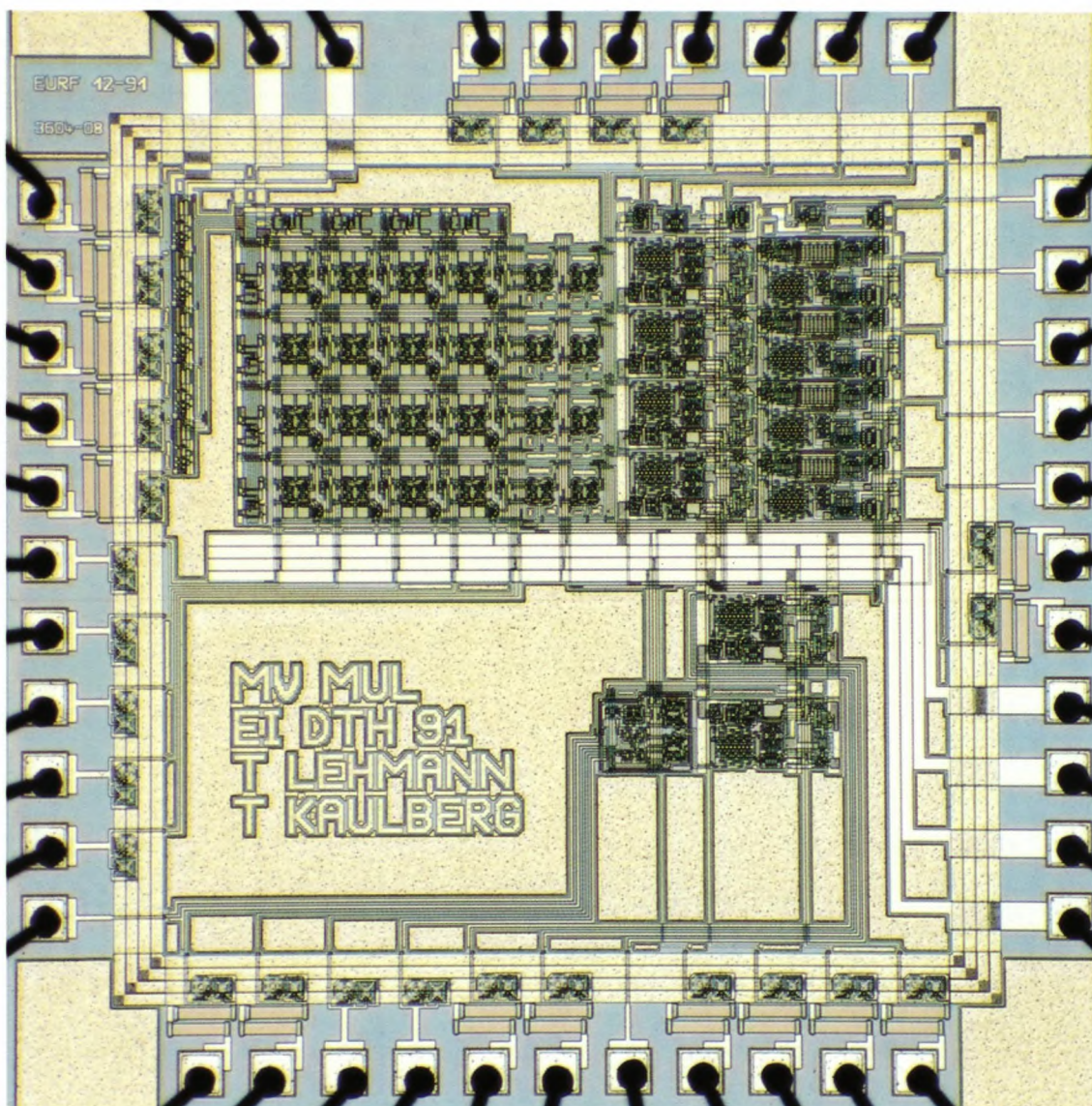




TEMA: NEURALE NETVÆRK • BIOLOGISK BEREGNING • NEUROCHIPS • FILOSOFISKE ASPEKTER
• INDUSTRIEL ANVENDELSE • GØR DET SELV • KVINDENETVÆRK I FYSIK • UBEGRÆNSET
VÆKST • VINTERSKOLE FOR PH.D STUDERENDE

LØSSALGSPRIS: 35 KR

KVANT

Fysisk Tidsskrift

c/o Ørsted Laboratoriet
Niels Bohr Institutet
Universitetsparken 5
DK-2100 København Ø

Telefax : 35 32 04 60
E-mail : kvant@nbivax.nbi.dk
Giro : 5 84 31 46

Udgives af

Dansk
Fysisk
Selskab



Selskabet for
Naturlærens
Udbredelse



Redaktion

Mads Hammerich (ansv.)
Rungsted Statsskole
Jørgen Friis Bak
Naturvidenskabeligt fakultet, ÅU
Jørn Christiansen
Torsten Freltoft (annoncer)
NKT Research Centre
Mogens Esrom Larsen
Matematisk Institut, KU
Finn Berg Rasmussen
Ørsted Laboratoriet, KU
Ove Østergaard
Silkeborg Amtsgymnasium

KVANT udkommer 4 gange årligt og er medlemsblad for de udgivende selskaber.
Abonnementspris: 135 kr/år (i Danmark).

Annoncepriser

1/1 side	3000 kr
1/2 side	1600 kr
1/4 side	1000 kr
Farvetillæg	1800 kr

Priserne er excl. moms og gælder for reproklart materiale. Henvendelser om annoncer til Torsten Freltoft, NKT Research Centre, telefon 43 48 35 69, telefax 43 63 00 99.

Oplag: 2000

Tryk: P.J.Schmidt, Vojens
ISSN 0905-8893

Indhold:

Introduktion til Neurale Netværk

Benny Lautrup 4

Der er sagt mange store ord om den revolutionerende styrke neurale netværk kan udvise som problemløsere. Benny Lautrup siger nogle flere – og gør rede for de fundamentale aspekter af feltet.

Biologisk beregning

John Hertz 8

Er der en solid forbindelse mellem den moderne fysiks ulineære dynamik og den "beregning" hjernen foretager? Hertz gør rede for nogle hypoteser, der underbygges af forsøg.

VLSI implementering af neurale netværk

Erik Bruun 11

Bruun ser en fordel i at undgå digital elektronik og udfører de fundamentale beregninger i analog elektronik.

Tankevækkende netværk mellem biologi, datalogi og fysik

Claus Emmeche 13

Emmeche argumenterer for at en række grundlæggende begreber, blandt andet beregningsbegrebet udfordres af udviklingen i NN.

Meddelelser fra Dansk Fysisk selskab

. Midtersiderne

Referat fra generalforsamlingen, regnskab,
vinterskole for Ph.D. studerende.

De er ikke dumme, de er anderledes

Trine Møgelberg 16

Det er kvinder i og uden for fysik, Trine Møgelberg hentyder til i denne artikel om rekruteringsproblemet.

Gør det selv..et programeksempel

Jan Larsen og Jacob Nordfalk 18

En optisk neural sløjfe

Thomas Martini Jørgensen og Jesper Glückstad 20

Industriel anvendelse af neurale netværk

Kai Hansen og Niels Lindbo Larsen 22

Neurale netværk spiller sammen med konventionelle programmer i dette fejlfindingsprogram til en robot med røntgensyn.

Ubegrænset vækst

Mogens Esrom Larsen 24

Modsatningen mellem vækst og stabilitet i vækstmodeller.

Neurale net på de danske slagterier.

Hans Henrik Thodberg 26

Forsiden:

Den første danske synapsechip. I øverste venstre del ses en matrix med 4×4 multiplikatorer, allerøverst og alleryderst til venstre er der række- og søjledekodere til adressering af de synaptiske vægtlagringselementer. I øverste højre del findes en søjle af 4 forstærkere, der indgår i multiplikatorkredsløbet, samt, alleryderst, 4 transkonduktansforstærkere, der omformer udgangsspændingerne til strømme.

Der er 208 μm mellem ledningstilslutningerne. Det er væsentligt at kun multiplikatormatricen vokser med kvadratet på systemstørrelsen. Alle andre kredsløb vokser lineært. Se artiklen side 11.

Temanummer om neurale netværk

I lidt mere end 100 år har det været kendt, at centralnervesystemet i dyr og mennesker består af individuelle celler, neuroner, som næsten rører ved hinanden, men dog er adskilt af snævre mellemrum, synapser. Neuronerne er kommunikationsenheder, der danner et kompliceret netværk, hvori de udveksler signaler med hinanden henover de synaptiske gab. Der knytter sig mange forestillinger til oprindelsen af det, der betragtes som specielt menneskeligt, men når al overtro lægges væk, står der tilbage som den eneste mulighed, at alle kroppens muskler og derfor alt menneskeligt udtryk — fra det mest dyriske til åndens højeste niveauer — styres af signaludvekslingen mellem neuronerne gennem synapserne.

Den fine grænse mellem forventning og overdrivelse er ofte blevet overskredet i omtaler af kunstige neurale netværk. I denne særudgave af KVANT er det da heller ikke meningen at lave et reklamefremstød for emnet, men derimod et forsøg på at præsentere det på en så sober måde, at enhver kan danne sig sin egen mening. Det er ikke helt muligt at komme uden om store ord, men når de bliver brugt, er det hovedsageligt for at beskrive, hvor forunderligt den menneskelige hjerne er konstrueret. Den og alle andre dyrs hjerner er mesterværker af kompleksitet, uanset hvilken synsvinkel man anlægger.

Forskningen i neurale netværk berører næsten alle naturvidenskabelige discipliner. Først og fremmest selvfølgelig den neurovidenskab, hvoraf de dybest set er opstået. Selv om neurobiologerne har stillet sig overordentlig skeptisk an i begyndelsen, så forekommer der nu mere og mere egentlig samarbejde med modelbyggerne. John Hertz's artikel i dette nummer handler om biologisk beregning og fortæller om, hvorledes nogle neurobiologiske eller endog neuropsykologiske eksperimenter kan forstås ved hjælp af ideer fra teorien for dynamiske systemer i fysikken.

I det hele taget er koblingen til fysikken af stor betydning. Det har vist sig muligt at foretage udstrakte teoretiske beregninger på en række typer netværk. Allerede i 1985 viste en israelsk forskergruppe, at man kunne løse den berømte Hopfield-model eksakt under visse statistiske antagelser. Hopfield-modellen er en model for den associative hukommelse, der er så karakteristisk for levende væsener, og som er radikalt forskellig fra de "nulevende" maskiners. Et af resultaterne var, at der fandtes skarpe grænser mellem de parameterområder, hvor modellen kunne huske, og de hvor den mistede hukommelsen. Når antallet af erindringer oversteg en vis mængde, forsvandt associeringsevnen brat. Faktisk var der tale om faseovergange af samme type som de faseovergange, der kendes fra de fleste af de fysiske systemer, som består af mange komponenter.

I neurale netværk udføres *induktiv*, i modsætning til den sædvanlige *deduktive*, databehandling. I deduktive systemer opstiller man *regler* — computerprogrammer — for den relation mellem input og output, man ønsker at

beskrive med sin beregning. I induktive systemer bruger man derimod *eksempler* på de relationer, man ønsker at indfangе. Dette minder så meget om den måde, vi mennesker lærer nye færdigheder på, at begreber som træning, indlæringsteknik og evne til at generalisere anvendes helt naturligt og — vil nogen sige — ganske hæmningsløst.

I de seneste år har det teoretiske arbejde især koncentreret sig om formulering af statistiske teorier for neurale netværk og beregning af den for anvendelserne vigtigste størrelse af alle, nemlig *generalisationsevnen*. Med sådanne ideer som baggrund har det vist sig muligt at forstå og i praksis overvinde de vanskeligheder, der kendes, med overtræning af netværk. Mange som har forsøgt at lave praktisk fungerende netværk har bemærket, at når et netværk trænes for længe, så formindskes dets generalisationsevne igen.

Årsagen er, at der er "for meget plads" i netværket. Efter et vist punkt begynder netværket at lære hvert eksempel udenad i stedet for at finde de underliggende generelle regler. I dag findes der kriterier for at beskære netværk indtil et punkt, hvor netværkets kompleksitet svarer nøje til den kompleksitet problemets data frembyder. Benny Lautrup fortæller i sin introduktionsartikel om, hvorledes disse metoder virker i et praktisk eksempel.

Datalogien har både herhjemme og i udlandet vist stor skepsis overfor denne gøgeunge, fysikken har fostret. Neurale netværk er komplekse, og oftest kontinuerte, dynamiske systemer, som ikke indgår i det begrebsrum af algoritmer, datalogerne sædvanligvis arbejder med. Kontinuiteten af neurale netværk med hensyn til variable og parametre er nok i virkeligheden den allervæsentligste forskel mellem konventionel kunstig intelligens og de neurale netværk. Medens logiske relationer mellem data ikke besidder en indre kontinuitet, og derfor tillader enhver relation mellem forskellige data, så bevirker den indbyggede kontinuitet i de neurale netværk, at ikke alle relationer er lige "naturlige". Et netværks generalisationsevne er præcis et udtryk for, at ikke alt kan læres. Når først en række eksempler på en datarelation er indlært, så er det begrænset, hvor megen variation, der endnu er plads til med den arkitektur, netværket er blevet udstyret med. Den beskæring af overtrænede netværk, der er omtalt ovenfor, reducerer netop arkitekturen for at forbedre generalisationsevnen.

Siden 1987 har enhver *hacker* med respekt for sig selv konstrueret neurale netværk til alle mulige formål. Mange har uden held forsøgt at bruge netværk til at forudsige udviklingen af dollarkursen eller tipsresultaterne. Den største succes fås, når en anvendelse er baseret på data, hvori der nødvendigvis må findes relationer. Dette gælder for eksempel for talegenkendelse, hvor det er klart at lyden indeholder al information om talen (ellers ville telefonen ikke virke), men hvor sammenhængen er overordentlig kompleks. Inden for billedanalyse har det også vist sig fordelagtigt at bruge neurale netværk, som beskrevet i en artikel af Lars Kai Hansen.

Antallet af seriøse industrielle anvendelser både i udlandet og herhjemme er støt stigende. Ofte, som i artiklen af Hans-Henrik Thodberg, drejer det sig om omformning af "snavsede", støjfyldte empiriske måledata til et klart svar, der kan bruges til — eller simpelthen er — en klassificering. Interessen fra dansk industri's side kom klart frem på et endagsmøde den 21. april 1993, arrangeret af Dansk Automatiseringsselskab og CONNECT, det danske forskningscenter for kunstige neurale netværk. Omkring 120 personer mødtes her for at diskutere anvendelser af neurale netværk i procesautomatisering og kontrol.

Selvom størstedelen af de anvendelser, der endnu er gjort, er baseret på simulerede netværk, hvor signalerne er en eller anden form for numerisk størrelse. Men det er også muligt at bygge netværk i elektronisk hardware, hvor

signalerne er strømme og spændinger. Dette fortæller Erik Bruun om i sin artikel. Sådanne netværk lover betydelig hastighedsforøgelse, fordi en stor del af operationerne kan udføres parallelt. Endnu vildere bliver det, når man bruger lysstråler som signaler. Her kan hastigheden teoretisk set nå op i nærheden af de værdier, små biologiske systemer, for eksempel insekter, har brug for. Et dansk bidrag til denne udvikling beskrives af Thomas Martini Jørgensen og Jesper Glückstadt i dette nummer.

Neurale netværk er fra fødslen udstyret med en fuldt udviklet filosofisk overbygning, kaldet *konnektionisme*. Det har ikke altid været let at leve med den, fordi diskussioner hurtigt forlader jordoverfladen. Claus Emmeche har taget stilling til et par af de mere enkle filosofiske problemer i sin artikel.

MODERNE VAKUUMTEKNIK TIL FORSKNING OG INDUSTRI



ALCATEL 2-trins pumpe succes giver uændrede priser i 1993.

Type	Kapacitet m ³ h ⁻¹ nominel/Pneurop	Sluttryk hPa (mbar) partial/total/+gasballast	Pris kr. excl. moms
2002	2,0 / 1,7	<2x10 ⁻³ / <5x10 ⁻³ / <2x10 ⁻²	8.075,-
2005	5,4 / 4,8	<1x10 ⁻⁴ / <2x10 ⁻³ / <1x10 ⁻²	12.550,-
2010	9,7 / 8,5	<1x10 ⁻⁴ / <2x10 ⁻³ / <1x10 ⁻²	14.500,-
2015	15,0 / 12,5	<1x10 ⁻⁴ / <2x10 ⁻³ / <1x10 ⁻²	15.850,-
2021	20,7 / 16,5	<1x10 ⁻⁴ / <2x10 ⁻³ / <1x10 ⁻²	19.450,-
2033	35,0 / 30,0	<1x10 ⁻⁴ / <3x10 ⁻³ / <6x10 ⁻³	25.500,-
2063	65,0 / 60,0	<2x10 ⁻⁴ / <3x10 ⁻³ / <6x10 ⁻³	39.650,-
2100	120,0 / 105,0	<2x10 ⁻⁴ / <3x10 ⁻³ / <6x10 ⁻³	83.775,-

* robuste * tryksmurte * støjsvage * indbygningsvenlige * specialudførelser for korrosive gasser * reservedele og service i DK.

ALLE FORMER FOR OLIEFRI & OLIESMURTE ROTATIONSVAKUUMPUMPER • FEDTSMURTE TURBOMOLEKULAR- SPIRO- & HYBRIDPUMPER • DIFFUSIONS- & CRYOPUMPER • VAKUUMMÅLEINSTRUMENTER, VENTILER, HV & UHV FITTINGS • HELIUMLÆKSØGERE & MASSESPEKTROMETRE • SPUTTER- ELEKTRONKANON- & ÆTSEANLÆG • RF & HV STRØMFORSYNINGER • RUSTFRI SPECIALKAMRE & DELE • OMBYGNING AF VAKUUMANLÆG

WENZEL VAKUUM TEKNIK APS NYBROVEJ 283 DK-2800 LYNGBY TLF 45 87 97 35
SHOWROOM, SERVICE, LAGER NYBROVEJ 193 BIL 30 42 63 00 FAX 45 93 32 93



LASERE • ELEKTROOPTIK • FIBER OPTIK • TESTUDSTYR • LASER TEKNIK

AGENTUR

ANDO
ATCOR
BIT
BURLEIGH
CYONICS
EG & G BERTHOLD
EG & G FIBER OPTICS
EG & G GAMMA SCIENTIFIC
EG & G OPTO/JUDSON
EG & G ORTEC
EG & G PAR ECEM. DIV.
EG & G SCIENTIFIC. DIV.
EXCITON
EXFO
GENTEC
GOULD FIBER OPTICS
GRASEBY OPTRONICS (UDT)
ILEE
ILX LIGHTWAVE
JOBIN YVON
SPEX
KLINGER SCIENTIFIC
LASER PHOTONICS
LASER VISION
LSI
MALVERN
MICROCOATINGS
MICRO-CONTROLE
MOLECTRON
NE-TECHNOLOGY
NEWPORT
OFR
PTI
QUANTA RAY
QUANTEX
QUESTEK
SANTEC
SEASTAR OPTICS
SPECTRA DIODE LABS
SPECTRA-PHYSICS
STORM FIBER OPTICS
UDT SENSORS INC.
UNIPHASE

LEVERINGSPROGRAM:

Fiberoptisk måleudstyr, Datakommunikations testudstyr.
Laser partikelmåling i luft og på overflader.
Fiberoptisk splidseudstyr.
Elektrooptisk analyseudstyr, FCL-Lasere, Scanning Tunnel Mikroskoper.
Luftkølede Argon Ion lasere.
Radioaktivitetsmåleudstyr for miljø og overvågning.
Fiberoptisk testudstyr for Strain og Dispersion.
Radiometrisk/fotometrisk måleudstyr.
LED/Laserdioder - detektorer - halvleder komponenter.
Nukleart forskningsudstyr og detektorer, NIM/CAMAC-elektronik, MCA/MCS systemer.
lektrokemisk måleudstyr for korrosion.
Lock-In forstærkere, Optiske Multikanal Analysatorer, magnetometre.
Laser Dyes.
Fiberoptisk testudstyr for LAN-FDDI-FTTH-FTTC-CATV.
Laser powermetre, pyroelektriske detektorer.
Fiberoptiske koblere, optiske isolatorer.
Optisk måleudstyr, Positionsudstyr - PSD, radio/fotometrisk måling.
Halvleder laserdioder for VIS/IR med drivere.
Instrumenter, TEC og drivere for laserdioder.
Monochromatorer, ramansystemer, optiske gitre.
Fluorometre, monochromatorer og Ramansystemer.
Positionering for DC og steppermotorer, optomekanik.
LASERE: Ruby, Alexandrite, Co, Co₂, XEHE, Nd:YAG/GLASS/YLF, Ho:YAG, ER:YAG.
Laserbeskyttelsesbriller og gardiner.
LN₂ lasere og dye lasere.
Laserbaseret partikelanalyseudstyr for luft/væske/pulver/spray/aerosoler.
Optiske interferensfiltre.
Optomekanik, optik, optiske bænke, granitborde og positionering.
Laser powermetre.
Radioaktivitetsmåleudstyr for overvågning og radiologi.
Elektro-optik, vibrationsdæmpende borde, optomekanik og optik.
Præcisionsoptik, optiske isolatorer, beam expanders og mikroskopobjektiver.
Lampesystemer, ratio fluorescence - phosphorescence systemer.
Nd:YAG lasere og dye-systemer.
IR - detektering.
Excimer lasere.
Tunbare halvleder lasere og image process systemer.
Pig-tailed laserdioder og drivere.
Halvleder lasere, høj effekt, CW og PULS, 780-870-910-980 nm.
Ion lasere og Ti:SA lasere og systemer for CW og PULS.
Fiberoptiske samleled, konnektorer, attenuatorer og PatchCabler.
PSD - Ge og Si detektorer.
HeNe lasere 0,5 - 50 mW. Halvleder lasere med gode beam kvaliteter.

ANDET:

Mærk af  og udfyld:

Navn: _____

Post nr. By: _____

Firmanavn: _____

Telefon: _____

Adresse: _____

Telefax: _____

Tag kopi af hele siden og fax den til: 31 19 87 47

Introduktion til Neurale Netværk

Benny Lautrup

Det neurale netværk, vi alle besidder, er uden overdri- velse overordentligt kompliceret. Det består af omkring 10^{11} neuroner, som hver især har cirka 10^4 synapser med andre neuroner, altså i alt omkring 10^{15} synapser. Det er efterhånden slået fast, at en vigtig del af hukom- melsen hidrører fra, at synapsernes transmissionsegenska- ber kan påvirkes af de signaler, der går igennem dem. Synapserne udviser en vis adaptiv plasticitet, en lokal erindring. Men det er ganske ukendt, hvorledes en global oplevelse omsættes til lokale synaptiske modifikationer, og omvendt hvorledes myriader af lokale synaptiske "po- tentialer" fører til en global erindring.

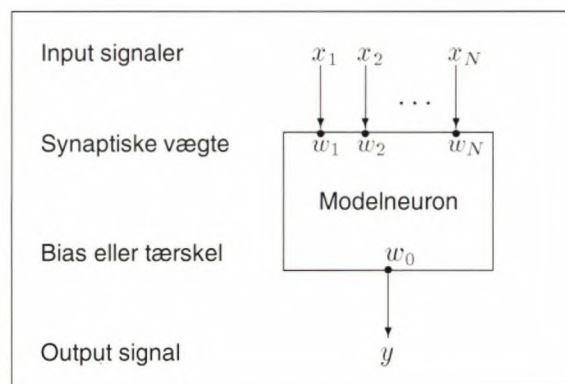
Distributionen af en global erindring på et antal af lokale synaptiske modifikationer kan meget vel umuliggøre en direkte eksperimentel tilgang til mekanismerne. Mange lokale og mange overordnede globale egenskaber kan naturligvis udforskes, men selve den proces, hvorved det mikroskopiske bliver makroskopisk er muligvis under- lagt et "komplementaritetsprincip", der forhindrer os i at trænge dybt ind i den. Hvis vi forsøger at afdække hukom- melsens mikroskopiske struktur, sker det på bekostning af de makroskopiske erindringer.

Det er blandt andet af denne årsag, at matematiske og fysiske modeller af neurale netværk kan være nyttige. Men når først modellerne er opstillet, får de deres eget liv og udvikler sig videre i deres egne baner. Ingeniørerne behøver ikke at holde sig til naturen, når de udvikler mas- kiner, men kan frit lade fantasien råde. Hvis de ikke havde den frihed, ville vi alle blive frygteligt søsyge af at flyve i luftfartøjer, der baskede med vingerne!

De matematisk-fysiske modeller for neurale netværk går tilbage til et arbejde fra 1943 af psykologen, neuro- videnskabsmanden, filosofen, og poeten Warren McCul- loch og matematikeren Walter Pitts. De viste, at et net- værk af meget simple matematiske neuroner — som dog havde en vis lighed med den tids fysiologiske modeller — kunne bringes til at udføre enhver logisk beregning, når bare netværket var tilstrækkeligt stort. Men beviset var matematisk og temmelig uigennemtrængeligt, og kunne ikke umiddelbart bruges til at implementere en vilkårlig logisk funktion.

I 1958 kombinerede Frank Rosenblatt disse ideer med en neural indlæringsmekanisme foreslået i 1949 af psykologen Donald Hebb. Det førte til Perceptronen, en "maskine" med to lag neuroner og et lag synapser. Denne maskine kunne bringes at udføre ønskede logiske funktioner gennem en iterativ proces, en "træningsproces" hvorved den "lærte" hvad den skulle gøre. Men ikke alle funktioner var mulige på grund af perceptronens specielle konstruktion. Kun en lille procentdel af det totale antal logiske funktioner kunne udføres. Det førte i 1969 til, at Marvin Minsky og Seymour Papert kritiserede hele

området og i det væsentlige gennem deres indflydelse fik lukket af for pengene til det.



Figur 1. Modelneuronen danner den vægtede sum af de indkommende signaler x_i og vægtene w_i . I denne skitse tilknyttes vægtene de enkelte neuroner og optræder derved som en slags lokal hukommelse (normalt tilknyttes de forbindelserne). Herved undgår neurale netværk den berømte von Neumann flaskehals mellem processing og hukommelse. Den vægtede sum modificeres af en ikke-linearitet, hvis placering afhænger af biaset eller tærsklen w_0 .

Først i 1982-85 kom der igen liv i de kunstige neu- rale netværk gennem arbejder af John Hopfield, Rumel- hart, McClelland, Hinton, Sejnowski og mange andre. Nye algoritmer til træning af vilkårlige netværk blev opfundet, og den kritik, der havde lammet feltet, faldt til jorden med et brag. Nye anvendelser så dagens lys gennem hurtige computersimuleringer og overbeviste mange om, at her var der muligheder for at udføre de mønstergenkendelsesopgaver, som sædvanlige program- meringsmetoder let kommer til kort overfor.

Modelneuroner

Den matematiske modelneuron, som anvendes mest i dag, har en meget simpel struktur som vist i figur 1. Gen- nem sine forbindelser, "synapser", påvirkes modelneu- ron af et vist antal, lad os sige N , indgangssignaler repræsenteret ved tallene x_i ($i = 1, \dots, N$), som for ek- sempel kan komme fra andre neuroner eller fra omver- denen. Hver synapse beskrives ved en vægt w_i , som udtrykker synapsens transmissionseffektivitet overfor ind- gangssignalet. Det samlede signal z som ankommer på modelneuronen beregnes som den vægtede sum over alle indgangssignalerne plus en konstant w_0 , der udtrykker neuronens eget "bias"

$$z = \sum_{i=1}^N w_i x_i - w_0 \quad (1)$$

Det er klart at biaset kan opfattes som den synaptiske vægt til en 0'te neuron, hvor signalet altid er $x_0 = -1$. Denne måde at behandle biaset på bevirker, at vi ikke i det følgende behøver at omtale det eksplicit, men blot kan forestille os, at alle aktive neuroner er koblet til den 0'te.

Endelig beregnes udgangssignalet som en i almindelighed ikke-lineær afbildning af dette signal

$$y = g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (2)$$

Et typisk valg er som vist her baseret på en eksponentialfunktion. Funktionen giver 0, når z bliver meget negativ og vokser til 1, når z bliver stor og positiv, og udtrykker en overgang mellem to forskellige neurontilstande, den inaktive og den aktive. Man siger ofte at z -værdierne bliver kvast af afbildningen. Læg mærke til, at fordi kvasefunktionen rejser sig skarpt i $z = 0$, kan w_0 opfattes som *tærskel* for den kunstige neurons aktivitet.

Netværk

Modelneuroner kan kobles sammen i netværk. I figur 2 ses et netværk med to input, to *skjulte* neuroner og en enkelt output-neuron. Sådanne netværk uden feedback med tre lag neuroner (og to lag vægte) har vist sig meget nyttige i praktiske anvendelser, fordi de faktisk kan lære enhver ikke-lineær afbildning. Hvis man som i figur 2 betegner inputneuronernes aktiviteter med x_k , de skjulte neuroners med s_j , og outputneuronernes med y_i ($i = 1, 2, \dots, M$) kan de fuldstændige sæt netværksligninger skrives

$$s_j = g\left(\sum_k v_{jk} x_k\right) \quad (3)$$

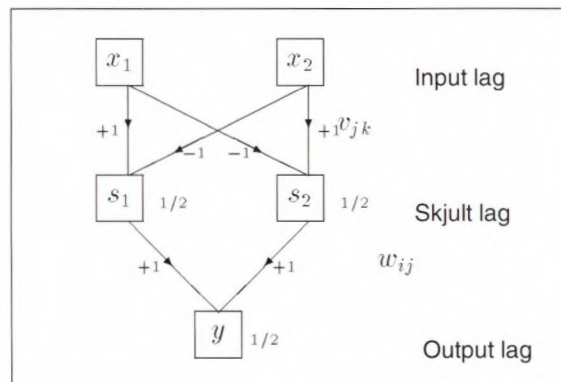
$$y_i = g\left(\sum_j w_{ij} s_j\right) \quad (4)$$

hvor det første vægtlag betegnes med v_{jk} og det andet med w_{ij} . Tærskelværdierne er inkluderet i summerne. På denne måde bliver netværkets output en funktion af input og vægte, $y_i = F_i(x, v, w) = g(\sum_j w_{ij} g(\sum_k v_{jk} x_k))$. Neuronerne i inputlaget udfører faktisk ingen beregning, men bruges blot som hukommelsesregistre for inputaktiviteterne.

Backpropagation

Man kan nu spørge om, hvorledes vægtene (og tærsklerne) skal vælges, for at sikre en ønsket opførsel af netværket. Hvis (x, y) er et eksempel på input og tilsvarende output, er det jo ingenlunde givet, at netværkets faktiske output, $F_i(x, v, w)$ er lig med det ønskede. Der vil oftest være en afvigelse eller fejl $y_i - F_i(x, v, w)$. Den samlede kvadratiske afvigelse i output-laget beregnes derefter og for et givet eksempel er denne fejl en funktion af vægtene. Ideen er nu at finde et sæt vægte som gør fejlen mindst

mulig. På grund af kvasefunktionens differentiable og glatte form vil fejlen være en differentiable og glat funktion af vægtene, og det er derfor muligt at bruge *gradientnedstigning* til at finde et minimum. Denne metode tager sit udgangspunkt i enhver skiløbers erfaring, at hvis man vil nedad skal man gå i den modsatte retning af gradienten, der jo viser, hvor det går stejlest opad.



Figur 2. Dette netværk kan med de angivne vægte og tærskler udføre den vigtige logiske funktion $y = x_1 \text{ XOR } x_2$. Der findes uendelig mange forskellige netværk som kan udføre netop denne logiske funktion, men de skal alle have *skjulte* neuroner, som hverken bærer input eller output. Det kan vises, at et netværk med 2^n neuroner i et skjult lag kan udføre enhver logisk funktion med n input. Dette netværk er et typisk *feed-forward* netværk, hvor informationen kun strømmer en vej fra input mod output. Det er også muligt at lave netværk med *feedback*, hvor information for eksempel kan føres fra output tilbage mod input.

En smule analytisk beregning viser, at denne metode fører til følgende udtryk for vægtændringerne i netværket

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_i s_j \quad (5)$$

$$\Delta v_{jk} = \eta \epsilon_j x_k \quad (6)$$

hvor $\delta_i = y'_i(y_i - F_i(x, v, w))$ er proportional med fejlen i output-laget, og η er en positiv parameter, der kontrollerer, hvor hurtigt man stiger ned. Typiske værdier af denne parameter er 0.01–0.1, afhængigt af problemet. Størrelsen $y'_i = g'(\sum_j w_{ij} s_j)$ beregnes på samme måde som y_i , blot med den afledede af kvasefunktionen. De to udtryk har ganske ens struktur og ϵ_j kan derfor betragtes som den effektive fejl på det skjulte lag. Den beregnes efter formelen $\epsilon_j = s'_j \sum_i \delta_i w_{ij}$, der udtrykker fejlen på det skjulte lag gennem fejlen på outputlaget.

Det er af denne grund algoritmen kaldes *backpropagation of errors*. Fejlen på outputtet føres baglæns op gennem netværket fra output mod input.

Det er ikke en tilfældighed at de to lag behandles på samme måde. Lignende regler gælder for helt generelle netværk: vægtændringen for en forbindelse er proportional med fejlen, der hvor den ankommer, multipliceret med aktiviteten, der hvor den udgår fra.

Træning og generalisation

I praksis er der altid mere end et eksempel. Men en simpel analyse viser, at man blot skal præsentere eksemplerne i systematisk eller tilfældig rækkefølge og anvende ovenstående algoritme på hvert af dem. Igen og igen ændres der på vægtene, medens den gennemsnitlige fejl på alle eksemplerne formindskes jævnt. Til sidst når fejlen et minimum, der kan være nul, men dog sjældent er det. Det er denne proces, som kaldes *træning* af netværket.

Netværkets *generalisationsfejl* bestemmes som den gennemsnitlige fejl på eksempler, der ikke er blevet brugt til træningen. Generalisationsfejlen er normalt større end træningsfejlen. I figur 3 ses træningsforløbet for et klassisk statistisk eksempel, som angår forudsigelse af antallet af solpletter næste år ud fra antallet i de foregående år (der er en berømt 11-års periode).

Det bemærkes i figur 3, at som funktion af træningstiden ser generalisationsfejlen ud til at vokse igen efter et vist punkt. Den optimale træningstid svarende til den mindste generalisationsfejl ligger på omkring 40 epoker (en epoke er en fuldstændig præsentation af træningssættet). Dette er et karakteristisk fænomen, som skyldes, at der er mere plads i netværket end det er nødvendigt for at omfatte de (for os ukendte) regler, der beskriver solpletforekomsterne. Når netværket har lært disse, går det videre og prøver at lære detaljerne i det specielle træningssæt, det har set. I stedet for at optræde som generalist bliver det til en specialist.

Kapacitetskontrol

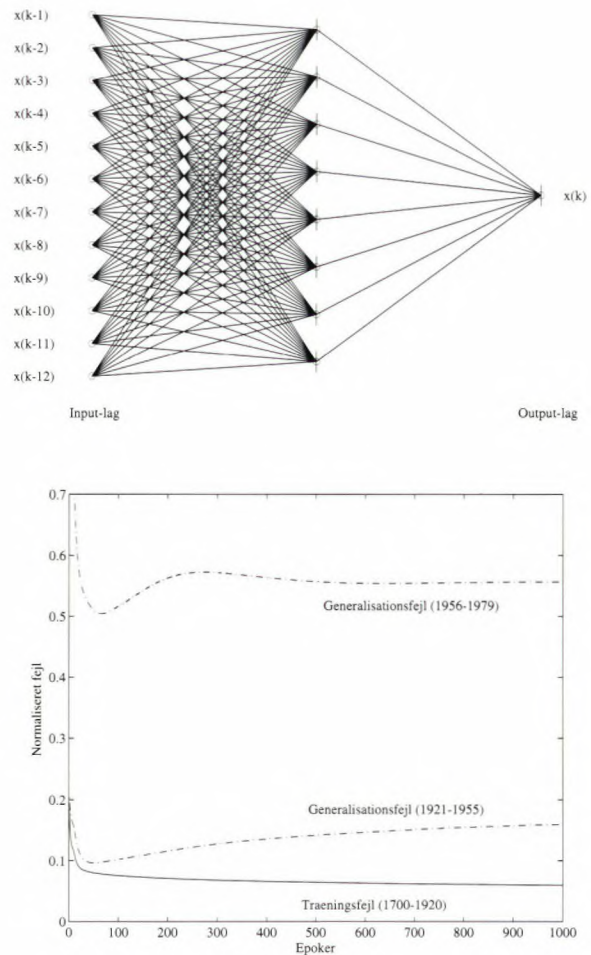
Overtræning er et alvorligt problem, der som nævnt skyldes, at netværkets indre kapacitet er større end krævet af det givne endelige sæt af eksempler. Hvis træningssættet var uendeligt stort ville dette problem ikke forekomme, men det er ikke så interessant, fordi træningen da ville tage uendelig lang tid.

I de otte år, backpropagation har været brugt, er der prøvet mange teknikker for at komme uden om dette problem, men først i de seneste år er der blevet udviklet systematiske og praktisk anvendelige metoder til at kontrollere netværkenes kapacitet. I det følgende gennemgås en række kapacitetskontrollerende foranstaltninger.

Afhopning: Den mest naive metode er at stå af, mens legen er god, det vil sige at stoppe træningen før generalisationsfejlen begynder at stige igen. Det er også udmærket, hvis man har masser af eksempler til træning og testning. Men ofte er man i den situation, at man dårligt kan undvære test-eksemplerne, men helst ville bruge alle til rådighed værende eksempler til træningen. Det kan for eksempel dreje sig om at bruge et netværk til at forudsige effektiviteten af en kemisk reaktion, men hvor problemet er, at hvert eksperiment er besværligt og måske tager 24 timer at udføre. I et sådant tilfælde kan man ikke benytte "afhopning" som kapacitetskontrol.

Vægthenfald: En anden måde at reducere netværkets kapacitet består i under træningen at lade vægtene henfalde med en konstant faktor for hvert eksempel. Nogle af

vægtene ændres under træningen så lidt, at de efterhånden henfalder til nul, medens andre ændres så meget, at de overlever henfaldet. Det største problem med denne metode er at vælge en fornuftig henfaldskonstant for vægtene. Vælges den for stor, falder alle vægte hurtigt mod nul, og vælges den for lille sker der intet.



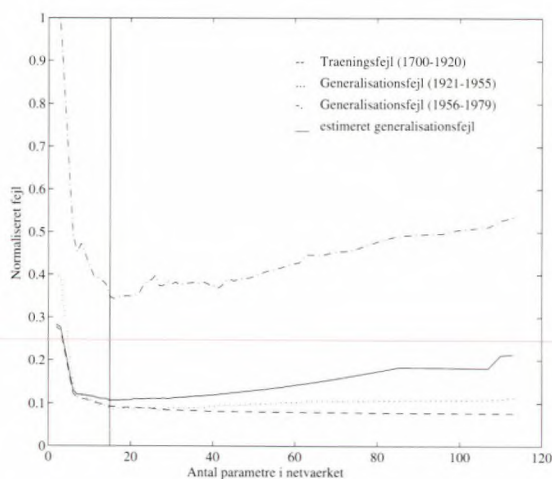
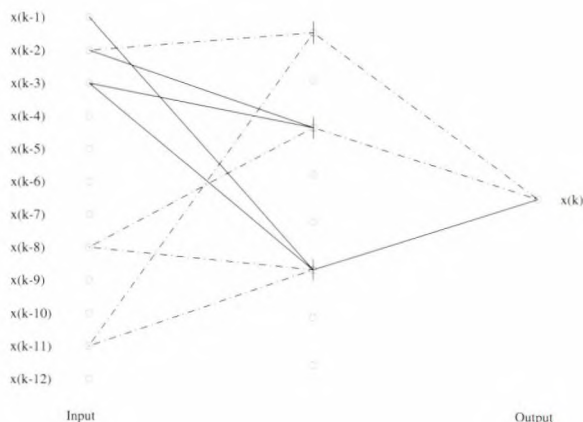
Figur 3. Indlæring i et neuralt netværk. Det drejer sig her om et netværk, som lærer at forudsige næste års solpletantal ud fra de foregående 12 års. Øverst ses selve det fuldt forbundne netværk med 12 input og 1 output. Nederst ses træningsforløbet (beregnet af Claus Svarer). Træningseksemplerne er årene fra 1700 til 1920, og generalisationsevnen bestemmes i to perioder, den ene fra 1921 til 1955 og den anden fra 1956 til 1979. Der er en mystisk kvalitativ forskel på de to perioder (*new age*?). På den horizontale akse afbildes antallet af gange træningssættet er blevet præsenteret for netværket. Epokerne er altså et mål for træningstiden.

Beskæring: Når en vægt bliver nul, kan man lige så vel kappe forbindelsen, altså forandre netværkets arkitektur. Det er også en effektiv måde at reducere kapaciteten på. I stedet for at bruge vægthenfald, kan man gå direkte ind og fjerne forbindelser, der ikke ser ud til at have nogen særlig betydning. For eksempel kan man slette de små vægte.

Det har dog den fare indbygget, at man derved ville slette små men betydningsfulde vægte. I det følgende vil vi beskrive et par metoder til arkitekturoptimering, som ikke har dette problem.

Optimal Brain Damage (OBD)

Denne metode med det ret makabre navn er udviklet i USA på AT&T Bell Labs til brug i deres system til genkendelse af håndskrevne tal (postnumre). Man beregner simpelthen, hvilke vægte der har mindst indflydelse på fejlen, og sletter dem derefter.



Figur 4. Beskæring af netværk. Øverst ses det færdigt beskårne netværk, som har 15 parametre (vægte og tærskler). Nederst ses beskæringsforløbet som funktion af antallet af vægte i netværket (beregnet af Claus Svarer). Dette er i øvrigt verdens mest kompakte repræsentation af solpletserien. Beskæringsprocessen foregår fra højre mod venstre, og det ses, hvorledes træningsfejlen langsomt forøges medens generalisationsfejlen formindskes. Den lodrette streg markerer minimum i generalisationsfejlen.

Efter at have klippet en eller flere vægte, skal netværket genoptrænes og processen fortsætter. Den samlede træningsfejl stiger efterhånden som netværket reduceres, medens generalisationsfejlen falder indtil et vist punkt, hvorefter den begynder at stige igen.

Optimal Brain Surgeon (OBS)

I en videreudvikling af *Optimal Brain Damage* kan genoptræningen til dels undgås ved at beregne de ændringer, der sker i de andre vægte, når en given vægt nulstilles. Derved kan man forfølge minimumets bevægelse under beskæringen. Det kræver imidlertid en omfattende beregning. Til gengæld slipper man for den tidskrævende, men enkle, genoptræning af netværket. Denne metode er dog så ny, at den endnu ikke har fundet praktiske anvendelser. Det er derfor for tidligt at udtale sig om anvendeligheden.

Stopkriteriet

Det er som omtalt ovenfor ofte tilfældet, at antallet af træningseksempler er meget begrænset, og at det derfor er "uøkonomisk" at reservere et antal eksempler til måling af netværkets generalisationsevne. Vi er så ikke i stand til at bestemme det optimale punkt, hvor netværket lige netop er beskåret så meget, at det befinder sig i minimum for generalisationsfejlen.

Et ældre resultat fra konventionel statistisk analyse (udledt af den japanske statistiker H. Akaike) kan bringes i anvendelse til at forudsige generalisationsfejls minimum. For et netværk med D parametre (vægte og tærskler) trænet med P eksempler vurderes den gennemsnitlige generalisationsfejl per eksempel efter følgende formel

$$E_{\text{generalisation}} = \frac{P + D}{P - D} E_{\text{træning}} \quad (7)$$

Under beskæringen reduceres antallet af parametre, D , jævnt, medens antallet af træningseksempler, P , er konstant. Det ses af formlen, at den gennemsnitlige generalisationsfejl og træningsfejl derved nærmer sig hinanden. I figur 4 er Akaike's resultat vist som den fuldt optrukne linie, og det er tydeligt at det forudsagte minimumspunkt falder sammen med det, der er bestemt ud fra de to sæt af eksempler brugt til træning.

Grænser for vækst

Den samme formel (7) kan også bruges til at stoppe vildtvoksende netværk. I litteraturen er der nemlig fremkommet et stort antal vækstalgoritmer, som automatisk tillader et netværk at vokse, således at det kan rumme enhver datakompleksitet. Oftest går de ud på at træne et givet netværk og derefter på grundlag af en analyse af de fejl, netværket gør, tilføje en eller flere neuroner, der kan korrigere disse fejl.

På trods af de mange modeller, er der ingen enighed om, hvilken der er bedst. Måske er styret vækst ikke sådan en god ide, fordi filosofien dybest set er forkert. Det kan være, det er ufrugtbart at lade nye neuroner rette de fejl, de gamle laver.

En anden kritik går på, at neuroner simpelthen er for store klumper af parametre at lægge til et netværk.

Det ville være nyttigt med en algoritme, der modsat OBD kunne lægge forbindelser ind, der hvor de var mest nødvendige. En sådan algoritme kendes desværre ikke.

Måske er det mest hensigtsmæssigt simpelthen at skabe et overskud af forbindelser for derefter at skære dem bort, der ikke er påkrævede. Når vi fødes, er der for eksempel flere forbindelser til musklerne end nødvendigt, men under brugen af musklerne reduceres dette antal hurtigt. Naturens egne metoder til neural vækst er blevet udviklet gennem en milliard år og berettiger nok til et indgående studium.



Benny Lautrup er lektor i teoretisk fysik ved Niels Bohr Institutet og leder af det danske forskningscenter for neurale netværk: CONNECT.

Biologisk beregning

John Hertz

Hvis vi vælger at kalde det, hjernen gør, for beregning, er det klart nok af en temmelig anden form, end den vi kender til i de sædvanlige computere eller i *feedforward* neurale netværk. Så simple modeller kan ikke beskrive systemer med så udstrakt et *feedback*, som hjernen har. I de senere år har neurovidenskaben taget ideer op fra fysikken, for eksempel fra teorien for dynamiske systemer og fra den statistiske mekanik, for at finde nye formuleringer på de neurovidenskabelige problemstillinger.

Neurovidenskabens mål er at karakterisere psykologiske fænomener, som for eksempel sansning, opmærksomhed, hukommelse og bevidsthed, gennem dynamikken i hjernens neurale netværk. I lang tid vægrede neurobiologerne sig mod at studere sådanne problemer på grund af vanskeligheder med at foretage eksperimenter, som kunne kaste et klart lys over dem. I de seneste år har begreber importeret fra fysikken imidlertid gjort det muligt at konstruere et teoretisk underlag for eksperimentel undersøgelse af disse fundamentale problemer. I denne korte artikel vil jeg kort beskrive de vigtigste ideer og nogle eksperimenter til at teste dem med.

Attraktorer

Hjernen er langt mere kompleks end noget kunstigt neuralt netværk, som vil blive konstrueret inden for en overskuelig fremtid. Ikke desto mindre er den et dynamisk system, som er underkastet den klassiske fysiks love. Desuden er den et såkaldt *dissipativt* system, hvilket vil sige, at den forbruger energi. Vi ved, at den asymptotiske opførsel af sådanne systemer kan beskrives ved *attraktorer* — karak-

teristiske bevægelsesmønstre som systemet til sidst ender op i.

Der er tre slags attraktorer. Den første type er et *fikspunkt*, som i dette tilfælde ville beskrive et neuronalt aktivitetsmønster, der ikke ændrer sig i tiden. Den anden type er en *grænsecyklus*, hvor aktivitetsmønstret er periodisk i tiden. Endelig findes der *sære attraktorer* hvor aktivitetsmønstret ændrer sig kaotisk i tiden.

For alle tre typer af attraktorer er systemets bevægelse stærkt begrænset i forhold til det fuldstændige tilstandsrum, som det i princippet kunne bevæge sig i. Dette er klart for fikspunkter: attraktoren er et enkelt punkt i et stort rum. Men selv sære attraktorer har en effektiv (fraktal) dimension som er mindre end det fulde tilstandsrum, så at attraktoren har målet nul. At systemets udvikling tiltrækkes mod et så specielt sæt tilstande er en konsekvens af dissipationen og er et meget kraftigt matematisk udsagn om dynamikken.

Walter Freeman fra Berkeley universitetet i Californien har brugt disse resultater fra teorien for dynamiske systemer og har fremsat den formodning, at elementære psykologiske begivenheder kan forbindes med, at hjernen (eller en del af den) falder ind i en attraktor. Ifølge denne tanke, kan enhver sansning, enhver erindring, o.s.v. identificeres med en eller anden attraktor. For eksempel, når et dyr sanser en bestemt duft, så vil de områder som i hjernen forbindes med lugtesansen (det olfaktoriske cortex) falde ind i en attraktor, og sanseoplevelsen af duften er simpelthen identisk med denne proces. Hvis to forskellige kemikalier påvirker duftmodtagecellerne i næsen, vil de

opfattes som forskellige dufte, hvis og kun hvis de driver systemet ind i forskellige attraktorer.

Freeman gennemførte omfattende målinger af de lokale elektriske potentialer på et sæt elektroder indsat i det olfaktoriske cortex. Resultaterne var konsistente med attraktorantagelsen. Der var en attraktor (en særlig) for systemets hviletilstand og andre (tilnærmelsesvis grænsecykler) forbundet med sansede dufte.

Gælder et lignende billede for resten af hjernen? I eksperimenter udført af Charles Gray og Wolf Singer på Max Planck institutet i Frankfurt og af Reinhold Eckhorn og medarbejdere fra universitetet i Marburg, blev elektroder placeret i det primære visuelle cortex på en kat. Begge elektroder reagerede på bevægelse af en rektangulær figur inden for et lille *receptivt felt* centreret omkring et bestemt punkt i synsfeltet (de to receptive felter overlappede ikke). Groft taget udviste begge celler en cyklisk opførsel, nogenlunde som de duftattraktorer, der blev observeret af Freeman i det olfaktoriske cortex. Der er altså belæg for attraktorer i forbindelse med sansning af bevægelse i bestemte områder af synsfeltet.

Men hermed ender historien ikke. Det blev overraskende fundet, at når en enkelt stor rektangulær figur blev ført gennem de to receptive felter, så var der en tendens til synkronisation i svingingerne i de to cellers aktivitet. I vort billede svarer synkroniserede og usynkroniserede svinginger til forskellige attraktorer. Det så altså ud til at sansning af et enkelt sammenhængende objekt kunne identificeres med en fælles attraktor.

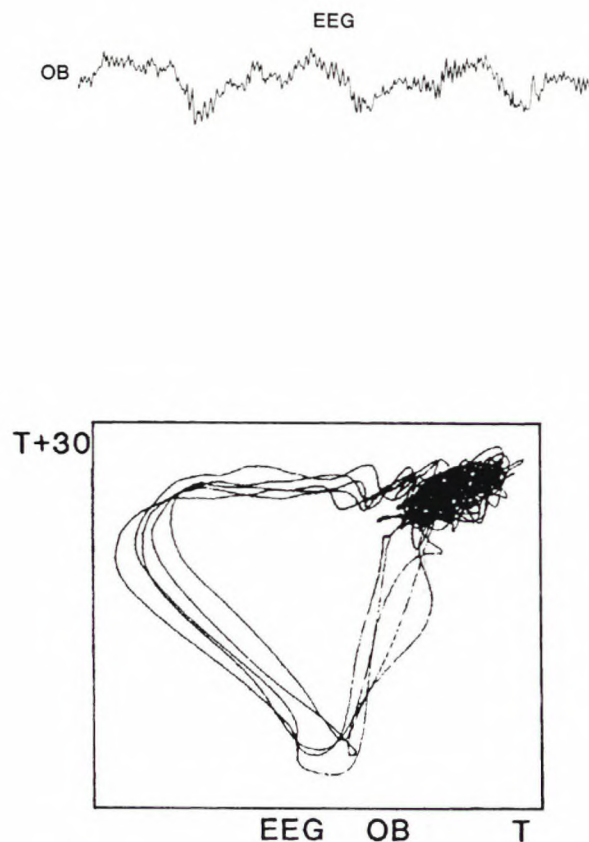
Ideen om at der skulle være en sådan generel forbindelse mellem neurofysiologi og psykologi er klart nok meget tiltrækkende. Det er dog stadig uklart hvor omfattende den er. Hos aber ses sådanne svingninger kun sjældent, så der synes ikke at være noget, der kan synkroniseres. Det er naturligvis stadig muligt at tidsligt forbundne og tidsligt adskilte stimuli forbindes med forskellige (muligvis særlige) attraktorer, men det er endnu ikke undersøgt.

Attraktorbilledet kan faktisk kun være en tilnærmelse, ikke en absolut lov for neural funktionalitet. Det er klart, at de dele af hjernen som modtager signaler fra de sanseområder, vi har diskuteret her, vil begynde at reagere så snart, de modtager meningsfyldte signaler fra disse områder. De vil ikke vente på at områderne evt. falder ind i attraktorer. Den funktionelle relevans af attraktorerne kan blot være, at de karakteriserer bestemte vedblivende aktivitetsmønstre, som de efterfølgende hjerneområder er kommet til at opfatte som meningsfyldte.

Indlæring og hukommelse

Hjernen er meget plastisk og ændrer sin opførsel ud fra sine erfaringer. For eksempel, ændrer de duftspecifikke attraktorer sig, når dyret udsættes for nye lugte. Hvorledes foregår disse forandringer, og hvordan påvirker de hjernens attraktorer? Psykologen Donald Hebb foreslog i 40'erne at styrken af de synaptiske forbindelser mellem neuronerne blev forstærket i samklang med deres ak-

tiviteter, og at dette var den basale mekanisme bag indlæring og hukommelse.



Figur 1. Biologisk attraktor. Øverste del af figuren viser det elektriske potentiale målt i en rottes lugteområde under en kunstigt fremkaldt lokal krampe. Nederste del viser et Ruelle plot af en lignende optagelse (potentialstyrkemålinger med 30 millisekunders afstand afbildet mod hinanden). Man ser hvorledes plotpunktet vandrer rundt en attraktor bestående af store løkker svarende til en sinuskurve med høj amplitude, afbrudt af en tilfældig, kaotisk bevægelse med lille amplitude.

De synapsestyrker som dannes på grundlag af denne såkaldte Hebb'ske indlæring fører til dannelsen af mange attraktorer, der hver er knyttet til en bestemt erindring. Den præcise form for denne proces er i årenes løb blevet studeret i mange forskellige modeller. En særlig simpel model blev indført af fysikeren John Hopfield fra CalTech for lidt over 10 år siden. Modellen viste sig at kunne løses eksakt ved hjælp af moderne metoder fra den statistiske mekanik. Selv om den var alt for simpel til at kunne anvendes i neurobiologien, så viste den dog eksplicit hvorledes udefra påtrykte aktivitetsmønstre kunne skabe en attraktor for hvert mønster.

Nylige eksperimenter udført af Y. Miyashita og medarbejdere har kastet nyt lys på indlæringsmekanismen, og hvorledes den påvirker strukturen af attraktorerne for hjernens dynamik. De studerede en bestemt klasse neuroner

i en del af hjernen som menes at have at gøre med visuel hukommelse. Det viste sig faktisk, at neuronerne her var stærkt aktive mellem præsentationer af mønstrene, som om de bevarede en erindring om det foregående mønster. Aberne blev trænet til at genkende et sæt mønstre, som altid blev præsenteret i samme orden. De resulterende attraktorer blev derefter studeret med mønstrene præsenteret i vilkårlig orden.

I overensstemmelse med attraktorbilledet fandt man forskellige attraktorer for hvert mønster. Men selv om forskerne havde gjort alt for at eliminere korrelationer mellem mønstrene, fandt de korrelationer mellem attraktorerne. Korrelationsgraden mellem et vilkårligt par attraktorer afhang af deres indbyrdes afstand i træningssekvensen.

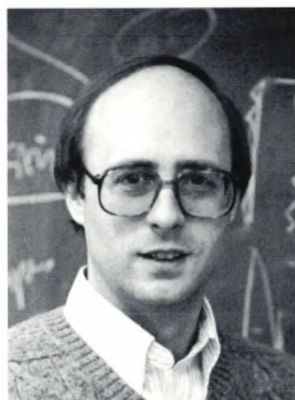
Hvordan kan det nu forstås? Det Hebb'ske model for indlæring beskrevet ovenfor har plads til en naturlig udvidelse. Når der under indlæringen optræder en ny stimulus, vil der være et kort tidsrum i hvilket en neuron har skiftet over til den attraktor som svarer til det nye mønster medens en efterfølgende neuron som modtager signaler fra den første, endnu ikke har gjort det. Det vil føre til ændringer i de synaptiske styrker proportionalt med produktet af aktiviteterne i den præsynaptiske celle for attraktoren til det nye mønster og den postsynaptiske celle i det gamle. Alle attraktorerne vil få ændret deres struktur af disse ændringer i synapserne.

Det er ikke klart, hvorledes ændringerne præcist finder sted, og det er derfor nødvendigt at bruge modelberegninger for at få gennemskuelige resultater. Fysikerne Meir Griniasty, Mischa Tsodyks og Daniel Amit undersøgte nogle modeller som meget lignede Hopfield's, men hvor disse nye synaptiske ændringer var inkluderet. På trods af modellernes relative enkelhed er forbindelsen mellem

de ekstra bidrag til synapsestyrkerne og de resulterende attraktorer ikke-triviel. Ikke desto mindre kunne de for et stort parameterområde vise, at de attraktorer der kom frem havde lige præcis den slags korrelationer som Yamashita havde observeret. Dette resultat giver tiltro til attraktorbilledet, den Hebb'ske indlæringshypotese, og den tanke, at idealiserede teoretiske modeller kan give indsigt i den virkelige neurovidenskab.

Perspektiv

Det er klart, at disse lidt forsigtige forsøg højst er de første skridt i den lange rejse mod en fuldstændig forståelse af neural beregning. Måske vil det vise sig, at de går i den forkerte retning. Men der er for tiden intet andet forslag på markedet, som giver et tilsvarende frugtbart grundlag for det samspil mellem teori og eksperiment, som er nødvendigt for at opnå en forståelse af nervesystemet. I det mindste har det bragt ideen om *teori* — i den form som fysikerne bruger den — til et felt som har kritisk behov for det. I det mindste på denne måde kan det ikke undgå at have en virkning.



John Hertz Professor ved
NORDITA.
For tiden tilknyttet National
Institute of Health, USA

VLSI implementering af neurale netværk

Erik Bruun

Kendetegnende for neurale netværk er det store antal regneoperationer, som forløber i parallel, dvs. samtidigt. Til gengæld er hver operation ret simpel, typisk en multiplikation af et signal med en vægtfaktor (den synaptiske vægt) og addition af resultatet til et fælles signal, eller beregning af en ulineær sammenhæng mellem indgangssignal og udgangssignal for en neuron. Kendetegnende for en traditionel von Neumann computer arkitektur, som f.eks. anvendes i en almindelig PC, er, at beregningsenheden (CPU'en) udfører én operation ad gangen, således at mange operationer nødvendigvis må udføres serielt, dvs. efter hinanden. Det er derfor ikke overraskende, at man i forbindelse med implementering af kunstige neurale netværk undersøger andre beregningsstrukturer end den traditionelle von Neumann arkitektur. Eksempler herpå er computere med en større grad af parallel beregning, f.eks. en 'Connection Machine'. En anden mulighed er at gå helt til de grundlæggende byggeklodser i computerarkitekturen, de VLSI chips, som foretager beregningerne. Herved kan man optimere de enkelte beregningslementer netop med henblik på den type af beregninger, som kræves i et neuralt netværk. Ved Elektronisk Institut, Danmarks Tekniske Højskole, har vi gennem de seneste 3 år arbejdet med konstruktion af specielle VLSI chips til implementering af neurale netværk. Vi har valgt at arbejde med en analog signalrepræsentation i stedet for den digitale signalrepræsentation, der benyttes i traditionelle computere. Årsagen hertil er, at de hyppigst forekommende beregninger i et neuralt netværk (multiplikationer) kan implementeres på et mindre siliciumareal i analog form.

Et neuralt netværk baseret på synapse- og neuron chips.

De grundlæggende beregningsoperationer i et neuralt netværk kan beskrives ved de to ligninger

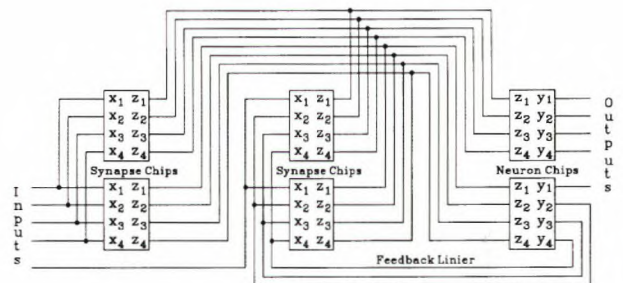
$$y_i = f(z_i) \quad (1)$$

$$z_i = \sum_{j=1}^M w_{ij} x_j \quad (2)$$

Den første ligning udtrykker den ulineære sammenhæng mellem indgangs- og udgangssignaler for en neuron. Funktionen $f(z)$ er ofte en sigmoid (S-formet) funktion, men også andre ulineære funktioner ses anvendt. Den anden ligning udtrykker, at indgangssignalet til en neuron fremkommer som den vægtede sum af et antal (M) signaler, x_j , f.eks. udgangssignaler fra andre neuroner. Summationsvægtene w_{ij} er de synaptiske vægte.

En nærmere betragtning af dette ligningssæt afslører, at x -signalerne er karakteriseret ved at skulle distribueres til et antal synaptiske indgange. Derimod anvendes

hvert z -signal kun ét sted, men til gengæld dannes z -signalerne ved summation af en række produkter, $w_{ij}x_j$, ét for hver synaptisk vægt. Dette fører til den konklusion, at $w_{ij}x_j$ -signalerne og z -signalerne mest hensigtsmæssigt repræsenteres ved analoge signalstrømme, der adderes simpelt hen ved at forbinde signalledningerne sammen til et fælles knudepunkt.



Figur 1. Et neuralt netværk opbygget af neuron- og synapse chips.

Til forskel fra dette repræsenteres x -signalerne bedst ved spændinger, idet en spænding nemt distribueres til mange forskellige indgange. Vi har hermed fået defineret to forskellige moduler, som tilsammen udgør de nødvendige grundelementer til opbygning af neurale netværk med en (i princippet) vilkårlig struktur: et synapse modul og et neuron modul. Figur 1 viser, hvorledes et netværk med 8 neuroner og 5 indgange samt nogle tilbagekoblede signaler kan opbygges ved hjælp af disse to moduler. Der er her antaget, at hver neuron modul indeholder 4 neuroner, og hver synapse modul har 4 indgange og 4 udgange, svarende til 16 synaptiske vægte.

Synapse- og neuron chips.

Synapse modulet kan opbygges som en chip indeholdende dels en (analog) lagring af de synaptiske vægte, dels en analog multiplikator for hver synaptisk vægt. Den analoge multiplikator realiseres i praksis vha. 4 MOS transistorer pr. multiplikator. Lagringen af de analoge vægte er opnået ved at lagre en analog spænding repræsenterende vægten på en kondensator. Da en sådan kondensator har en vis lækstrøm, vil den imidlertid efterhånden aflades til en bestemt, fast værdi og således miste informationen. Det er derfor nødvendigt med en regelmæssig 'refresh' af de synaptiske vægte. Dette sker ved at adressere den ønskede kondensator via nogle MOS transistorer, der fungerer som elektroniske omskiftere, og påtrykke en analog spænding svarende til den ønskede vægt. Den analoge spænding

fås fra et eksternt, digitalt vægtlager med en tilhørende D/A konverter. Et blokdiagram af systemet er vist i figur 2. Dette system indebærer ganske vist en 'dobbelt' lagring af de synaptiske vægte, dels i det eksterne, digitale vægtlager, dels i det interne, analoge arbejdslager på synapse chippen. Til gengæld kan der til synapsechippen anvendes en halvlederproces, der er optimeret med hensyn til de analoge kredsløbsfunktioner, mens der til det digitale vægtlager kan anvendes en optimal teknologi til digitale hukommelseskredsløb.

Neuron chippen realiseres ved hjælp af et forholdsvis simpelt kredsløb, som anvender en bipolar transistor til opnåelse af en hyperbolsk tangens overføringsfunktion.

De udviklede chips har følgende væsentlige karakteristika:

	Synapse chip	Neuron chip
Areal pr. synapse/neuron	0.015mm ²	0.40mm ²
Forsinkelse fra indgang til udgang	2.5µs	0.5µs
Nøjagtighed	3%	2%
Opløsning	0.2%	—

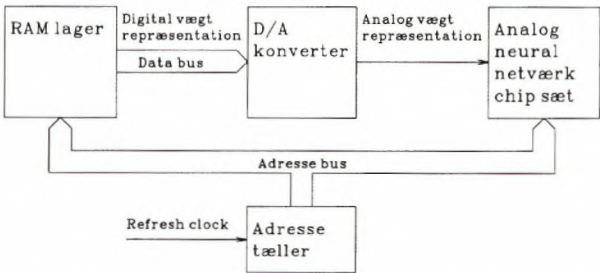
På basis heraf kan det estimeres, at der med chipstørrelser på mindre end 40mm² vil kunne udvikles et chip sæt med 50 neuroner og 50×50 synaptiske vægte pr. chip. Herved er det realistisk at tale om systemer med flere hundrede neuroner og en beregningskapacitet i størrelsesordenen 10¹⁰ conn./sec.

Indlæring.

En ting er, at neurale netværk vha. VLSI teknologi kan konstrueres til at give en meget hurtig beregning i 'recall' fasen af netværket, dvs. når netværket først er oplært – alle de synaptiske vægte er fastlagt. Noget andet er selve beregningen af de synaptiske vægte gennem en passende indlæringsalgoritme. Denne side af sagen er typisk endnu mere beregningskrævende end selve 'recall' fasen, både fordi indlæringsalgoritmen er vanskeligere og fordi beregningerne skal gennemføres på et stort antal eksempler. Derfor er en VLSI integration af indlæringsalgoritmen mindst lige så påkrævet som integration af det neurale netværks 'recall' algoritme.

Ved Elektronisk Institut arbejder vi også med udvikling af chips til indlæring. I dette arbejde foretages først en analyse og dekomponering af beregningsalgoritmen til indlæring og dernæst en direkte VLSI implementering af de enkelte elementer i algoritmen. Vi har eftervist, at en af de hyppigst anvendte indlæringsalgoritmer (backpropagation) kan implementeres i VLSI på en sådan måde, at

de beregningslementer (neuron- og synapse chips), der anvendes i 'recall' fasen, med beskedne modifikationer kan anvendes i indlæringsfasen, således at der næsten ikke kræves ekstra siliciumareal til indlæringsalgoritmen. Vi har endvidere vist, hvorledes mere komplicerede indlæringsalgoritmer kan dekomponeres på en sådan måde, at der opnås et kompromis mellem kompleksitet og beregningshastighed, derved at dele af algoritmen udføres i parallel, mens andre dele udføres serielt.



Figur 2. Vægtlagringssystemet i et neuralt netværk med en dynamisk analog hukommelse.

Fremtiden

De eksperimentelle systemer, vi indtil videre har lavet, er ganske små. Vores første generation af neuron chips og synapse chips indeholder hhv. 4 neuroner og 4×4 synaptiske vægte. Forsiden på dette nummer af KVANT viser et foto af synapse chippen. Disse chips er nu indbygget i en PC og kan anvendes til demonstration af meget simple netværksopgaver. Fremover vil vi koncentrere os om meget større systemer, hvor man virkelig udnytter VLSI teknologiens fordele til frembringelse af store systemer med et forhold mellem pris og ydeevne, som vanskeligt kan opnås på anden vis. Vores mål er at opbygge et stort netværk med oplæring i hardware, der f.eks. kan benyttes til forudsigelse af splice sites i pre-mRNA molekyler.



Erik Bruun Professor i analog elektronik ved Elektronisk Institut, Danmarks Tekniske Højskole, siden 1989. Har i 20 år arbejdet med udvikling af LSI og VLSI kredsløb. Var fra 1974 til 1980 ansat ved Laboratoriet for Halvlederteknik, DTH, fra 1980 til 1984 hos Christian Rovsing A/S, og fra 1984 til 1989 hos Danmos Microsystems ApS.

Tankevækkende netværk mellem biologi, datalogi og fysik

Claus Emmeche

Udforskningen af neurale netværk rejser også spørgsmål, som ligger mellem videnskab og filosofi. At de endnu ikke har klare svar, gør dem ikke mindre interessante, og de vil blive stillet med voksende styrke, efterhånden som forskningen i neurale netværk afkaster nye resultater. Spørgsmålene drejer sig bl.a. om, hvilken art videnskabelig genstand, man udforsker. Firkantet sagt: er det 'biologi og psykologi med fysiske metoder' eller er det en ny og mere generel fysik om komplekse, dynamiske systemer, der blot har virkelige nervesystemer som et eksempel? Hvor store dele af menneskets kognition og psyke falder indenfor en sådan generel teoris gyldighedsområde? Diskussionen drejer sig samtidig om de fundamentale begreber, forskellige systemer må beskrives med.

Fundamentale systemtyper

Hvilke grundlæggende typer systemer realiserer naturen? Biologer har den intuition, at organismer er noget særligt, og at selv gode ideer om 'selvorganiserende dissipative strukturer' eller 'komplekse dynamiske systemer med kollektiv adfærd' ikke indfanger alle unikke træk ved organismer som almen systemtype. Det kan være træk som selvreproduktion og dannelse af højere biologisk organisation. Eller det kan være principper, som ellers er ukendte i fysiske systemer, f.eks princippet om evolution via naturlig selektion af genotyper, som udgør en molekylær 'kodeskrift' for dannelse af de fænotyper, selektionen direkte virker på.

Omvendt har fysikere ofte den intuition, at hjernen og dens adfærd, for ikke at sige psyken, netop er emergente effekter af fundamentale fysiske processer, og at man blot mangler en tilstrækkelig god fysisk teori om sådanne systemer. Endelig taler både fysikere og neurobiologer om 'neural computation', som er et udtryk, de færreste dataloger bruger, fordi det ikke svarer til den beregningsform, man kender fra de almindelige computere, som den teoretiske datalogi af idag bygger på.

Neurale netværk er altså et perspektivrigt forskningsfelt, hvor fysiske, matematiske, neurobiologiske og datalogiske metoder yder væsentlige bidrag til at stille nye spørgsmål om beregningens natur. Kernen i den grundvidenskabelige interesse (set med en biologs øjne) er på langt sigt at give en teori for hjernens funktion. Studiet af neurale netværk er en opgave, hvis betydning for biologien potentielt er lige så afgørende som beskrivelsen af arvematerialets organisation, der med molekylærbiologien førte til en revolution i forståelsen af det levende. Men vi må huske, at der kan være afgørende aspekter ved biologiske neuroners signalbehandling, som teorier om neurale

netværk ikke klarlægger, og som må forstås til bunds før en samlet teori for f.eks psykiske funktioner hos dyr og mennesker kan gives.

Analog beregning

Neurale netværk er praktiske, fordi de anviser metoder til at løse komplicerede beregningsopgaver og nye veje til at forstå principperne for, hvad naturlig realiseret beregning og informationsbehandling er, måske også i mere abstrakt forstand. Dette har ikke blot biologisk og psykologisk interesse. Den datalogiske teori for beregning har hidtil været forbundet med begreber som algoritmer, programmerbarhed samt ideen om beregning forstået som diskontinuerte tilstandsovergange, hvor en maskine 'læser' og 'skriver' elementære symboler ifølge nogle regler. Se box: Turingmaskinen. Har vi med de neurale netværk en ny, grundlæggende model for (analog) beregning?

Fysik og ingeniørvidenskab har jo længe benyttet sig af analoge beregningsmetoder. Det er velkendt, at man ved at konstruere bestemte elektriske kredsløb kan simulere en bevægelsesform, som beskrives af et system af koblede differentialligninger, der kan være vanskelige at løse analytisk, men som lader sig 'beregne' analogt v.h.a. sådanne opstillinger. De analoge kredsløb mangler naturligvis de digitale computers universelle programmerbarhed, de er dedikerede til at løse lige præcis den konstruerede opgave, men ikke desto mindre er de altså et klassisk eksempel på det, man kunne kalde 'fysisk realiseret beregning'. Men hvad er så det eksakte forhold mellem fysisk beregning, der realiseres i analoge kredsløb, f.eks i de neurochips som nu produceres, og så det formelt definerede beregningsbegreb man kender fra datalogien?

Dette spørgsmål fører vidt omkring, men lad mig her nøjes med én tangent. Set ud fra ét, måske naivt, perspektiv 'beregner' et fysisk system jo aldrig noget som helst i sig selv, uanset om beregningen sker analogt eller digitalt: Systemet følger blot de fundamentale naturlove i sin udvikling af de fysiske tilstande, der karakteriserer systemet. Ligeså lidt som månen 'beregner' sin næste stedposition ud fra Newtons love, men blot følger disse love, ligeså lidt 'beregner' en chip resultatet af en additionsproces. Også den følger lovmæssigt en adfærd som beskrives af rent fysiske ligninger. At chippen beregner er således en afledet, eller 'tilskrevet' egenskab: Det er chippens særlige konstruktion og dens lovbundne adfærd, som gør, at den systematisk kan behandle signaler, der på et abstrakt niveau har en fortolkning som tal. Ikke sådan at forstå, at der skal være nogen menneskelig fortolker involveret i selve processen – så var fidusen ved comput-

ere forsvundet – men forstået sådan, at processen skal ske netop systematisk, hvilket bl.a. vil sige med næsten nul støj. Dette er forudsætningen for at mekaniseringen af beregningsprocessen overhovedet kan finde sted: Tilskrivningen af betydning til input og output skal kunne ske pålideligt og systematisk.

Turingmaskinen

Turingmaskinen (TM) er en teoretisk model af en computer, konstrueret i 1936 af den engelske matematiker Alan Turing. Turing forestillede sig et apparat, som bestod af en boks og en lang strimmel. Strimlen er inddelt i felter, der hver kan rumme et symbol. Boksen har et antal tilstande, som kan ændres ifølge en tabel for tilstandsovergange. Boksen kan – idet den følger regler af typen: "Hvis symbol = x og tilstand = y , gør da operation = p ." – bevæge sig hen over strimlen og udføre operationer af typen: Ændre (skrive) symbol på strimlen, ændre egen tilstand, bevæge sig et antal skridt frem eller tilbage og (evt) stoppe. Afhængig af reglernes art (programmeringen), kan den udføre forskellige opgaver.

Ud fra dette tankeeksperiment kunne Turing vise, at der eksisterer en *universel* maskine (UTM), der kan simulere alle konkrete TM'er. En konkret TM svarer til programmet i den universelle. En UTM svarer igen til en generel programmerbar digital computer. Turings tese er, at alt hvad der er effektivt beregneligt, kan beregnes på en UTM.

TM'en er en formalisering af den intuitive ide om effektiv beregning. Den er også en antropomorf maskine: En talteoretiker, der rummer reglerne for matematiske operationer, som han udfører på en endimensional tavle.

Der er i artiklens sammenhæng 3 tag-hjembudskaber om TM.

1. Det er alment anerkendt, at hvis et problem kan beregnes (dvs. løses på en TM), så kan det løses på en digital computer.
2. Det er også anerkendt at ikke alle problemer er Turing beregnbare.
3. Det er et åbent spørgsmål om dette koncept for generel beregning indfanger alle aspekter af beregning, forstået som informationsbehandling; og om det overhovedet er frugtbart i forståelsen af neurale netværk.

Intentionelle systemer

Ovenstående udgør i al fald, hvad vores almindelige forståelse af størrelser som naturlove, fysiske genstande, tal, beregning, og betydning lægger op til. Vi kan skelne mellem ting, som har visse iboende egenskaber, og ting der blot ser ud 'som om' de har dem under en given beskrivelse.

Månens bevægelse ser ud 'som om' den beregner sin bane efter en newtonsk algoritme, men vi vil vel helst ikke tro at den bruger beregning eller behandler information for at bevæge sig. Månen bevæger sig blot i overensstemmelse med de love, der er det fysiske rum iboende, uanset om vi tilskriver det noget eller ej. På samme måde udvikler den analoge simulation af systemet af differential-ligninger sig som den gør p.g.a. sin iboende tendens til at følge bestemte naturlove, uanset om vi tilskriver systemet nogen beregnende adfærd eller ej. Det vil sige, dets 'beregning' er – under denne naive synsvinkel – afledet eller tilskrevet. Tilskrevet af hvem? Selvfølgelig af mennesker, som i kraft af de menneskelige evner til abstrakt tænkning, meningsfuld kommunikation, bevidste forestillinger o.l. kan håndtere fysiske eksemplarer (tokener) af bestemte symbolske typer (f.eks matematiske symboler) på en sådan måde, at de på systematisk vis kan benyttes til beregning. Ethvert menneske kan lære fysik, ikke enhver abe. Disse evner er knyttet til det, filosoffer har benævnt *intentionalitet*, forstået som det at kunne se noget (f.eks noget kridt på en tavle) som betydende eller repræsenterende noget andet (f.eks et begreb, et tal, osv.). Uden intentionalitet kunne vi ikke se, høre, eller tænke på konkrete ting som noget, der betyder noget andet, nemlig generelle, abstrakte og begrebslige størrelser. Uden intentionalitet kunne vi heller ikke bruge en PC'er, fordi den som enhver anden computer af klassisk type netop er et *fortolket, automatisk, formelt* system. – Fortolket: heri ligger det intentionelle. Automatisk: heri ligger det fysiske (computerens hardware). Formelt: heri ligger det datalogiske i klassisk forstand. Så snart vi (naivt) taler om computere, forudsætter vi derfor intentionelle systemer. Vi er nu fremme ved en foreløbig konklusion og et spørgsmål:

At neurale netværk er eller repræsenterer en vision om en ny type computere betyder måske, at Turing-konceptet for beregning som noget datalogisk fundamentalt skal revideres og udvides. Her vil relationen mellem teoretisk fysik og datalogi skulle gennemtænkes påny. Et helt andet, og endnu åbent spørgsmål er, om de meget komplicerede neurale netværk, som engang i fremtiden evt. måtte nærme sig den menneskelige tænkning i kapacitet, også vil have deres 'intentionelle' aspekt iboende sig. For vi har endnu ikke sagt hvoraf denne intentionalitet kommer: om den i sig selv kan forstås som en emergent effekt af tilstrækkelig komplekse neurale informationssystemers vekselvirkninger; om det kræver større lighed med netop hjernens neurale informationsbehandling, eller om der skal andre ting til.

Hvis hjernen er en neural analog computer, så forklarer dette ikke, *hvordan* den har den egenskab, at kunne tilskrive noget betydning, fordi hverken en analog eller en digital computer i sig selv (ifølge det naive synspunkt ovenfor) havde 'beregning' eller 'betydning' som iboende egenskaber. Det har kun levende organismer med nervesystem og især de som tilmed har et sprog. Måske skal vi så også på dette punkt gøre op med den naive snusfornufts skelnen mellem de egenskaber, tingene kan

have 'i sig selv', og de egenskaber, som tilskrives dem. Risikoen er, at vi i så fald nødsages til at se temmelig mange genstande i verden som analoge computere, måske måner inklusive.

Beskrivelsen af hjernen som et biofysisk system, der realiserer beregninger, synes altså at løbe ind i problemer med beregningsbegrebet og med – en temmelig grundlæggende egenskab ved hjernen – dens intention- alitet. Dette problem gælder såvel neurale netværk, som traditionel kunstig intelligens. Det er fornuftigt at forskningen for det meste ikke lader sig hæmme af eksis- tensen af begrebslige problemer i selve dens fundament. På den anden side er det uhensigtsmæssigt hvis man lader som om de slet ikke findes.

Vi kan med de neurale netværk ane konturerne af en egentlig teori for 'intelligent' og 'adaptiv' informations- behandling i biologiske systemer. Måske vil den endda være formuleret som et særligt fælde af fysikkens teorier om komplekse, dynamiske systemer. Det er umiddel- bart ønskeligt for den teoretiske biologi, som har været al for isoleret fra fysikken. Der er netop brug for flere "tankevækkende" netværk mellem folk fra hidtil adskilte discipliner. Disse netværk vil især intensiveres hvis det

viser sig, at biologisk beregning – det som dyr gør, når de sanser objekter i omgivelserne og handler derefter – kan forstås ud fra teorier om ikke-lineær dynamik, statistisk mekanik, faseovergange, m.v. Meget tyder på, at netop disse teorier kan indfange noget af den kollektive adfærd, som er resultat af myriader af interaktioner mellem nerve- celler i hjernen. Om en sådan biofysisk teori kan indfange alle aspekter af det, hjerner gør, når de fungerer i organis- mer, er måske mere tvivlsomt.



Claus Emmeche, biolog, lic.scient., gæst ved CONNECT, Niels Bohr Institutet og Center for Kognitionsforskning, Roskilde Universitetscenter.

Edwards High Vacuum Turbomolekularpumper

- ★ 4 basistyper
- ★ High Power DC-motor
- ★ 40 flangevarianter
- ★ Ny EXT E økonomiversion
- ★ 17 modeller
- ★ Lavt støj- og vibrationsniveau

EDWARDS



Edwards High Vacuum er en af verdens førende producenter af vakuum- pumper og -udstyr. Den nye EXT E version gør det nu muligt at anskaffe en Turbomolekular Vakuumpumpe til en fornuftig pris. Kan køles en- ten med luft eller vand, og kan styres af den normale EXC350 og EXC500 Turbo-kontroller. Edwards High Vacuum er også Dry Pumps, Diff. Pumps, Vakuum måleinstrumenter, Frysetøringsanlæg og På- dampningsanlæg.

Ring for yderligere oplysninger!

Marielundvej 36
2730 Herlev
4291 75 11

Buch & Holm A/S

De er ikke dumme, de er anderledes!

Trine Ejlers Møgelberg

- et referat af seminaret: "Rekruttering af kvinder til universitetsstillinger- hvordan kommer vi videre?"

Som en afslutning på - og perspektivering af - et studiestartprogram for kvinder på mat-fys fagene ved Københavns Universitet, blev der i december afholdt et seminar med overskriften: "Rekruttering af kvinder til universitetsstillinger: Hvordan kommer vi videre?"

Seminaret blev afholdt på baggrund af, at der i Danmark er ansat utroligt få kvinder i faste stillinger i fysik. Fysikudredningen fra 1991 viser, at ud af 238 fastansatte fysikere er kun 6 kvinder. Sammenligner vi os med andre lande, ser vi, at vi ligger i bunden med hensyn til antallet af kvinder i fysik. I Danmark er antallet af kvinder i fysik 15% kandidater, 15% PhD'ere og 2% fastansatte. I de lande vi normalt sammenligner os med er andelen større: USA har 3% kvindelige fastansatte og lande som Frankrig 23%. Der har i flere år været opmærksomhed omkring fænomenet, at så mange kvinder fravælger fysik og andre naturvidenskabelige fag, samt at de forsvinder på vejen til de faste stillinger. Som amerikanerne udtrykker det, er der et "leak in the pipeline". Spørgsmålet er, hvad vi kan gøre for at ændre denne tendens. Faktisk kan vi groft dele vores muligheder op i følgende to: Vi kan ændre kvinders valg af fag. Det er her interessen og indsatsen har været størst. Der har været gjort forsøg på at få flere piger til at interessere sig for fysik allerede i folkeskolen. Resultaterne af disse har bla. vist sig i en stigning af kvindeandelen på naturvidenskab med 10 procent i årene 1979-89 (tallene er fra Mette Vedelsbys rapport, FPR 1991). Problemet er imidlertid, at på trods af denne stigning er kvindeandelen stadig kun på 30%. Det er nu at de fleste giver op eller bestiller en ny undersøgelse til at belyse sagen. Den anden mulighed nødvendiggør nemlig, at vi ser kritisk på fysik. Hvad er det der gør at fysik ikke er et pigefag? For at kunne forstå dette må vi gøre os klart, hvordan fysik opfattes af ikke-fysikere, og hvordan det opfattes af os, der er inde i systemet.

En af de, der arbejder med dette er Shelia Tobias som i forbindelse med seminaret i december gæstede Danmark og holdt et foredrag på HCØ. Shelia Tobias er fra Tucson, Arizona. Hun er ikke uddannet indenfor naturvidenskab men underviser i historie og politisk idehistorie ved University of Arizona. Hun har i mange år beskæftiget sig med naturvidenskab set udefra og har bla. spurgt hvorfor så mange piger lider af angst for matematik. Hun har udgivet bøgerne: *Overcoming Math Anxiety* (1978), *Succeed with Math* (1987), *Breaking the Science Barrier* og *They are Not Dumb They're Different* (1990). En del af Shelia Tobias arbejde drejer sig om at undersøge hvorfor så mange vælger naturvidenskab fra, og i den sammenhæng interesserer hun sig ikke kun for kvinder. Gen-

nem sit arbejde er hun kommet til følgende konklusion: Det naturvidenskabelige samfund er bygget op omkring følgende selvopfattelse:

- 1) Naturvidenskab er kun for eliten, de allerdygtigste.
- 2) De, der er naturvidenskabsmænd er forudbestemte til at blive det. En forudsbestemthed, der viser sig ved en interesse allerede som barn.
- 3) At være forsker er et kald.

I forbindelse med den manglende rekruttering af kvinder mener hun, at vi har været for gode til at give andre skylden f.eks ved at lægge ansvaret over på opdragelsen af piger i hjemmet eller i Folkeskolen.

Ifølge Shelia Tobias ser vi (fysikere) verden delt op i to grupper: "Os", der enten er i systemet eller som før eller senere vil blive ledt ind i naturvidenskaben af denne særlige åndelige bagage.

Og så alle de andre, der ikke har det, der skal til. Shelia Tobias mener, at vi istedet bør betragte et system af cirkler. Den inderste cirkel består af de, der uanset dårlige lærere, mangel på opmuntring osv. vil vælge at læse f.eks. fysik. Uden om dem finder vi så "Den anden gruppe," der kunne have valgt naturvidenskab og som havde evnerne; men istedet valgte noget andet. Udenom finder vi så igen andre grupper med faldende sandsynlighed for at blive forskere. Shelia Tobias mener, at mange piger hører til i den 2. gruppe og har fundet den så interessant, at hun i 1989 lavede følgende forsøg: Hun fandt 7 repræsentanter for den anden gruppe. På nær en, der var professor, var de alle 2. dels studerende med et humanistisk fag. De var blandt de dygtigste indenfor deres fag, havde haft matematik på højt niveau i gymnasiet, men havde ikke beskæftiget sig med det siden. I et *summer quarter* blev de betalt for at følge introduktions kurser i fysik og kemi og løbende notere deres indtryk ned. Dette foregik ved University of Arizona. Resultatet var slående: På nær en klarede de alle sig så godt, at de lå blandt de bedste i klassen. Alligevel ville kun 2 af de 7 fortsætte med naturvidenskab, hvis de havde valget. Shelia Tobias konkluderede, at de ikke ville vælge naturvidenskab ikke fordi det var svært, ikke fordi de var dumme; men fordi de var anderledes. De passede ikke ind på naturvidenskab.

Under forløbet mødtes deltagerne 3 gange om ugen for at udveksle synspunkter og kommentere kurserne. Fælles for kommentarerne var, at forsøgspersonerne følte, at undervisningen var for pacificerende. De blev forelæst på store hold, hvor der ikke var mulighed for at stille spørgsmål. Det drejede sig om, at komme til forelæsningsne og klassesitningerne og lære at løse opgaver

ved at efterligne lærerens løsningsmetode. Der var ikke plads til at uddybe stoffet, at stille spørgsmål med "hvorfor". Som en sagde: "There were too many scales, not enough music". En anden pige sagde følgende: "I was not given the belief that I could give something to science and that it could give something back to me". En af dem der fulgte fysikundervisningen sagde følgende: "One of the most frustrating things about the class is that the material comes so quickly. Once you stop making mistakes and master one chapter, you must move on to the next. Learning physics becomes a process of making fewer and fewer mistakes. There is no time to enjoy the success, no time to use those skills to discover more or dig deeper". En anden sagde: "Physics did not play to my strengths".

Der er mange flere kommentarer, som kan findes i bogen: *They are Not Dumb They're Different*, Research Corporation, 1990. Shelia Tobias fortalte selv flere ved foredraget. Spørgsmålet er, hvor mange af disse indtryk, der kan overføres direkte til det danske undervisningssystem? Min opfattelse er, at mange svarer til mine erindringer fra førstestudsundervisningen på Københavns Universitet, dette gjorde sig også gældende for andre deltagere ved foredraget. I hvert tilfælde er det et skræmmende billede af et stift system, som Shelia Tobias giver. Et system, der

ikke er særligt tolerant overfor dem, der er "anderledes".

Som sagt drejer Shelia Tobias' undersøgelser sig ikke kun om forholdet for kvindelige studerende men kvindelige fysikstuderende er i mindretal og kan derfor komme til at føle sig anderledes i fysikermiljøet eller bliver afskrækkede fra at fortsætte med en forskerudannelse. Det samme gælder de kvinder, der er uddannede og arbejder som fysikere. For at komme dette til livs er en ændring af vores opfattelse af hvordan en fysiker er og ser ud nødvendig. Hvordan dette gøres, har jeg på nuværende tidspunkt ikke noget færdigt svar på.



Trine Møgelberg cand.scient fra Københavns Universitet i 1993. Er nu ansat ved Dansk Institut for Fundamental Metrologi. Kontaktperson for: Netværk for kvinder i fysik.

Netværk for kvinder i fysik

Trine Ejlers Møgelberg

I december blev der ved et møde på Københavns Universitet stiftet et netværk af kvinder i fysik i Danmark. Netværket, der er en underafdeling af DFS er først og fremmest er en faglig sammenslutning for kvinder, der beskæftiger sig med fysik på andendelsniveau og opetter i systemet. Netværkets primære formål er at synliggøre kvindelige fysikere. Dette gøres for eksempel ved, at man gennem netværkets database med oplysninger om medlemmernes fagområder, kan finde egnede foredragsholdere til forskellige formål. Desuden ønsker vi faglig

kontakt til hinanden. Der er i dag ca 100 medlemmer. Netværket ønsker også at etablere et nordisk netværks samarbejde først og fremmest med det 5 år gamle norske netværk, som vi har ladet os inspirere af. Der arbejdes i øjeblikket på et nordisk møde indenfor de næste to år. Før den tid skulle vi gerne komme igang med afholdelse af faglige seminarer i Danmark. Interesserede kan få flere oplysninger om netværket ved at skrive til: Trine Møgelberg, NBI, Ørsted Laboratoriet, Universitetsparken 5, 2100 Kbh Ø.

Gør det selv...et programeksempel

Jan Larsen og Jacob Nordfalk

Nedenstående program er skrevet i Turbo Pascal, og er nok et af de simpleste programmer, man kan lave som bruger backpropagation. Netværket er en implementering af en logisk operation der tæller antallet af "tændte" inputneuroner efter følgende sandhedstabel:

input	ønsket output
000	000
001 010 100	001
011 101 110	010
111	100

Input og output er skrevet direkte i programmet, men man kan naturligvis også hente dem ind fra en fil, bruge en funktion til at generere dem eller hvad man nu kan finde på.

Det er let at ændre de forskellige værdier af input og output, men hvis man ændrer antallet af dem skal man lige huske at ændre N1 og N3 tilsvarende. N2 er antallet af neuroner i det skjulte lag. Hvis man ændrer på N2, er der to ting man skal tænke på: Hvis antallet af skjulte neuroner er for lille kan nettet ikke lære alle eksemplerne fordi man smider for meget information væk, når man går fra input laget til det skjulte. Hvis man bruger for mange skjulte neuroner, tager det til gengæld alt for lang tid at træne nettet.

Programmet er delt op i to procedurer der udfører Feedforward og Backpropagation, to funktioner der beregner f og f_maerke, og et hovedprogram. Desuden er der en masse parameterdeklarationer, hvor bl.a. input og output står. Hovedprogrammet initialiserer først vægte og tærskler, og kalder så skiftevis Feedforward og Backpropagation, mens det løbende udskriver antallet af gennemløb, antallet af fejl i hvert eksempel, og den samlede fejl



Jan Larsen stud.scient (fysik),
interesserer sig for tiden for
simuleret udglødning.
Jacob Nordfalk
stud.scient(fysik), interesserer
sig for inklusioner og UNIX.

Post-Doctoral Positions in Synchrotron X-ray Scattering and Neutron Scattering.

Two post-doc positions are open in the Department of Solid State Physics at Risø National Laboratory. The appointment is for one year, renewable for up to one more year.

One position is available within the field of synchrotron x-ray scattering in the following areas:

- Liquid surfaces and Langmuir layers
- Structure of surfaces and interfaces
- Cluster physics
- Magnetism

The x-ray scattering measurements will be concentrated in the synchrotron radiation laboratories HASYLAB in Hamburg and ESRF in Grenoble.

The other position is available within the field of neutron scattering in the following areas:

- Heavy fermion systems
- Magnetism
- Soft condensed matter

The Neutron scattering measurements will be performed at the DR3 research reactor placed at Risø.

Terms of employment: Similar to Danish staff at Risø National Laboratory.

The positions will be open until filled, but all applications received before September 1, 1993 will be considered at that time.

Further information can be obtained from
Robert Feidenhans'l (X-ray)
e-mail FYS-ROFE@Risoe.dk or
Kurt N. Clausen (Neutrons)
e-mail CLAUSEN@Risoe.dk

Application including a C.V. and full personal data should be addressed to the Personnel Department, Risø National Laboratory, P.O.Box 49, 4000 Roskilde, Denmark.

RISØ

Risø National Laboratory is the largest research institution in Denmark with about 950 employees. The main research areas are energy, environment and materials.

```

uses Crt;
const
  N1 = 3; { antal input-"neuroner" }
  N2 = 3; { antal neuroner i det skjulte lag. Prøv at ændre her. }
  N3 = 3; { antal neuroner i output-laget }
  E = 7; { antal eksempler. Prøv at ændre til nogle andre eksempler }
  input: array[1..E,1..N1] of integer =
    ((0,0,1), (0,1,0), (1,0,0), (0,1,1), (1,0,1), (1,1,0), (1,1,1));
  forv_out: array[1..E,1..N3] of integer =
    ((0,0,1), (0,0,1), (0,0,1), (0,1,0), (0,1,0), (0,1,0), (1,0,0));
  eta = 1; { hvor kraftigt skal der reageres på fejl. Prøv at ændre her. }
var
  { data i netværket }
  W12: array[1..N1,1..N2] of real;      { vægte mellem input og skjult lag }
  th2: array[1..N2] of real;             { threshold på neuronerne i skjult lag }
  W23: array[1..N2,1..N3] of real;      { vægte mellem skjult og output lag }
  th3: array[1..N3] of real;             { threshold på neuronerne i output-laget }
  { output fra neuronerne }
  O2 : array[1..N2] of real; { output fra skjult lag = input til outputlag }
  out : array[1..N3] of real;             { output fra netværket }
  { midlertidige variable til træning af netværket }
  h2 : array[1..N2] of real;              { samlet input til neuron }
  d2 : real;
  h3 : array[1..N3] of real;              { samlet input til neuron }
  d3 : array[1..N3] of real;
  i,j,k : integer; { i er index lag 1, j for lag 2, og k index for lag 3 }
  ex : integer; { index for eksemplerne }
  iter : integer; { antal gange eksemplerne er præsenteret for netværket }
  sum,tmp,error,fejl : real;

function f(x:real):real;{Kvasefunktionen, der afgør om en neuron "fyrrer" }
begin f := 1/(1+exp(x));end;

function f_maerke(x:real):real;
begin f_maerke:= -exp(x)/sqr(exp(x)+1); end;

procedure Feedforward;
begin
  { feedforward fra input[ex,i] til O2[j] }
  for j := 1 to N2 do { loop over neuronerne i det skjulte lag }
  begin
    sum := 0;
    for i := 1 to N1 do sum := sum + input[ex,i] * W12[i,j];
    sum := sum - th2[j];
    h2[j] := sum; { h2 bruges senere i Backpropagation }
    O2[j] := f(sum);
  end;
  { feedforward fra O2[j] til out[k] }
  for k := 1 to N3 do { loop over neuronerne i output-laget }
  begin
    sum := 0;
    for j := 1 to N2 do sum := sum + O2[j] * W23[j,k];
    sum := sum - th3[k];
    h3[k] := sum; { h3 bruges senere i Backpropagation }
    out[k] := f(sum); { her beregnes output fra nettet }
  end;
end;
end;

```

Fortsættes side 28.

En optisk neural sløjfe

Thomas Martini Jørgensen og Jesper Glückstad

Interessen for at implementere kunstige neurale netværk ved brug af optiske komponenter baserer sig på, at fotoner ikke vekselvirker i frit rum. Dette giver et potentiale for at have meget høj tæthed af "synapse" -forbindelser, hvor synapsevægten er bestemt af lysintensiteten i den enkelte stråle. Det er dog langt fra alle problemer eller arkitekturer, som egner sig til optisk implementering. Billedbehandling på store mængder data er eksempelvis et område, hvor den optiske processing ofte vil være fordelagtig.

Vi har på Risø foretaget en undersøgelse af eksisterende netværks-arkitekturer og en evaluering af disses potentiale med henblik på en implementering i optisk hardware. Konklusionen på disse undersøgelser er, at optiske løsninger baseret på direkte implementering af diverse neurale netværksalgoritmer er problematisk. I stedet har vi konkret opbygget en elektro-optisk feedback sløjfe, som svarer til arkitekturen for et Hopfield netværk.

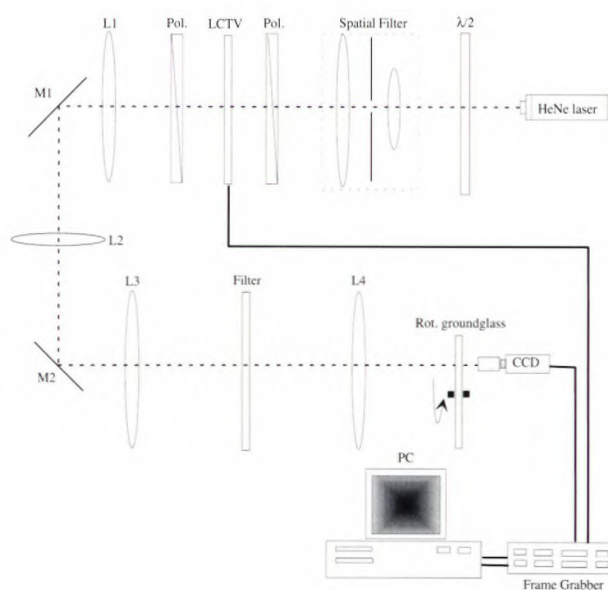
Netværket består af et enkelt lag af ulineære enheder, der er forbundet via en optisk foldningskerne. Vægtene koder for specifikke strukturer, for eksempel en figur eller en tekstur, og netværkets opgave er at fremhæve disse i støjfyldte billeder. Foldningskernen implementeres generelt som et filter i Fourier-planet af et optisk Fouriertransformerende system. Det faktisk implementerede system baserer sig på et lavpasfilter, realiseret ved et hul i en plade anbragt i Fourierplanet, dvs i fokalplanet for en linse. Herved er det muligt, at ekstrahere sammenhængende strukturer i et støjfyldt billede.

Hældningerne på neuronernes overføringsfunktion ændres dynamisk mellem iterationerne. Man starter ud med en næsten lineær overføringsfunktion og ender op med en hård (binær) klipning. Det svarer til, at en effektiv temperatur langsomt sænkes mod nul (også kaldet annealing).

Sløjfen baserer sig på en rumlig lysmodulator (i vores tilfælde skærmen fra et flydende krystal TV, betegnet LCTV på figuren), som benyttes til at indkode det billede, som skal processeres, på en ekspanderet He-Ne laserstråle. LCTV'et virker som en fasemodulator på laserlyset, men via to krydsede polarisatorer omsættes fasemodulationen til amplitudemodulation. Halvbølgepladen, der er placeret før det rumlige filter benyttes til at maksimere lystransmissionen gennem modulatorsystemet. Den optiske Fourier transformation foretages via de tre linser L1, L2 og L3 (der benyttes 3 linser for at opnå en passende skalering af det optiske Fourier-billede). I Fourier-planen

multipliceres billedet med et amplitudefilter svarende til den ønskede foldningskerne. Linsen L4 benyttes til at lave en invers Fourier-transformation således, at det filtrede billede afbildes på CCD-kameraet. Billedet sendes gennem en PC som foretager den nødvendige ikke-lineære transformation, for derefter igen at blive sendt til LCTV'et. Denne proces kan senere erstattes af intelligente lysventiler (smart pixel arrays).

Vi har været nødt til at udvikle specielle teknikker til at stabilisere sløjfen. Det viser sig at dette kan opnås ved at en speciel adressering af lysmodulatoren, samt ved at inverttere billedintensiteten fra en iteration til den næste. Vi har også i computersoftware udviklet en udbygget sløjfe, som er i stand til at detektere teksturer i støjfyldte omgivelser. Om den vil kunne implementeres optisk er endnu ikke klart.



Figur 1. Skitse af den optiske sløjfe. Detaljerne er omtalt i teksten ovenfor.



Thomas Martini Jørgensen er civilingeniør fra Elektromagnetisk Institut og lavede sit Ph.D. projekt ved Afdelingen for Optik og Fluid Dynamik, Forskningscenter Risø. Er nu ansat samme sted.



Jesper Glückstad er civilingeniør fra Aalborg Universitetscenter. Er nu Ph.D. studerende ved Afdelingen for Optik og Fluid Dynamik, Forskningscenter Risø.

Litteraturhenvisninger

Redaktionen har besluttet at samle referencerne til artiklerne om neurale netværk i denne kortfattede og bestemt ikke udtømmende bibliografi.

- En populær bog på dansk om neurale netværk er:
S. Brunak og B. Lautrup, *Neurale Netværk — Computere med Intuition*, Munksgård (1988).
- En introduktion til kognitionsforskningen, hvori neurale netværk omtales i nogen bredde uden brug af kompliceret matematik, er:
N. O. Bernsen og I. Ulbæk, *Naturlig og Kunstig Intelligens*, Nyt Nordisk Forlag Arnold Busck (1993).
- Den bedste og mest autoritative introduktion til den matematiske formalisme og til metoder og anvendelser findes i:
J. Hertz, A. Krogh og R. G. Palmer, *Introduction to the Theory of Neural Computation*, Addison-Wesley (1991).
- En meget spændende gennemgang af beregningsmæssige aspekter af neurovidenskab og tilhørende filosofi er:
P. S. Churchland and T. J. Sejnowski, *The Computational Brain*, The MIT Press, Cambridge, Mass. (1992).
- En generel introduktion til den moderne medicinske neurovidenskab findes i:
E. R. Kandel, J. H. Schwartz, and T. M. Jessel (eds), *Principles of Neural Science*, 3rd edition, Elsevier (1992).
- En lidt ældre, men stadig værdifuld samling af artikler findes i:

D. Rumelhart, J. McClelland and the PDP research group, *Parallel Distributed Processing, Vols. 1–3*, The MIT Press, Cambridge, Mass. (1986).

- En samling af de grundlæggende artikler, som ofte kan være vanskelige at opspore, findes i:
J. A. Anderson and E. Rosenfeld (eds), *Neurocomputing, Foundations of Research*, The MIT Press, Cambridge, Mass. (1988).
- Dynamiske systemer, specielt attraktorer, er beskrevet i:
H G Schuster, *Deterministic Chaos*, (2nd edition, VCH Verlagsgesellschaft, 1989).
- Grundbogen for analog VLSI design er:
C.A. Mead, *Analog VLSI and Neural Systems*, Addison-Wesley (1989).
- En omfattende beskrivelse af hjernemodeller baseret på attraktorbilledet og Hopfield's model og den udvidelser findes i:
D.J. Amit, *Modeling Brain Function*, Cambridge Univ Press, (1989).
- Mere nylige aspekter kan findes i et specielt nummer af, specielt i artiklerne af Hinton og af Crick og Koch:
Scientific American, *Mind and Brain*, September (1992)
og
The Physiology of Perception. Scientific American **264** (2) 78-85 (1991)

Industriel anvendelse af neurale netværk

Lars Kai Hansen og Niels Lindbo Larsen

Det er nok mulighederne for at *specificere ved eksempel*, der først og fremmest har vakt den industrielle interesse for neurale net. Masser af automatiseringsopgaver er tidligere strandet på ufleksible modeller. Ved at bruge neurale net kan man realisere vilkårlige overføringsfunktioner, dog med de vigtige forbehold at der kan skaffes det nødvendige antal relevante eksempler, samt at der er computertid nok til rådighed.

I det virkelige liv er neurale netværk del af et større *system design*, hvori indgår forbehandling, efterbehandling, samt eventuelt konventionelle programmer, der udfører regelbaserede opgaver. Man kan illustrere de forskellige aspekter af udviklingen af et sådant system med en kort gennemgang af et konkret eksempel:

Andrex Radiation Products A/S, der er en mellemstor virksomhed beliggende på Islands Brygge i København, har igennem de sidste fem-seks år udviklet et automatisk system til industriel røntgen-inspektion. Det samlede system involverer robot-manipulation og *real-time* radiografi og anvendes til inspektion af letmetall støbninger.

Det basale datamateriale består af et digitalt røntgenbillede. I semi-automatiske systemer præsenteres billedet for en inspektør, der kvalitetsvurderer støbningen på baggrund af erfaringer og sammenligning med industrielle standarder. Han kigger efter fejl i form af gasbobler, slagger eller revner i støbningen. Andrex leverer sådanne systemer til fly- og bil-industrien, som stiller store krav til kvaliteten af de leverede emner og dermed til inspektionen.

Det er imidlertid særdeles udmattende at inspicere de kontrastrige røntgenbilleder. Resultatet heraf bliver faldende reproducerbarhed, og man må derfor lade operatørerne arbejde i ekstreme skift, helt ned til 20 minutters varighed. Der er derfor et stort behov for automatisering af den visuelle inspektion. De tidlige forsøg, der var baseret på konventionel billedanalyse, var ikke vellykkede, til trods at Andrex var tidligt ude med blandt andet kraftige parallelcomputere. De matematiske modeller var simpelthen ikke fleksible nok til at håndtere de billede-til-billede variationer, der helt naturligt opstår på grund af støbningernes tilladte tolerancer.

Et af de velkendte tricks fra billedanalysen består i at subtrahere billedet af en fejlfri referencestøbning. Hvis billedoptagelsen er reproducerbar, vil resultatet af en sådan subtraktion jo netop være de fejl og mangler som den aktuelle støbning eventuelt har. Når man bruger dette trick på røntgenbilleder, viser det sig dog hurtigt, at reproducerbarheden slet ikke er tilstrækkelig. Selvom billederne for det menneskelige synsapparat ser ens ud, vil subtraktionsbilledet for computeren, være totalt domineret af de småvariationer, der forekommer indenfor de tilladte tolerancer.

Andrex har løst dette problem ved at udvikle et

sæt billedbehandlingsnetværk, der frembringer en tilpasset referencestøbning, som svarer til den aktuelle støbnings position og mål. Med denne reference kan der foretages fornuftig subtraktion, hvor billedet ikke er domineret af små placeringsfejl, men af reelle støbefejl. Resultatet heraf kan fortolkes af et efterfølgende fejldektektionsnetværk. En optisk udgave af dette netværk er omtalt på side 20. Det givne mønster af fejl fortolkes derefter i et lille regelbaseret system, der implementerer de industrielle standarder.

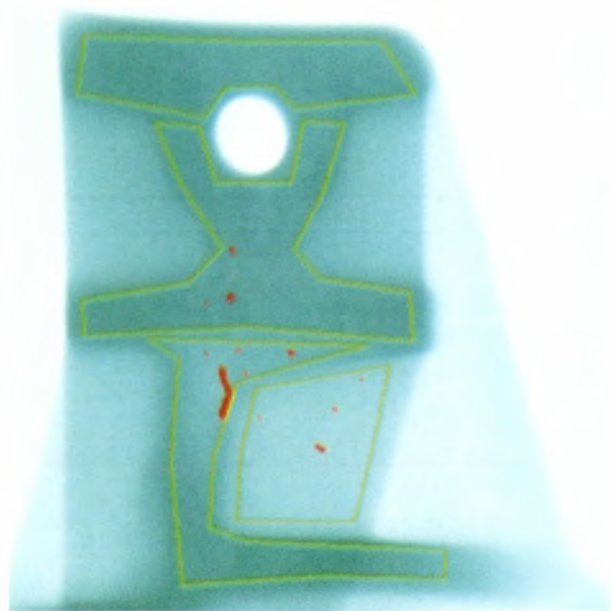
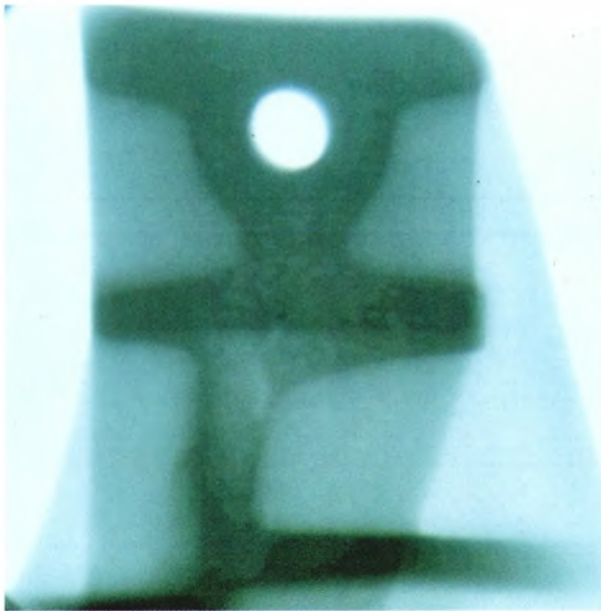
I de tidlige prototyper var der også problemer med, at fejlene har meget forskellig betydning afhængigt af deres position i forhold til støbningen, nogle områder er mere kritiske end andre. Dette problem er blevet løst med et standard feed-forward net, der udpeger de relevante inspektionsområder. I hvert af disse kan der angives specifikke kvalitetskrav. Dette netværk optrænes ved operatørdefinerede eksempler. For eksempel kan operatøren fortælle programmet, at et hårdt belastet område i nærheden af et leje skal være fejlfrit.

Til træningen er der endvidere udviklet en forholdsvis avanceret brugerflade, der giver operatøren mulighed for at ændre de relevante inspektionsområder. Et karakteristisk problem for praktiske anvendelser af overvåget indlæring er, at *det tager tid at lave eksempler*. Med andre ord, operatør en skal have mulighed for at lave gode eksempler, og specielt skal der være mulighed for at undgå at spille tiden med producere gentagne eksempler.

Det har været en stor udfordring, at systemet skal kunne trænes af brugeren. Typisk har brugeren forstand på støbninger, men ikke indsigt i netværk eller overvåget indlæring. Det basale designprincip bag realiseringen af dette krav, har været at bryde træningsprocessen op i moduler. Systemet trænes trin for trin, og man kan se delresultater direkte på billederne, og sikre sig, at nettene gør det, de skal.

Hastighed er en alvorlig udfordring for systemer, der skal konkurrere med det menneskelige synsapparat. Da systemet forelå i den første prototype i 1988-89, blev der foretaget en større undersøgelse af markedet for industrielle parallelcomputere. Det er jo en netop en af fordelene ved neurale net at de er født parallelle, og at faktisk alle de velkendte parallelarkitekturer er brugbare. Fra SIMD (Single Instruction Multiple Data), hvor alle parallelcomputerens små-processorer har samme program og arbejder i takt, til MIMD (Multiple Instruction Multiple Data) arkitekturer som består af løst koblede, større processorer.

Gennem vores forsøg med en lang række forskellige maskiner lærte vi, at der i praksis er store forskelle i hvor effektivt de implementerer neurale netværk. For en del af disse var det et problem, at datamængden for



Figur 1. Digitaliserede radiografier af en letmetalstøbning. Til venstre det originale billede. Der er tre grunde til, at dette ikke modsvarer noget referencebillede. For det første er der tolerancer i position og vinkler når robotten holder emnet i røntgenkameraet. For det andet er der små, tilladte, variationer i godstykkelsen. Og for det tredje er der egentlige fejl. Til højre ses det behandlede billede. Her er tre inspektionsområder blevet markerede og der er fundet et antal fejl, markeret med rødt, i støbningen.

digitaliseret video er godt 10 Mbyte/sek. For andre maskiner var der problemer med at implementere netværkenes ulineære kvasefunktioner — de pågældende maskiner var simpelt hen udviklet med henblik på specifikke, lineære, billedanalysemetoder. Efter test-implementeringerne blev i første omgang valgt et mimd-system af *Transputere* fra det engelske firma INMOS Ltd. En Transputer leverer cirka en MegaFlop i sekundet, og kan med fire hurtige kommunikationskanaler forbindes i een- og todimensionale netværk. Senere har Andrex udviklet en ny version af programmet for de mere kost-effektive i860 chips fra Intel.

Som det fremgår, er den væsentligste årsag til at anvende neurale netværk ved røntgeninspektion, at systemet kan gøres adaptivt og fleksibelt gennem overvåget indlæring. Det samme program kan genbruges til

forskellige inspektionsopgaver. Operatøren behøver ikke i detaljer at kende modellens virkemåde, men skal blot kunne vurdere, om der kommer det rigtige output. Endvidere er det en fordel, at netværksalgoritmerne er naturligt parallelle.

Systemer, der skal kunne se som Andrex' robot-med-røntgensyn, har brug for betydelige computerressourcer, og dette opnås billigst gennem multiprocessorimplementering. De tilgængelige multiprocessorsystemer lader dog noget tilbage i effektivitet, og det er vores opfattelse at de afgørende massive anvendelser af neurale net, såsom intelligente TV-apparater og anden forbrugerelektronik, der kan se, høre og forstå, først vil fremkomme, når billige neuro-chips bliver tilgængelige.



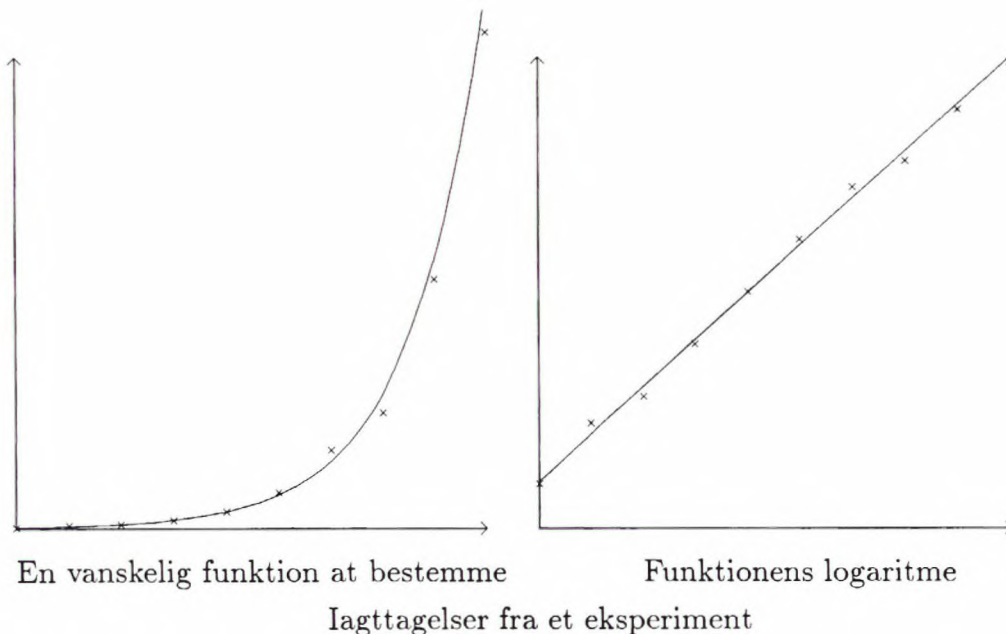
Lars Kai Hansen lic.scient. (fysik). Udviklede fra 1987-90 neurale billedbehandlingssystemer hos Andrex Radiation Products A/S. Fra 1990 adjunkt ved Elektronisk Institut, DTH. Forsker i neural netværksteori, samt anvendelser indenfor signalbehandling.



Niels Lindbo Larsen Ingeniør, 32 år, har siden 1987 udviklet multiprocessorbaserede digitale billedbehandlingssystemer hos Andrex Radiation Products A/S.

Ubegrænset vækst

Mogens Esrom Larsen, Matematisk institut, Københavns Universitet.



Vækst behøver ikke være begrænset, men prisen for ubegrænset vækst er, at jo hurtigere det går, jo mindre stabil er opførslen.

Iagttagelse af vækst

Sæt, at vi foretager en række observationer, dvs. samtidige aflæsninger af to måleinstrumenter, f. eks. et termometer og et ur. Vi afbilder iagttagelserne i en plan med en temperaturakse og en tidsakse og kigger på punkterne. Spørgsmålet er, ser de ud til at ligge på en pæn funktion, f. eks. en ret linie? Eller, hvis de ikke gør det, kan vi så få dem til det ved en simpel transformation, f. eks. ved at tage logaritmerne til den ene variabel? Figuren viser et eksempel på genkendelse af en eksponentialfunktion.

Beskrivelse af vækst

Sæt, at vi har fundet en funktion, $x = \varphi(t)$, som vi synes ser ud til at beskrive iagttagelserne nogenlunde. Vi har så valgt en pæn funktion, dvs. differentiabel. Hvis vi har iagttaget et vækstfænomen, så har vi nok valgt funktionen voksende. Vi gør nu denne funktion til en model for det fænomen, vi har iagttaget et eksempel på. Det gør vi ved at antage, at ved en gentagelse af eksperimentet vil de nye iagttagelser ligne de gamle. Dvs., at vi kan beskrive næste eksperiment ved samme funktion, blot med et nyt starttidspunkt, altså som $x = \varphi(t + \tau)$, hvor τ er tidsforskydningen. Vores teori er altså, at dette fænomen kan beskrives med en af vores modelfunktioner fra familien $x = \varphi(t + \tau) \quad \tau \in R$. Hvis fænomenet er et

vækstfænomen, har vi valgt grundfunktionen voksende. Vi har altså en familie af voksende differentiable funktioner til beskrivelse af dette fænomen.

Vækstens hastighed

At en funktion vokser, kan aflæses af dens differentialkvotient. Funktionen er voksende, hvis og kun hvis differentialkvotienten aldrig er negativ. Men selv om vi ser, at differentialkvotienten altid er positiv, kan funktionen selv godt nøjes med at vokse under et fast loft. Hvis det er tilfældet, kalder vi væksten for *begrænset*, ellers *ubegrænset*.

Men blandt de ubegrænsede funktioner vil vi skelne mellem, hvor hurtigt de vokser mod uendelig. En eksponentialfunktion vokser nu engang væsentlig hurtigere end en ret linie. Derfor indfører vi i tabel 1, følgende vækstbegreber, der er specialiserende: For hvert trin gælder, at klassen af kraftigt voksende funktioner er en underklasse af klassen af svagt voksende funktioner, på nær klassen af funktioner med eksplosiv vækst.

Stabilitet

Sæt, at vi har valgt funktionen $x = \varphi(t)$ begrænset. Da den er voksende, betyder det, at væksten nærmer sig et loft, når tiden går mod uendelig. Dette loft er uafhængigt af τ , så hele familien har samme loft. Efter en vis tid, som afhænger af τ , vil vi være $< \epsilon$ fra loftet, hvis vi har valgt et mål, $\epsilon > 0$ for, hvor tæt vi vil være tilfredse med at være kommet. Det fænomen, at alle funktionerne i fa-

J:	Vækstform	definition
I.	Ubegrænset	hvis $\varphi'(t) > 0$ for alle t , og $\varphi(t) \rightarrow \infty$ for $t \rightarrow \infty$
II.	Lineær	hvis $\varphi'(t) > \epsilon > 0$ for alle t .
III.	Polynomiel	hvis $\varphi'(t) \rightarrow \infty$ for $t \rightarrow \infty$
IV.	Eksponentiel	hvis $\frac{\varphi'(t)}{\varphi(t)} > \epsilon > 0$ for alle t .
V.	Hyper-eksponentiel	hvis $\frac{\varphi'(t)}{\varphi(t)} \rightarrow \infty$ for $t \rightarrow \infty$
VI.	Dobbelt-eksponentiel	hvis $\frac{\varphi'(t)}{\varphi(t) \ln \varphi(t)} > \epsilon > 0$ for alle t .
VII.	Eksplodiv	hvis $\varphi'(t) > 0$ for alle t , og $\varphi(t) \rightarrow \infty$ for $t \rightarrow T < \infty$

Tabel 1.

milien går mod én og samme grænseværdi for $t \rightarrow \infty$ kalder vi *asymptotisk stabilitet*. Vi siger altså, at familien er asymptotisk stabil.

Specielt gælder, at for $\epsilon > 0$ vil to funktioner fra familien efter en vis tid opfylde, at $\varphi(t + \tau_1) - \varphi(t + \tau_2) < \epsilon$. Denne egenskab kan imidlertid godt være opfyldt, selv om funktionerne i familien alle vokser mod uendelig. Ubegrænsede funktioner kan altså udvise en stabilitet, der er ganske på linie med den, de begrænsede funktioner kan præstere. Men de ubegrænsede funktioner kan også udvise forskellige svagere former for stabilitet. I tabel 2 giver vi en række stabilitetsdefinitioner, der er generaliserende. For hvert trin i stabilitetsrækken, vil vi finde flere funktioner, der opfører sig stabilt, undtagen for klassen af helt ustabile funktionsfamilier. Når stabiliteterne 3. og 4. kaldes relative, skyldes det, at 3. betyder, at $\frac{\varphi(t)}{\psi(t)} \rightarrow 1$ for $t \rightarrow \infty$.

Stabilitet af en eller anden form er uhyre vigtig for en model. Når vi har den teori, at fænomener opfører sig som beskrevet af en funktion fra familien, er det værdiløst, hvis det er afgørende, præcis hvilken funktion vi vælger at gætte på. Hvis derimod funktionens opførsel i det lange løb er ensartet for den og dens naboer i familien, så kan vi stole på de konklusioner, vi drager.

Dette er netop den modsatte situation af den kaotiske, hvor selv nok så nærtstående naboer opfører sig totalt forskelligt.

Komplementaritet

Hvad skal vi med alle disse definitioner, hvorfor tager vi ikke bare en model med den eksponentielle vækst og den absolutte stabilitet? Fordi det nærmest er umuligt! Der gælder for familier af den form, vi betragter her, altså af formen $\Phi = \{\varphi(t + \tau) | \tau \in R\}$ følgende:

Hovedsætning. Hvis den voksende og differentiable funktion $x = \varphi(t)$ vokser så kraftigt som $J \in \{I, II, \dots, VII\}$, så vil to forskellige funktioner fra familien Φ , $x = \varphi(t)$ og $x = \varphi(t + \tau)$, ikke kunne udvise en stabilitet, der er stærkere end j .

Med andre ord, vækst og stabilitet modarbejder hinanden på modelplanet. Er væksten blot så kraftig som lineær, så er stærkt absolut stabilitet udelukket. Og omvendt, har vi en stærkt absolut stabilitet, så er en vækst stå kraftig som lineær udelukket! Etc.

Lad mig illustrere denne komplementaritet med nogle typiske eksempler. I tabel 3 er tillige anført, hvilken simpel differentialligning, de nævnte funktioner løser.

Differentialligningen for en familie

En familie af funktioner differentialkvotient $\Phi = \{\varphi(t + \tau) | \tau \in R\}$ kan også beskrives som løsningsmængden til en bestemt differentialligning.

Vi sætter $y = f(x) = \varphi'(\varphi^{-1}(x))$ og med denne definition er Φ netop løsningsmængden til differentialligningen $\dot{x} = f(x)$

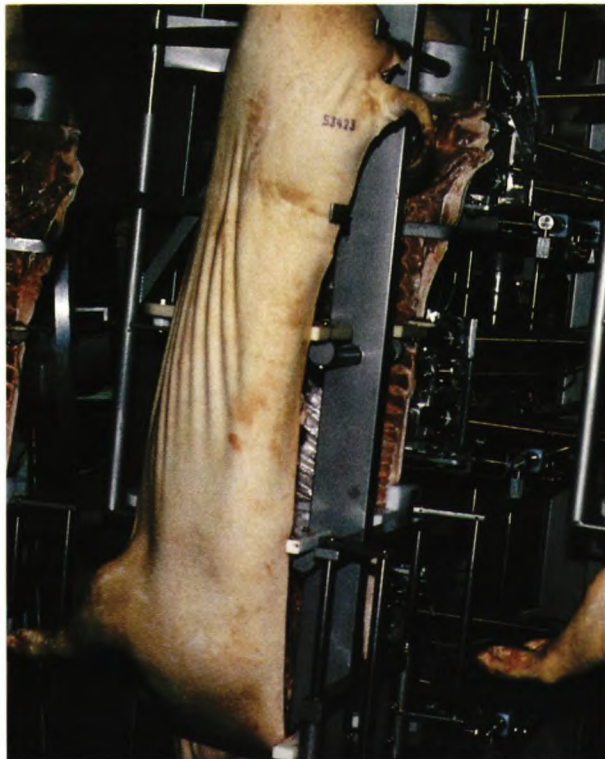
Fortsættes side 29.

j:	Stabilitet	definition
1.	Stærkt absolut	hvis $\varphi(t) - \psi(t) \rightarrow 0$ for $t \rightarrow \infty$
2.	Svagt absolut	hvis $ \varphi(t) - \psi(t) < k < \infty$ for alle t
3.	Stærkt relativ	hvis $\ln \varphi(t) - \ln \psi(t) \rightarrow 0$ for $t \rightarrow \infty$
4.	Svagt relativ	hvis $ \ln \varphi(t) - \ln \psi(t) < k < \infty$ for alle t
5.	Stærkt logaritmisk	hvis $\ln \ln \varphi(t) - \ln \ln \psi(t) \rightarrow 0$ for $t \rightarrow \infty$
6.	Svagt logaritmisk	hvis $ \ln \ln \varphi(t) - \ln \ln \psi(t) < k < \infty$ for alle t
7.	Ustabil	hvis $\varphi(t) - \psi(t) \rightarrow \infty$ for $t \rightarrow T < \infty$

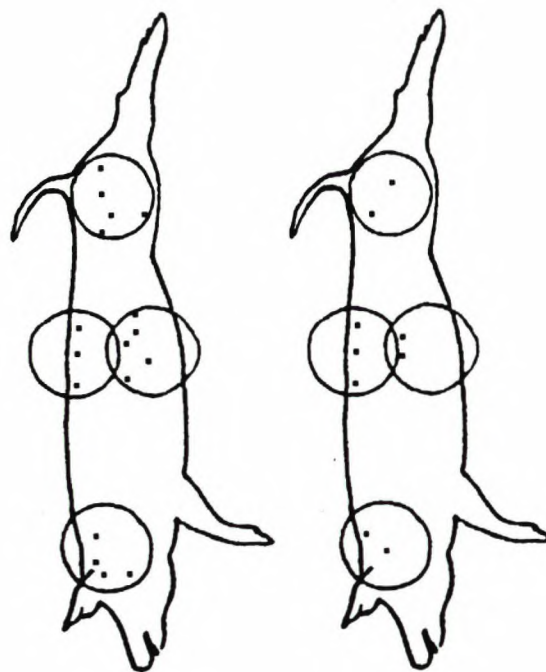
Tabel 2.

Neurale net på de danske slagterier

Hans Henrik Thodberg



Klassificeringscentret der blev installeret i 1989 i 31 eksemplarer på danske svineslagterier. I dag benytter centrene neurale netværk til at bestemme kødprocenten i hvert eneste af de 16 millioner svin der årligt slages i Danmark.



Placering af sonder med det tidligere system (venstre) og med det reducerede antal sonder der nu fortolkes af kunstige neurale netværk (højre).

På Slagteriernes Forskningsinstitut anvendes neurale netværk som et værktøj til løsning af konkrete opgaver inden for informationsbehandling. Det kan dreje sig om fejlfinding på apparatur, kontrol af processer eller tolkning af videobilleder med henblik på automatisering eller kvalitetsbestemmelse.

Slagteriernes Forskningsinstitut udvikler bl.a. måleinstrumenter til slagteribranchen. Det såkaldte klassificeringscenter er en robot, som fikserer de slagtede svin på en karrusel og opmåler hver enkelt krop. Dernæst stikkes ni sonder ind i forskellige dele af kroppen. Med sonderne måles et infrarødt refleksionssignal som funktion af dybden. Dette signal indeholder information om forholdet mellem fedt og kød. Neurale netværk tolker signalerne og afgør, hvor meget kød der er i kroppen. Denne information anvendes til sortering af råvarerne og til afregning af betalingen til landmanden. De neurale netværk kører på små PC'er på centeret. Denne form for informationsbe-

handling udnytter informationerne bedre og indførelse af det neurale netværk har gjort det muligt at reducere antallet af sonder på klassificeringscentret fra 17 til 9 sonder samtidig med at målesikkerheden forbedredes.



Hans Henrik Thodberg
lic.scient.
Slagteriernes Forskningsinstitut

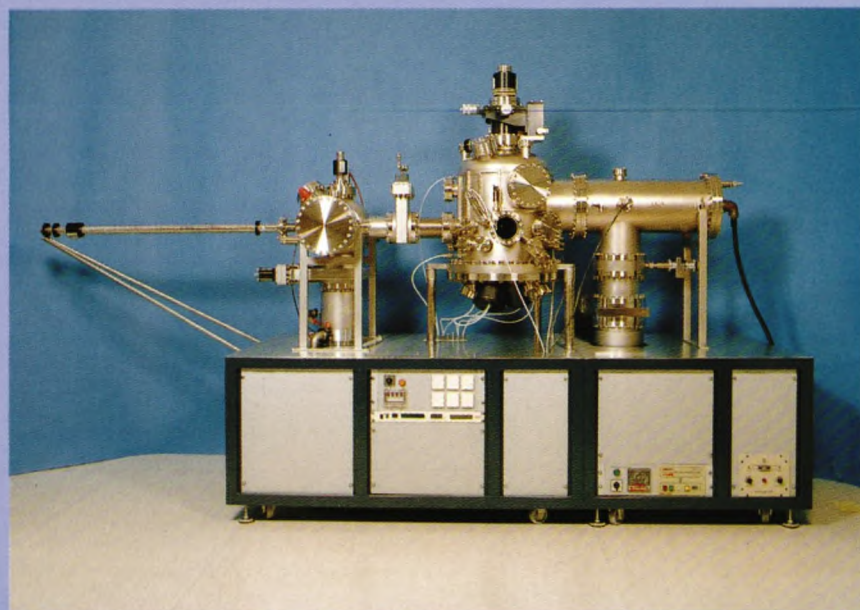
MTD-450 UHV

Deponeringssystem fra DCA Instruments

MTD-450 UHV deponerings-system til dyrkning af et bredt sortiment af materialer og tyndfilm strukturer i et MBE dyrkningsmiljø af høj kvalitet.



MTD-450 med to magnetronkilder og fire effusions celler.



Ultra høj vacuum teknologi til forskning og industri.

- Magnetron katodeforstøvning
- Termisk fordampning
- E-stråle fordampning
- Ion-båret deponering
- Laser forstøvning

Hver kilde er forsynet med en hurtigt reagerende shutter, som resulterer i en præcis fremstilling af komplekse tyndfilm strukturer.



AAGE CHRISTENSEN A/S
Skelmosevej 10
Box 399, 2500 Valby
Tlf.: 36 44 24 44
Fax: 36 44 20 24

Forhandler af:
Kryostater, alle typer af lavtemperatur måle- & kontroludstyr, elektromagneter, Gaussmetre, kryopumper, turbopumper, ionpumper, diffusionspumper, gate-ventiler, forpumper, effusionsceller, manipulatorer UHV & HV-fittings, elektriske gennemføringer læksøgere.

"...et programeksempel". Fortsat fra side 19.

```
procedure Backpropagation;
begin
  for k := 1 to N3 do { fejleregning og backpropagation i outputlag }
  begin
    tmp := out[k] - forv_out[ex,k]; { afv. mellem faktisk og ønsket output }
    error := error + sqr(tmp);
    d3[k] := eta * tmp * f_maerke( h3[k] );
    th3[k] := th3[k] + d3[k];
    for j := 1 to N2 do W23[j,k] := W23[j,k] - d3[k] * O2[j];
  end;
  for j := 1 to N2 do { backpropagation i skjult lag }
  begin
    d2 := 0;
    for k := 1 to N3 do d2 := d2 + d3[k]* W23[j,k];
    d2 := d2 * f_maerke( h2[j] );
    th2[j] := th2[j] + d2;
    for i := 1 to N1 do W12[i,j] := W12[i,j] - d2 * input[ex,i] ;
  end;
end;
{ ----- HOVEDPROGRAM ----- }
begin
  iter := 0;
  randomize; { vægtene skal initialiseres med tilfældige værdier }
  for i := 1 to N1 do for j := 1 to N2 do W12[i,j] := (random(200)-99.5)/100;
  for j := 1 to N2 do th2[j] := (random(200)-99.5)/100;
  for j := 1 to N2 do for k := 1 to N3 do W23[j,k] := (random(200)-99.5)/100;
  for k := 1 to N3 do th3[k] := (random(200)-99.5)/100;
  repeat
    error := 0; { nulstil }
    write('gennemløb nr:',iter:6,' - fejl:');
    for ex := 1 to E do { loop over eksempler }
    begin
      Feedforward;
      fejl := 0; { tæl op hvor mange fejl nettet laver }
      for k := 1 to N3 do
        if ((out[k] < 0.5) AND (forv_out[ex,k] > 0.5)) OR
          ((out[k] > 0.5) AND (forv_out[ex,k] < 0.5)) then fejl:= fejl+ 1;
      write(fejl:2);
      Backpropagation;
    end; { loop over eksempler }
    error := error/N3/E; { fejl per neuron per eksempel }
    writeln(' - samlet fejl:',error:6:5);
    Inc( iter );
  until keypressed;
  writeln; { udskrift af vægte og thresholds }
  writeln('mellem <-- input');
  writeln('Thres.':8,' | Vægte:');
  for j := 1 to N2 do
  begin
    write(th2[j]:8:3,' | ');
    for i := 1 to N1 do write(W12[i,j]:8:3);
    writeln;
  end;
  writeln;
  writeln('output <-- mellem');
  writeln('Thres.':8,' | Vægte:');
  for k := 1 to N3 do
  begin
    write(th3[k]:8:3,' | ');
    for j := 1 to N2 do write(W23[j,k]:8:3);
    writeln;
  end;
end;
```

Differential-ligning	Funktion	Vækst	Stabilitet
$\dot{y} = y^{-1}$	$\sqrt{2t}$	ubegrænset	stærkt abs. men ikke asymptotisk
$\dot{y} = 1$	t	lineær	svagt abs. men ikke stærkt abs.
$\dot{y} = 2\sqrt{y}$	t^2	polynomiel	stærkt rel. men ikke svagt abs.
$\dot{y} = y$	e^t	eksponentiel	svagt rel. men ikke stærkt rel.
$\dot{y} = y\sqrt{\ln y}$	$e^{(t^2)}$	hypereksp.	stærkt log. men ikke svagt rel.
$\dot{y} = y \ln y$	$e^{(e^t)}$	dobbelteksp.	svagt log. men ikke stærkt log.
$\dot{y} = y^2$	$-t^{-1}$	eksplosiv	ustabil men ikke svagt log.

Tabel 3: Vækst kontra stabilitet

..fortsat fra side 25.

Thi f er en positiv funktion, der er defineret på billedmængden for φ , og vi har åbenbart, at

$$\varphi'(t) = \varphi'(\varphi^{-1}(\varphi(t))) = f(\varphi(t))$$

På den anden side gælder, at differentialligningen løses ved udregning af

$$\int \frac{dx}{f(x)} = t + \tau$$

Ved substitutionen $x = \varphi(y)$ giver integralet

$$\int \frac{\varphi'(y)dy}{\varphi'(\varphi^{-1}(\varphi(y)))} = y = \varphi^{-1}(x)$$

altså, at

$$x = \varphi(t + \tau)$$

er samtlige løsninger.

Denne beskrivelse tillader os at vise, at der mangler stabilitet. Vækstens hastighed siger noget om φ' , som igen siger noget om f . Og f siger noget om, hvordan løsningerne opfører sig med hensyn til stabilitet.

Absolut stabilitet. Vi betragter differensen mellem to familiemedlemmer fra Φ :

$$\varphi(t + \tau) - \varphi(t)$$

Det er ingen indskrænkning at antage, at $\tau > 0$.

Middelværdisætningen siger, at vi kan regne således:

$$\varphi(t + \tau) - \varphi(t) = \varphi'(t + \xi(t))\tau = f(\varphi(t + \xi(t)))\tau$$

hvor vi ved, at $0 < \xi(t) < \tau$.

Vi ved, at $\varphi(t) \rightarrow \infty$ for $t \rightarrow \infty$. Så vi kan aflæse to resultater:

1) Hvis $f(x) \rightarrow 0$ for $x \rightarrow \infty$, så vil $\varphi(t + \tau) - \varphi(t) \rightarrow 0$ for $t \rightarrow \infty$.

2) Hvis $f(x) > \epsilon > 0$ for alle x , så vil $\varphi(t + \tau) - \varphi(t) > \epsilon\tau > 0$ for alle t .

Det sidste resultat viser hovedsætningen for $J = II, III, j = 1, 2$.

Resten af hovedsætningen fås ved et simpelt trick: Når $\varphi(t)$ løser differentialligningen

$$\dot{x} = f(x)$$

så vil $\ln \varphi(t)$ løse differentialligningen

$$\dot{x} = \frac{f(x)}{x}$$

Vi får jo

$$\frac{d \ln \varphi(t)}{dt} = \frac{\varphi'(t)}{\varphi(t)} = \frac{f(x)}{x}$$

Anvendelse af 1) og 2) ovenfor giver hovedsætningen for $J = IV, V, j = 3, 4$.

Det næste resultat fås ved at indse, at $\ln \ln \varphi(t)$ løser differentialligningen

$$\dot{x} = \frac{f(x)}{x \ln x}$$

og det sidste er umiddelbart.

Resumé

Hvis en model for et vækstfænomen gives ved en bestemt funktion og dennes forskydninger,

$$\Phi = \{\varphi(t + \tau) | \tau \in R\}$$

hvilket blot er at sige, at væksten er autonom eller uafhængig af tidsafhængige påvirkninger, så er denne familie af vækstfunktioner netop løsningsmængden til differentialligningen

$$\dot{x} = f(x) \quad \text{hvor} \quad f(x) = \varphi'(\varphi^{-1}(x)).$$

Hvis derfor væksten er kraftig, betyder det, at $\varphi'(t)$ er stor, og dermed at $f(x)$ er stor, hvilket medfører, at løsningsmængden – og dermed modelfamilien – kun har begrænset stabilitet. Og omvendt betyder det, at hvis stabiliteten er god, så må væksten være svag. Men, selv om stabiliteten er stærkt absolut, så kan væksten godt være ubegrænset, selv om den er langsom!

Vejledning for forfattere

Redaktionen af KVANT modtager meget gerne artikler fra læserne. Indholdet af artiklerne bør være forståelig for personer med interesse for fysik – således at en god gymnasieelev vil få noget ud af at læse artiklen. Det gør ikke noget, at der optræder enkelte (og enkle) formler i teksten. Illustrationer til artiklerne er meget velkomne.

Det er håbet, at der vil komme en række rubrikker – der er allerede en debatside, som er åben for indlæg om alt hvad der rører sig om fysik. Bladet vil også bringe meddelelser fra Dansk Fysisk Selskab og Selskabet for Naturlærens Udbredelse, ligesom omtale af arrangementer, der kan have interesse for fysikinteresserede vil blive bragt. Da der kun kommer fire numre om året skal der gives meddelelse om et givet arrangement i god tid, hvis det skal kunne komme med i bladet. Redaktionen vil også stræbe efter at kunne bringe korte notitser med friske nyheder og anmeldelser af bøger af interesse for fysikere.

Vejledning i udformning af artikler til KVANT

For at lette produktionen modtages artikler helst på elektronisk facon. Det kan enten være som elektronisk post til e-mail adressen

kvant@nbivax.nbi.dk

eller (hellere) på en DOS-formatteret diskette, der sendes til

KVANT
c/o Ørsted Laboratoriet
Universitetsparken 5
2100 København Ø

eller afleveres til et redaktionsmedlem sammen med eventuelle figurer, og – *meget vigtigt* – et billede og en præsentation af forfatteren, i stil med de præsentationer, der findes i slutningen af hver artikel i dette nummer.

Teksten kan være skrevet i $\text{\LaTeX}$, som ren ASCII fil, i WordPerfect eller Word. De første formater foretrækkes. Hvis det ikke er muligt at aflevere teksten i et af disse formater, kan en papirudgave af artiklen naturligvis anvendes.

Formler og specielle symboler kan indsættes i teksten med $\text{\LaTeX}$ eller $\text{\TeX}$. De modtages dog under alle omstændigheder også gerne på papir.

Illustrationer og billeder til artiklerne afleveres separat – det er (endnu) en kvalitetsmæssig fordel at indsætte disse i artiklen på sædvanlig facon. Undlad venligst at afsætte plads til dem i teksten, men placer figurforklaringen til sidst eller for sig selv.

Tabeller og opstillinger ønskes som simple opstillinger med tabulatorer. Brug ikke for megen energi på at lave “snedige” opstillinger med linier og lignende, men vis gerne på papir hvordan du selv ville foretrække det.

- Forfatternavne skrives med kursiv.
- Afsnitoverskrifter skrives med fed skrift.
- Der er ingen tomme linier mellem afsnit, men de indledes med en indrykning (tabulering).
- Referencer anføres i teksten med et løftet ciffer, og anføres til sidst i artiklen med nummer, forfatter, artikel (eventuelt bind-nummer med fed skrift), sidetal og årstal i parentes.
- Husk et billede og en kort præsentation af forfatteren.
- Forfattere der skriver i $\text{\LaTeX}$ kan rekvirere en skabelon, at skrive i, hos redaktionen.

Abonnement på KVANT

koster 135 kr for en årgang og vil blive opkrævet pr. giro. Nye abonnenter vil modtage eventuelle tidligere numre af den løbende årgang. Medlemmer af Dansk Fysisk Selskab og Selskabet for Naturlærens Udbredelse vil modtage bladet som et medlemsblad.

Hvis du mener at du har abonnement, men ikke får bladet – har du nok glemt at melde flytning af bladet hos dit lokale postkontor, eller måske har du ikke betalt. Bemærk at flytning af KVANT skal meddeles postvæsenet eksplicit!

Abonnement tegnes ved at skrive til

Lene Körner, Matematisk Institut, Universitetsparken 5, 2100 København Ø

Meddelelser fra Dansk Fysisk Selskab

Referat af generalforsamlingen den 18. maj 1993

1. Valg af dirigent.

Jørn Hvam blev valgt. Han konstaterede, at generalforsamlingen var lovligt indkaldt og beslutningsdygtig.

2. Formandens beretning.

Dirigenten mindede om, at generalforsamlingen den 27. november 1992 ikke havde været rettidigt indkaldt og derfor ikke var beslutningsdygtig. Beretningen for 1992 skulle derfor bekræftes på denne generalforsamling. Beretningen er trykt i Kvant 92-4, og der var ikke indkommet kommentarer. Da der heller ikke var kommentarer nu, var den dermed godkendt.

Det var selvsagt lidt for tidligt at aflægge beretning for 1993, hvorfor formanden blot anførte følgende bemærkninger: Efter suppleringsvalget ved årsskiftet og konstitueringen vedtaget på bestyrelsesmødet dagen i forvejen er bestyrelsen fra den 19. maj 1993 sammensat som angivet andetsteds på siden. Af nye aktiviteter nævntes, at der efter norsk forbillede er startet et netværk for kvindelige fysikere i Danmark (se Trine Møgelbergs artikel her i bladet). Sommerkurset "Sorø dage '93" for 2. g elever afholdes i skoleferiens første uge. Hovedemnerne er Astronomi og Kosmologi (v. Allan Hornstrup, Dansk Rumforskningsinstitut) og Vejr og Klima (v. Dorthe Dahl-Jensen og Christine Schøtt Hvidberg, Niels Bohr Institutet), mens Line Lundsberg-Nielsen (Institut for Fundamental Metrologi) er ansvarlig for logistikken. Der var ingen kommentarer hertil, og beretningen blev godkendt.

3. Godkendelse af regnskab for 1992.

I lighed med punkt 2 efterlystes kommentarer til 1991-regnskabet. Da der ingen var, blev det dermed godkendt.

Herefter gennemgik kassereren regnskabet for 1992 og bemærkede, at Selskabet igen i år har haft et pænt overskud. Budgettet for 1993 var en simpel fremskrivning af 1992-resultatet baseret på det daværende medlemstal. Da medlemstallet imidlertid er steget markant, vil det give en yderligere forbedring.

Kommentarer: Malte Olsen kritiserede, at kassereren ikke havde underskrevet regnskabet, kun revisoren. Kassereren forsikrede dog, at det var en ren forglemmelse. Ove Poulsen ønskede den voksende formue bragt i anvendelse. Jørn Hvam mindede dog om, at Selskabet tidligere havde haft så lille en formue, at handlefriheden var begrænset; det var derfor planlagt, at formuen skulle vokse, og at den nok nu havde nået et rimeligt niveau. For-

manden nævnte, at fondsmidler til starten af Kvant og en god udvikling i annoncemængden var medvirkende til den heldige situation. Selskabets medlemmer vil modtage Europhysics News, når vi skifter status til Full Membership Society. Ove Poulsen opfordrede alle til at melde sig ind i den EPS sektion, der har deres interesse, for at styrke udviklingen af sektionerne i EPS. Bjarne Andresen tilføjede, at en meget positiv medlemsudvikling havde bidraget til det positive regnskabsresultat. Poul V. Thomsen gentog sidste års opfordring til, at DFS tilsluttes PBS eller PTG. Hermed godkendtes regnskabet for 1992, og budgettet for 1993 blev taget til efterretning.

4. Forslag til ny bestyrelsesstruktur for DFS.

Formanden ridsede forslaget, som i sin fulde ordlyd var vedlagt indkaldelsen, op og fortalte, at forslaget var støttet af sektionerne samt vedtaget på bestyrelsesmødet den 17. maj. Jakob Bohr efterlyste studenterdeltagelse i bestyrelsen (og i denne generalforsamling) i betragtning af studentermedlemmernes voksende antal. Bjarne Andresen påpegede, at der var flere muligheder under den nye struktur, f. eks. kunne man opstille studenter som kandidater til bestyrelsen, eller bestyrelsen kunne oprette en særlig studentersektion, som dermed var sikret en fast plads. Med disse kommentarer blev forslaget vedtaget.

5. Forslag fra medlemmerne.

Ingen.

6. Evt.

Torsten Freltoft efterlyste kommentarer til den nye måde at afholde forårsmødet på. En del medlemmer ytrede sig positivt og ønskede at fortsætte på denne måde. Ove Poulsen spurgte, om man ikke alligevel kunne holde et efterårsmøde fælles med Dansk Optisk Selskab. Det ville imidlertid ændre de økonomiske forudsætninger med et enkelt større dansk fysikmøde om året, så Peter Sigmund foreslog i stedet, at DOPS flytter sit årsmøde til foråret. Torsten Freltoft understregede, at de tidligere fælles møder havde været til fordel for begge selskaber. Formanden så også gerne, at astronomi og geofysik repræsenteres på forårsmødet. Der udspandt sig derefter en diskussion om fremtidige mødelokaliteter, idet nogen ønskede forårsmødet afholdt i en universitetsby, mens andre fandt et internt vigtigt.

Referat ved Bjarne Andresen

Dansk Fysisk Selskab. Årsregnskab 1992

(alle beløb i kr.)

INDTÆGTER

DFS kontingenter	127.560,00
EPS kontingenter	13.650,00
Renter bankkonto	1.971,77
Renter girokonto	<u>7.238,43</u>
INDTÆGTER IALT	<u>150.420,20</u>

UDGIFTER

DFS administration:

Medhjælp	1.000,00	
Porto, papir mv	3.668,66	
Repræsentation	2.002,00	
Rejseudgifter	<u>1.446,00</u>	
		8.116,66

EPS:

EPS indiv. medlemskab 1992	14.934,71	
EPS DFS-medlemskab	<u>16.045,17</u>	
		30.979,88

KVANT:

Indbetalinger til Kvant 1992		48.200,00
------------------------------	--	-----------

UNDERVISNINGSSEKTIONEN:

Mødeindtægter	26.250,00	
Mødeudgifter	<u>28.889,05</u>	
Mødeunderskud		2.639,05

FASTSTOFFYSIK:

Halvledermøde		5.000,00
---------------	--	----------

ATOMFYSIK:

Tilskud til studenter		5.000,00
-----------------------	--	----------

DFS:

DFS/DOPS årsmøde		13.713,58
------------------	--	-----------

GRADUATE SCHOOL:

Rejseudgifter		2.474,00
---------------	--	----------

DIVERSE TILSKUD:

Studenterrejser		3.025,00
-----------------	--	----------

UDGIFTER IALT	<u>119.148,17</u>
---------------	-------------------

OVERSKUD 1992	<u>31.272,03</u>
	<u>150.420,20</u>

STATUS 31/12-92

AKTIVER:

Indestående bank	48.963,02
Indestående giro	115.461,56
Kassebeholdning	1.442,56
Udestående DFS-kontingenter (indb. i 93)	6.875,00
Udestående EPS-kontingenter (indb. i 93)	440,00
AKTIVER IALT	173.182,14

PASSIVER:

Skyldige EPS kontingenter	3.400,00
DFS/DOPS årsmøde	13.713,58
Fysisk Tidsskrift mellemregning	4.922,40
KVANT	48.470,00
PASSIVER IALT	70.505,98

KAPITALKONTO:

Saldo per. 1 januar 1992	71.404,13	
Overskud 1992	31.272,03	
Saldo per. 1 januar 1993		102.676,16
SUM=AKTIVER		173.182,14

Bestyrelsens sammensætning:

På sine møder den 8. marts og 17.maj, har Dansk Fysisk Selskabs bestyrelse konstitueret sig således:

Jakob Bohr (Risø)	formand
Nils O. Andersen (Københavns Universitet)	næstformand
Allan H. Sørensen (Århus Universitet)	kasserer
Dan Birkedal (Mikroelektronik centeret)	
Torsten Freltoft (NKT)	
Jens Onsgaard (Odense Universitet)	
Mette Vedelsby (Frederiksborg Gymnasium)	

Søren Brunak(DTH), er valgt som sekretær for selskabet.

Vinterskole for Ph.D. studerende i fysik.

Christian Rischel

17.–22. januar i år havde jeg sammen med ca. 50 andre danske Ph.D. studerende i fysik fornøjelsen af at deltage i en Vinterskole i Fysik. Skolen foregik på kursus ejendommen Sandbjerg Gods ved Sønderborg i naturskønne omgivelser med Karsten Wedel Jacobsen (DTH), Ben Mottelson (NORDITA) og Aksel Wiin-Nielsen (Geofysik, København) som forelæsere.

Lad det være sagt med det samme: det var et meget vellykket arrangement, som absolut bør gentages.

Programmet bestod af 3 forelæsninger af en times varighed om formiddagen, gruppearbejde om eftermiddagen og korte fremlæggelser af deltagernes Ph.D.-projekter om aftenen. De tre forelæsere havde altså hver en forelæsning om dagen, ialt 5 til hver i løbet af ugen. Om eftermiddagen gik deltagerne så ud i grupper og arbejdede med små opgaver i forlængelse af forelæsningerne.

Karsten Wedel Jacobsen talte om simulationer af materialer, hovedsageligt beregninger af energien af den elektroniske grundtilstand. Først talte han om Monte Carlo simuleringer i statistisk mekanik, derefter om metoder til beregning af grundtilstandsenergier og endelig om simuleringer med disse grundtilstandsenergier, anvendt på metaller.

Ben Mottelson talte om skalstruktur i atomer, kerner og klynger, hovedsageligt sidstnævnte. Skalstruktur skyldes *bunchiness* i tilstandsspektret; at tilstandene samler sig i klumper med tætliggende energier, med energigab uden tilstande mellem klumperne. Eksistensen af en sådan *bunchiness* kan bemærkelsesværdigt nok henføres til eksistensen af lukkede klassiske baner i potentialet. Flere andre teoretiske metoder blev også præsenteret.

Sidst, men ikke mindst, som Klaus Mosegaard så ram-mende sagde under fest- middagen, var der Aksel Wiin-Nielsen, som talte om forudsigelse af vejr og af klima – i praksis to ret forskellige opgaver. I beregninger på vejret gælder det ikke om at løse de mest generelle ligninger man kan finde på, men om at isolere de led, der har den relevante skala (1 dag, 1000 km). Fortællingen om arbejdet med at få has på dette problem var fuld af god fysik, sted-

vis dog krydret med et par overheads fulde af uforståelige formler. Forelæsningerne om klimaforudsigelser var også interessante. Begge emner blev gennemgået med vægt på overblikket, de væsentligste forskningsresultater fra hele verden.

Om eftermiddagen var der så gruppearbejde. Det var forholdsvis løst arrangeret, nærmest anarkistisk, så deltagernes lyst til at finde problemer de kunne kaste sig over fik frit spil. Arbejdsforholdene var meget fine. Digital havde venligt stillet 3 arbejdsstationer til rådighed som simulanterne brugte, vi andre havde 3 PC'er og en Mac, alle med vidunderprogrammet Mathematica, til at regne på. Man kunne frit skifte gruppe i løbet af ugen, men de fleste blev i samme gruppe. Selv var jeg i en gruppe hos Mottelson, hvor vi afprøvede en analytisk approximations-metode på et simpelt problem, der også kunne løses eksakt. Gruppearbejdet gav mulighed for at dykke lidt dybere ned i stoffet fra forelæsningerne, og det var forbløffende vellykket; ved de 2 timers fremlæggelse fredag eftermiddag skulle der fart på, for at alle kunne nå at fortælle om deres resultater.

Om aftenen var der korte foredrag om deltagernes egne Ph.D.-projekter. Foredragene var af lidt svingende kvalitet, men de fleste interessante.

Herefter var der almindelig hygge i den fine ramme sat af det statelige Sandbjerg Gods. Et minus var de noget pebrede ølpriser (13 kr. for en selvbetjenings-pilsner), men den fantastiske gode stemning på kurset overlevede også dette anslag. Under festmiddagen torsdag aften blev der samlet ind til Giro 413 med ønsket om at høre "Hæng dit gule hårbånd i det gamle træ".

Som sagt: det var en meget vellykket kursus. Forelæserne var velforberedte (og dygtige), deltagerne var interesserede og stemningen var både hyggelig og produktiv.

Vinterskolen var arrangeret af Per Hedegård og Klaus Mosegaard (København), Per Morgen (Odense) og Aksel Jensen og Jes Madsen (Århus). Dette arrangement bør gentages ... så er det sagt!