

## HC 7, 8 januari 2020, AI & Recht (2)

### Samenvatting HC6

Gespecialiseerde AI betekent dat het geen algemene menselijke intelligentie kan modelleren. **Cognitieve AI** probeert expliciete modellen van aspecten van menselijke cognitie in de computer in te voeren. Dit heeft als voordeel dat het systeem erg transparant is. Het is uitlegbaar hoe het systeem tot de oplossing is gekomen. Het grote nadeel van deze aanpak is dat alle invoer door mensen in logische, door computer begrijpbare taal moet worden ingevoerd. Bij **statistische, data gestuurde AI** laat je de computer zelf automatisch patronen leren uit data. Dit hoeft dus niet ingevoerd te worden. De uitlegbaarheid is het probleem bij dit soort systemen. Ook is dit nog niet werkend voor alle problemen.

De cognitieve AI maakt vooral gebruik van **expertsystemen**, ook wel **kennissystemen** genoemd. De kennis over een bepaald probleemgebied zit in een **kennisbank** en gescheiden daarvan zijn de **redeneermechanismes**. Regel gebaseerde kennissystemen zijn het succesvolst. Deze zijn gebaseerd op als/dan-regels. Juridisch is dit erg simplistisch. Interpretatie, kwalificatie, bewijs, etc. wordt overgelaten aan de gebruiker. Vooral in overheidszaken kan dit succesvol toegepast worden. Daar zijn relatief weinig vage termen.

Kunnen die tot robotrechter leiden? Volgens Frits Bakker zouden routinezaken misschien wel geautomatiseerd kunnen worden. Een regel gebaseerd systeem is er in principe voor geschikt, mits het **probleem klein en wel gedefinieerd** is en alleen als de **feiten** uit procesdossiers of databases gehaald kan worden. Voorspelalgoritmes zijn principieel ongeschikt voor dit soort automatisering.

Meer fundamenteel is er gekeken naar **argumentiegebaseerde** kennissystemen. Bijvoorbeeld **reden gebaseerd** redeneren. Er zijn vaak geen duidelijke regels over een bepaalde juridische kwestie, maar slechts redenen voor of tegen een conclusie. Redenen worden gewogen in concrete rechtszaken, die precedents worden voor nieuwe zaken. Het **HYPO-systeem** ziet precedents niet anders dan twee rijtjes factoren met uitkomst ja of nee (wel of geen misbruik van bedrijfsgeheimen bijvoorbeeld). Daarbij ziet het systeem een aantal factoren die daar vóór pleiten en een aantal factoren die daartegen pleiten. In de nieuwe zaak moet je de voor jou gunstige factoren benadrukken en dan gaat de beurt naar de andere partij om verschillen te benadrukken of nieuwe zaken aan te halen.

### Cognitieve AI & Recht (vervolg)

Over het volgende moet je begrijpen welke soorten informatie in de argumentatieprocessen verwerkt worden. Dat is de informatie die bij kennis gebaseerde cognitieve aanpak handmatig in de computer ondergebracht moet worden en die bij machine-learning zelf geleerd zou moeten worden. Je moet ook beseffen dat er meestal niet een duidelijke uitkomst van een nieuwe zaak is.

Sommige factoren kunnen meer **waarden** dan ja of nee hebben, bijvoorbeeld getallen of iets dergelijks. Neem als voorbeeld het aantal mensen aan wie iemand vertrouwelijke informatie verspreid heeft. Aan hoe meer mensen hij dit heeft verspreid, hoe sterker de positie van de eiser. Een ander voorbeeld is in hoeverre de informatie een **concurrentievoordeel** geeft. Is dit zwak of sterk? Ook de **aard** van veiligheidsmaatregelen kan in andere waarden dan ja of nee uitgedrukt worden. Denk hierbij aan of er hekken of camera's waren en wat de kwaliteit en kwantiteit hiervan waren. Bij machine-learning zijn de factoren vaak niet ja en nee, maar meer of minder.

Vincent Alevén breidde het HYPO-systeem uit naar CATO. Het moest rechtenstudenten leren te werken met precedents. Vincent gebruikte alleen ja/nee-factoren. Hij voegde toe dat sommige concrete

factoren voor of tegen meer abstracte factoren konden pleiten. Dit kun je gebruiken om overeenkomsten en verschillen uit te leggen. Voorbeeld: Een pro-eiserfactor was dat er sprake was van een non-disclosureagreement. Dit betekent dat de eiser pogingen had gedaan om vertrouwelijkheid van de informatie te bewaren. **Factor hierarchy** noemt hij het.

Wanneer je in HYPO wilt beargumenteren dat er in de nieuwe zaak sprake was van misbruik van bedrijfsgeheimen, moet je precedent factoren in jouw voordeel benadrukken. Sommige factoren zijn niet aanwezig in de nieuwe zaak, maar wel in het precedent. Dit kan de gedaagde dan onderscheiden (to distinguish). Er is bijvoorbeeld geen non-disclosureagreement geweest in de nieuwe zaak en wel in het precedent, dus de uitkomst moet anders zijn volgens de gedaagde. Met de **factor hierarchy** kan gedaagde dan zeggen dat eiser geen pogingen had gedaan om vertrouwelijkheid van de informatie te bewaren. Je legt dan uit waarom die factor zou moeten leiden tot een andere uitkomst. Eiser zou vervolgens de factor hierarchy kunnen gebruiken om te benadrukken dat de zaken **op concreet niveau anders**, maar **op abstract niveau hetzelfde** zijn. De eiser kan zeggen dat ook in de nieuwe zaak maatregelen zijn genomen, wel andere maatregelen, maar abstract gezien wel maatregelen.

Een voorbeeld om deze fundamentele manier van analogo redeneren te begrijpen: koop breekt geen huur. Wanneer sprake is van verkoop van een pand blijft het huurcontract bestaan. In de casus werd het huis niet verkocht maar vermaakt bij legaat. Dit is niet exact hetzelfde als koop, maar er is sprake van vervreemding van eigendom. Dat breekt volgens de rechter ook geen huur. In abstracto is er immers geen verschil.

HYPO is een dialoogmodel. Het zegt niets over wat de beste beslissing in een zaak is. Er is onderzoek dat daar iets meer over probeert te zeggen. Tot nu toe lijkt dat wat HYPO doet op de **logische ladders** van Karl Llewellyn. De rechter kiest de beste ladders (precedenten) om te komen op de uitkomst die hij wil. Je kunt beargumenteren dat sommige overeenkomsten en verschillen in precedenten aan de hand van juridische fundamentele waarden en principes belangrijker zijn dan anderen. Zie ook Dworkin, volgens wie er toch altijd één goed antwoord is als je kijkt naar de principes.

### **Voorbeeld: Eigendom van wilde dieren**

Precedent 1: **Pierson v Post**: Eiser jaagde bij een vossenjacht. Hij had de vos in een hoek gedreven en de gedaagde schoot vervolgens de vos neer en nam hem mee. Eiser vond dat hij de vos al had, aangezien deze geen kant uit kon. Gedaagde won.

Precedent 2: **Keeble v Hickergill**: Eiser was professionele eenden jager en lokte eenden met nep-eenden naar zijn vijver. De eenden waren al geland in de vijver toen de gedaagde in de lucht schoot om eiser te jennen. De eenden verlieten vervolgens de vijver door dit schot. Eiser claimde dat, aangezien de eenden al geland waren in zijn vijver, de eenden al van hem waren. Hier won de eiser.

Nieuwe zaak: **Young v Hitchens**: Eiser en gedaagde zijn twee professionele vissers. De eiser heeft een groot net, spreidt deze uit en wil hem dichtdoen. Gedaagde haalt vervolgens met een kleiner net de vissen uit het grotere net en pikt ze in.

Hoe kun je op basis van precedenten 1 en 2 op de nieuwe zaak beslissen? Bij het analyseren aan de hand van HYPO onderscheid je pro- eiser (p) en pro-gedaagde (d) factoren. Zaak **Pierson**: Als het jagen door gedaagde puur uit liefhebberij (dus niet professioneel) is, wordt dit gezien als een pro-eiser factor (p1). Andersom, als het jagen door de eiser ook puur uit liefhebberij is, wordt dit gezien als pro-gedaagde factor (d1). Daarbij was de eiser in deze zaak niet op zijn eigen land (d2) en had de eiser het beest nog

niet gevangen (d3). Zaak **Keeble**: De gedaagde was niet professioneel aan het jagen (p1), en eiser juist wel (p2). Daarbij was eiser op zijn eigen land (p3), maar had hij de beesten nog niet gevangen (d3). Zaak **Young**: De gedaagde was professioneel aan het jagen (d4) en de eiser ook (p2). De eiser had het dier nog niet gevangen (d3).

In de HYPO-dialoogboom begint in dit geval de gedaagde met het citeren van een precedent (normaal begint de eiser, fout in college). Gedaagde claimt dat hij de zaak Young moet winnen, omdat net als in Pierson (waar gedaagde ook won) de eiser niet op zijn eigen land aan het jagen was (d2) en dat eiser het dier nog niet had gevangen (d3). Vervolgens onderscheidt eiser zaak Pierson. Eiser zegt namelijk dat de nieuwe zaak anders is dan die van Pierson, omdat hij professioneel aan het jagen was (p2). Daarbij komt eiser met een tegenvoorbeeld. Eiser moet de zaak winnen omdat in de nieuwe zaak, net zoals in zaak Keeble (gewonnen door eiser) hij professioneel aan het jagen was en eiser in deze zaak won, terwijl hij het dier nog niet gevangen had. Daarna onderscheidt de gedaagde zaak Keeble. Gedaagde zegt dat de nieuwe zaak verschilt van Keeble, in die zin dat ook hij professioneel aan het jagen is in de nieuwe zaak (d4). Daarbij was de eiser in Keeble op zijn eigen land aan het jagen, maar in de nieuwe zaak was eiser dit niet.

Het zijn een aantal argumenten voor en tegen, maar wat beslist de rechter? Wat zijn de **juridische waarden** die in het geding zijn? De pro-gedaagde factor die ging om of het dier gevangen is of niet promoot rechtszekerheid. De factor die ging om professionaliteit promoot de economische competitie, wat goed is voor maatschappij. De pro-eiser factor die ging om op je eigen land jagen bevordert de waarde van respect voor het eigendom. Zo kun je de zaken analyseren op basis van de onderliggende waarden i.p.v. de factoren.

In Pierson wint de gedaagde, omdat één waarde (economische competitie), meer is dan geen waarden. In Keeble wint de eiser want stimuleren economische competitie en respect door eigendom weegt samen meer dan alleen rechtszekerheid. Hoe weeg je dit af? Tellen is te simplistisch. De rechter vond dat de waarden samen zwaarder wogen dan de ene alleen. Voor zaak Young heb je dan eigenlijk geen precedents nodig. Economische competitie als waarde alleen zal minder zwaar wegen dan economische competitie én rechtszekerheid (aan de kant van de gedaagde). De gedaagde heeft een extra reden. Aangenomen dat in beide gevallen de mate van die waarde hetzelfde is. De waarde wordt hier bevordert ja of nee. In de praktijk kun je zeggen dat de rechtszekerheid heel veel wordt bevordert en de economische competitie juist maar een beetje, of andersom. De mate van de bevordering van de waarde kan in de praktijk relevant zijn en wordt in dit model niet gemodelleerd.

Zou het mogelijk zijn om de kennis van waarden om te zetten naar een systeem? Zeker als er gradaties zijn in bevordering van waarden, is het moeilijk om algemene wegingsprincipes op te stellen. Kunnen de gewichten automatisch geleerd worden met machine-learning? Dit is heel moeilijk, omdat de teksten van precedents daar niet duidelijk uitsluitel over geven. De mate van bevordering kun je daar moeilijk uit halen.

### **Conclusie cognitieve AI**

De redeneringsmodellen zijn realistisch, maar het wordt zeer weinig toegepast, omdat de benodigde kennis moeilijk handmatig te vergaren en te coderen is. Is taaltechnologie de oplossing? Dat is het begin van statistische, data gestuurde AI.

### **Statistische, data gestuurde AI & Law**

Wat is **machine-learning**? De computer leert een taak uit te voeren door het leren van ervaringen. Hij leert het algoritme automatisch. Hij probeert iets op basis van bijna niks in het begin. Dan kijk je hoe goed het systeem het deed. Op basis van feedback past het systeem zich aan en zo gaat het daar weer mee verder. Vergelijk het met een klein kind dat leert een bal in het doel te schieten. Hij wordt er steeds beter in, maar weet niet precies waarom. De kennis die geleerd wordt is **statistisch van aard en impliciet**. Hij legt vaak statistische **correlaties** uit. Er bestaan verschillende vormen van machine-learning. Je hebt **supervised** en **unsupervised** machine-learning. Een voorbeeld van unsupervised machine-learning is de computer automatisch te laten herkennen welke documenten van hetzelfde type zijn. De meeste zijn echter supervised. Je moet trainingsdata en testdata goed onderscheiden. **Trainingsdata** zijn data die het systeem krijgt om daar iets uit te leren (relevante patronen om taken uit te voeren). Bijvoorbeeld juridisch relevante zaken uit tekst halen. Dan ziet het systeem de tekst, geannoteerd met 'hier zie je non-disclosureagreement'. Daarbij krijgt het systeem wie er heeft gewonnen. Je laat het systeem dit vervolgens toepassen op testdata. **Testdata** zien er hetzelfde uit als trainingsdata, maar dan zonder dat het systeem kan zien wie gewonnen heeft. Testdata zijn dan ook zaken uit het verleden, maar dan wordt de uitkomst er niet bij gegeven. Het systeem moet dit dan zelf proberen uit te zoeken. Dit wordt vervolgens vergeleken met de echte uitkomst. **Accuratesse** is het percentage testdata waarin het algoritme een juiste uitkomst geeft.

### **Text analytics toepassingen**

Er zijn veel toepassingen van '**text analytics**'. Juristen verwerken veel tekstuele informatie. Daar kan de taaltechnologie steeds beter mee omgaan. De zoeksystemen naar jurisprudentie zijn daar voorbeelden van. Bepaalde **specifieke informatie** uit teksten kan er steeds beter uitgehaald worden. Wat zijn de partijen en wat zijn de claims? Dat kan nuttig zijn voor advocaten die snel jurisprudentie willen doorgronden. **Samenvatten** van jurisprudentie gaat ook al goed. **E-discovery** kan relevante typen documenten herkennen. In Amerika moeten de partijen elkaar de relevante documenten overhandigen. Deze waren ontzettend groot in een bepaalde zaak. Handmatig was dat niet te doen om potentieel relevante documenten te herkennen en aan de wederpartij te geven. Software kan dit tegenwoordig snel doen. Dit kan niet meer dan beslissen of een document relevant kan zijn, ja of nee. Dit is allemaal statistisch. Ze begrijpen niks van wat ze zeggen. **Contract review** kan zoeken naar mogelijk problematische contract clauses of mogelijk onredelijk bezwarende algemene voorwaarden. Meer dan dit kan het ook niet. **Netwerkanalyse** is een ander soort machine-learning. Hier kan jurisprudentie in kaart gebracht worden: welke zaak wordt in welke andere zaken genoemd? Dit kan bijvoorbeeld ook gebruikt worden om **collecties regelgeving** te herkennen ('geef alle regelgeving over drones').

Het is vrij goed mogelijk om handmatig de regelgeving onder te brengen in regel gebaseerde kennisbanken. Dit is echter wel tijdrovend en dus **duur**. Kun je automatisch de logische structuur van regelsystemen automatiseren? Het moet nog steeds voor groot deel handmatig, wat **subjectiviteit** in de hand kan werken.

### **Voorspellen van uitkomsten van zaken**

Natural Language Processing (NLP) wordt gebruikt op natuurlijke-taaltekst van precedënten. Bijvoorbeeld: is het verdrag geschonden, ja of nee? 79% accuraat moet je in dit opzicht vergelijken met 50% (en niet met nul procent!). Er is namelijk altijd een gok kans van 50%. Vergelijk het met het opgooien van een muntje. Fundamentele beperking is dat dit algoritme niets van de tekst begrijpt. Het probeert woordcombinaties te tellen. **Uitlegbaarheid** van dit soort voorspellingen is onmogelijk. Daarbij moet het systeem al veel van de tekst (van de uitspraak) hebben om te kunnen 'voorspellen'. Dat probleem bestaat niet bij **machine-learning**. Dit is met deels externe data. Een voorbeeld hiervan was dat het algoritme uitkomsten van het Amerikaans Hooggerechtshof kon voorspellen (gaat het Hof

de uitspraak van de lagere rechter in stand houden). Dat was gebaseerd op historische data. Het grootste deel van die informatie ging niet over de zaak, maar over externe dingen zoals wie zijn de rechters en hoe oud zijn ze, etc. Het is wel voorspellen, maar niet op juridische gronden. Dit kan heel nuttig zijn voor juristen en wetenschappers. Het geeft je inzicht in het geldend recht en inzicht in invloed van externe factoren. Maar het geeft geen juridische redenen voor een beslissing. In een onderzoek met machine-learning ontdekten onderzoekers dat rechters voor de lunch veel strenger werden. Een verklaring was dat het met het bloedsuikergehalte te maken had, een ander dat ze gewoon moe waren. Dit kon aanleiding zijn om het werkschema van rechters te veranderen. In die zin was het wel nuttig.

### **Voorspellen o.g.v. inhoudelijke factoren**

Kan een machine-learning algoritme de **relevante factoren** automatisch herkennen in jurisprudentie? Kun je dit gebruiken als input van cognitieve argumentatiesystemen en/of als input van voorspelsystemen? Een bottleneck is dat het allemaal supervised experimenten zijn. Trainingsdata moet handmatig gecodeerd zijn ('daar in dat stukje wordt gerefereerd naar x'). Dit neigt naar **subjectiviteit**. Mensen moeten hebben geanalyseerd dat deze factoren relevant zijn voor dit onderwerp.

Als mensen jurisprudentie handmatig coderen, bijvoorbeeld de relevante factoren zoals in HYPO, is er veel mogelijk onder voorwaarden. De relevante **factoren moeten bekend zijn** en er moet heel **veel data** zijn. Daarbij moeten de beslissingen **consistent** met elkaar zijn. Bovendien moet de **toekomst** zich wel gedragen zoals het verleden. Het kan best zijn dat maatschappelijke of juridische opvattingen veranderen. En ook de te voorspellen zaak moet **handmatig gecodeerd** worden. De mens moet dus de factoren herkennen. De **uitlegbaarheid** van een voorspelling blijft problematisch. In feite moet het systeem een juridische argumentatie van het probleem presenteren. Hoe zou dat eruit moeten zien? Zoals de bomen in HYPO of CATO of toch iets anders?

In feite kun je een onderscheid maken tussen twee soorten **voorspelalgoritmes**. De eerste is de **algoritmische uitkomstvoorspeller**. Deze worden wel eens gebruikt in de geneeskunde. De analogie tussen geneeskunde en recht gaat niet op. Deze analogie houdt in dat rechters net als artsen meer gebruik moeten maken van AI. Computers kunnen bewezen beter kankercellen herkennen dan mensen. Stel dat de menselijke arts 80% accuraat is en de computer 90%, dan is dat een goede reden om het algoritme te gebruiken. Stel dat de juridische computer 90 procent accuraat is. Moeten we die dan ook gebruiken? Het verschil zit hem erin dat medisch gezien de computer en de arts precies hetzelfde doen. Het juridisch voorspelalgoritme en de rechter doen echter twee verschillende dingen. De rechter beslist en het algoritme **voorspelt wat de rechter zou beslissen**. Ook een verkeerde diagnose van de arts die correct voorspeld, wordt zou een succes zijn voor het algoritme. Het kan nog steeds een discutabele beslissing van de rechter zijn, maar wel goed voorspeld. Het is alleen anders als je de aanname zou doen dat rechters het altijd goed hebben. De analogie met het medische gebied faalt. Accuratesse is geen maat voor juridische kwaliteit.

Voorspelalgoritmes zien alleen **statistische verbanden en redenen**, terwijl rechters juist **juridische redenen** willen. Stel dat een strafrechter moet bepalen of iemand een onvoorwaardelijke vrijheidsstraf krijgt of niet. Redengevend is voor de rechter daarbij de kans op baan verlies. Statistisch is kans op het hebben van een baan, en dus de kans op het verliezen van je baan positief correlerend met andere factoren zoals opleidingsniveau, misschien woonplaats of etnische afkomst. Een machine-learning algoritme zou verband kunnen zien tussen opleidingsniveau en de kans dat je onvoorwaardelijke straf krijgt. Voor de rechter is dit niet relevant.

Het **accuratessepercentage** is niet hetzelfde als de kans dat de rechter in de nieuwe zaak die beslissing zou nemen. Mensen zouden kunnen denken: ‘Als het voorspelalgoritme 80% accuraat is, en het voorspelt dat in deze zaak de eiser zou winnen, dan zouden vier van de vijf rechters beslissen dat de eiser wint’. Dit is niet correct, maar dat is moeilijk uit te leggen. Dit heeft ermee te maken dat de accuratesse niet aangeeft hoe vaak de rechter het algoritme volgt, maar andersom: hoe vaak het algoritme de rechter volgt. Als je dit omdraait krijg je eenzelfde soort omdraaiing als: ‘de meeste verkrachters zijn man’, ‘de meeste mannen zijn verkrachters’. Dit betekent dat een voorspelling van algoritme **niet het ‘normale geval’** weergeeft. Je zou dus niet kunnen zeggen dat rechters alleen gemotiveerd mogen afwijken van het algoritme. Dus de conclusie is dat dit soort voorspelsoftware geen plaats heeft in de rechtspraak.

Een ander soort voorspelalgoritme is de **algoritmische deskundige**. Deze doet voorspellingen op een bepaald punt. Bijvoorbeeld als de rechter moet beslissen op een verzoek om voorwaardelijke invrijheidsstelling. Wat is de kans dat de veroordeelde opnieuw in de fout gaat? In principe is het niet mis dat de computer de rechter zich op dit punt laat adviseren. De accuratesse zegt dan wel meer over hoe goed het systeem is. De rechter zou dan dezelfde taak verrichten als het algoritme. Een ander voorbeeld is het Aerius-systeem. Dit algoritme schat de mate van stikstofuitstoot en is ook een algoritmische deskundige over een schatting die anders de rechter zou doen.

Daar zit echter ook de adder onder het gras. Hoe kunnen we vaststellen of deze deskundigen wel goed zijn? Hetzelfde geldt voor menselijke deskundigen. In het strafrecht heb je een register voor deskundigen, maar dit is ook niet helemaal perfect. Voor algoritmes is het van belang dat **correlatie** niet hetzelfde is als **causaal verband**. De daling van het geboortecijfer in Denemarken ging samen met geboortecijfer ooiavaars in Denemarken. Dit is geen causaal verband. Een ander voorbeeld is dat de chocoladeconsumptie in een land een positief verband had met het aantal Nobelprijswinnaars in dat land. Het betekent gelijk dat meer chocoladeconsumptie zou leiden tot meer Nobelprijzen.

**Kwaliteit** van de data is ook van belang (garbage in, garbage out). Het is verleidelijk om alleen gemakkelijk beschikbare data te gebruiken. Voorbeeld: een bank had op basis van klantendata gezien dat jongeren een kleinere kans op wanbetaling had bij het terugbetalen van een afgesloten lening. De bank verstreekte echter alleen leningen aan jongeren met rijke ouders. Dan is het logisch dat die jongeren uit de data kleinere kans hadden op wanbetaling. **Ongewenste feedback loops** spelen bijvoorbeeld bij politie die probeert te voorspellen waar de komende tijd meer misdaad gaat plaatsvinden. Dan gaan ze daar meer surveilleren en dan vinden ze daar ook meer misdaad. Dat wordt weer in de computer gezet en zo klopt de voorspelling ook automatisch. **Overfitting** betekent dat geleerde kennis te specifiek is voor de trainingsdata. Zo werd een computer getraind op het onderscheiden van huskys’ met wolven. Dit werd geleerd door foto’s van husky’s en wolven te bekijken. Dat deed het algoritme goed, omdat toevallig alle foto’s van wolven sneeuw op de achtergrond hadden. Zo leerde het algoritme eigenlijk het verschil tussen sneeuw en geen sneeuw.

### **Big-datatoepassingen bij overheidsinstanties en in strafrecht**

Steeds meer overheidsinstanties gebruiken big-data. Het is echter nog erg lastig om te kunnen garanderen dat het systeem goed werkt. De overheid gebruikt de big-data bijvoorbeeld bij het voorspellen van recidive, fraude, straatcriminaliteit, schulden, hulpbehoevendheid, prematuur schoolverlaten, milieu impact. Op basis van deze data worden bijvoorbeeld de ouders van prematuur schoolverlaters gebeld. Potentieel nuttige informatie voor onderzoek of voor juridische of beleidsbeslissingen wordt gevonden in deze data. De uitlegbaarheid en validatie is echter niet eenvoudig.

## **Conclusies**

Rechtspraak is vooralsnog te moeilijk voor AI. Volledige automatisering kan met **regel gebaseerde systemen** als juridische kwesties administratief zijn en de feiten uit dossiers of databases gehaald kunnen worden. **Advies** geven over een beslissing kan in theorie met **argumentatiesystemen**, maar dit is nog niet schaalbaar, ook (nog) niet op te lossen in combinatie met taaltechnologie. Algoritmische **uitkomstvoorspellers** zijn principieel ongeschikt voor het automatiseren van beslissingen. Dat gestuurde algoritmische **deskundigen** kunnen **nuttige informatie** geven op specifieke punten, maar dit is moeilijk uitlegbaar en valideerbaar.

## **Autonome systemen als ‘rechtssubject’**

Wordt niet meer behandeld op het hoorcollege, maar moet je wel kennen aan de hand van een paragraaf uit de literatuur en de PowerPointpresentaties.