Downloaded from UvA-DARE, the institutional repository of the University of Amsterdam (UvA)
http://dare.uva.nl/document/101199

File ID	101199
Filename	C Regels en Associaties Nederlandse samenvatting

SOURCE (OR PART OF THE FOLLOWING SOURCE):

Type	Dissertation
Title	Rules and associations : hidden Markov models and neural networks in the psychology of learning
Author	I. Visser
Faculty	Faculty of Social and Behavioural Sciences
Year	2002
Pages	138
ISBN	90-5470-100-5

FULL BIBLIOGRAPHIC DETAILS:
http://dare.uva.nl/record/220513

Copyright

It is not permitted to download or to forward/distribute the text or part of it without the consent of the author(s) and/or copyright holder(s), other than for strictly personal, individual use.

UvA-DARE is a service provided by the library of the University of Amsterdam (http://dare.uva.nl)

C Regels en Associaties Nederlandse samenvatting

Overzicht

Het onderzoek in dit proefschrift draait om drie thema's: regelgestuurd gedrag, het aanleren van regelgestuurd gedrag en modellen die dit leerproces en de resulterende kennis beschrijven. Het begrip regelgestuurd gedrag speelt een centrale rol in het cognitivisme en wordt gebruikt in het beschrijven van talloze gedragingen en vaardigheden zoals de produktie van taal, probleem oplossend vermogen en schaken. Het alternatief voor regelgestuurd gedrag is associatief gestuurd gedrag. Dit speelt een belangrijke verklarende rol bij de grootste concurrent van het cognitivisme, het connectionisme. Het cognitivisme en het connectionisme leiden tot verschillende formele modellen, respectievelijk regelgebaseerde modellen, bijvoorbeeld hidden Markov modellen, en neurale netwerken. In hoofdstuk 2 gebruik ik wiskundige eigenschappen van deze modellen om te laten zien dat de beschrijvende kracht van deze modellen identiek is. In hoofdstuk 3 wordt dit gegeven voor twee specifieke modellen uitgewerkt, een recurrent neuraal netwerk als representant van associatief lerende, connectionistische modellen, en het hidden Markov model (HMM) als voorbeeld van een regelgebaseerd cognitivistisch model. In hoofdstuk 4 en 5 ontwikkel ik een aantal statistische technieken die noodzakelijk zijn om hidden Markov modellen te kunnen gebruiken voor de analyse van experimentele data. In hoofdstuk 6 en 7 tenslotte wordt impliciet leren onderzocht als een voorbeeld van een taak waarin op associatieve wijze regelgestuurd gedrag wordt aangeleerd. Hierbij worden hidden Markov modellen gebruikt om gedragsmaten van impliciet leren te analyseren.

C.1 Regelgestuurd gedrag

Regelgestuurd gedrag is een cruciaal begrip in het cognitivisme. Chomsky (1959b) zet regelgestuurd gedrag in als alternatief tegen associatief gestuurd gedrag zoals dat gebruikt werd in het behaviorisme. Centraal in het cognitivisme, dat voortgekomen is uit dit alternatief, zijn gestructureerde representaties en regels om deze te manipuleren (Fodor & Pylyshyn, 1988). Het feit dat voor bepaalde soorten gedrag, met name taal, schaken, wiskunde et cetera, gestructureerde representaties nodig zijn is nauwelijks onderwerp van discussie. Het verschil van mening over de implementatie van regelgestuurd gedrag daarentegen definiëert een belangrijke kloof in de psychologie, die tussen de cognitivisten en de connectionisten. In het onderhavige onderzoek worden deze verschillende implementaties van regelgestuurd gedrag met elkaar vergeleken. Enerzijds op theoretisch nivo, door de formele eigenschappen van modellen naast elkaar te zetten, anderzijds door de modellen te toetsen aan menselijk gedrag in het impliciet leren paradigma.

In hoofdstuk 2 en 3 worden neurale netwerken en regelgebaseerde modellen met elkaar vergeleken op formele eigenschappen. Deze vergelijking is van belang omdat een aantal notoire tegenstanders van het connectionisme beweren dat neurale netwerken eenvoudigweg te weinig representationele capaciteiten hebben om complexe kennis te bevatten. Levelt (1990) zegt het als volgt in een kritisch artikel over connectionisme: "It makes little sense to spend years implementing a domain of knowledge in a network that cannot contain it." Een formele karakterisering van de representationele capaciteiten van neurale netwerken is nodig om de reikwijdte van Levelt's stelling te kunnen bepalen.

Uit een aantal wiskundige stellingen volgt dat neurale netwerken dezelfde representationele capaciteiten hebben als regelgebaseerde systemen. In het bijzonder is het mogelijk om een Turing machine, het schoolvoorbeeld van een regelgebaseerd systeem, te implementeren in een neuraal netwerk (Siegelmann & Sontag, 1995). Hiermee vervalt Levelt's kritiek op het connectionisme. Ieder kennisdomein dat in een regelgebaseerd systeem geïmplementeerd kan worden, kan ook in een neuraal netwerk gerepresenteerd worden. Daarmee is de discussie echter niet afgelopen. Ook de vorm van de gerepresenteerde kennis is van belang.

Connectionistische representaties kunnen gedistribueerd zijn. Dat wil zeggen dat bijvoorbeeld een concept niet door één maar door meerdere knopen in het netwerk gerepresenteerd wordt; en omgekeerd dat één knoop in het netwerk onderdeel is van meerdere representaties. Hierdoor hebben connectionistische representaties een aantal voordelen ten opzichte van regelgebaseerde representaties. Neurale netwerken kunnen met name beter omgaan met ruizige stimuli en zijn minder gevoelig voor beschadigingen. Een ander pluspunt van neurale netwerken is dat ze representaties leren op basis van aangeboden stimuli; het leerproces is een natuurlijk onderdeel van neurale netwerken. De netwerken zoals geconstrueerd door Siegelmann en Sontag (1995), waarop de eerder genoemde stelling gebaseerd is, missen echter deze gunstige eigenschappen. Ondanks het feit dat deze netwerken voldoende representationele capaciteit hebben, leveren ze als psychologisch model derhalve geen voordelen boven klassieke regelgebaseerde modellen.

Neurale netwerken die hier minder last van hebben zijn die van Cleeremans en McClelland (1991) en van Rodriquez, Wiles en Elman (1999). Deze onderzoekers leren formele talen, als voorbeeld van een regelgebaseerd kennisdomein, aan neurale netwerken op zo'n manier dat ze resulteren in gedistribueerde representaties met alle voordelen van dien. Neurale netwerken, en meer in het algemeen gedistribueerde representaties, hebben echter ook een belangrijk nadeel: de interpretatie is vaak ingewikkeld. Als gevolg daarvan is het gebruik van neurale netwerk modellen problematisch als model voor cognitie, aangezien het model vaak beperkt inzicht geeft in de manier waarop een bepaalde taak wordt opgelost. In hoofdstuk 3 gebruik ik hidden Markov modellen om dit probleem het hoofd te bieden.

C.2 Hidden Markov modellen

Hidden of latente Markov modellen kunnen toegepast worden om te laten zien dat een systeem, proefpersoon of model, een regelgebaseerd systeem van kennis bezit,

onafhankelijk van hoe deze kennis gerepresenteerd is. Het hidden Markov model is een paradigmatisch voorbeeld van een regelgebaseerd cognitivistisch model. In hoofdstuk 3 laat ik zien dat een recurrent neuraal netwerk een reguliere taal kan leren. Voor het geven van een interpretatie van de geleerde representaties van het netwerk, gebruik ik hidden Markov modellen die gepast worden op de output die het netwerk genereert.

Eerdere methoden om neurale netwerken te analyseren en daarmee te voorzien van interpretaties gingen altijd uit van de interne activiteit van zo'n netwerk. Voor toepassing bij neurale netwerken is dat geen probleem. Dezelfde methode kan echter niet toegepast worden bij proefpersonen die een zelfde soort taak gedaan hebben. Door gebruik te maken van HMMs is het mogelijk om het gedrag van neurale netwerken en van proefpersonen op dezelfde manier te analyseren en met elkaar te vergelijken. De HMMs geven een exacte weergave van het gedrag van het netwerk in termen van duidelijk interpreteerbare regels. Automaten extractie, zoals toegepast door bijvoorbeeld Giles et al. (1992) op neurale netwerken, levert soortgelijke interpretaties op. HMMs hebben echter het voordeel dat ze goed ingebed zijn in de statistiek waardoor bijvoorbeeld de selectie van het juiste model eenduidiger en eenvoudiger is. De analyse laat zien dat het netwerk een reguliere taal geleerd heeft. Bovendien heeft het netwerk gedistribueerde representaties gevormd tijdens het leerproces met de bijbehorende eerder besproken voordelen.

In hoofdstukken 4 en 5 heb ik een aantal statistieken ontwikkeld en getest die van belang zijn voor het toepassen van HMMs in de psychologie en voor het gebruiken van HMMs als methode voor automaten extractie. In hoofdstuk 4 worden drie methodes vergeleken om standaardfouten van geschatte parameters van HMMs te berekenen. Standaardfouten zijn een belangrijk diagnostisch criterium bij het bepalen van de passing van een model: is het model goed genoeg om de data te beschrijven? De likelihood profiel methode (Venzon & Moolgavkar, 1988; Meeker & Escobar, 1995) blijkt de meest nauwkeurige methode om standaardfouten te bepalen. Nadeel van de methode is dat zij nogal bewerkelijk is en derhalve veel computertijd vergt. Een zuiniger en gelijkwaardig alternatief is het bootstrappen van standaardfouten (Efron & Tibshirani, 1993).

In hoofdstuk 5 worden een aantal andere statistieken voor HMMs vergeleken aan de hand van twee datasets. Deze datasets zijn representatief voor de gewoonlijk relatief kleine datasets die bij psychologische experimenten verkregen worden. Een aangepaste versie van het Baysian Information Criterion (BIC) blijkt de meest bruikbare selectiemaat voor deze datasets. In hoofdstuk 5 worden ook drie methodes voor het passen van gelijkheidsconstraints vergeleken. De makkelijkste en meest voor de hand liggende methode blijkt niet tot de juiste oplossing te leiden en derhalve zijn andere methodes noodzakelijk.

De belangrijkste toepassing van hidden Markov modellen voor dit proefschrift is die op impliciet leren. Met behulp van HMMs kunnen we laten zien dat er bij impliciet leren sprake is van regelgestuurd gedrag, dit in tegenstelling tot de gangbare opvatting. In hoofdstuk 5 is de noodzakelijke statistiek ontwikkeld om HMMs te kunnen passen op data van een impliciet leren experiment. In hoofdstukken 6 en 7 worden twee experimenten besproken waarin verschillende maten voor impliciet leren worden vergeleken.

C.3 Impliciet leren

Impliciet leren wordt hier gezien als een paradigma waarin op associatieve manier een talige structuur geleerd wordt. Taal is het schoolvoorbeeld van regelgestuurd gedrag. De mogelijkheid om taal op een associatieve manier te leren is dan ook van groot theoretisch belang. Om te kunnen spreken van regelgestuurd gedrag moet aan een aantal voorwaarden voldaan zijn. Ten eerste moet het gedrag de juiste regelmaat vertonen en van een zekere complexiteit zijn. Een simpele associatie tussen twee dingen, bijvoorbeeld een lamp en een stuk vlees waar bij Pavlov sprake van is, geldt niet als regelgestuurd. Ten tweede moet het gedrag in een zekere praktijk geleerd zijn en vertoond worden. Taal heeft betrekking heeft op een gemeenschap die die taal spreekt. De betekenis van de taal hangt af van de gebruiken van die gemeenschap (Wittgenstein, 1978). Het impliciet leren paradigma biedt de mogelijkheid om in detail de acquisitie van regelgestuurd gedrag te bestuderen en daarmee in abstracto de acquisitie van taal.

In het impliciet leren paradigma wordt proefpersonen een serie visuele stimuli aangeboden op een computerscherm, die gegenereerd wordt met behulp van een artificiële grammatica (Reber, 1967). Een belangrijk gegeven bij zulke experimenten is dat proefpersonen niet weten dat een regelmaat ten grondslag ligt aan de volgorde van de aangeboden stimuli. Desalniettemin blijkt dat proefpersonen tijdens het experiment kennis hebben opgedaan van de onderliggende regels. Dat blijkt bijvoorbeeld doordat reactietijden bij het reproduceren van de stimuli sterker afnemen bij grammaticale stimuli dan bij willekeurige stimuli. Het belang van dit paradigma is dat het laat zien dat het mogelijk is regelgestuurd gedrag te leren, zelfs zonder dat proefpersonen zich daar bewust van zijn.

Impliciet leren is niet onomstreden. Vooral de vraag of er in een impliciet leren experiment wel echt sprake is van impliciete kennis, of dat er ook expliciete kennis geleerd wordt, wordt hevig bediscussiëerd. Daaraan gekoppeld is de vraag hoe expliciete kennis, die in het experiment verworven is, gemeten moet worden. In het traditionele impliciet leren paradigma werd expliciete kennis gemeten door proefpersonen achteraf te vragen of ze de regelmaat van de onderliggende grammatica konden aangeven (Reber, 1967). Aangezien proefpersonen dit niet bleken te kunnen was de conclusie dat de opgedane kennis wel impliciet en onbewust moest zijn. Een nadeel van de methode van verbale reportage is dat zij nogal verschilt van de normale experimentele procedure, waarin proefpersonen slechts stimuli hoeven te reproduceren. De vraag is dus of het verbaal rapporteren van eventuele opgedane expliciete kennis die kennis wel naar boven brengt. Andere voorgestelde methoden om expliciete kennis te meten zijn zogeheten predictie- en generatietaken. Hierbij moeten de proefpersonen de volgende stimulus in de reeks voorspellen, in plaats van de aangeboden stimulus te reproduceren. Als ze hierbij boven kansnivo presteren is de conclusie dat er sprake is van expliciete kennis.

In hoofdstuk 6 en 7 worden twee impliciet leren experimenten behandeld waarin gebruik gemaakt wordt van zowel een predictie- als een generatietaak. Voor beide experimenten is een nieuwe procedure ontwikkeld die het mogelijk maakt predictie trials en generatie trials tijdens het leerproces af te nemen in plaats van, zoals gebruikelijk, aan het eind van de leerfase. Uit het eerste experiment, in hoofd-

stuk 6, blijkt dat de correlatie tussen de afname in reactietijden en de toename in predictievaardigheid vrijwel 1 is. Ook in het tweede experiment, in hoofdstuk 7, is de correlatie tussen generatie vaardigheid en reactietijden erg hoog. Hoe moeten deze resultaten geïnterpreteerd worden?

Een aantal onderzoekers is van mening dat predictie- en generatietaken gezien moeten worden als een maat voor expliciete kennis. Reactietijden daarentegen worden meestal gezien als maat voor impliciete kennis. Een hoge correlatie tussen deze twee maten wordt door sommigen uitgelegd als evidentie tegen de notie van impliciete kennis (Perruchet & Amorim, 1992; Shanks & Johnstone 1999). De redenering hierachter is dat de geproduceerde expliciete kennis, zoals bepaald door bijvoorbeeld een generatietaak, vrijwel alle variantie in de reactietijden kan verklaren. Derhalve is het niet noodzakelijk om nog een aparte bron van impliciete kennis te veronderstellen.

Alternatieve verklaringen zijn ook mogelijk. De hierboven beschreven redenering kan net zo goed omgedraaid worden. De generatie en predictietaken meten dan ook impliciete kennis en geen expliciete kennis. Hieruit volgt dan dat er alleen sprake is van impliciete kennis en juist niet van expliciete kennis. Deze conclusie komt overeen met Rebers stelling dat impliciete en onbewuste kennis primair is (Reber, 1993). Iemand die beweert dat er sprake is van expliciete kennis heeft daarvoor een extra argument nodig. Ook het standaard model voor impliciet leren, het simple recurrent network (Cleeremans en McClelland 1991) ondersteunt deze conclusie. Uit het model kan afgeleid worden dat er een exacte samenhang is tussen reactietijden enerzijds en prestaties op de generatie- en predictietaken anderzijds. Aangezien neurale netwerken in het algemeen worden beschouwd als implementaties van impliciete kennis is de conclusie dat ook generatie- en predictietaken impliciete kennis meten.

Een ander criterium voor het onderscheid tussen impliciete en expliciete kennis, zoals blijkt uit het laatste argument, hangt samen met modellen die gebruikt worden voor de representatie ervan. Het simple recurrent network, dat gestoeld is op associatief leren, is een bekend model voor het modelleren van impliciet leren. Daaruit volgt dan ook dat er bij impliciet leren blijkbaar sprake is van een associatief leerproces. Is het nu toch nog mogelijk impliciet leren als regelgestuurd gedrag te zien? Immers, een van de uitgangspunten van impliciet leren is dat het een voorbeeld zou zijn van het aanleren van regelgestuurd gedrag. In hoofdstuk 7 worden hidden Markov modellen gebruikt om data van de generatie taak te analyseren in termen van regelgestuurd gedrag. Die analyse levert een aantal belangrijke bevindingen op. Ten eerste blijkt het mogelijk een dergelijke analyse uit te voeren met data van een generatietaak, een novum in de literatuur over impliciet leren. De analyse resulteert in een interpretatie van het gedrag van de proefpersoon in termen van de grammatica die gebruikt is om de stimulus sequenties te genereren. Ten tweede toont de analyse aan dat gedrag op de generatie taak zich uitstekend laat beschrijven in termen van regelgestuurd gedrag. Ten derde levert de analyse een kwantitatieve beschrijving op van het generatie gedrag. Deze beschrijving kan gebruikt worden voor een kwantitatieve vergelijking met de reactietijden. De vergelijking laat zien dat er een sterke samenhang is tussen prestatie op de generatietaak en de afname van reactietijden.

C.4 Conclusies

Hoewel de definitie van regelgestuurd gedrag niet eenduidig gegeven kan worden, is er overeenstemming dat zulk gedrag bestaat. In dit proefschrift heb ik regelgestuurd gedrag vanuit verschillende perspectieven belicht. Enerzijds vanuit de verschillende mogelijke modellen ervoor en hun theoretische achtergrond — het cognitivisme en het connectionisme —, anderzijds vanuit een bekend experimenteel paradigma — impliciet leren — waarin sprake is van het aanleren van regelgestuurd gedrag.

De formele analyse van neurale netwerken en regelgebaseerde modellen laat zien dat beide klassen van modellen hetzelfde bereik hebben. De interpretatie van neurale netwerken in termen van regelgestuurd gedrag is echter nieuw en omstreden. De analyse van het simple recurrent network laat zien dat deze modellen goed beschreven kunnen worden als regelgestuurde systemen, niettegenstaande het feit dat de interne representaties geen expliciete regels bevatten. Hetzelfde geldt voor proefpersonen in een impliciet leren taak: de — nieuwe — toepassing van hidden Markov modellen voor de analyse van deze data laat zien dat er sprake is van regelgestuurd gedrag. Als model voor impliciet leren heeft het simple recurrent network als toegevoegde waarde dat het ook een beschrijving geeft van het leerproces, wat in hidden Markov modellen lastiger is.

De verschillen tussen regels en associaties blijken zowel in een formele analyse als in de praktijk vrij klein te zijn. In neurale netwerken kan regelgestuurd gedrag net zo goed geimplementeerd worden als in cognitieve modellen, zoals bijvoorbeeld het hidden Markov model. In de praktijk geeft het leren van complexe associaties, zoals bij impliciet leren, aanleiding tot regelgestuurd gedrag.