

## PDF hosted at the Radboud Repository of the Radboud University Nijmegen

The following full text is a preprint version which may differ from the publisher's version.

For additional information about this publication click this link.

<http://hdl.handle.net/2066/112737>

Please be advised that this information was generated on 2017-12-06 and may be subject to change.

I&I, Informatie & Informatiebeleid (1995) nr. 1, pp. 75-81  
See also <http://www.cram.nl/ieni/950107.htm>

## Neurale netwerken en hun toepassingen

Door Stan Gielen & Bert Kappen

Neurale netwerken zijn in staat om louter door het aanbieden van representatieve voorbeelden moeilijke problemen op te lossen, zelfs indien een oplossingsalgoritme voor het op te lossen probleem niet aanwezig is. Na verschillende perioden, waarin de belangstelling voor neurale netwerken geweldig fluctueerde, is er sedert een jaar of tien een stabilisatie opgetreden, waarin enerzijds de theorie van neurale netwerken een solide basis heeft gekregen en waarin anderzijds het succes van neurale netwerken heeft geleid tot acceptatie als een belangrijke nieuwe techniek voor diverse toepassingen.

Het onderzoek naar neurale netwerken dateert reeds uit de jaren veertig, toen enerzijds een basis werd gelegd voor een beter begrip van het functioneren van biologische neurale netwerken, en anderzijds de transistor de mogelijkheid schiep om artificiële neurale netwerken te simuleren. Door de beperkte hardwarefaciliteiten waren de gesimuleerde netwerken uiterst primitief met slechts een paar zenuwcellen, neuronen genaamd. Toch stamt uit die tijd reeds het inzicht, dat neurale netwerken zich bij uitstek lenen voor implementatie op parallel hardware, waardoor de intrinsieke nadelen van de enkele, sequentiële processor niet optreden en veel applicaties sneller kunnen plaatsvinden.

Na een aantal perioden waarin neurale netwerken zich in een grote mate van belangstelling mochten verheugen, onder andere in de jaren veertig en in de jaren zestig, toen het Perceptron werd geïntroduceerd, nam in de jaren tachtig het aantal publikaties, toepassingen, en patentaanvragen van neurale netwerken geweldig toe. Momenteel zijn neurale netwerken een algemeen geaccepteerde techniek geworden, hetgeen moge blijken uit het feit dat ze ook in de lucht- en ruimtevaart toepassing gevonden hebben, een applicatiegebied waarin alleen zogenaamde 'proven technology' wordt geaccepteerd.

Wat zijn neurale netwerken?

Een biologisch neuraal netwerk bestaat uit een groot aantal zenuwcellen, veelal neuronen genoemd, die onderling informatie uitwisselen. Elk neuron heeft een grote antenne-achtige structuur (dendrietenboom) waarop de signalen afkomstig van andere neuronen als ingangssignalen binnen komen. Deze signalen leiden in de dendrietenboom tot lokale veranderingen in de interne potentiaal, die in rust ongeveer -100 mV bedraagt. De mate waarin een inkomend signaal de interne potentiaal verandert, hangt af van de sterkte van de verbinding tussen twee neuronen (de synaps). Bij een sterke synaptische verbinding zal een neuron de interne potentiaal van een ander neuron in sterke mate beïnvloeden. Bij een zwakke synaptische verbinding is het effect gering. Deze lokale veranderingen in de interne potentiaal planten zich voort naar het cellichaam. Indien in het cellichaam de interne potentiaal een bepaalde drempelwaarde overschrijdt (meestal ongeveer -20 mV), genereert het cellichaam een kortdurende spanningspiek (actiepotentiaal) van ongeveer 1 ms, waarbij de potentiaal tot ongeveer +100 mV oploopt. Deze actiepotentiaal plant zich via een zenuwvezel (het axon genaamd) voort naar andere neuronen in het netwerk. Deze actiepotentialen zijn de informatie-eenheden die tussen neuronen worden uitgewisseld. De toestand van een neuron wordt daarom veelal als een binaire grootheid voorgesteld: het neuron is in de toestand '1' indien het een actiepotentiaal genereert en is in de toestand '0' of '-1' indien het in rust is en geen actiepotentiaal genereert.

De informatie in een neuraal netwerk ligt besloten in de sterkte van de synaptische verbindingen. Deze sterkte kan als gevolg van een leerproces veranderen. Inmiddels zijn een aantal mechanismen bekend die ertoe leiden dat synaptische verbindingen van sterkte veranderen en daarmee informatie opslaan.

Bij artificiële neurale netwerken worden een groot aantal vereenvoudigingen gemaakt. De belangrijkste zijn dat het ingangssignaal van een neuron bestaat uit een gewogen lineaire sommatie van de uitgangssignalen van de andere neuronen in het netwerk. De weegfactor is hierbij de sterkte van de synaps die het zendende en ontvangende neuron met elkaar verbindt. De sterkte van de synaps bepaalt in welke



mate de uitgangssignalen van een neuron bijdragen aan de verandering van de interne potentiaal van het ontvangende neuron. Ook wordt verondersteld dat het artificiële neuron van toestand verandert indien de som van gewogen ingangssignalen een bepaalde drempelwaarde overschrijdt. Ten slotte is er steeds een leerregel die voorschrijft hoe de sterkte van de verbindingen tijdens een leerproces verandert. Deze leerregels zijn vaak niet biologisch plausibel, maar functioneren in de praktijk vaak zeer goed.

#### Verschillende soorten neurale netwerken

Net als in biologische neurale netwerken zijn er diverse typen artificiële neurale netwerken. In dit bestek kunnen we niet al deze typen bespreken, maar zullen we ons beperken tot een paar belangrijke typen.

#### Perceptron

Het Perceptron is een zeer eenvoudig neuron, waarbij de toestand van het Perceptron (0 of 1) afhangt van het feit of de som van ingangssignalen een bepaalde waarde overschrijdt (zie figuur 2). De sterkte van de synaptische verbindingen waarmee neuronen projecteren naar het Perceptron worden op random wijze gekozen en worden tijdens het leerproces zodanig aangepast dat het Perceptron geleidelijk aan zoveel mogelijk het gewenste gedrag gaat vertonen. Door zijn eenvoud zijn de mogelijkheden van een Perceptron beperkt: het kan slechts eenvoudige (in meer technische bewoordingen: alleen lineair separeerbare) classificatieproblemen oplossen.

#### Het Multi-Layer Perceptron

Het Multi-Layer Perceptron (MLP) bestaat uit twee of meer lagen van perceptrons (zie figuur 3). In het MLP kennen we ingangsneuronen en uitgangsneuronen. De neuronen in de lagen tussen de ingangs- en uitgangsneuronen worden 'hidden units' genoemd. In tegenstelling tot het Perceptron kunnen de neuronen alle waarden tussen 0 en 1 innemen. De verbindingen zijn volledig feedforward: van input- naar hidden-, en van hidden- naar outputneuronen. Er is aangetoond dat het MLP een 'universele approximator' is: het kan geleerd worden om elke gewenste afbeelding van ingangs- naar uitgangsdomein te realiseren. Hoe kan een MLP geleerd worden een probleem op te lossen indien het niet mogelijk is om in een algoritme aan te geven hoe het probleem kan worden opgelost? Het antwoord op de vraag is eenvoudig. Wat nodig is, is een set voorbeelden waarbij voor een aantal ingangssignalen het daarbij behorende uitgangssignaal bekend is. Het uitgangssignaal van het MLP bij een bepaald ingangssignaal hangt af van de sterkte van de gewichten waarmee neuronen naar elkaar projecteren. Indien we het uitgangssignaal voorstellen door  $y(x,w)$ , waarbij  $x$  het ingangssignaal van het MLP voorstelt en  $w$  de gewichten in het MLP, dan wordt beoogd om voor elk ingangssignaal  $x$  het uitgangssignaal  $y(x,w)$  van het MLP zo veel mogelijk gelijk te maken aan het bij  $x$  behorende uitgangssignaal  $y$  gewenst. Volgens recht-toe-recht-aan methoden uit de wiskunde is dan eenvoudig een formule af te leiden die voorschrijft hoe de gewichten in het MLP aangepast moeten worden om het gewenste gedrag te krijgen (zie kader). Het MLP is het meest gebruikte neurale netwerk voor toepassingen, omdat het gebruik ervan relatief eenvoudig is. Toch zijn er nogal wat valkuilen die vermeden dienen te worden, want hoewel theoretisch is bewezen dat een MLP elk probleem kan oplossen, blijkt in de praktijk dat er nogal wat 'trucs' nodig kunnen zijn om tot de gewenste oplossing te komen. Zo is het van belang om het aantal hidden neuronen goed te kiezen (niet te klein en niet te groot). Ook is het zonder zorgvuldige voorzorgsmaatregelen niet altijd gegarandeerd dat het leeralgoritme de gewenste oplossing ook vindt.

#### Boltzmann-machine

De Boltzmann-machine lijkt in een aantal opzichten op het MLP maar wijkt ervan af in het feit dat de neuronen slechts in twee toestanden kunnen zijn (-1 of 1), waarbij de kans dat een neuron in een bepaalde toestand is afhangt van het ingangssignaal van het neuron. Ook afwijkend is de eigenschap dat neuronen in een Boltzmann-machine met elkaar verbonden zijn via symmetrische gewichten. Dit wil zeggen: als neuron 1 projecteert naar neuron 2 met gewicht  $w$ , dan projecteert neuron 2 naar neuron 1 met hetzelfde gewicht. Het trainen gaat weer zoals bij het MLP. Aanvankelijk worden alle gewichten willekeurig gekozen en er is een leerregel die beschrijft hoe de gewichten veranderd moeten worden om de gewenste performance van de Boltzmann-machine te krijgen. Net als voor het MLP is aangetoond dat de Boltzmann-machine een universele approximator is. Hij heeft echter het voordeel dat ingangs- en



uitgangsnuronen verwisselbaar zijn. Veronderstel bijvoorbeeld dat een Boltzmann-machine getraind is om diagnostiek te bedrijven op gegevens van patiënten. Indien nu niet alle gegevens van een patiënt beschikbaar zijn, gaan bij een Boltzmann-machine die ingangsnuronen die de ontbrekende gegevens zouden moeten coderen, de meest waarschijnlijke waarden voor de ontbrekende gegevens opleveren. Tevens verschijnt de te verwachten diagnostiek aan de uitgang. De neuronen die de ontbrekende gegevens zouden moeten coderen kunnen nu dus als uitgangsnuronen worden opgevat omdat ze onbekende gegevens opleveren.

Overige typen neurale netwerken

Naast de hier genoemde typen neurale netwerken zijn er nog vele andere typen. De meest bekende hieronder zijn de Artificial Resonance Theory (ART) netwerken van Steve Grossberg en de zogenaamde Kohonen-netwerken. Van beide typen is een aantal interessante applicaties bekend. Het voert echter te ver om in dit bestek deze netwerken in meer detail te bespreken. Voor meer informatie wordt verwezen naar onder andere Hertz et. al. (1991).

Wanneer een neuraal netwerk te gebruiken?

Vanuit het oogpunt van toepassingen zijn neurale netwerken in feite niet meer dan een techniek die, mits zorgvuldig toegepast, tot goede resultaten kan leiden. Net als bij andere technieken heeft elke methode zijn specifieke toepassingsgebieden. Zo ook is er voor neurale netwerken een aantal richtlijnen te geven wanneer ze aantrekkelijk kunnen zijn en wanneer andere methoden de voorkeur verdienen.

Neurale netwerken worden getraind door het aanbieden van voorbeelden. Dit maakt neurale netwerken zeer aantrekkelijk voor het oplossen van complexe problemen waarvoor geen oplossingsalgoritme bestaat. Voorbeelden van dergelijke problemen zijn:

- optimalisatie (bijvoorbeeld van een therapie voor patiënten);
- het modeleren van complexe systemen (bijvoorbeeld in de robotiek en in de computervision);
- het extraheren van kennis in grote databestanden; en
- het zoeken naar verborgen kennis.


Door het aanbieden van een representatieve set gegevens is het neuraal netwerk in staat zelf de relevante informatie op te slaan.

Een belangrijk aspect van elk neuraal netwerk is, dat het in staat is te generaliseren: na het leren van het trainingsset gedraagt het netwerk zich niet louter als een zogenaamde 'look-up' tabel voor deze trainingsset, maar is het in staat om ook een goede performance te geven op ingangssignalen die niet in het trainingsset aanwezig waren. Het optimaliseren van het generaliserend vermogen van neurale netwerken vergt enige expertise en valt onder de categorie 'trucs' die iedereen die neurale netwerken gebruikt onder de knie dient te hebben.

Een andere aantrekkelijke eigenschap van neurale netwerken is dat de performance ervan zeer robust is voor ruis in de data. De performance hangt nauwelijks af van de ruis. Dit maakt neurale netwerken vooral aantrekkelijk voor classificatie en patroonherkennings-applicaties in een 'natuurlijke' omgeving (onder andere spraakverstaan op een ruizige achtergrond, patroonherkenning op videobeelden met storende invloeden ten gevolge van reflecties van licht, schaduwen etcetera).

Na trainen gedraagt het netwerk zich als een soort expert systeem. Hierin ligt een ander voordeel van neurale netwerken besloten: het trainen van een neuraal netwerk duurt veelal veel korter dan het ontwikkelen van een expert systeem. De ervaring heeft geleerd dat het ontwikkelen van een netwerk met een goede performance aanzienlijk minder tijd vergt dan het ontwikkelen van een op kennis gebaseerd expert systeem. Daarom is een andere belangrijke reden om een neuraal netwerk te gebruiken gelegen in de economische efficiëntie.

Neurale netwerken kunnen ook aantrekkelijk zijn indien real-time aspecten een rol spelen. Omdat neurale netwerken zich bij uitstek lenen voor parallele informatieverwerking, kan een neuraal netwerk zeer goed geïmplementeerd worden in parallele hardware met een zeer snelle performance. Een bijkomend voordeel hierbij is dat de performance van neurale netwerken veelal ongevoelig is voor storingen of veranderingen in het netwerk. Dit heeft tot gevolg dat sommige hardware-storingen in een parallele architectuur de performance van een neuraal netwerk niet noemenswaardig hoeven te beïnvloeden.

Eén van de nadelen van een neuraal netwerk is dat wanneer het eenmaal getraind is en een goede performance geeft, het (nog) niet mogelijk is om uit te leggen hoe het netwerk het probleem precies aanpakt. Dit punt is een van de belangrijke onderzoeksproblemen, waaraan veel aandacht wordt besteed. Voor veel applicaties is 

het wellicht niet nodig dat de performance van het netwerk ook in regels kan worden uitgelegd, mits een goede performance is gegarandeerd. Er zijn echter ook veel toepassingen waarin dit wel een vereiste is. Veronderstel bijvoorbeeld een neurale netwerk dat getraind is met gegevens uit een data-base over hypothecaire leningen. Dit netwerk gedraagt zich dan na training als een expert systeem dat advies geeft of een cliënt wel of niet in aanmerking komt voor een hypothecaire lening. Indien het antwoord van het neurale netwerk na invoer van de gegevens van een nieuwe cliënt 'nee' is, zijn zowel de cliënt als de hyptheekverstrekker erbij gebaat te weten waarom het netwerk tot deze beslissing komt en of het wellicht niet mogelijk is om met een paar aanvullende eisen toch tot een positieve beslissing te komen.

Onder andere om deze reden moet men geen neurale netwerk gebruiken, indien het probleem goed oplosbaar is met een bestaand algoritme (tenzij om redenen van efficiëntie of vanwege een gewenste real-time performance, zoals boven reeds beschreven). Bij het gebruik van een bestaand algoritme waarvan de doeltreffendheid bekend is, weet men steeds precies wat men doet zodat bij problemen de oorzaak snel kan worden gevonden.

Hoewel neurale netwerken met succes gebruikt kunnen worden in de sector van Artificiële Intelligentie als expert systeem, staat het gebruik ervan zeker niet op gespannen voet met de meer 'klassieke' expertsysteem technieken. Neurale netwerken zijn eerder complementair. Er zijn talloze voorbeelden van applicaties waarbij onvoldoende kennis aanwezig was bij een knoop in een complexe beslissingsboom en waarbij een neurale netwerk getraind werd om op de betreffende knoop als 'expert' te functioneren. Ook zijn er voorbeelden, waarbij een neurale netwerk als een soort 'pre-processor' dienst doet. Hierbij wordt ruis weggefilterd en vindt classificatie of patroonherkenning plaats, waarna de resultaten van het netwerk gebruikt worden in een expert systeem.

#### Toepassingsgebieden

In de afgelopen tien jaar zijn er vele succesvolle applicaties gerealiseerd van neurale netwerken. In het volgende zal geprobeerd worden om een beeld te geven van een aantal succesvolle applicaties. Neurale netwerken blijken erg succesvol bij diverse 'data-base mining'-problemen. Dit zijn problemen, waarbij in grote (soms meerdere) databestanden gegevens bij elkaar gezocht dienen te worden. Daarbij moet vaak kennis gebruikt worden die niet expliciet bekend was om tot een gewenste performance te komen. Een voorbeeld hiervan is het vinden van het profiel van de ideale afnemer van een produkt.

Een hieraan verwant probleem is 'direct mailing'. Veronderstel een verzekeringsmaatschappij die cliënten heeft voor een bepaald type verzekering en die wil onderzoeken of deze cliënten wellicht ook geïnteresseerd zouden kunnen zijn in een ander (bijvoorbeeld nieuw) produkt van dezelfde maatschappij. Omdat alleen gegevens met betrekking tot de lopende verzekering bekend zijn, ontbreken sommige gegevens die nodig zijn om op basis van de bekende criteria vast te stellen welke van deze cliënten ook in het andere produkt geïnteresseerd zijn. Hier ligt mogelijk een commercieel interessant produkt, maar het toezenden van teveel en niet relevante gegevens is kostbaar en kan nodeloos irritatie opwekken. Daarom is het van belang om een profiel van een 'ideale' cliënt te hebben en een methode om op basis van 'missing values' een kans in te schatten, dat een cliënt geïnteresseerd is in het nieuwe produkt. Sentient Machine Research te Amsterdam leidt momenteel een project waarin een tiental bedrijven samenwerkt om de meerwaarde van neurale netwerken voor 'direct marketing' aan te tonen. De Stichting Neurale Netwerken (SNN) voert een deel van dit onderzoek uit.

In feite is het bovenstaande een voorbeeld van een optimalisatieproces. Een soortgelijk optimalisatieprobleem wordt aangepakt in een samenwerkingsverband tussen het Academisch Ziekenhuis Utrecht (AZU), SNN, en de European Organisation for Research and Treatment of Cancer (EORTC). In dit samenwerkingsverband worden neurale netwerken toegepast om de relatie te analyseren tussen patiëntgegevens, de gevolgde therapie en het behandelingsresultaat van patiënten met een ovarium carcinoom. De resultaten van deze analyse geven meer inzicht in de factoren (zowel van de patiënt als van de therapie) die bepalend zijn voor de overlevingskansen, en in de wijze waarop deze factoren tijdens de behandeling veranderen.

Aan de Universiteit van Amsterdam en aan de Universiteit Twente worden veelvuldig neurale netwerken toegepast voor het besturen van robots en voor het navigeren van autonome werktuigen. Hierbij spelen verschillende problemen een rol met een zogenaamd 'real-time' aspect, bijvoorbeeld bij het analyseren van beelden van een videocamera ten behoeve van het herkennen en localiseren van voorwerpen bij het vinden van een efficiënte bewegingsbaan te midden van voorwerpen naar een doelpositie zonder daarbij op voorwerpen te botsen.

Een andere applicatie betreft diverse aspecten van patroonherkenning. Voorbeelden hiervan zijn te vinden in spraakherkenning en spraakverstaan. Indien



spraak herkend moet worden in een ruisvrije omgeving zijn er vele technieken die tot een goede performance leiden. In normale realistische situaties echter is er altijd sprake van achtergrondlawaai of van meerdere stemmen. In dit soort situaties blijken neurale netwerken een veel betere performance te geven dan de traditionele technieken. Soortgelijke resultaten zijn geboekt met visuele patroonherkenning, zoals bij het herkennen van geschreven letters en cijfers, waarbij nu een performance van ongeveer 97 procent of meer heel gewoon is. Bij handgeschreven tekst zijn er altijd letters die niet worden afgemaakt of onduidelijk worden geschreven. Door SNN is een systeem ontwikkeld dat deel uit maakt van een commercieel letter- en cijferherkenningssysteem. Dit systeem wordt momenteel in Spanje gebruikt voor de automatische verwerking van aanmeldingsformulieren van studenten die zich hebben ingeschreven voor een universiteit.

Andere succesvolle voorbeelden van het gebruik van neurale netwerken voor patroonherkenning betreffen het analyseren van complexe gegevens bij het zoeken naar en exploreren van oliebronnen bij Shell en het analyseren van diverse typen radarbeelden door HSA.

Een andere sector waarin neurale netwerken in toenemende mate worden gebruikt, is de financiële wereld. Neurale netwerken spelen een steeds grotere rol bij het voorspellen van bijvoorbeeld korte- en lange-termijn rente en het voorspellen van fluctuaties in aandelenkoersen. Vooral in de financiële wereld in Londen gebeurt veel onderzoek en zijn relatief veel applicaties gerealiseerd.

In de procesindustrie hebben applicaties vooral betrekking op het optimaliseren van het productieproces en op patroonherkenning voor de bewaking van het productieproces.

Bovenstaande voorbeelden zijn zeker geen uitputtende opsomming van de toepassingen van neurale netwerken. Zij zijn eerder bedoeld om een illustratieve indruk te geven van wat op dit moment mogelijk is. Zij laten ook zien, dat neurale netwerken een algemeen geaccepteerde techniek zijn geworden die mits verstandig toegepast tot goede resultaten kan leiden.

Hertz, Krogh en Palmer: Introduction to the theory of Neural Computation. Addison-Wesley, 1991.

