

Een Laser Neuraal Netwerk

Evert Mos, Technische Universiteit, Eindhoven en
Jean Schleijsen, Philips Natuurkundig Laboratorium, Eindhoven

Neurale netwerken

Vaak worden wetenschappers bij het doen van een uitvinding geïnspireerd door verschijnselen uit de natuur. Dit is zeker het geval voor (artificieel) neurale netwerken, die een directe imitatie zijn van het menselijk zenuwstelsel. Het vakgebied van neurale netwerken is alweer meer dan een halve eeuw oud; de eerste beschrijvingen dateren uit 1943 [1]. Inmiddels zijn er vele toepassingen voor neurale netwerken beschreven en is er een grote hoeveelheid literatuur op dit vakgebied verschenen (zie onder andere ref. [2-4]).

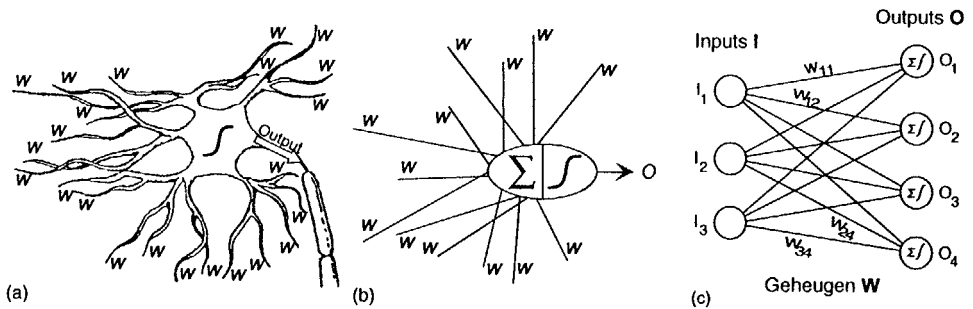
Wat zijn neurale netwerken? Zoals vermeld zijn neurale netwerken afgeleid van het menselijk zenuwstelsel. Ze bestaan uit een (vaak groot) aantal eenvoudige reken-elementen, neuronen, die een directe kopie zijn van de menselijke zenuwcel. In Figuur 1 is zo'n zenuwcel geschetst, met

het bijbehorende model dat gebruikt wordt in artificieel neurale netwerken.

De zenuwcel neemt via een aantal tentakels signalen op uit zijn omgeving. Deze signalen worden gewogen (w) alvorens in het cellichaam een sompotentiaal wordt gevormd. De som van deze gewogen ingangssignalen wordt vervolgens vergeleken met een drempelwaarde. Als de som boven de drempel uitkomt, geeft de zenuwcel signalen af aan naburige zenuwcellen. Het artificieel neuron doet exact hetzelfde en zijn gedrag kan worden beschreven door:

$$O = F \left(\sum_i W_i \cdot I_i \right)$$

De drempelfunctie F is een niet-lineaire functie en wordt in Figuur 1 gerepresenteerd door een S-vormige ofwel *sigmoïde* curve.



Figuur 1

Schematische voorstelling van een biologisch neuron (a), zijn abstract analogon (b) en een neuraal netwerk, bestaande uit verschillende neuronen (c)

Parallele rekenkracht

Wanneer een aantal van deze neuronen aan elkaar wordt geknoopt ontstaat een neuraal netwerk (Figuur 1c). Zo'n netwerk ontvangt een ingangspatroon, bestaande uit een set van ingangssignalen, en berekent vervolgens een uitgangspatroon. De kracht van neurale netwerken schuilt in het feit dat een berekening gedistribueerd over het netwerk plaatsvindt en dus een grote mate van paralleliteit bezit. Vooral bij toepassingen die inherent parallel zijn zoals patroonherkenning is dit een groot voordeel ten opzichte van klassieke rekenmethoden waar een gecompliceerde processor alle berekeningen sequentieel uitvoert

De wegingsfactoren van een neuraal netwerk zijn bovendien instelbaar. Omdat de werking van het neuraal netwerk wordt bepaald door deze wegingsfactoren, kan de functionaliteit worden aangepast aan de omgeving. Dit betekent onder meer dat een neuraal netwerk, net als zijn biologische evenbeeld, kan leren van voorbeelden. Door middel van een leer algoritme kan een *leermeester* het netwerk voorbeelden van ingangs- en uitgangspatronen aanbieden. In de leer algoritme worden de wegingsfactoren op een strategische manier net zo lang aangepast totdat het neuraal netwerk de juiste uitgangspatronen verbindt aan de aangeboden ingangspatronen

Software of hardware?

Meestal bestaan neurale netwerken uit een aantal in software uitgevoerde neuronen die in een computer door middel van een programma aan elkaar geknoopt zijn. Dat wil zeggen dat de paralleliteit niet echt bestaat maar slechts gemuleerd wordt. Het nadeel hiervan is dat de berekeningen ernstig vertraagd worden omdat de processor de uitgangen van de neuronen één voor één berekent

Snelheidswinst kan worden behaald door het toepassen van speciale hardware. Een

probleem dat speelt bij de hardwarematige uitvoering van neurale netwerken in een geïntegreerd circuit is het aantal verbindingen tussen de neuronen. Als dit aantal te groot wordt kunnen de veelal kruisende verbindingen niet meer over elkaar gelegd worden omdat er simpelweg niet genoeg lagen op een chip kunnen worden aangebracht.

Optisch!

Al geruime tijd bestaan er ideeën om dit probleem op te lossen met behulp van licht en optische systemen (zie, voor een overzicht van de onderzoeksactiviteiten op dit gebied referenties [5,6]). Aangezien foto's met elkaar geen interactie aangaan, kunnen neurale verbindingen elkaar dan zonder problemen kruisen. Bovendien vallen de beperkingen van het gebruik van slechts 2 dimensies, zoals dat bij een geïntegreerd circuit het geval is, weg

Het volgende experiment beschrijft een geheel optisch neuraal netwerk, gebruik makende van een enkele diode laser en dispersieve optica (zie referenties [7-9]). Toepassingen van dit *laser neuraal netwerk* liggen in het geheel optisch herkennen en verwerken van patronen in een pakket-geschakeld telecommunicatienetwerk. Hierin worden data in pakketjes verstuurd en moet op de verschillende knooppunten, die onderweg worden gepasseerd, beslist worden waar de pakketjes naartoe moeten worden gezonden. Er moet dus een operatie worden uitgevoerd op optische data. Deze operatie is parallel van aard en een neuraal netwerk zou dan ook zeer geschikt zijn om in een dergelijk telecommunicatieknooppunt in te zetten.

Laser neuraal netwerk

In het laser neuraal netwerk bestaan de neuronen uit de longitudinale modi van een halfgeleiderlaser. Aangezien het golflengtespectrum van een dergelijke laser uit een veelvoud van longitudinale modi bestaat, hebben we meteen de beschikking over vele tientallen neuronen. De drempelfunc-

tie, de *sigmoïde* uit Figuur 1, wordt voor elk van de neuronen geïmplementeerd in het optische domein door gebruik te maken van gecontroleerde optische terugkoppeling in een externe trilholte, gekoppeld aan de halfgeleiderlaser.

Diode laser

Om de werking van het laser neuraal netwerk uit te leggen dienen we kort stil te blijven staan bij de werking van de halfgeleiderlaser en de diverse fysische fenomenen die hieraan ten grondslag liggen. Halfgeleiderlasers worden veelvuldig toegepast in consumenttoepassingen als de CD-speler en CD-ROM drives, en in de meer professionele omgeving van de glasvezel-telecommunicatie. De reden van het succes van de halfgeleiderlaser moet gezocht worden in zijn compacte afmetingen, het hoge rendement van lichtopbrengst, en de eenvoud waarmee een dergelijke laser kan worden bedreven: je stuurt er een stroom doorheen en klaar is Kees!

In electrisch opzicht is een halfgeleiderlaser een diode (vandaar ook wel de naam *diode laser*), met dien verstande dat wanneer er een stroom doorheen wordt gestuurd er een omzetting plaats vindt van electrische energie in licht. Hetzelfde principe wordt toegepast in LEDs: wanneer een stroom door de LED-diode wordt gestuurd, dan zal aan het grensvlak van p-type en n-type gedoteerde halfgeleidermaterialen waaruit een LED is opgebouwd, de recombinatie van een electron-gat-paar resulteren in de emissie van een foton. In een LED vindt deze emissie *spontaan* plaats. Het kan echter ook zijn dat de emissie wordt gestimuleerd door een ander foton. Deze *gestimuleerde emissie* is in fase met het foton dat de emissie stimuleerde en er treedt coherente optische versterking op: laserwerking.

Optische versterking

Om deze laserwerking te realiseren moet voldaan zijn aan een tweetal voorwaarden:

1. er moet sprake zijn van *optische versterking* ten gevolge van *populatie inversie*, en
2. het laserlicht moet worden opgesloten in een optische *trilholte*. De eis van populatie inversie wordt gerealiseerd door een slimme keuze van de diverse lagen waaruit de diode laser is opgebouwd. Hierdoor kunnen in een klein volume, de *actieve laag* van de diode laser, voldoende ladingsdragers, electronen en gaten, worden opgesloten. Bij een voldoende grote stroomsterkte, de *threshold-stroom*, wordt de kans op emissie van een foton ten gevolge van een electron-gat-paar recombinatie groter dan de kans op absorptie van een foton.

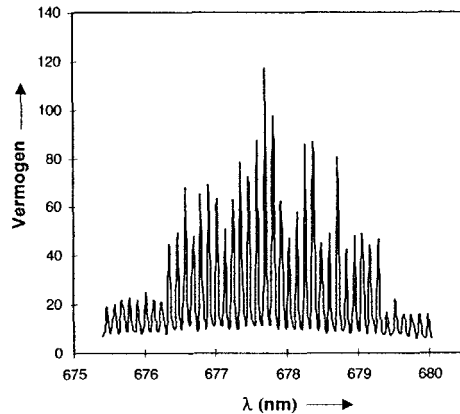
In de praktijk betekent dit dat de intrinsieke optische gain van het halfgeleidermateriaal groter moet zijn dan de optische verliezen in de trilholte. Optische versterking van de fotonen-trein wordt verkregen door de, in eerste instantie spontaan uitgezonden, fotonen een aantal malen door deze actieve laag heen en weer te laten lopen. Tijdens het klieven van de plakken halfgeleidermateriaal, waar deze lasers van worden gemaakt, tot diode lasers ontstaan breukvlakken die tevens dienst doen als de eindspiegels van de lasertrilholte. Tevens zorgt wederom een optimale keuze van het lagenpakket waaruit de diode laser is samengesteld, voor een *waveguide* structuur die de fotonen in de actieve laag opgesloten houdt.

Wanneer een electron uit de n-type laag recombineert met een gat uit de p-type laag van de diode, zal een foton worden uitgezonden met een energie gelijk aan de bandafstand E_{band} van de halfgeleider: het verschil in energie tussen de geleidings- en valentieband. De golflengte van het uitgezonden licht volgt uit de Planck relatie $\lambda = h \cdot c / E_{\text{band}}$, met h de constante van Planck en c de lichtsnelheid. Afhankelijk van de keuze halfgeleidermateriaal zal de golflengte van het laserlicht tussen enkele micrometers (InGaAsP, AlGaAs) en 400 nm (GaN) liggen. Aangezien de electronen en

gaten een zekere spreiding in energie bezitten, zal de golflengte van het uitgezonden foton in een zekere band van het electromagnetische spectrum liggen.

Multimode golflengte spectrum

Het spectrum van een diode laser bestaat uit een veelvoud van discrete golflengtes, overeenkomend met de verschillende longitudinale modi die in de optische trilholtte kunnen rondlopen. De golflengte van de verschillende modi wordt gegeven door de *staande golf* voorwaarde: een geheel aantal keren de halve golflengte van het licht moet precies tussen de twee eindspiegels van de trilholtte passen. Met andere woorden: $0.5 * \lambda_n = \mu * L_a$, met μ de brekingsindex en L_a de lengte van de actieve laag van de diode laser. Figuur 2 laat het spectrum zien van een AlGaAs diode laser (670 nm *Multi-Quantum-Well* laser), die onder threshold condities wordt aangestuurd. We zien dat de laser in principe bij tientallen golflengtes emissie vertoont



Figuur 2

Multimode golflengte spectrum van een MQW diode laser, net onder threshold condities

De optische versterking zal echter in het algemeen voor elke mode net iets anders zijn, waardoor boven threshold vaak één enkele mode de voorkeur krijgt, en de laser

licht met slechts één enkele golflengte uitzendt. Wanneer de optische verliezen voor een bepaalde golflengte variabel gemaakt worden door terugkoppeling van licht, kunnen we deze golflengte al of niet laten rondzingen in de laser trilholtte. Het principe van het laser neuraal netwerk bestaat daarin dat we extern licht met bepaalde golflengtes en zekere intensiteit gaan terugkoppelen in de actieve laag van de laser, en hiermee het golflengte spectrum van de diode laser actief gaan beïnvloeden

Laser neuraal netwerk concept

Hoe bouwen we nu een neuraal netwerk met behulp van een enkele diode laser? Hiertoe wordt de laser gekoppeld aan een externe trilholtte: licht uitgezonden door de diode laser wordt via een externe spiegel teruggekoppeld in de actieve laag van de diode laser. Bovendien dienen we een aantal definities de revue te laten passeren. De toestand van een enkel *neuron* van het neuraal netwerk is gedefinieerd als het optische vermogen in een enkele longitudinale mode van de diode laser. De *input* I voor neuron n wordt aangeboden in de externe trilholtte en is gedefinieerd als de sterkte van de optische terugkoppeling van de laser bundel voor de mode met golflengte λ_n

Meerdere inputs I_m worden, zoals zo meteen zal blijken, gerealiseerd door de transmissie van een eerste LCD matrix te schakelen die in de externe trilholtte is opgenomen. Met behulp van dispersieve optica worden de verschillende modi uit elkaar gerafeld, en zijn we in staat de input voor elk neuron afzonderlijk te manipuleren. Bovendien zal elke mode n ruimtelijk in M gebiedjes worden onderverdeeld, elk met een andere transmissie T_{nm} ($m=1..M$), waardoor we de beschikking krijgen over M inputs I_m . Na het *wegen* van de laserbundel met behulp van een tweede LCD matrix T_{nm} zal de laserbundel via de eindspiegel van de externe trilholtte worden teruggestuurd in de actieve laag van de diode

laser. Aangezien de versterking van licht in de actieve laag van de diode laser een sterk niet-lineair proces is hebben we hier meteen een essentiële ingrediënt van een neurale netwerk te pakken: het neuron (de intensiteit in een bepaalde longitudinale mode) reageert via een niet-lineaire functie (optische versterking in de actieve laag) op de aangeboden inputs (intensiteitsmodulatie van de laserbundel in de externe trilholtte). Belangrijk hierbij is op te merken dat de neurale actie, d.w.z. het wegen van de inputs en het toepassen van de niet-lineaire *sigmoïde* functie, geheel in het optische domein geschiedt!

Inputs, weging en outputs

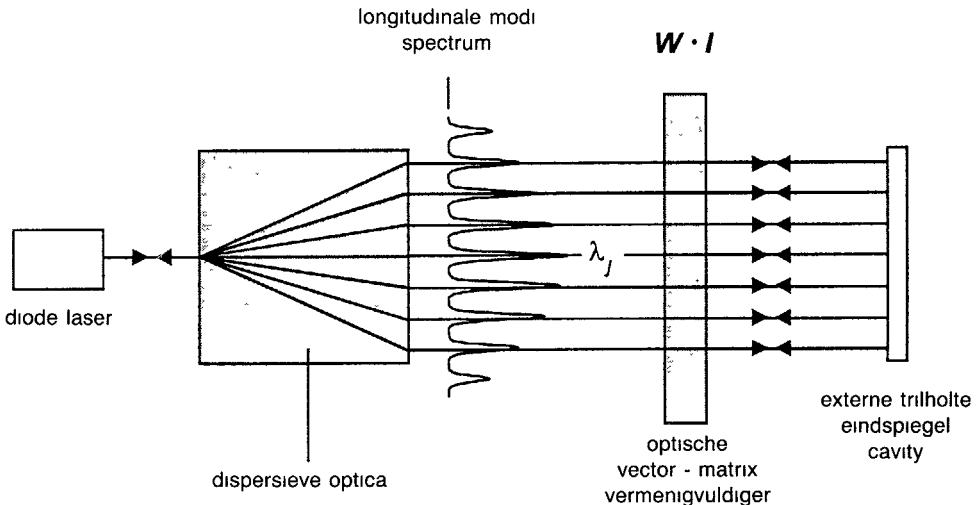
Figuur 3 geeft schematisch de werking van het laser neurale netwerk weer. Wanneer we de beschikking hebben over N longitudinale modi en elke mode λ_n onderverdelen in M gebiedjes met transmissie T_{mn} , dan wordt de mate η_n waarin mode n wordt teruggekoppeld in de diode laser gegeven als:

$$\eta_n \propto \sum_{m=1}^M T_{mn} I_m$$

Elke input I_m wordt aan alle modi aangeboden, echter met voor elke mode een andere wegingsfactor T_{mn} . De diode laser zal vervolgens instantaan reageren op het aangeboden spectrum van teruggekoppelde intensiteiten $\{\eta_j \times P_j\}$ ($j = 1 \dots N$). Effectief worden ten gevolge van deze terugkoppeling de optische verliezen voor de verschillende modi in de lasertrilholtte aangepast. Het lasermechanisme dat ten grondslag ligt aan de werking van de diode laser zal hierdoor de intensiteitsverdeling van de verschillende modi aanpassen, hetgeen uiteindelijk leidt tot een evenwichtssituatie waarin de intensiteit P_n in mode n gegeven wordt door

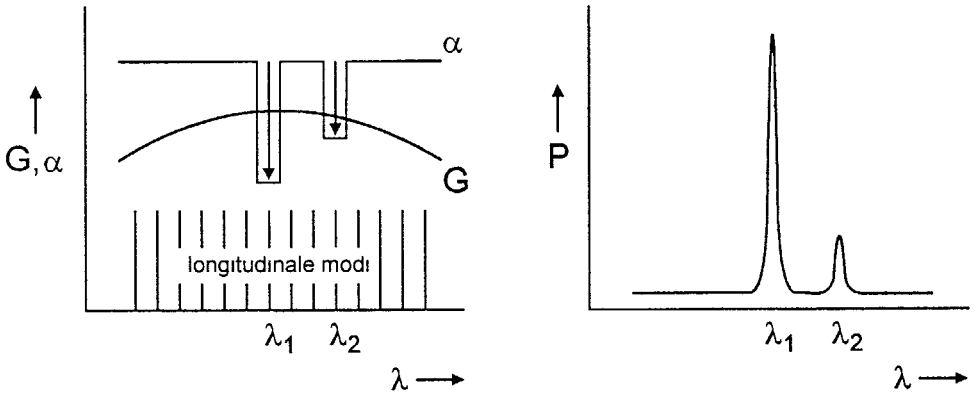
$$P_n \propto L_n \left(\left\{ \eta_j \cdot P_j \right\}_{j=1}^N \right)$$

De functie $L_n()$ beschrijft de respons van de diode laser voor mode λ_n op het totaal aangeboden spectrum van teruggekoppelde modi. ($L_n()$ staat voor de oplossing van de *multimode rate equations* die het dynamische gedrag van de laser beschrijven in termen van fotonemissie en ladingsdragerconcentratie, zie ref [10])



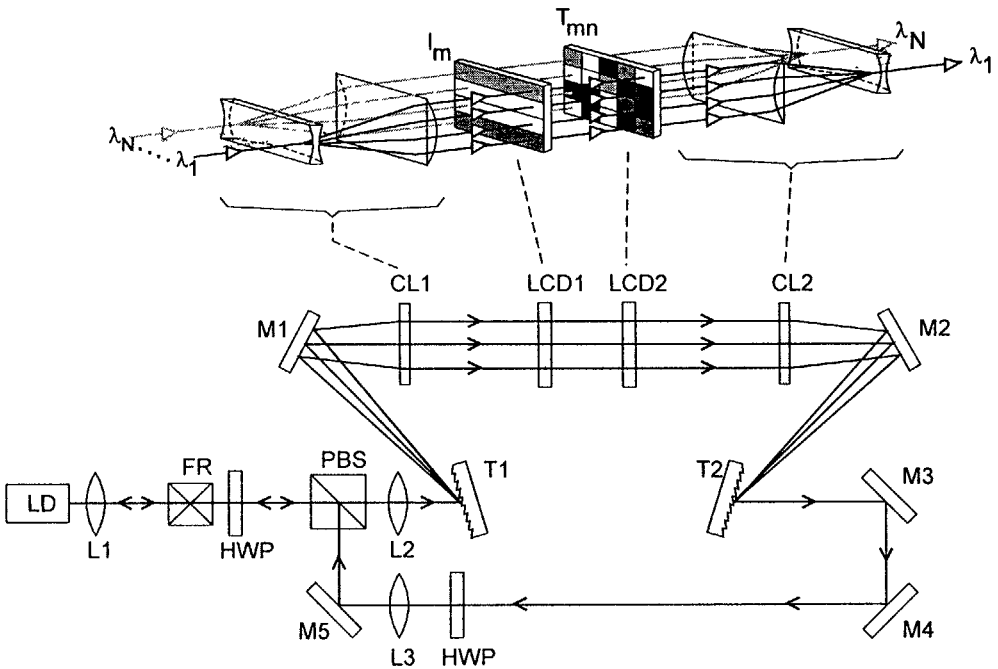
Figuur 3

Principe van het laser neurale netwerk een diode laser gekoppeld aan een externe trilholtte.



Figuur 4

Samenspel van optische versterking, G , en optische verliezen ten gevolge van selectieve terugkoppeling, α , resulterend in een longitudinaal mode spectrum



Figuur 5

Experimentele opbouw van het laser neurale netwerk

Figuur 4 geeft schematisch weer hoe het samenspel van optische versterking in de actieve laag van de diode laser, en het reduceren van optische verliezen in de externe trilholte, leidt tot het selectief aanzetten van bepaalde modi. In de situatie van Figuur 4 zijn de totale verliezen voor alle modi, op twee na, dusdanig groot dat de laser niet aangaat. Voor modi 1 en 2 (golflengtes λ_1 en λ_2) is het teruggekoppeld vermogen ten gevolge van het aanbieden van inputs aan het neurale netwerk, dusdanig groot dat laserwerking optreedt voor deze twee modi de neurale outputs O_1 en O_2 zijn nu actief.

Laser neuraal netwerk opstelling

In Figuur 5 is schematisch de experimentele opbouw van het laser neuraal netwerk weergegeven. De divergente lichtbundel afkomstig van diode laser LD wordt met behulp van collimatorlens $L1$ tot een evenwijdige bundel omgevormd. Vervolgens worden met behulp van twee tralies $T1$ en $T2$, en spiegels $M1$ en $M2$, de verschillende longitudinale modi λ_n in het xz-vlak gescheiden en weer samengevoegd. Na tralie $T2$ zorgen een tweetal cilindrische lenzen $CL1$ en $CL2$ voor het oprekken van de modi λ_n in de z-richting. Een (1-dimensionale) transmissiematrix $LCD1$ zorgt vervolgens voor het aanbrengen van inputs I_m in de z-richting: elke bundel λ_n wordt in M gelijke gebiedjes onderverdeeld. Een tweede (2-dimensionale) transmissie matrix $LCD2$ zorgt voor het aanbrengen van de neurale gewichten T_{mn} . Vervolgens zal de *gewogen* laserbundel worden teruggekoppeld in de actieve laag van de diode laser middels spiegels $M3$ t/m $M5$, en polarisatie-gevoelige deekubus PBS . Een Faraday rotator FR en diverse $\lambda/2$ plaatjes HWP zorgen voor het eenrichtingsverkeer in de externe trilholte. Een deel van het optisch vermogen in de externe trilholte wordt via de 0° orde van tralie $T1$ in een *optische spectrum analysator* gekoppeld, waarmee de intensiteiten in de verschillende modi, en dus de outputs van de neuronen, kunnen worden bepaald. Inputs aanbrengen

gebeurt door de transmissie van de verschillende elementen van $LCD1$ te schakelen. Een input $I_m = 1$ betekent maximale transmissie, $I_m = 0$ komt overeen met volledige absorptie door het betreffende input-element m van $LCD1$. De transmissies van de verschillende elementen van $LCD2$ vormen het geheugen van het neurale netwerk en bepalen de functionaliteit van het laser neurale netwerk.

Het neurale leerproces

Zowel de inputmatrix ($LCD1$) als ook de neurale gewichten ($LCD2$) worden aangestuurd door een computer die de rol van *leermeester* vervult. Voor het leerproces hebben we de beschikking over een set van inputvectoren $\{I_{leerset}\}$ en bijbehorende outputvectoren $\{O_{leerset}\}$. Tijdens het leerproces zal een inputvector $I_{leerset}$ aan het netwerk worden aangeboden en de resulterende outputvector O_{LNN} van het laser neurale netwerk (lees: intensiteitsverdeling van de longitudinale modi) zal worden vergeleken met de bijbehorende outputvector $O_{leerset}$ uit de leerset. De neurale gewichten $T = [T_{mn}]$ zullen hierbij, middels een speciaal voor het laser neurale netwerk ontworpen leeralgoritme, voortdurend aangepast worden, net zolang tot bij één gewichtmatrix T voor elke inputvector de bijbehorende outputvector wordt verkregen. Hierbij wordt gebruik gemaakt van een welgedefinieerde foutnorm $F(\{O_{leerset} - O_{LNN}\})$. Het leerproces is voltooid wanneer de fout F kleiner is dan een bepaalde restfout. De kracht van het leeralgoritme bepaalt hoeveel iteraties nodig zijn alvorens deze situatie wordt bereikt en het laser neurale netwerk doet wat de leermeester (lees: de gebruiker) van haar verwacht.

Een voorbeeld: patroonherkenning

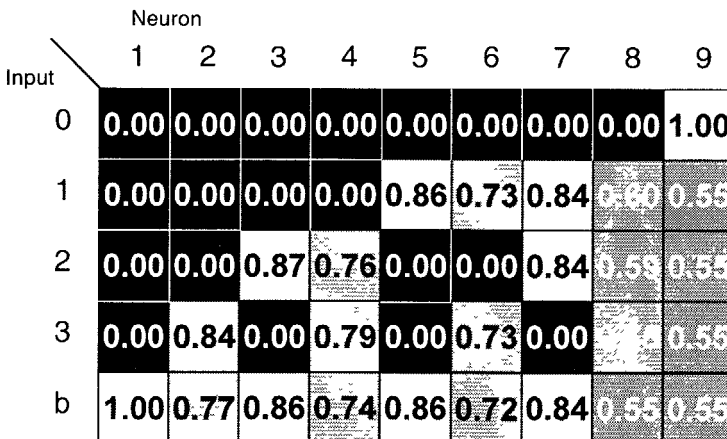
Een bekende categorie problemen, waar neurale netwerken hun kracht bewezen hebben is patroonherkenning. In het volgende gaan we het laser neurale netwerk leren een set van inputvectoren te herkennen. We nemen een set van inputvectoren bestaande uit 4 bits, en outputvectoren

Input	Binaire representatie	Output	Input	Binaire representatie	Output
0	0000	10000000, λ_1	8	1000	00000001, λ_9
1	0001	01000000, λ_2	9	1001	00000001, λ_9
2	0010	00100000, λ_3	10	1010	00000001, λ_9
3	0011	00010000, λ_4	11	1011	00000001, λ_9
4	0100	00001000, λ_5	12	1100	00000001, λ_9
5	0101	000001000, λ_6	13	1101	00000001, λ_9
6	0110	000000100, λ_7	14	1110	00000001, λ_9
7	0111	000000010, λ_8	15	1111	00000001, λ_9

Tabel 1 - Waarheidstabel behorende bij patroonherkenningsprobleem

bestaande uit 9 bits. Het probleem is als volgt: we willen dat het netwerk alle inputvectoren, waarvan de binaire representatie overeenkomt met een getal kleiner dan 8 identificeert als afzonderlijke outputvectoren, alle inputgetallen groter dan of gelijk

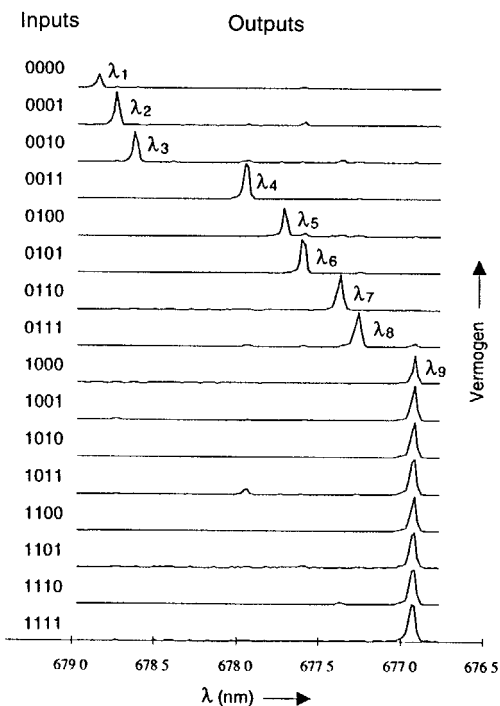
aan 8 (8 t/m 15, we beschouwen immers 4-bits inputvectoren) moeten als één enkele outputvector worden geassocieerd. Dit probleem kan in een waarheidstabel worden samengevat (zie Tabel 1)



Figuur 6

Geheugenmatrix T (transmissie van LCD2) van het volleerde laser neurale netwerk, behorende bij het patroonherkenningsprobleem van Tabel 1. Input 0 komt overeen met het meest-significante bit, input 3 met het minst significante bit in de inputpatronen van Tabel 1. Tevens is er *bias-input* b aanwezig, deze input is in elk neurale netwerk aanwezig en stelt ons in staat de drempelwaarde van de neuronen in te stellen.

Het leerproces start met een blanco geheugen: de gewichtenmatrix $T = [T_{mn}]$ is de nul-matrix. Gaandeweg het leerproces zal de gewichtenmatrix T door het leeralgoritme worden aangepast, net zolang tot de outputs behorende bij alle inputvectoren, gelijk zijn aan de outputvectoren van de waarheidstabel, tabel 1. Aan het eind van dit leerproces heeft de verkregen *geheugenmatrix* T de gedaante van de matrix van Figuur 6. Om de functionaliteit van het 'geleerde' neurale netwerk te testen worden alle inputvectoren aan het netwerk aangeboden en de resulterende spectra opgemeten. Het resultaat hiervan is weergegeven in Figuur 7. En inderdaad, zoals verwacht (of gehoopt): voor alle inputvectoren reageert het netwerk zoals wij dat van haar verwachten!



Figuur 7

De respons van het volleerde laser neurale netwerk op de aangeboden set van inputvectoren

Het hierboven beschreven voorbeeld demonstreert hoe het laser neurale netwerk kan worden getraind om een relatief simpel probleem met 4 inputs en 9 outputs op te lossen. Ook meer gecompliceerde problemen met meer inputs en outputs kunnen worden *geleerd* aan het netwerk. Aangezien een diode laser over vele tientallen longitudinale modi beschikt, kunnen we in principe beschikken over een even zo groot aantal neuronen. Ook kan het aantal inputs worden vergroot door elke mode op te delen in meer input gebiedjes. In de praktijk betekent dit dat strengere eisen worden gesteld aan de experimentele opbouw van het laser neurale netwerk: de efficiëntie waarmee licht wordt teruggekoppeld in de diode laser dient te worden gemaximaliseerd en de opstelling moet worden geminiaturiseerd teneinde stabiliteit van de externe trilholte te garanderen. (Het in Figuur 5 beschreven laser neurale netwerk bezit een externe trilholte met een lengte van meer dan een meter!).

Het aanbrenge van inputs gebeurt nu door het (electronisch) schakelen van een LCD; voor een geheel optisch systeem dient deze (trage) vloeibare kristal matrix te worden vervangen door een snelle opto-optische modulator als bijvoorbeeld een *multiple-quantum-well modulator*.

Foton of electron?

Maar dan nog rest de vraag: waarom zo moeilijk doen met licht, terwijl electronen in een transistor in principe tot dezelfde functionaliteit kunnen leiden? Het antwoord op deze vraag moet gezocht worden in de intrinsieke snelheid van het laser neurale netwerk en de aard van de dataverwerking. Het aanbieden van inputs, het verwerken van deze inputs en het uitgeven van neuron outputs geschiedt in principe allemaal in het optisch domein, zonder tussenkomst van electro-optische of opto-electronische omzeters! Hierdoor wordt het mogelijk om met snelheden van méér dan een Giga-bit per seconde (bepaald door de rondlooptijd van de fotonentrein in de externe trilholte) parallel, en op een intelligente manier, data

te verwerken. Aangezien we met fotonen werken ligt het voor de hand om toepassingen van het laser neuraal netwerk te zoeken in de optische telecommunicatie, waar met snelheden van meer dan een Giga-bit per seconde data over een glasvezel worden gestuurd. Een toepassing waarbij een neuraal netwerk kan worden ingezet is bijvoorbeeld een optische telecommunicatierouter. Een dergelijke router zorgt ervoor dat, afhankelijk van de header informatie in een data pakket, de data naar verschillende kanalen (ontvangers) wordt gestuurd. Deze header dient te worden herkend met snelheden van eveneens Giga-bits per seconde, en juist hier kan het laser neuraal netwerk zijn dienst bewijzen: optische bits als inputs, karakterherkenning en vervolgens optische bits als outputs in verschillende golflengte kanalen, en dit alles op een tijdschaal van kleiner dan een nanoseconde. Voordat een dergelijke applicatie kan worden gerealiseerd zal het laser neuraal netwerk, zoals dat in dit artikel wordt beschreven, moeten worden geminiatureerd.

Op dit moment loopt op de TUE een samenwerkingsproject met andere universiteiten om te komen tot een geïntegreerde versie van het laser neuraal netwerk. Deze versie zal uiteindelijk worden ingezet in telecommunicatietoepassingen zoals hierboven beschreven. Vooralsnog zullen we ons echter moeten behelpen met trage en dome electronen, alvorens snelle en intelligente fotonen het daglicht zien.

Literatuur

- [1] W.S. McCulloch en W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-233, 1943
- [2] J. Hertz, A. Krogh, en R. Palmer, "Introduction to the theory of neural computation," Addison-Wesley, Redwood City, CA, 1991.
- [3] C.M. Bishop, "Neural networks for pattern recognition," Oxford University Press, Oxford, 1995
- [4] B.D. Ripley, "Pattern recognition and neural networks," Cambridge University Press, Cambridge, 1996
- [5] F.T.S. Yu, "Optical neural networks: architecture, design and models," in: *Progress in optics* 32, E. Wolf (ed.), North-Holland, Amsterdam, 1993.
- [6] S. Jutamulia en F.T.S. Yu, "Overview of hybrid optical neural networks," *Opt. Laser Technol.*, 28, 59-72, 1996
- [7] G.P. Agrawal en N.K. Dutta, "Long-wavelength semiconductor lasers," Van Nostrand Reinhold, New York, 1986.

Voor meer informatie over het laser neuraal netwerk:

- [8] S.B. Colak, J.J.H.B. Schleipen, en C.T.H. Liedebaum, "Neural network using longitudinal modes of an injection laser with external feedback," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 7, pp. 1389-1400, 1996.
- [9] E.C. Mos, J.J.H.B. Schleipen, en H. de Waardt, "Optical mode neural network by use of the nonlinear response of a laser diode to external optical feedback," *Appl. Opt.* vol. 36, pp. 6654-6663, 1997.
- [10] E.C. Mos, J.J.H.B. Schleipen, H. de Waardt, en G.D. Khoe, "Loop-mirror laser neural network using a fast liquid-crystal display," Geaccepteerd voor publicatie in *Appl. Opt.*