

PDF hosted at the Radboud Repository of the Radboud University Nijmegen

The following full text is a publisher's version.

For additional information about this publication click this link.

<http://hdl.handle.net/2066/26958>

Please be advised that this information was generated on 2017-12-05 and may be subject to change.

Intelligente machines

INAUGURELE REDE DOOR DR. H.J. KAPPEN

Radboud Universiteit Nijmegen



INTELLIGENTE MACHINES

'We should take care not to make the intellect our god;
it has, of course, powerful muscles, but no personality.'
Albert Einstein

Intelligente machines

3

Rede uitgesproken bij de aanvaarding van het ambt van hoogleraar Neurale netwerken en machine intelligentie aan de Faculteit der Natuurwetenschappen, Wiskunde en Informatica aan de Radboud Universiteit Nijmegen op woensdag 15 juni 2005

door dr H.J. Kappen

*Mijnheer de rector magnificus,
 zeer gewaardeerde toehoorders,*

De titel die ik aan deze voordracht heb gegeven luidt: Intelligente machines. Beide termen in deze titel behoeven enige, wellicht zelfs heel veel, toelichting. Ten eerste intelligentie. Dit is een beladen term, en iets waar iedereen wel een mening over heeft. Wij gebruiken het woord intelligent graag in de waarderende zin. Wanneer we spreken over 'een intelligente jongedame' is het niet duidelijk wat we daar precies mee bedoelen, maar het is wel duidelijk dat we een positieve indruk van haar hebben. Intelligentie is iets goeds om te hebben, en hoe meer hoe beter. Wij zien ons zelf als de meest intelligente wezens van de schepping, en plaatsen ons daarmee boven alle andere dieren.

Maar wat is intelligentie precies? Iedereen heeft wel een intuïtief idee wat intelligentie is, maar wetenschappers geven uiteenlopende definities. In 1898 schreef de Franse psycholoog Alfred Binet 'De relatie tussen intelligentie en het volume van het hoofd is zeer significant en wordt bevestigd door alle serieuze onderzoekers. De relatie is een niet te weerleggen feit.'¹ Binet was de grondlegger van de intelligentie test, de IQ-test, die met name in de Verenigde Staten populair werd². Het probleem met de intelligentietest is dat hiermee de definitie van intelligentie datgene wordt wat een intelligentietest meet. Dit is niet erg bevredigend, want het verschuift het probleem van 'wat is intelligentie?' naar 'wat is een intelligentietest?' Henri Poincaré, de beroemde Franse wiskundige, astronoom en filosoof, deed de Binet IQ-test en deed het zo slecht dat hij volgens de testuitslag als zwakzinnig diende te worden beschouwd.

Dit geeft aan dat intelligentie en de uitkomst van een test niet hetzelfde hoeft te zijn. Voorstanders van intelligentietesten beweren echter dat intelligentie goed gemeten kan worden, ondanks het feit dat het begrip intelligentie niet goed begrepen is. Zij verwijzen naar de fysica, waar begrippen als temperatuur en zwaartekracht ook gemeten konden worden, lang voordat ze begrepen waren. Cesare Lombroso, een invloedrijke arts en psychiater, schreef in 1911 dat intelligentie voornamelijk erfelijk bepaald is: 'Kinderen van succesvolle en hoog opgeleide ouders doen het beter in testen dan kinderen van lagere milieus, simpelweg omdat hun erfelijk materiaal beter is. De testen laten onomstreden zien dat dit verschil niet met het beste onderwijs kan worden opgeheven. Hun domheid lijkt genetisch verankerd in hun families'².

Hoewel hersenomvang en erfelijkheid niet geheel ongerelateerd zijn aan intelligentie, hebben moderne onderzoeken tot een behoorlijke nuancering van deze oudere ideeën geleid. Toch zijn onderzoekers het er niet over eens wat intelligentie is. Veel voorkomende definities zijn: het kunnen leren van ervaringen; het kunnen aanpassen aan je omgeving; abstract denken; het onafhankelijk kunnen handelen; het genereren van originele en productieve gedachten; de vaardigheid om nieuwe vaardigheden te leren; het kunnen begrijpen en beoordelen van een situatie. Het is duidelijk dat intelligentie

6

een lastig te definiëren begrip is. Wij mensen beschikken er allemaal over, maar wat het in machines zou moeten betekenen, is niet duidelijk. Ik kom hier zodadelijk op terug.

De tweede term in de titel van mijn voordracht is machines. 'O', zult u denken, 'dat is makkelijk'. Machines kennen we allemaal. De stoommachine, de telefooncentrale, de computer en de mobiele telefoon. Machines zijn artefacten die door ons ontworpen zijn en ons ten dienste staan. De rekenmachine is daar wellicht het meest indrukwekkende voorbeeld van. De laptop waarop ik deze presentatie geef, heeft een processor met daarop 55 miljoen transistoren. Elke transistor doet een eenvoudige logische bewerking op een aantal bits en doet dit met de onvoorstelbare snelheid van 2 miljard berekeningen per seconde. Maar computers dit zijn niet de enige machines die berekeningen uitvoeren. Er bestaan nog veel wonderlijkere machines, die niet door ons ontworpen zijn, maar het product zijn van de evolutie.

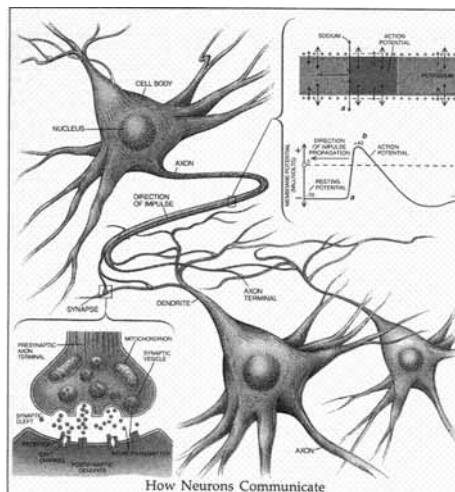


fig. 1. Neuronen in een netwerk voeren berekeningen uit door het versturen van actiepotentialen.

De hersenen waarmee u naar mijn voordracht luistert hebben ongeveer 10.000 keer meer neuronen dan het aantal transistoren in een moderne computer. Elk individueel neuron is een levend organisme dat constant berekeningen uitvoert. Neuronen zijn elektrisch actief: er staat een elektrische spanning over het celmembraan en deze spanning verandert voortdurend. De membraanspanning vertoont actiepotentialen, dit zijn kortdurende elektrische pulsen. Elk neuron is met gemiddeld 10.000 andere neuronen

7

verbonden in een enorm netwerk. De actiepotentialen propageren door het netwerk en op deze wijze voert het brein een berekening uit. Bijvoorbeeld: De woorden die ik nu uitspreek worden veroorzaakt door het ritmisch laten vibreren van mijn stembanden. Deze vreemd gevormde stukken vlees in mijn keel worden aangestuurd door elektrische signalen die worden geproduceerd door complexe neurale netwerken. De stembandvibratie leidt tot vibraties in de lucht en de resulterende complexe stroom klanken worden door uw oren omgezet in actiepotentialen. Deze actiepotentialen worden door een netwerk van neuronen in uw hersenen herkend. Dit herkennen bestaat uit het ophakken van de stroom informatie in eenheden als woorden en zinnen, en als uw gedachten nog niet afgedwaald zijn ontdekt u wellicht ook nog enige logica in mijn verhaal, dat wil zeggen u begrijpt wat ik zeg. Zowel het genereren van klanken in mijn hersenen als het herkennen van die klanken in uw hersenen wordt mogelijk gemaakt door netwerken van neuronen. Het gevolg van deze berekening is menselijk gedrag, zoals spreken en luisteren, begrijpen en redeneren. En dit gedrag noemen we intelligent.

Er is een aantal opmerkelijke verschillen tussen hoe de hersenen werken en hoe computers werken. Computers hebben een centrale regie, een programma dat draait op een Centrale Processing Unit (CPU), die niets anders doet dan data uit het geheugen ophalen, een bewerking op deze data uitvoeren en vervolgens weer in het geheugen wegschrijven. De computer voert het programma uit, maar het programma zelf is geen onderdeel van de computer. Het is iets dat extern geladen wordt. Je kunt een ander programma laden, en dan doet de computer iets anders. De neuronen in onze hersenen voeren ook instructies uit. Elk neuron in ons lichaam ontvangt informatie, bewerkt deze, en stuurt de bewerkte data weer door aan andere neuronen. Het verschil is dat er geen centrale regie plaatsvindt en er geen sprake is van een programma, in de zin van iets dat extern geladen kan worden. De instructies worden mechanisch door de neuronen uitgevoerd als gevolg van de wetten van de natuur. Een individueel neuron heeft geen vrije wil, en beslist niets net zo min als dat een slinger beslist om eerst naar links en dan naar rechts te bewegen. Verschillende delen van de berekening worden door verschillende delen van de hersenen uitgevoerd, maar er is geen baas die deze taakverdeling oplegt.

Een ander belangrijk verschil tussen hersenen en computers is dat hersenen kunnen leren. Visuele en auditieve ervaringen worden in onze hersenen opgeslagen omdat verbindingen tussen neuronen, de synapsen, blijvend veranderen. Ook daar komt geen centrale regie aan te pas. Het zijn niet wij die beslissen: dit ga ik onthouden en daarmee de opdracht geven om synapsen te veranderen. Het is het collectief gedrag van een netwerk van mechanische, willoze, neuronen in onze hersenen dat tot deze beslissing leidt, en ons laten denken: dit ga ik onthouden. Uw hersenen veranderen voortdurend, op elk moment dat er een nieuwe ervaring wordt geregistreerd. Hiermee zijn wij in staat om ons op een zeer flexibele manier aan te passen aan de eisen die onze omgeving ons stelt. Ook dit is een belangrijk aspect van intelligentie. Dat een dergelijk systeem werkt,

8

en zo goed werkt, is zeer wonderlijk, zo wonderlijk dat als u niet wist dat het kon bestaan u niet zou geloven dat het zou kunnen bestaan. Hoe is dit mogelijk? Hoe is het ontstaan? Kunnen we het begrijpen? Kunnen we het namaken?

Onze hersenen zijn een product van de evolutie van biologisch leven over een periode van een paar miljard jaar. Dat wij hier überhaupt zijn is een wonder, dat goed wordt geïllustreerd door de openingszinnen van Bill Bryson in zijn recente boek Een korte geschiedenis van bijna alles³. Hij begint met: 'Welkom. En gefeliciteerd. Ik ben blij dat u er bent. Om hier te komen was niet makkelijk. Dat weet ik. Het was waarschijnlijk moeilijker dan u dacht. Ten eerste, om hier te zijn moeten miljarden atomen samenkomen om uw lichaam te vormen. Over een periode van zo'n 80 jaar werken al deze kleine deeltjes samen in talloze processen om uw lichaam intact te houden en u de ervaring van uw leven te geven. Waarom atomen dit doen is niet bekend. Individuele atomen beleven weinig plezier aan dit proces. Ze weten geeneens dat ze er mee bezig zijn. De tweede reden om elkaar te feliciteren is, dat alle levensvormen die ooit hebben bestaan erg fragiel zijn op de evolutionaire tijdschaal. Van al de miljarden levensvormen die hebben bestaan, zijn meer dan 99.9 procent reeds uitgestorven. Elke soort leeft gemiddeld slechts een paar miljoen jaar en dat is kort op de evolutionaire tijdschaal. Dus leven is geëvolueerd van de meest primitieve vorm als complexe moleculen tot het huidige resultaat van een rechtop lopende mens over een periode van miljarden jaren via een keten van miljoenen instabiele tussenontwerpen. Dus, we kunnen elkaar echt feliciteren dat we hier zijn: de kans dat de evolutie anders was gelopen en we hier niet zouden zijn is vrijwel 100 procent.'

Wat duidelijk wordt uit dit evolutionaire perspectief, is dat de noodzaak om te overleven het belangrijkste ontwerpprincipes voor een levend organisme is. Het zeer kleine percentage evolutionaire ontwerpen dat nu nog bestaat heeft vele levensbedreigende ontberingen doorstaan. Succesvolle biologische ontwerpen zijn overlevingsmachines. Dieren en mensen overleven door adequaat te handelen en baseren zich hierbij in belangrijke mate op hun visuele en auditieve waarnemingen. Maar waarneming is altijd beperkt. Neem het voorbeeld van patroonherkenning. Uw ogen kunnen niet 360 graden om zich heen kijken, en als dat wel het geval is gaat dat ten koste van resolutie. Op basis van onze beperkte visuele waarneming, beredeneren wij welke objecten we zien.

Wij hebben geleerd uit ervaring welke objecten we in onze omgeving kunnen verwachten. Daarom is meestal een klein aantal cues voldoende om het object te herkennen. Dit verhoogt onze reactietijd, wat van levensbelang kan zijn in gevaarlijke situaties. Wanneer onze ogen iets anders waarnemen dan wat onze hersenen kunnen begrijpen, illustreert dit hoe ons brein ons doorgaans helpt te zien wat we zien. Ook al zou onze waarneming

perfect zijn, het is om te overleven van groot belang om te kunnen voorspellen wat er in de toekomst gaat gebeuren. Dus, mensen en dieren moeten overleven in een wereld vol onzekerheid. Onzekerheid over wat we waarnemen, onzekerheid omtrent de relaties tussen de objecten die we waarnemen, onzekerheid over de toekomst, en onzekerheid over de gevolgen van ons eigen handelen. Dus, we komen tot de stelling dat:

'Een rol van intelligentie is om onze waarnemingen aan te vullen waar deze tekort schieten, en die rol is het gevolg van de beperkingen van onze zintuigen en van de onzekerheid in de wereld om ons heen.'

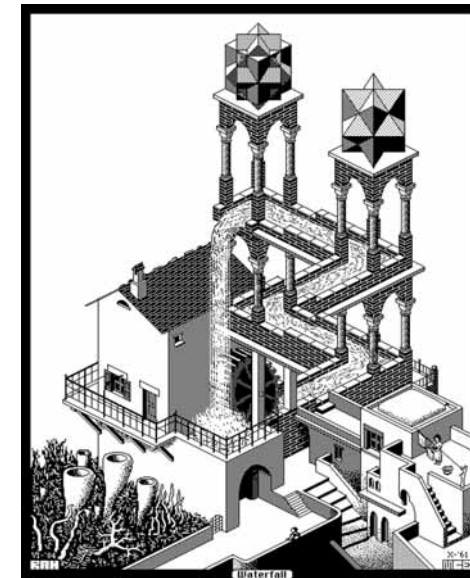


Fig. 2. Op basis van onze beperkte visuele waarneming, beredeneren wij welke objecten we zien. Wanneer onze ogen iets anders waarnemen dan wat onze hersenen kunnen begrijpen, illustreert dit hoe ons brein ons doorgaans helpt te zien wat we zien.

Het realiseren van intelligentie in machines vereist dus het kunnen omgaan met onzekerheid.¹ De mathematische beschrijving van onzekerheid heet kansrekening. In plaats van te zeggen dat een gebeurtenis wel of niet plaatsvindt, wordt gezegd dat de gebeurtenis met een kans, een getal tussen 0 en 100 procent, plaatsvindt. Laat ik dit illustreren aan de hand van een medisch voorbeeld: de kans op griep is 5 procent. Dit is een uitspraak niet over een persoon, maar over een groep van, bijvoorbeeld, 100 personen, en stelt

9

10

dat er, gemiddeld, 5 personen in deze groep griep zullen hebben, en de overige 95 niet. Het kansformalisme vertaalt onzekere uitspraken over individuen in zekere uitspraken over groepen van individuen. Op deze manier kunnen niet alleen onzekere gebeurtenissen, naar ook onzekere relaties tussen gebeurtenissen worden weergegeven. Bijvoorbeeld, de kans op hoofdpijn is 2 procent, maar is verhoogd als je griep hebt, bijvoorbeeld tot 30 procent. Terwijl als je geen griep hebt, de kans op hoofdpijn slechts 1 procent is. In de werkelijkheid zijn er natuurlijk meerdere ziektes en meerdere symptomen. Elke ziekte kan aanleiding geven tot een complex patroon van symptomen, en de symptomen van verschillende ziektes kunnen overlappen. Al deze relaties tussen ziektes en symptomen kunnen worden weergegeven in een grafisch kansmodel op dezelfde manier als griep en hoofdpijn⁴.

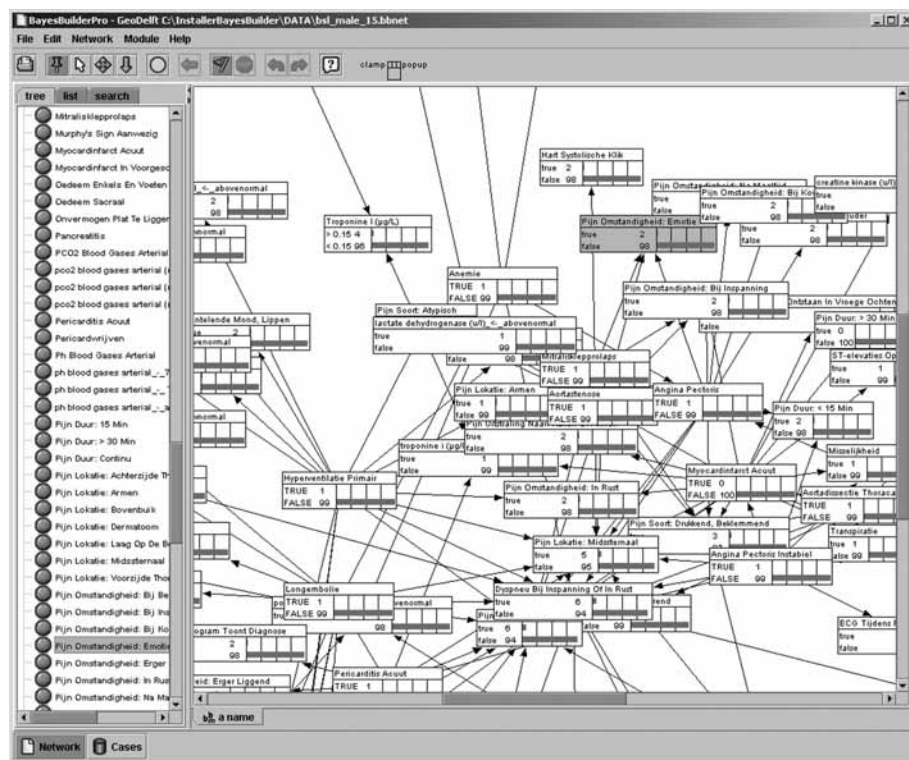


Fig. 3. Deel van het grafisch kansmodel dat in Promedas gebruikt wordt voor medische diagnostiek.

11

Figuur 3 toont een klein deel van een netwerk dat wij samen met het academisch ziekenhuis Utrecht hebben gebouwd²³. Het netwerk modelleert de relaties tussen ziektes en symptomen binnen de cardiologie en bevat vele honderden variabelen. Overigens zijn de numerieke waarden van de kansen die u hier ziet incorrect, omdat slechts een deel van het volledige netwerk is geladen.

De kracht van kansmodellen is dat ze niet alleen van oorzaak naar gevolg van ziekte naar symptoom, kunnen redeneren, maar ook andersom. Op basis van de waargenomen symptomen kan de kans op elke ziekte worden berekend. Op deze manier kan de diagnose van een patiënt worden bepaald.

Bijvoorbeeld, stel dat ik op dit moment pijn op de borst voel als gevolg van al de emotie van deze inaugurele plechtigheid. Dan berekent het netwerk dat de kans op Angina Pectoris behoorlijk is toegenomen. Dit is in het algemeen een ingewikkelde berekening, omdat niet alleen de Angina Pectoris, maar ook andere diagnoses de pijn op de borst mogelijk kunnen verklaren. De kans op de Angina Pectoris wordt nu berekend door alle combinaties van aan- en afwezigheid van de overige diagnoses te beschouwen, en de kansen van deze combinaties te sommeren. Indien het aantal combinaties klein is, is dit eenvoudig. Echter, het aantal combinaties groeit exponentieel met het aantal diagnoses in het model. Dus, in het algemeen schaalde de rekentijd die nodig is om een diagnose te stellen exponentieel met het aantal diagnoses. Er is de bekende legende van de wiskundige die schaken zou hebben uitgevonden, en die aan de koning vroeg zijn beloning in graan uit te keren. Op het eerste schaakveld 1 graankorrel, en op elk volgende veld het dubbele aantal graankorrels: 2, 4, 8, 16, ... enzovoort. De koning stemde toe, maar zal zeker niet aan zijn belofte hebben kunnen voldoen. Het laatste schaakveld bevat 2^{63} graankorrels, en dit is waarschijnlijk meer dan de totale menselijke graanproductie tot nu toe.

Het feit dat rekentijd exponentieel groeit met het aantal variabelen in het model is een fundamenteel probleem van kansmodellen, en het heeft voor zover bekend geen oplossing. Het is goed om te realiseren, dat het niet zozeer een tekortkoming is van het kansformalisme, maar veeleer een fundamentele eigenschap van onzekerheid. Iets, waar intelligente wezens op de een of andere manier een efficiënte oplossing voor moeten vinden. Omdat exacte berekening te complex is, lijkt het erop dat zo'n efficiënte oplossing op z'n best een goede benadering is. Onze hersenen bevatten efficiënte oplossingsmethodes voor problemen waarvan we weten dat ze exact niet efficiënt oplosbaar zijn.

'In onze speurtocht naar kunstmatige intelligentie is het dus van groot belang om efficiënte benaderingsmethodes te ontwikkelen.'

Kansmodellen worden gebruikt in vele takken van de wetenschap, niet alleen voor toepassing in de kunstmatige intelligentie. Bijvoorbeeld in de genetica, de hoge energie fysica

12

en de statistische fysica. Met name in de fysica, zijn vele efficiënte benaderingsmethoden ontwikkeld. Er zijn grofweg twee aanpakken: een wiskundige benadering, waarbij de uit te rekenen exponentiële som wordt vervangen door een uitdrukking die efficiënt kan worden uitgerekend. Of een zogenaamde Monte Carlo berekening.

De Monte Carlo methode⁵ simuleert het kansmodel door in elke iteratie met een computerdobbelsteen te gooien en volgens de uitkomst van deze dobbelsteen de configuraties van het netwerk te kiezen. De methode is dusdanig geconstrueerd, dat de verschillende configuraties die het netwerk aanneemt, overeenkomen met de grootste termen uit de exponentiële som die we willen berekenen. Op deze manier wordt de som bij benadering uitgerekend en dit is voor veel problemen een efficiënte manier om een nauwkeurig resultaat te krijgen. De Monte Carlo sampling methode heeft als groot voordeel dat ze zeer generiek is en dus voor vrijwel alle mogelijke problemen kan worden gebruikt. Een probleem is echter dat voor het verkrijgen van nauwkeurige resultaten, de simulaties soms erg veel tijd vergen.

Het alternatief is de mathematische benaderingsmethode. Hier zijn vele varianten van in omloop. De krachtigste methode van dit type staat bekend onder de naam 'message passing', ofwel het versturen van boodschappen⁶. De onderliggende wiskundige beschrijving van deze methode is vrij ingewikkeld, maar intuïtief komt het op het volgende neer.

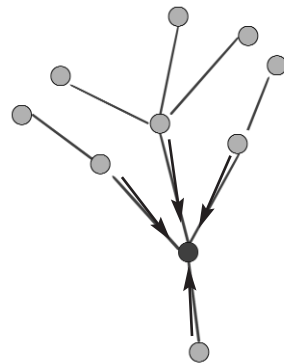


Fig. 4. Een grafisch kansmodel met de topologie van een boom. De kans op elke variabele kan worden berekend door het versturen van boodschappen tussen naburige knopen.

13

Beschouw een netwerk met een boomstructuur, zoals in figuur 4. Een boom is een speciaal soort netwerk, met de eigenschap dat er tussen elk paar punten (bijvoorbeeld twee bladeren, of een blad en een tak) precies een pad bestaat dat deze punten verbindt. Stel nu dat deze boom een grafisch kansmodel voorstelt, met variabelen op de takken en bladeren. De kans op een variabele hangt af van de interacties met elk van zijn burens en van de kans op de buurvariabelen. De kans op de buurvariabelen wordt berekend in het deel van de boom dat aan deze variabele hangt. Omdat de structuur van het netwerk een boom is, kunnen deze berekeningen onafhankelijk van elkaar worden uitgevoerd. Het resultaat van deze berekening kan worden samengevat in een aantal boodschappen. Elke boodschap beschrijft de invloed van een deel van de boom op de rode variabele.

Hetzelfde argument kan worden herhaald voor elke variabele in de boom. Merk hierbij op, dat de berekening van een boodschap gebruik kan maken van eerder berekende boodschappen naar naburige variabelen. Op deze manier kunnen boodschappen voor naburige variabelen aan elkaar gerelateerd worden, en is het uiteindelijk niet nodig om een tak van de boom nog expliciet door te rekenen. De verre invloed van de bladeren van de boom op de stam wordt berekend door boodschappen via tussenliggende variabelen te versturen. Dit proces van versturen van boodschappen wordt gelijktijdig door alle variabelen uitgevoerd en convergeert in een aantal stappen naar een situatie waarin elke boodschap een waarde aanneemt die lokaal consistent is. Op deze wijze kan de kans van elke variabele in het netwerk worden berekend uit de binnenkomende boodschappen.

Wanneer er meerdere paden in het netwerk zijn tussen twee variabelen, is het voorgaande argument niet geldig. Het verrassende is echter, dat ook in dat geval het versturen van hetzelfde boodschappenprotocol vaak tot een nuttig resultaat leidt⁶. Dit heeft voor een aantal computationeel moeilijke problemen, zowel binnen als buiten de kunstmatige intelligentie, tot een doorbraak geleid, en ik wil graag een paar voorbeelden noemen. Het probleem van stereo vision is om op basis van twee beelden (van twee ogen of twee camera's) een schatting van de wereld om ons heen in drie dimensies te maken. Dat wil zeggen, we moeten de diepte schatten waarop objecten zich bevinden. Mensen en dieren kunnen dit omdat onze twee ogen vanuit een verschillende positie de wereld inkijken, en zodoende een ander plaatje naar de hersenen sturen. Uit het verschil van de beelden kunnen de hersenen de diepte reconstrueren. Het probleem is computationeel lastig, omdat lokale informatie die aangeeft hoe goed delen van de twee beelden op elkaar passen, moet worden gecombineerd met globale informatie zodat een coherent dieptepercept ontstaat.

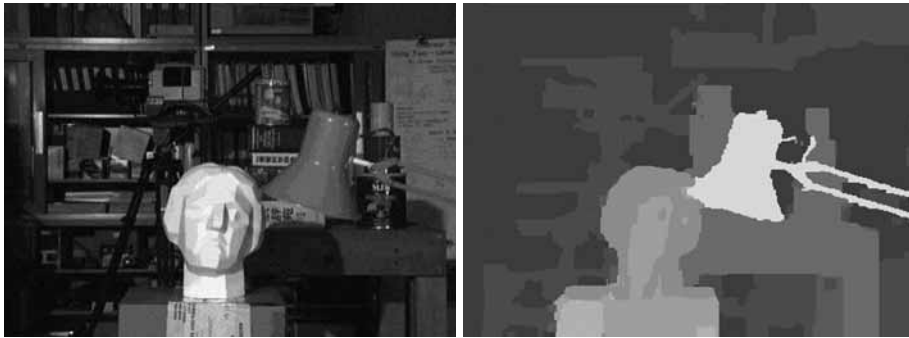


Fig. 5. Stereo vision. Het schatten van diepte in drie dimensies op basis van twee 2-dimensionale beelden is een voorbeeld van een toepassing waar message passing de krachtigste methode is die momenteel bekend is.

Stereo vision is een onderwerp waar al vele decennia aan gewerkt wordt en het is dus niet eenvoudig om bestaande methodes te verbeteren. Recentelijk is dit toch gelukt. Met message passing is het mogelijk om een veel nauwkeurigere diepteschatting te krijgen dan voorheen mogelijk was. Het resultaat in figuur 5, is afkomstig van onderzoekers van het Microsoft onderzoekslaboratorium in China⁷. Rechts is de diepteschatting, die berekend is op basis van het linker beeld en een tweede beeld uit een iets andere gezichtshoek. Message passing is momenteel de krachtigste methode die voor stereo vision bekend is.¹¹

Stereo vision is een voorbeeld van een optimalisatieprobleem. Er zijn moeilijke en makkelijke optimalisatieproblemen. Het verschil is hoe de benodigde rekentijd en/of het benodigde geheugen schaal met de probleemgrootte. Is dit exponentieel, zoals we gezien hebben bij het grafische kansmodel, dan heet het probleem moeilijk, anders heet het makkelijk⁸. Veel van de moeilijke optimalisatieproblemen blijken aan elkaar gerelateerd te zijn, en even moeilijk te zijn als het zogenaamde tevredenheidsprobleem (satisfiability in het Engels). Dit betekent dat als we dit probleem efficiënt kunnen oplossen, we een grote klasse van moeilijke problemen efficiënt kunnen oplossen. Recentelijk is voor dit probleem met message passing een belangrijke vooruitgang geboekt.

Het probleem is als volgt geformuleerd: we zoeken een rij nullen en enen die aan een aantal voorwaarden voldoet. Elke voorwaarde sluit een specifieke combinatie van drie variabelen uit.

X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	...	X _n
0	.	.	0	0
.	1	.	0	1
.
.
0	0	0	0	0	...	1

Bijvoorbeeld, het eerste, vierde en laatste getal mogen niet gelijktijdig de toestand 0 of 0 aannemen. Het tweede, vierde en vijfde getal mogen niet gelijktijdig de toestand 1 of 1 aannemen. Enzovoort. De vraag is om een oplossing te vinden die aan alle voorwaarden voldoet, zoals op de onderste rij is weergegeven. Als het aantal voorwaarden klein is, zijn er zeer veel oplossingen en is het probleem eenvoudig. Als het aantal voorwaarden zeer groot is, is er geen enkele oplossing. Er is een kritisch aantal voorwaarden, dat de grens markeert tussen een gebied waar nog oplossingen bestaan en een gebied waar geen oplossingen meer bestaan. Hoe dichter het aantal voorwaarden bij deze kritische grens komt, hoe moeilijker het is om een oplossing te vinden. Het is in dit kritische gebied waar recentelijk met een geavanceerde variant van message passing enorme vooruitgang is geboekt door een groep Franse en Italiaanse onderzoekers. Waar voorheen problemen tot 2000 variabelen konden worden aangepakt, is het met message passing mogelijk om problemen met wel 10.000.000 variabelen op te lossen.¹¹

Computer vision en combinatorische optimalisatie zijn slechts twee voorbeelden waarop message passing de krachtigste methode is. Andere voorbeelden waar message passing met succes wordt toegepast zijn beeldrestoratie²⁵, digitale zoom and shape-from-shading²⁶, error correcting codes voor telecommunicatietoepassingen^{27,28}, het modelleren van menselijke bewegingen²⁹, het bepalen van de drie dimensionale structuur van eiwitten³⁰ en het evalueren van Go-stellingen³¹.

Zoals we hebben gezien geeft message passing spectaculaire resultaten indien het convergeert, maar het probleem is dat het niet altijd convergeert. In dat geval geeft het algoritme geen bruikbaar antwoord. Voor een aantal van de toepassingen waar wij in Nijmegen aan werken is dit een probleem. Over de afgelopen jaren hebben we een aantal belangrijke algoritmische verbeteringen aan de message passing methode toegevoegd.¹⁴ Eén daarvan is een versie die gegarandeerd convergeert.¹⁵ De prijs die we hiervoor moet worden betaald is wel dat het resulterende algoritme langzamer is dan de originele variant.

Figuur 6 toont een vergelijking van een aantal algoritmen uit een recent artikel van Pelizzola uit Turijn¹¹. Het probleem is het schatten van kansen op individuele variabelen in een twee dimensionaal grid, zoals we al eerder in de Monte Carlo simulatie hebben gezien, maar ditmaal met willekeurige interacties, en dit maakt het probleem aanzienlijk lastiger.¹⁶

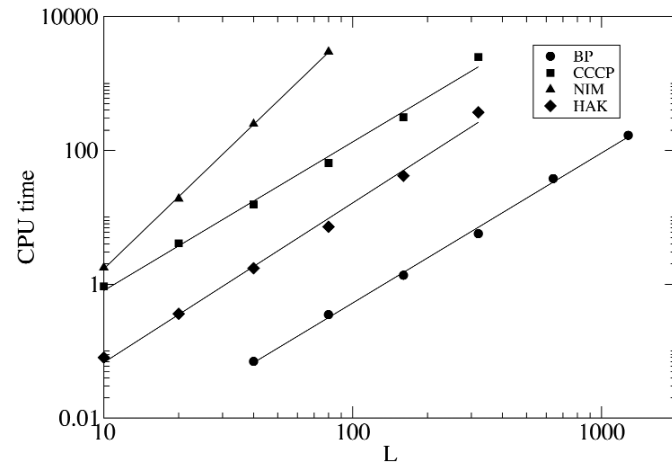


Fig. 6. Vergelijking van rekentijd als functie van de probleem grootte (L) voor een 2-dimensionaal Ising grid met random nabuurinteracties. HAK is het snelste algoritme met gegarandeerde convergentie.

De figuur toont hoe de benodigde rekentijd toeneemt met de grootte van het probleem, voor het standaard message passing algoritme, hier aangegeven met BP, en een aantal convergerende varianten. Het HAK algoritme is uit Nijmegen afkomstig, en draagt de initialen van een aantal mensen hier uit deze zaal¹⁴. Het is het snelste convergente algoritme, en hoewel het aanzienlijk langzamer is dan BP (een factor 50 in dit voorbeeld) heeft het dezelfde bijna lineaire schaling met probleemgrootte. Voor grote grafische kansmodellen waarbij convergentie een probleem is, is HAK dus de beste keuze. Voor dit idee is recentelijk een patent aangevraagd.

Daarnaast zijn we geïnteresseerd hoe onze methodes in de praktijk kunnen worden toegepast. We zijn op een groot aantal terreinen actief, zowel met andere onderzoeksinstellingen als met bedrijven. Ter illustratie zal ik me tot twee toepassingen beperken.

De zogenaamde linkage analysis zoekt naar statistische verbanden tussen erfelijke ziektes en het genetisch materiaal. Gedurende de laatste jaren, is, door een spectaculaire verbetering van de experimentele technieken, de hoeveelheid genetische data die voor de analyse beschikbaar is, sterk toegenomen. Hierdoor wordt het mogelijk om de genetische oorzaak van ziektes nauwkeuriger te bestuderen. De consequentie is wel dat de modellen groter worden en ook hier is het zo dat exacte berekening exponentieel veel rekentijd vraagt. De bestaande analysemethoden maken daarom gebruik van Monte Carlo sampling. In samenwerking met de afdeling antropogenetica van het UMC St Radboud zijn we bezig om message passing op dit probleem toe te passen³². We testen de methode op

data die verzameld zijn door een Australische onderzoeksgroep van families waar relatief veel prostaatkanker voorkomt. Tot nu toe zijn we in staat geweest de Monte Carlo methode te evenaren, maar nog niet om deze te verslaan. Met behulp van financiering van STW hopen we daar in de komende jaren verandering in te brengen.

In samenwerking met het academisch ziekenhuis in Utrecht ontwikkelen we een expertsysteem, dat artsen kan helpen bij het stellen van lastige of zeldzame diagnoses. Wij hebben toepassingen voor ogen voor zowel specialisten als ook voor huisartsen. Dit systeem, Promedas geheten, bevat een groot aantal ziekten en symptomen en berekent de kans op elke mogelijke ziekte voor een individuele patiënt op basis van zijn of haar klachten en symptomen. Tevens adviseert Promedas welk aanvullend onderzoek van belang is om een diagnose beter te kunnen stellen. Promedas is gebaseerd op een grafisch kansmodel zoals ik dat eerder heb laten zien. Ik zal proberen een korte demonstratie te geven: Een 24-jarige slanke vrouw denkt dat ze het aan haar hart heeft. De arts wordt uit het klachtenpatroon geen wijs. Wel blijkt de bloeddruk hoog: 150/90. Over het hart hoort hij een systolisch geruis, soms wel hoorbaar, soms niet, punctum maximum 4L. Wat is de diagnose?

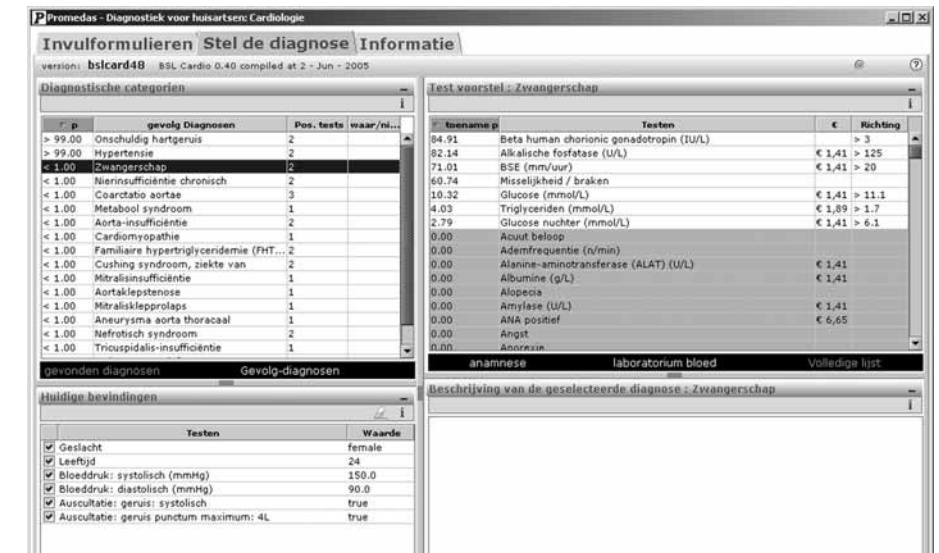


Fig. 7. Het scherm van Promedas zoals wij voorstellen dat het door artsen zal worden gebruikt. Linksonder staan de gegevens van de patiënt die zijn ingevoerd in het systeem. Linksboven staat de differentiaaldiagnose: een lijst mogelijke diagnoses, geordend naar hun waarschijnlijkheid. Rechtsboven staat een lijst met aanvullend onderzoek dat Promedas aanbeveelt om een specifieke diagnose (zwangerschap in dit voorbeeld) beter te kunnen stellen.

Hier ziet u het scherm zoals wij voorstellen dat dat door artsen zal worden gebruikt. Ik heb de gegevens in Promedas ingevoerd, zoals het geslacht en leeftijd van de patiënt, de bloeddruk, het systolisch geruis en de punctum maximum 4L, en hier ziet u de kansen die het systeem aan de verschillende diagnoses toekent. Het systeem komt niet verder dan te constateren dat er sprake is van hypertensie, dat wil zeggen verhoogde bloeddruk, en dat de ruis waarschijnlijk onschuldig is.

We kunnen nu aan Promedas vragen, wat we verder moeten doen om een diagnose met meer zekerheid te kunnen stellen. Er is een verwaarloosbare kans op zwangerschap, maar als we zouden willen nagaan of de vrouw zwanger is, vraagt Promedas naar een aantal laboratoriummetingen en wil onder andere weten of de vrouw ook misselijk is.

Inderdaad komt de vrouw na vier weken terug op consult en meldt dat ze misselijk is, en eenmaal heeft gebraakt. Vullen we deze informatie in in Promedas, dan zien we dat er nu een aanzienlijke kans van 61 procent is dat de vrouw zwanger is. Om dit nog wat zekerder te weten, volgen we de suggestie van Promedas om BSE te meten, en de waarde blijkt hoger dan normaal: 25. De kans op zwangerschap schiet naar boven de 90 procent en Promedas is er nu vrijwel van overtuigd dat de vrouw zwanger is.

Merk ook op dat nu het blijkt dat de vrouw zwanger is, de hypertensie minder waarschijnlijk is geworden. Aanvankelijk was de kans op hypertensie meer dan 99% en is nu gezakt tot 37 procent. De reden is dat de hoge bloeddruk gedeeltelijk door de zwangerschap kan worden verklaard. Daarmee wordt het onwaarschijnlijker dat er nog een andere oorzaak voor de hoge bloeddruk is. Op deze manier beredeneert Promedas welke combinatie van oorzaken de meest waarschijnlijke verklaring is voor de waargenomen symptomen.

Promedas kan een belangrijke bijdrage leveren aan de kwaliteit van de gezondheidszorg, en kan ook kostenbesparend werken. In de eerste plaats, door het verminderen van het aantal testen dat door artsen wordt aangevraagd, en ten tweede door het verminderen van het aantal bezoeken van de patient aan de specialist of arts. Het systeem is begin juni jongstleden in de Ahoy-hal in Rotterdam aan 3000 huisartsen gepresenteerd en is daar enthousiast ontvangen. Met behulp van een subsidie van Biopartner wordt momenteel een bedrijf gestart om Promedas verder te commercialiseren.

In deze voordracht heb ik geprobeerd om u enig inzicht in mijn onderzoek te geven. Met name heb ik geprobeerd uit te leggen dat de studie van intelligentie in zowel biologische als kunstmatige systemen niet alleen filosofische, biologische en psychologische aspecten heeft, maar ook in belangrijke mate een technisch probleem is. We kunnen het snel eens zijn over het bestaan van intelligente machines. Er zit hier een hele zaal vol. Iets anders is, of we in staat zijn om ze te doorgronden en na te maken.

Het is mijn overtuiging dat krachtig rekent, zoals wij dat nu en in de komende jaren ontwikkelen, hieraan een zinvolle bijdrage kan leveren. Ik heb me in mijn voordracht

geconcentreerd op de message passing methode en hoe deze een efficiënte oplossing kan bieden voor het complexiteitsprobleem dat inherent is aan intelligent ontwerp, maar het zal u hopelijk duidelijk zijn dat ik hiermee slechts één aspect van kunstmatige intelligentie heb belicht. Het realiseren van intelligente machines, die het complexe gedrag van mensen en dieren kunnen evenaren, vereist vele complementaire aanpakken, elk met hun eigen methodes, en is een lange termijn doel. Op de kortere termijn is het, in onze utiliteit gedreven wereld, mooi meegenomen dat het onderzoek ook hele praktische resultaten oplevert, op basis waarvan, ook door ons, concrete toepassingen worden gerealiseerd.

Aan het eind van mijn voordracht gekomen, wil ik nog graag een woord van dank uitspreken.

Geachte leden van het College van Bestuur, het Stichtingsbestuur en het bestuur van de faculteit Natuurwetenschappen, Wiskunde en Informatica. Ik wil u allen van harte bedanken voor het in mij gestelde vertrouwen. De beslissing om een leeropdracht in te stellen op een onderwerp dat niet eenvoudig binnen één enkele discipline te vatten is, is opmerkelijk, maar past in de visie van deze universiteit om onderzoek meer thematisch te organiseren. Ik hoop aan dit proces een constructieve bijdrage te kunnen leveren, en hoop het in mij gestelde vertrouwen niet te beschamen.

Geachte leden van het bestuur van de Stichting Neurale Netwerken. Als bestuurders heeft u, in veranderende samenstelling, mijn carrière hier aan deze universiteit over een periode van 15 jaar van nabij gevolgd. We hebben in het verleden, en nog steeds, intense discussies over hoe we, eerst neurale netwerken, en later adaptieve intelligentie, aan de man kunnen brengen. En dat blijft niet alleen bij praten. Mede dankzij de toewijding van het bestuur heeft SNN een reputatie kunnen opbouwen van een club van onderzoekers die hun resultaten ook in de praktijk willen brengen. Ik wil jullie bijzonder bedanken voor jullie inzet over de afgelopen jaren, en voor het medefinancieren van deze leeropdracht.

Waarde collega Gielen, beste Stan.

Bijna zestien jaar geleden heb je mij als programmamanager van SNN binnengehaald. Jij was toen ook nog maar net in Nijmegen begonnen. Het was een bevlogen tijd. Je had het ministerie van Economische Zaken overtuigd om een forse subsidie voor toepassingsgericht onderzoek op het gebied van de neurale netwerken toe te kennen aan de afdeling Biofysica. Deze constructie was niet geheel zonder problemen, want de afdeling biofysica had weliswaar veel expertise op het gebied van hersenen en gedrag, maar had op dat moment geen ervaring met het toepassen van neurale netwerken op problemen in het bedrijfsleven. Samen met Peter Johannesma hebben we SNN indertijd vormgegeven en ik heb nog steeds heel goede herinneringen aan deze periode.

Gedurende de afgelopen vijftien jaar heb je me op een aantal belangrijke momenten in mijn carrière enorm gesteund. Met name wil ik je bedanken voor je inspanning ten tijde van de toekenning van mijn Pionier-subsidie, met betrekking tot de inbedding van mijn onderzoek binnen de faculteit. Terugkijkend op deze vroege periode constateer ik dat de keuze om hersenonderzoek, neurale netwerken en machine learning onderzoek aan elkaar te koppelen een hele goede zet is geweest, die in lijn is met ontwikkelingen elders in de wereld. Ik hoop in de toekomst een zinvolle bijdrage te kunnen leveren aan de initiatieven van deze universiteit, om de neuroscience in de breedste zin van het woord als een belangrijk thema te profileren.

Waarde collega-onderzoekers in Nijmegen, beste Wim, Martijn, Bastian, Onno, Kees, Joris, Bart, Jan Joost en Ender. Jullie zijn degenen die dagelijks al het werk verzetten, en waar ik enorm trots op ben. Ik kan altijd op jullie rekenen, niet alleen wat betreft geweldige onderzoeksresultaten en feilloze software, maar ook allerlei andere taken, zoals bij het organiseren van bijeenkomsten, en het praten met bedrijven. Heel veel dank hiervoor. In het bijzonder wil ik ook Tom Heskes bedanken voor zijn steun en loyale opstelling gedurende de afgelopen 16 jaar. En Annet Wanders, voor haar geweldige inzet en geduld.

Lieve Ma,

Jouw levensmotto is altijd geweest: 'Doe maar gewoon, dan doe je al gek genoeg'. Ik ben er met de jaren achter gekomen dat wat jullie gewoon noemden, helemaal niet zo gewoon is, en wat een bijzondere ouders ik heb gehad. Jullie onafhankelijke manier van denken en zelfkritiek is me met de paplepel ingegoten. Kenmerkend was bijvoorbeeld voor jullie, dat als één van ons drieën met mooie cijfers uit school kwam, jullie reactie was: 'Dat is mooi! Maar heb je ook wat geleerd?'. Ik wil je bedanken voor de mooie opvoeding die jullie me hebben gegeven.

Lieve Marta,

Met raad en daad, en met veel gevoel voor detail, help je mij dagelijks bij al dit. Het is dankzij jou, dat ik de rust heb gevonden, om me met volle overgave aan mijn onderzoek te kunnen wijden. Je houdt niet van veel woorden, dus laat ik het kort samenvatten: Zonder jouw steun had ik hier vandaag niet gestaan.

Ik heb gezegd.

NOTEN

- I Deze uitspraak is geïnspireerd op de ideeën van Douglas Hofstadter, zoals hij deze verwoordt in de film 'Victim of the Brain' van Piet Hoenderdos (1988).
- II Er bestaan databases met standaard stereo vision problemen. Zie bijvoorbeeld <http://cat.middlebury.edu/stereo>. Onderzoekers kunnen op deze wijze hun algoritmes vergelijken.
- III Het algoritme staat bekend als survey propagation [9]. In plaats dat er een enkele boodschap tussen twee variabelen wordt verstuurd, wordt er een verdeling over boodschappen verstuurd. Dit is noodzakelijk voor dergelijke lastige problemen om tot een zinvolle oplossing te komen. Naast satisfiability, is survey propagation ook met succes toegepast op graph coloring. Dit is het probleem van het kleuren van een landkaart met drie kleuren zonder dat naburige landen dezelfde kleur hebben [10].
- IV Hier volgt een korte en samenvatting van onze onderzoeksresultaten op het gebied van message passing die ik tijdens deze voordracht niet heb kunnen belichten. Voor een meer volledig overzicht zie www.snn.ru.nl. De convergentie van message passing is afhankelijk van de structuur van het netwerk en van de sterkte van de verbindingen, waarvoor we condities hebben afgeleid [15-16]. De message passing methode benadert de kansen in een netwerk, maar geeft hierbij niet de onnauwkeurigheid aan. In [17-21] worden methodes geïntroduceerd die boven en ondergrenzen op deze benaderingen geven. De message passing methode kan worden gegeneraliseerd, door boodschappen te versturen tussen clusters van variabelen in plaats van tussen enkele variabelen. Deze methode is oorspronkelijk ontwikkeld voor toe-passing in de statistische fysica door Kikuchi [13], en is door ons (en anderen) toegepast op grafische kansmodellen [22,23].
- V Een doorbraak was het inzicht van Yedidia, Freeman and Weiss [12] die aantoonde dat message passing zoals dat in de informatica gebruikt werd, equivalent is met het minimaliseren van de zogenaamde Bethe vrije energie. De consequentie was dat er andere methodes konden worden ontwikkeld die de Bethe vrije energie minimaliseren, en die gegarandeerd convergeren. Het eerste convergente algoritme is de zogenaamde Natural Iteration Method van Kikuchi [13]. Op basis van [12] ontwikkelden wij de methode beschreven in [14].
- VI Indien interacties positief zijn, hebben naburige variabelen de neiging om dezelfde waarde aan te nemen. Een dergelijk systeem heet in de fysica een ferro-magneet en heeft twee toestanden die de kans maximaliseren: alle variabelen 0, of alle variabelen 1. De kansverdeling van het netwerk is rond deze twee configuraties gepiekt. Wanneer interacties verschillend teken hebben, wordt de situatie een stuk ingewikkelder. Er zijn nu geen voor de hand liggende configuraties die optimaal zijn, omdat geen variabele een waarde kan aannemen die in harmonie is met elk van zijn burens. Een dergelijk systeem heet gefrustreerd. Het berekenen van kansen.

REFERENTIES

- 1 S. J. Gould. *The Mismeasure of Man*. Norton & Company; (1982, Revised edition 1996) ISBN: 0393039722
- 2 Binet. A., & Simon, T. (1916). *The development of intelligence in children*. Baltimore, Williams & Wilkins. (Reprinted 1973, New York: Arno Press; 1983, Salem, NH: Ayer Company).
- 2 Lombroso, C. (1911/1968). *Crime: Its Causes and Remedies*. Henry Horton (translator). Montclair, NJ: Patterson Smith.
- 3 B. Bryson. *A short history of nearly everything*. Broadway (2004) ISBN: 076790818X
- 4 J. Pearl, *Probabilistic reasoning in intelligent systems: Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann 1988 San Francisco, California.
- 5 M. Metropolis, A. Rosenbluth en M. Rosenbluth. Equations of state calculations by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics* 21 (1953) 1087-1091.
- 6 K.P. Murphy, Y. Weiss, and M.I. Jordan. Loopy belief propagation for approximate inference: an empirical study. in Laskey K.B. and Prade H. (editors) *Proceedings of the Fifteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco (1999)
- 7 J. Sun, Y. Li, S. B. Kang, and H.-Y. Shum. Symmetric stereo matching for occlusion handling. In *IEEE Computer Society International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 2005.
- 8 M. Garey, D. Johnson, and L. Stockmeyer. Some simplified NP-complete graph problems. *Theoretical Computer Science*, 1:237-267, 1976.
- 9 M. Mezard, G. Parisi and R. Zecchina. Analytic and algorithmic solution of random satisfiability problems. *Science* 297 (2002) 812.
- 10 Braunstein A, Mulet R, Pagnani A, Weigt M, Zecchina R, *PHYSICAL REVIEW E* 68 (3): Art. No. 036702 Part 2, SEP 2003.
- 11 A. Pelizzola. Cluster Variation Method in Statistical Physics and Probabilistic Graphical Models. Submitted to *J. Phys. A*.
- 12 J.S. Yedidia, W.T. Freeman and Y. Weiss, Constructing Free Energy Approximations and Generalized Belief Propagation Algorithms, submitted to *IEEE Transactions on Information Theory*. Also available as www.merl.com/papers/TR2002-35/
- 13 R. Kikuchi, Superposition approximation and natural iteration calculation in cluster-variation method, *J. Chem. Phys.* 60 (3): 1071-1080 1974
- 14 T. Heskes, K. Albers en H.J. Kappen. Approximate inference and constrained optimization, *Proceedings UAI* (2003) 313-320.
- 15 J.M. Mooij & H.J. Kappen Validity estimates for loopy Belief Propagation on binary real-world networks, In Lawrence K. Saul and Yair Weiss, and Leon Bottou (Editors), *Advances in Neural Information Processing Systems* 17 (2005) 945-952 MIT Press.
- 16 J.M. Mooij & H.J. Kappen Sufficient conditions for convergence of Loopy Belief Propagation, submitted to *IEEE Transactions on Information Theory*.
- 17 M.A.R. Leisink and H.J. Kappen General lower bounds based on computer generated higher order expansions, In: *Proceedings Uncertainty in AI* 2002.
- 18 M.A.R. Leisink and H.J. Kappen Means, Correlations and Bounds, In: Tom Dietterich, Sue Becker and Zoubin Ghahramani (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* 14 (2002) 455-462, MIT Press.
- 19 M.A.R. Leisink and H.J. Kappen A tighter bound for graphical models, In: Todd K. Leen, Thomas G. Dietterich and Volker Tresp (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* 13 (2001) 266-272, MIT Press.
- 20 M.A.R. Leisink and H.J. Kappen A tighter bound for graphical models, *Neural Computation*, 13 (2001) 2149-2171
- 21 M.A.R. Leisink and H.J. Kappen, Bound Propagation, *Journal of Artificial Intelligence Research* 19 (2003) 139-154
- 22 H.J. Kappen and W. Wiegerinck Novel iteration schemes for the Cluster Variation Method, In: Tom Dietterich, Sue Becker and Zoubin Ghahramani (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* 14 (2002) 415-422, MIT Press.
- 23 H.J. Kappen, The Cluster Variation Method for approximate reasoning in medical diagnosis, In G. Nardulli and S. Stramaglia (Editors) *Modeling Bio-medical signals*, World Scientific 2002 pages 3-16.
- 25 Tanaka K. and Morita T Cluster variation method and image restoration problem. *Phys. Lett. A* 203 (1995) 122
- 26 W.T. Freeman, E.C. Pasztor and O.T. Carmichael, *Learning Low-Level Vision*. *Int. J. Comp. Vision* 40 (2000) 25-47
- 27 R.G. Gallager, *Low-density parity check codes*, Cambridge: MIT Press 1963
- 28 R. McElice, D. MacKay and J. Cheng, Turbo Decoding as an Instance of Pearl's Belief Propagation Algorithm, *J. Sel. Communication* 16 (1998) 140-152
- 29 Sigal, L., Isard M. I., Sigelman B. H., Black M. J., Attractive people: Assembling loose-limbed models using non-parametric belief propagation, In Sebastian Thrun and Lawrence Saul and Bernhard Schölkopf (Eds.) *Advances in Neural Information Processing Systems* 16 (2004), MIT Press.
- 30 C. Yanover and Y. Weiss, Approximate inference and protein folding, In Sebastian Thrun and Lawrence Saul and Bernhard Schölkopf (Eds.) *Advances in Neural Information Processing Systems* 16 (2004) MIT Press.
- 31 David H. Stern, Thore Graepel, David J. C. MacKay, Modelling Uncertainty in the Game of Go, In Lawrence K. Saul and Yair Weiss and Léon Bottou (Eds), *Advances in Neural Information Processing Systems* 17 (2005) 1353-1360, MIT Press.
- 32 C A Albers, M A R Leisink and HJ Kappen, The Cluster Variation Method for Efficient Linkage Analysis on Extended Pedigrees. *BMC Bioinformatics Special Issue*, submitted.