem het beeld 'kent' ($M = 1$), neemt slechts logaritmisch toe met de complexiteit (het aantal beeldpunten M_0) van het systeem. Dit in scherpe tegenstelling met adaptieve systemen, waarvoor men, zoals we zagen, moet verwachten dat de voor adaptie benodigde tijd exponentieel toeneemt met de complexiteit (het aantal parameters).

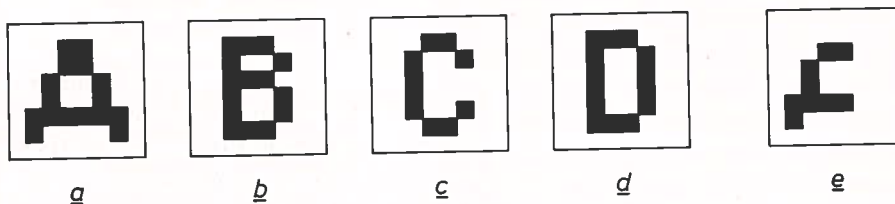


Fig. 9. 'Associatie'. Als het systeem de patronen (a), (b), (c) en (d) heeft geleerd, heeft het aan de 'hint' (e) genoeg om daarin (a) te herkennen: het reconstrueert (e) met het concept (a) en 8 ruispunten.

Conclusies; verdere mogelijkheden voor zelforganisatie

Uit de besproken en nog vele andere experimenten blijkt dat 'zelforganisatie' voor systemen een werkzaam principe is: nadat het systeem slechts een betrekkelijk klein aantal beelden van een bepaalde structuur heeft gezien, heeft het bijna steeds de beste geheugenconcepten gevonden voor de herkenning van de structuur. Opmerkelijk is dat het daarbij 'ideale' concepten vormt, terwijl het de structuur wellicht nooit in ideale vorm heeft gezien, maar steeds behept met fouten. In dit opzicht zou het misschien als een — weliswaar uitermate simpel — model kunnen dienen voor de vorming van concepten in het menselijk brein. Misschien geldt dit ook nog in andere opzichten. Als het systeem bijvoorbeeld de patronen van fig. 9a, b, c en d heeft geleerd, en het krijgt het patroon van fig. 9e aangeboden, dan heeft het aan deze 'hint' genoeg: het interpreteert fig. 9e als fig. 9a en een aantal fouten ('associatie').

Het onderzoek heeft geleid tot twee belangrijke kwantitatieve resultaten. Het eerste is een optimum

Overigens kan de leertijd vanzelfsprekend sterk worden bekort door eventuele kennis die men van de structuur en de ingangssignalen heeft, aan het systeem mee te delen, b.v. het concept 'wit veld' in de situatie van de experimenten van fig. 8. Het systeem behoeft dan alleen nog de acht balken te vinden; de zelforganisatie begint op een hoger niveau en neemt daarvoor minder tijd.

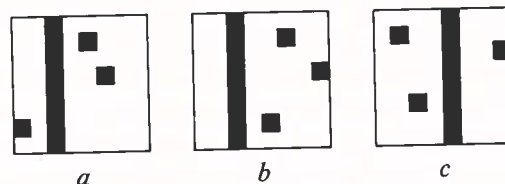


Fig. 10. Hiërarchie in de herkenning. Als het systeem het concept 'wit veld' en 8 concepten 'verticale zwarte balk' heeft geleerd, zijn de drie patronen (a), (b) en (c) in eerste instantie 'gelijk': het eerste geheugenbeeld is: 'wit veld'. In tweede instantie zijn (a) en (b) nog gelijk (balk no. 3) maar verschillend van (c) (balk no. 5). Pas bij verdere analyse komt het verschil tussen (a) en (b) tot uiting. Deze hiërarchie in de herkenning kan worden gebruikt om de herkenningstijd te bekorten als men slechts in globale informatie is geïnteresseerd.

Omgekeerd kan de tijd die nodig is voor de herkenning van een patroon sterk worden bekort als men genoeg neemt met minder informatie. Wanneer het systeem de patronen van fig. 10 en soortgelijke patronen geleerd heeft, is de eerste stap in de herkenning voor alle drie dezelfde: het geheugenbeeld dat het best past is een wit veld. Het kan zijn dat deze informatie al voldoende is, b.v. wanneer wij alleen de vraag stellen of het ingangssignaal in hoofdzaak wit of zwart is. Bij de volgende stap zijn de eerste twee beelden nog gelijk aan elkaar, maar is de derde verschillend, en in de laatste stap blijkt dat ook de eerste twee niet gelijk zijn. Deze hiërarchie in het herkenningsproces lijkt buitengewoon aantrekkelijk; het systeem hoeft, wanneer dat niet nodig is, niet alle aangeboden informatie met die in zijn geheugen te vergelijken.

Het systeem is op allerlei manieren voor uitbreiding vatbaar. Daarbij kan men in de eerste plaats denken aan transformaties van geheugenbeelden. In het geval 'wit veld met verticale balk' zou men in plaats van met negen slechts met twee concepten uitkomen als, bij de poging tot reconstructie, de verticale balk in het geheugen horizontaal verplaatst mag worden. Het systeem heeft dan meer mogelijkheden om te generaliseren. Dit leidt tot een efficiënter gebruik van het geheugen, en daarmee weer tot de mogelijkheid complexere structuren op te slaan. In een verder stadium zouden dan ook translaties in willekeurige richting en rotaties in aanmerking moeten komen.

In de tweede plaats kan men ook denken aan geheel andere vormen van informatieverwerking. Om een betrekkelijk willekeurig voorbeeld aan te stippen: men zou in principe een systeem kunnen maken dat, voorzien van geschikte randapparatuur, kan leren 'lezen'. Het besproken systeem associeert bepaalde zwarte of witte beeldpunten die vaak samen voorkomen, met

elkaar tot één geheugenconcept. Lezen is 'in principe' hetzelfde: het is het associëren van bij elkaar behorende tekens en klanken.

Ten slotte komen we nogmaals terug op het onzekere element in de herkenningsprocedure. Om er zeker van te zijn dat het systeem altijd de beste (de meest efficiënte) beschrijving van de aangeboden ingangssignalen vindt, zouden we in de eerste plaats de 'beste' beschrijving moeten kunnen definiëren, en daartoe zouden we alle ingangssignalen moeten kennen; maar we verwachten juist dat het systeem uit een betrekkelijk klein aantal voorbeelden nuttige concepten leert. Ten tweede probeert het systeem ook bij de aangeboden voorbeelden niet alle mogelijkheden — wat veel te lang zou duren —, maar beperkt het zich tot een verdere evolutie van de succesvolle combinaties. Deze onzekerheid is de prijs die we moeten betalen voor het realiseren van de mogelijkheid in een betrekkelijk korte tijd een redelijke mate van organisatie te bereiken. Dit verschijnsel is echter niets nieuws. Als mens worden we voortdurend geconfronteerd met deze onzekerheid, wanneer we ons afvragen of onze interpretatie van de wereld om ons heen wel de juiste is [6].

Samenvatting. Beeldherkenning is een voorbeeld van informatieverwerking die zo gecompliceerd is dat zij moeilijk kan worden geautomatiseerd. Dit komt voornamelijk doordat het herkenningsproces en het beoogde doel moeilijk ontleed kunnen worden in scherp geformuleerde, eenvoudige algoritmen. De oplossing die in dit artikel gezocht wordt, is die van zelforganisatie. In analogie met de evolutie van een biologische soort en met de vorming van concepten in de hersenen, wordt hier een zelforganiserend systeem voornamelijk gekarakteriseerd door een *geheugen* en door *toevallige mutaties*. De mutaties maken het mogelijk de geheugeninhoud op den duur aan te passen aan de omgeving. In het geval van beeldherkenning is 'de omgeving' het aangeboden beeldmateriaal. Computer-simulatie-experimenten van een systeem dat is ontworpen voor het herkennen van zwart-witbeelden van 8×8 beeldpunten, demonstrenen de werkzaamheid van 'zelforganisatie'. Het systeem heeft zelf de structuur in bepaald beeldmateriaal ontdekt, nadat het slechts een klein gedeelte daarvan heeft gezien: in het geheugen zijn geheugenbeelden ontstaan waarmee elk nieuw beeld van dat materiaal het meest efficiënt kan worden gereconstrueerd.

[6] T. S. Kuhn, The structure of scientific revolutions, 2e druk, Univ. of Chicago Press, Chicago 1970.