

# Een Diepgaande Analyse van AI-Paradigma's: Symbolisch, Statistisch en Embodied Intelligence

## 1. Inleiding tot AI-Paradigma's

Kunstmatige intelligentie (AI) is een dynamisch en veelzijdig vakgebied dat streeft naar het creëren van systemen die intelligent gedrag vertonen. Binnen dit streven zijn verschillende fundamentele benaderingen of denkkaders ontstaan, bekend als 'AI-paradigma's'. Deze paradigma's bieden uiteenlopende perspectieven op wat intelligentie is, hoe het kan worden gerepliceerd of gesimuleerd, en welke mechanismen daarvoor het meest geschikt zijn. Dit rapport richt zich op een gedetailleerde analyse van drie centrale paradigma's: Symbolische AI, Statistische AI en Embodied Intelligence.

Het begrijpen van deze paradigma's is van cruciaal belang, niet alleen om hun individuele kenmerken en toepassingen te doorgronden, maar ook om hun historische evolutie en de complexe wisselwerking tussen hen te waarderen. De ontwikkeling van AI is geen eenvoudige lineaire progressie geweest waarbij het ene paradigma het andere simpelweg vervangt. Veeleer is het een iteratief en dialectisch proces. Aanvankelijk domineerde Symbolische AI het veld, met de belofte om intelligentie te vatten in logische regels en symbolische representaties.<sup>1</sup> De inherente beperkingen van deze benadering, met name in het omgaan met de onzekerheid en ambiguïteit van de reële wereld en het gebrek aan robuust leervermogen, leidden echter tot de opkomst en latere dominantie van Statistische AI.<sup>2</sup> Deze laatste, met name door de successen van machine learning en deep learning, heeft de afgelopen decennia spectaculaire resultaten laten zien in patroonherkenning en voorspelling.

Desondanks worden ook de grenzen van puur statistische benaderingen steeds duidelijker, zoals het gebrek aan diepgaand begrip, verklaarbaarheid ("black box" probleem) en common-sense redeneren. Dit heeft geleid tot een hernieuwde interesse in bepaalde aspecten van symbolische methoden, vaak geïntegreerd binnen zogenaamde neuro-symbolische systemen, en een groeiende aandacht voor Embodied Intelligence.<sup>3</sup> Embodied Intelligence benadrukt de rol van fysieke interactie met de omgeving voor de ontwikkeling van intelligentie, een aspect dat in de eerdere, meer abstracte paradigma's vaak onderbelicht bleef. De complexiteit van het concept 'intelligentie' en de veelzijdigheid van de problemen die AI probeert op te lossen, suggereren dat een combinatie van inzichten uit deze verschillende paradigma's waarschijnlijk noodzakelijk zal zijn voor verdere vooruitgang.<sup>4</sup> Deze evolutie toont een voortdurend streven binnen het AI-veld naar een meer complete en robuuste vorm van

kunstmatige intelligentie, door de sterktes van diverse benaderingen te synthetiseren.

Dit rapport zal elk van de drie genoemde paradigma's – Symbolische AI, Statistische AI en Embodied Intelligence – eerst afzonderlijk analyseren. Daarbij komen hun definities, kernconcepten, werkingsprincipes, historische ontwikkeling, sterke en zwakke punten, en illustratieve voorbeelden aan bod. Vervolgens wordt een vergelijkende analyse gepresenteerd, waarin de fundamentele verschillen en overeenkomsten worden belicht. Ten slotte wordt ingegaan op de synergie tussen de paradigma's, met een focus op hybride systemen en de rol van wereldmodellen en common-sense redeneren, om af te sluiten met een blik op de toekomstvisies voor een meer geïntegreerde artificiële intelligentie.

## 2. Symbolische Artificiële Intelligentie: De Logica van Regels

Symbolische AI, vaak aangeduid als "Good Old-Fashioned AI" (GOFAI), vertegenwoordigt een van de vroegste en meest invloedrijke benaderingen binnen de kunstmatige intelligentie.<sup>2</sup> Het centrale idee is dat intelligent gedrag kan worden bereikt door de manipulatie van symbolen – menselijk leesbare representaties van objecten, concepten of variabelen – volgens expliciet gedefinieerde regels en logische principes.<sup>3</sup>

### 2.1 Definitie en Kernconcepten

De kern van Symbolische AI ligt in twee fundamentele concepten: kennisrepresentatie en inferentie.

**Kennisrepresentatie** binnen dit paradigma houdt in dat menselijke kennis over de wereld expliciet wordt gecodeerd in een formele taal die een computer kan begrijpen en manipuleren.<sup>3</sup> Dit kan verschillende vormen aannemen, zoals:

- **Logische proposities:** Uitspraken die waar of onwaar kunnen zijn, vaak uitgedrukt in propositielogica of predicaatlogica. Een klassiek voorbeeld is de representatie van de stelling "Alle vogels hebben vleugels" als  $\forall x (\text{Vogel}(x) \rightarrow \text{HeeftVleugels}(x))$ .<sup>19</sup>
- **Semantische netwerken:** Grafische representaties waarin knooppunten concepten voorstellen en verbindingen (bogen) de relaties daartussen aangeven.<sup>3</sup> Bijvoorbeeld, een knooppunt 'vogel' kan verbonden zijn met 'dier' via een 'is-een'-relatie en met 'vleugels' via een 'heeft-deel'-relatie.
- **Frames:** Datastructuren die stereotypische situaties of concepten beschrijven door middel van slots (attributen) en fillers (waarden).<sup>3</sup> Een frame voor 'vogel' kan slots hebben voor 'kleur', 'grootte', en 'kan-vliegen'.
- **Ontologieën:** Formele, expliciete specificaties van een gedeelde

conceptualisatie. Ze definiëren een verzameling concepten en categorieën binnen een domein en de relaties daartussen, wat zorgt voor een gestructureerde en eenduidige kennisbasis.<sup>3</sup>

**Inferentie** is het proces waarbij nieuwe kennis (conclusies) logisch wordt afgeleid uit de bestaande, gerepresenteerde kennis (feiten en regels).<sup>3</sup> Dit wordt doorgaans uitgevoerd door een **inferentiemotor**, die logische redeneerregels toepast op de kennisbank. Een voorbeeld is de deductieve inferentie: als we weten "Alle vogels hebben vleugels" en "Een mus is een vogel", dan kan de inferentiemotor concluderen "Een mus heeft vleugels".

## 2.2 Werkingsprincipes

Symbolische AI-systemen werken volgens verschillende principes, vaak in combinatie:

- **Rule-Based Systems (Regelgebaseerde Systemen):** Deze systemen opereren op basis van een verzameling "ALS-DAN" (IF-THEN) regels.<sup>3</sup> Een regel specificeert een actie of conclusie die moet worden getrokken als aan een bepaalde voorwaarde (de "ALS"-clausule) is voldaan. Een eenvoudig voorbeeld uit de medische diagnostiek is: ALS patiënt heeft koorts EN patiënt hoest DAN overweeg de diagnose longontsteking.<sup>26</sup> De inferentiemotor controleert welke regels van toepassing zijn op de huidige set feiten en vuurt deze af, wat kan leiden tot nieuwe feiten of acties. Dit proces kan via **forward chaining** (van feiten naar conclusies) of **backward chaining** (van een hypothese/doel terug naar de benodigde feiten) verlopen.<sup>3</sup>
- **Expert Systems (Expertsystemen):** Dit zijn gespecialiseerde regelgebaseerde systemen die ontworpen zijn om de kennis en besluitvormingsvaardigheden van een menselijke expert binnen een specifiek en vaak smal domein na te bootsen.<sup>3</sup> Ze bestaan doorgaans uit twee hoofdcomponenten: een **kennisbank**, die de feiten en regels van het domein bevat, en een **inferentiemotor**, die deze kennis toepast om problemen op te lossen of advies te geven.<sup>3</sup>
- **Logisch Redeneren en Automatisch Stellingbewijzen:** Deze systemen gebruiken formele logica, zoals propositielogica en predicaatlogica, om de geldigheid van argumenten te bewijzen of om nieuwe stellingen af te leiden uit een set axioma's en bekende feiten.<sup>3</sup> De Logic Theorist, ontwikkeld in de jaren '50, was een vroeg voorbeeld dat in staat was wiskundige stellingen te bewijzen.<sup>3</sup>
- **Zoekalgoritmen (Search):** Veel problemen in Symbolische AI kunnen worden geformuleerd als het zoeken naar een oplossing in een grote toestandsruimte (state space). Zoekalgoritmen, zoals diepte-eerst zoeken, breedte-eerst zoeken, en heuristische zoekmethoden zoals A\*, zijn fundamenteel voor het vinden van paden naar een doeltoestand, bijvoorbeeld in spellen of planningsproblemen.<sup>3</sup>

- **Planning:** Planningssystemen genereren een opeenvolging van acties om een specifiek doel te bereiken vanuit een gegeven begintoestand.<sup>3</sup> Dit vereist symbolische representaties van toestanden, acties (met hun voorwaarden en effecten), en doelen. STRIPS (Stanford Research Institute Problem Solver) was een invloedrijk vroeg planningssysteem.<sup>3</sup>

## 2.3 Historische Ontwikkeling en Belangrijke Mijlpalen

Symbolische AI was het dominante paradigma in AI-onderzoek vanaf het midden van de jaren '50 tot het midden van de jaren '90.<sup>1</sup> Gedurende deze periode geloofden veel onderzoekers dat symbolische benaderingen uiteindelijk zouden leiden tot de creatie van een machine met artificiële algemene intelligentie (AGI), wat als het ultieme doel van het veld werd beschouwd.<sup>1</sup>

De **eerste "AI-zomer"** (ongeveer 1948-1966) zag vroege successen zoals de **Logic Theorist** (1955-56) van Newell, Simon en Shaw, die 38 stellingen uit de *Principia Mathematica* kon bewijzen, en de **General Problem Solver (GPS)**, die een algemenere aanpak voor probleemoplossing demonstreerde.<sup>3</sup> In deze periode werden ook fundamentele AI-programmeertalen zoals **LISP** (ontwikkeld door John McCarthy) en later **Prolog** (populair in Europa voor logisch programmeren) gecreëerd.<sup>3</sup>

Deze periode van optimisme werd gevolgd door de **eerste "AI-winter"** (ongeveer 1967-1977). Onrealistische verwachtingen, het niet kunnen leveren van grootschalige toepassingen (zoals automatische vertaling van Russisch naar Engels) en kritische rapporten (zoals het Lighthill-rapport in het Verenigd Koninkrijk, dat stelde dat "toy problems" niet zouden schalen naar de echte wereld vanwege combinatorische explosie) leidden tot aanzienlijke bezuinigingen op de financiering.<sup>3</sup>

De **tweede "AI-zomer"** (ongeveer 1978-1987) werd gekenmerkt door de "kennisrevolutie" en de opkomst en het commerciële succes van **expertsystemen**.<sup>2</sup> Dit waren de eerste commercieel levensvatbare AI-software. Bekende voorbeelden zijn:

- **DENDRAL:** Bepaalde de structuur van organische moleculen.<sup>3</sup>
- **MYCIN:** Diagnoseerde bacteriële infecties en stelde labtests voor, met een nauwkeurigheid vergelijkbaar met menselijke experts.<sup>3</sup>
- **XCON (R1):** Configureerde VAX-computers voor Digital Equipment Corporation (DEC), wat het bedrijf miljoenen dollars bespaarde en de expertstelsysteem-hausse aanwakkerde.<sup>3</sup>

Echter, eind jaren '80 en begin jaren '90 volgde een **tweede "AI-winter"**.<sup>3</sup> Dit werd

veroorzaakt door de ineenstorting van gespecialiseerde LISP-machinebedrijven (door de opkomst van krachtigere en goedkopere algemene Unix-werkstations), de hoge onderhoudskosten van commerciële expertsystemen, en een terughoudendheid van professionals (zoals artsen) om computerdiagnoses volledig te vertrouwen.<sup>3</sup>

Vanaf de jaren '90 tot ongeveer 2011 verschoof de focus naar het leggen van rigoureuzere fundamenteën, met name in het omgaan met onzekerheid (bv. Bayesiaanse netwerken) en het verbeteren van symbolische machine learning technieken.<sup>3</sup> Recentelijk is er een hernieuwde interesse in symbolische methoden, met name in de context van **neuro-symbolische AI**, die de sterke punten van symbolisch redeneren probeert te combineren met de leercapaciteiten van neurale netwerken.<sup>3</sup>

## 2.4 Sterke Punten

Symbolische AI biedt verschillende significante voordelen:

- **Verklaarbaarheid (Explainability/Interpretability):** Een van de meest geprezen eigenschappen is dat de besluitvormingsprocessen transparant zijn. Omdat systemen opereren op basis van expliciet gedefinieerde regels en logische stappen, kunnen hun conclusies worden teruggevoerd naar de specifieke kennis en regels die zijn toegepast.<sup>4</sup> Dit resulteert in een "transparante doos" in tegenstelling tot de "zwarte doos" van veel statistische modellen. Deze verklaarbaarheid is van onschatbare waarde in domeinen waar verantwoording en vertrouwen cruciaal zijn, zoals medische diagnose, financiële systemen en juridische toepassingen.<sup>12</sup>
- **Precisie in Goed Gedefinieerde Domeinen:** Symbolische systemen presteren uitstekend in omgevingen waar de kennis expliciet kan worden gedefinieerd, de regels stabiel en ondubbelzinnig zijn, en het domein goed afgebakend is.<sup>4</sup> Denk aan spellen met vaste regels zoals schaken, of systemen voor het configureren van complexe producten.
- **Effectieve Kennisexploitatie:** Deze benadering kan diepgaande, gespecialiseerde domeinkennis effectief benutten en toepassen. Expertsystemen zijn hiervan het duidelijkste voorbeeld, waarbij de expertise van menselijke specialisten wordt gecodificeerd en gerepliceerd.<sup>3</sup>
- **Minimale Data Vereisten (in vergelijking met Statistische AI):** Omdat Symbolische AI werkt op basis van vooraf gedefinieerde regels en een expliciete kennisbank, vereist het doorgaans geen grote hoeveelheden trainingsdata zoals statistische modellen dat doen.<sup>5</sup> De "kennis" wordt direct ingebouwd in plaats van geleerd uit voorbeelden.

## 2.5 Beperkingen en Uitdagingen

Ondanks zijn sterke punten kent Symbolische AI ook significante beperkingen:

- **Omgaan met Onzekerheid en Ambigüiteit:** Symbolische systemen worstelen met vage, onvolledige, inconsistente of probabilistische informatie, omdat ze gebaseerd zijn op scherpe, deterministische regels en logica.<sup>4</sup> De reële wereld is echter zelden zo zwart-wit. Een uitspraak als "het weer ziet er mooi uit" is voor een symbolisch systeem moeilijk te interpreteren en te operationaliseren zonder verdere, zeer gedetailleerde specificaties.<sup>26</sup>
- **Schaalbaarheid en de Kennisacquisitie-bottleneck:** Het handmatig coderen van alle benodigde kennis en regels door menselijke experts is een enorm tijdrovend, kostbaar en foutgevoelig proces.<sup>6</sup> Naarmate de complexiteit en omvang van het domein toenemen, groeit het aantal benodigde regels vaak exponentieel, wat leidt tot de zogenaamde "knowledge acquisition bottleneck".<sup>36</sup> Het onderhouden en bijwerken van deze omvangrijke kennisbanken is eveneens een grote uitdaging.
- **Adaptiviteit en Leren:** Traditionele symbolische systemen hebben een beperkt of geen vermogen om autonoom te leren van ervaring of zich aan te passen aan nieuwe, onvoorziene situaties die niet expliciet in hun regels zijn voorzien.<sup>4</sup> Ze zijn in wezen "statisch" nadat ze zijn geprogrammeerd; ze worden niet beter door herhaald gebruik, zoals een schaakcomputer die na duizenden spellen nog steeds volgens dezelfde voorgeprogrammeerde strategieën speelt.<sup>36</sup>
- **Broosheid (Brittleness):** Omdat de systemen zo sterk afhankelijk zijn van expliciet gedefinieerde kennis, kunnen ze abrupt falen of onvoorspelbaar gedrag vertonen wanneer ze geconfronteerd worden met input of situaties die net buiten de grenzen van hun geprogrammeerde kennis of regels vallen.<sup>13</sup> Er is weinig ruimte voor "bijna goed" of "ongeveer".
- **Verwerken van Ongestructureerde Data:** Symbolische AI is primair ontworpen voor gestructureerde, symbolische input. Het heeft grote moeite met het verwerken van de enorme hoeveelheden ongestructureerde data – zoals natuurlijke taal in al zijn ambigüiteit, afbeeldingen, video's en ruwe sensordata – die de moderne digitale wereld kenmerken.<sup>14</sup> Het handmatig definiëren van regels om bijvoorbeeld alle nuances van menselijke taal of de variaties in visuele objecten te dekken, is praktisch onhaalbaar.

De verklaarbaarheid van Symbolische AI, hoewel een sterk punt, is onlosmakelijk verbonden met de expliciete, handmatige codering van kennis. De gegenereerde verklaringen zijn een reflectie van deze voorgeprogrammeerde logica en zijn slechts zo goed en compleet als de onderliggende kennisbank. Ze houden geen rekening met impliciete patronen of kennis die buiten deze expliciete regels valt, wat een fundamenteel verschil is met systemen die leren en generaliseren uit data. Dit



illustreert een inherente spanning tussen de transparantie die voortkomt uit expliciete programmering en de flexibiliteit en het adaptieve leervermogen die vaak gepaard gaan met meer impliciete, data-gedreven benaderingen.

## 2.6 Illustratieve Voorbeelden

De principes van Symbolische AI zijn toegepast in een breed scala aan systemen:

- **Medische Diagnosesystemen:** Systemen zoals **MYCIN** (voor bacteriële infecties) en **INTERNIST/CADUCEUS** (voor interne geneeskunde) gebruikten uitgebreide kennisbanken van medische feiten en regels om diagnoses te stellen en behandelingen aan te bevelen.<sup>3</sup> Een typische regel kon zijn: ALS de patiënt koorts heeft EN hoest EN ademhalingsmoeilijkheden, DAN overweeg longontsteking als een mogelijke diagnose.<sup>26</sup>
- **Schaakcomputers: Deep Blue,** de computer van IBM die wereldkampioen schaken Garry Kasparov in 1997 versloeg, maakte deels gebruik van symbolische AI-technieken om een enorme hoeveelheid schaakkennis, openingsstrategieën en eindspelposities te coderen en te doorzoeken.<sup>2</sup>
- **Natuurlijke Taalverwerking (NLP) (vroege systemen):** Hoewel moderne NLP grotendeels statistisch is, waren vroege systemen vaak symbolisch. **ELIZA**, een chatbot uit de jaren '60, gebruikte patroonherkenning en regelgebaseerde transformaties om (oppervlakkig) menselijke conversaties te simuleren.<sup>4</sup> Symbolische methoden werden ook ingezet voor grammaticale analyse (parsing) en het extraheren van semantische betekenis uit zinnen.<sup>3</sup>
- **Automatische Planningssystemen:** Deze systemen worden gebruikt in logistiek, robotica en productie om optimale reeksen van acties te genereren om doelen te bereiken, zoals het plannen van de route voor een bezorgdienst of de assemblagestappen voor een product.<sup>3</sup>
- **Juridische Expert Systemen:** Systemen die juridische professionals ondersteunen door het analyseren van jurisprudentie, wetgeving en contracten op basis van gecodeerde juridische regels en principes.<sup>6</sup>
- **Financiële Advies Systemen:** Regelgebaseerde systemen die, bijvoorbeeld, investeringsstrategieën aanbevelen op basis van het profiel van een cliënt en marktregels.<sup>26</sup>
- **Foutdiagnosesystemen (Fault Diagnosis):** Expertsystemen voor het identificeren van de oorzaak van storingen in complexe machines, zoals auto's (bv. het faults systeem voor autodiagnose) of industriële apparatuur.<sup>15</sup>
- **Vogelidentificatiesysteem:** Een expertstelsel genaamd birds dat helpt bij het identificeren van vogelsoorten op basis van kenmerken.<sup>27</sup>

Deze voorbeelden illustreren de kracht van Symbolische AI in domeinen waar

expliciete kennis en logisch redeneren centraal staan.

### 3. Statistische Artificiële Intelligentie: Leren uit Data

In contrast met de regelgebaseerde benadering van Symbolische AI, hanteert Statistische AI een fundamenteel andere filosofie: systemen leren van data door middel van statistische methoden en algoritmen, in plaats van te vertrouwen op expliciet geprogrammeerde instructies.<sup>2</sup> De focus ligt op het ontdekken van patronen, het maken van voorspellingen en het nemen van beslissingen op basis van empirische evidentie uit data.

#### 3.1 Definitie en Kernconcepten

De kern van Statistische AI wordt gevormd door concepten die het mogelijk maken om uit data te leren:

- **Machine Learning (ML):** Dit is het centrale subveld van Statistische AI. Machine learning algoritmen stellen computers in staat om te "leren" van data zonder expliciet voor elke specifieke taak geprogrammeerd te zijn.<sup>2</sup> Het systeem bouwt een model op basis van voorbeelddata (trainingsdata) en gebruikt dit model vervolgens om voorspellingen te doen of beslissingen te nemen over nieuwe, ongeziene data. Er zijn verschillende soorten machine learning:
  - **Supervised Learning (Gesuperviseerd Leren):** Het algoritme leert van gelabelde data, waarbij elk datavoorbeeld een input is gekoppeld aan een correcte output (label).<sup>45</sup> Het doel is om een functie te leren die inputs naar outputs kan mappen. Classificatie (het toewijzen van een categorie) en regressie (het voorspellen van een continue waarde) zijn typische supervised learning taken.
  - **Unsupervised Learning (Ongesuperviseerd Leren):** Het algoritme leert van ongelabelde data en probeert zelf verborgen structuren of patronen te ontdekken.<sup>45</sup> Clustering (het groeperen van vergelijkbare datapunten) en dimensionaliteitsreductie (het verminderen van het aantal variabelen) zijn voorbeelden.
  - **Reinforcement Learning (Bekrachtigend Leren):** Een agent leert door interactie met een omgeving. De agent ontvangt beloningen of straffen voor zijn acties en probeert een strategie (beleid) te leren die de cumulatieve beloning maximaliseert.<sup>41</sup>
- **Neurale Netwerken (NNs):** Dit zijn rekenmodellen geïnspireerd op de structuur en functie van biologische neurale netwerken in de hersenen.<sup>2</sup> Ze bestaan uit lagen van onderling verbonden knooppunten (neuronen). Elk neuron ontvangt input, past een transformatie toe (vaak een gewogen som gevolgd door een



activatiefunctie), en geeft de output door aan neuronen in de volgende laag.

**Deep Learning** verwijst naar neurale netwerken met vele lagen (diepe architecturen), die in staat zijn om hiërarchische representaties van data te leren.<sup>2</sup>

- **Probabilistische Modellen:** Deze modellen gebruiken de waarschijnlijkheidstheorie om onzekerheid in data en voorspellingen te kwantificeren en te modelleren.<sup>2</sup> **Bayesiaanse netwerken**, bijvoorbeeld, zijn grafische modellen die probabilistische relaties tussen een set variabelen representeren en gebruikt kunnen worden voor inferentie onder onzekerheid.<sup>5</sup>

### 3.2 Werkingsprincipes

Statistische AI-systemen functioneren doorgaans via de volgende stappen en principes:

- **Patroonherkenning:** De kernvaardigheid is het identificeren van statistisch significante patronen, correlaties, en trends in grote datasets.<sup>4</sup> Een beeldherkenningssysteem leert bijvoorbeeld patronen van pixels die corresponderen met objecten zoals katten of auto's.
- **Training:** Dit is het proces waarbij het model leert van de data. Bij *supervised learning* worden gelabelde voorbeelden (input-output paren) aan het model gepresenteerd.<sup>51</sup> Het model past zijn interne parameters (bv. de gewichten in een neuraal netwerk) aan om de voorspellingsfout op de trainingsdata te minimaliseren. Een veelgebruikt algoritme voor het trainen van neurale netwerken is **backpropagation**, waarbij de fout wordt teruggestuurd door het netwerk om de gewichten aan te passen.<sup>2</sup> Bij *unsupervised learning* probeert het model zelf structuren te ontdekken zonder expliciete labels. *Reinforcement learning* agenten leren door interactie met een omgeving, waarbij ze acties ondernemen en feedback ontvangen in de vorm van beloningen of straffen, wat hen helpt een optimaal actiebeleid te ontwikkelen.<sup>41</sup>
- **Voorspelling en Classificatie:** Nadat een model getraind is, kan het worden gebruikt om voorspellingen te doen over nieuwe, ongeziene data of om data te classificeren in vooraf gedefinieerde categorieën.<sup>4</sup> Een getraind spamfilter classificeert bijvoorbeeld nieuwe e-mails als spam of geen spam.
- **Optimalisatie:** Tijdens het trainingsproces proberen machine learning algoritmen een **objectieffunctie** (ook wel verliesfunctie of kostenfunctie genoemd) te minimaliseren (bv. de gemiddelde kwadratische fout bij regressie, of de cross-entropie bij classificatie) of een beloningsfunctie te maximaliseren (bij reinforcement learning). Dit gebeurt door iteratief de parameters van het model aan te passen, vaak met behulp van optimalisatiealgoritmen zoals gradient descent.

### 3.3 Historische Ontwikkeling en de Opkomst van Deep Learning

Hoewel de recente successen van Statistische AI, met name deep learning, het veld domineren, heeft deze benadering een lange geschiedenis:

- **Vroege Wortels:** De fundamenteën van statistisch denken gaan eeuwen terug, met probabilistisch modelleren dat al in de 17e eeuw werd verkend.<sup>2</sup> Het **McCulloch-Pitts neuronmodel** (1943) was een vroege poging om een computationeel model van een neuron te creëren.<sup>2</sup> Alan Turing speculeerde al in 1950 over machines die konden leren.<sup>2</sup>
- **Ontwikkeling van Machine Learning:** In 1957 ontwikkelde Frank Rosenblatt de **Perceptron**, een van de eerste algoritmen voor supervised learning en een voorloper van moderne neurale netwerken.<sup>30</sup> Arthur Samuel's werk aan een checkers-spielend programma in 1959, dat leerde van ervaring, was een vroege demonstratie van machine learning en introduceerde de term zelf.<sup>30</sup> In de daaropvolgende decennia werden andere ML-technieken ontwikkeld, zoals beslisbomen en support vector machines.<sup>2</sup>
- **Opkomst van Neurale Netwerken:** De ontwikkeling van het **backpropagation-algoritme** in de jaren '70 en '80 was een cruciale doorbraak die het mogelijk maakte om **multi-layer perceptrons** (neurale netwerken met meerdere lagen) effectief te trainen.<sup>2</sup> Geoffrey Hinton introduceerde **Boltzmann Machines** in 1985.<sup>2</sup> Yann LeCun paste in 1989 backpropagation toe op **Convolutional Neural Networks (CNNs)** voor het herkennen van handgeschreven ZIP-codes, een belangrijke stap voor computer vision.<sup>12</sup> In 1997 introduceerden Sepp Hochreiter en Jürgen Schmidhuber **Long Short-Term Memory (LSTM)** netwerken, een type recurrent neuraal netwerk (RNN) dat goed presteert op sequentiële data.<sup>30</sup>
- **De Deep Learning Boom (vanaf circa 2010):** Een samenloop van factoren leidde tot de explosieve groei van deep learning in het afgelopen decennium:
  - **Grote Datasets:** De beschikbaarheid van zeer grote gelabelde datasets, zoals **ImageNet** (gestart in 2007), was essentieel voor het trainen van diepe neurale netwerken.<sup>2</sup>
  - **Krachtigere Hardware:** De ontwikkeling van **Graphics Processing Units (GPU's)**, oorspronkelijk voor gaming, bleek uitermate geschikt voor de parallelle berekeningen die nodig zijn voor het trainen van diepe netwerken.<sup>2</sup>
  - **Verbeterde Algoritmen en Technieken:** Nieuwe architecturen, optimalisatietechnieken en regularisatiemethoden verbeterden de prestaties en trainbaarheid van diepe netwerken.<sup>55</sup> Een mijlpaal was **AlexNet** in 2012, een CNN ontworpen door onderzoekers van de Universiteit van Toronto onder leiding van Geoffrey Hinton, dat de ImageNet Large Scale Visual Recognition

Challenge met een grote marge won en de superioriteit van CNNs voor beeldclassificatie aantoonde.<sup>30</sup> Dit werd gevolgd door successen zoals **AlphaGo** van Google DeepMind, dat in 2016 wereldkampioen Go Lee Sedol versloeg<sup>30</sup>, en de opkomst van **transformer-architecturen** en **grote taalmodellen (LLMs)** zoals de GPT-serie van OpenAI, die de natuurlijke taalverwerking revolutioneerden.<sup>30</sup>

### 3.4 Sterke Punten

Statistische AI, en met name deep learning, heeft een aantal krachtige voordelen:

- **Adaptiviteit en Leren uit Ervaring:** Systemen kunnen hun prestaties continu verbeteren naarmate ze aan meer data worden blootgesteld, zonder dat expliciete herprogrammering nodig is.<sup>4</sup> Ze passen zich aan de data aan.
- **Omgaan met Complexe, Hoogdimensionale en Ruisachtige Data:** Statistische methoden zijn bijzonder effectief in het vinden van subtiele patronen in complexe, hoogdimensionale datasets waar expliciete regels moeilijk of onmogelijk te formuleren zijn. Dit geldt met name voor perceptuele taken zoals beeld- en spraakherkenning, waar de inputdata (pixels, audiogolven) zeer ruisachtig en variabel kan zijn.<sup>4</sup>
- **Generalisatie:** Na training op een voldoende grote en representatieve dataset, kunnen statistische modellen vaak goed generaliseren naar nieuwe, ongeziene data die uit dezelfde onderliggende distributie komt.<sup>4</sup> Dit betekent dat ze niet alleen de trainingsdata onthouden, maar ook de onderliggende concepten leren.
- **Automatisering van Feature Engineering (vooral bij Deep Learning):** Traditionele machine learning vereiste vaak handmatige "feature engineering", waarbij domeinexperts relevante kenmerken uit de ruwe data moesten selecteren of construeren. Deep learning modellen, met name CNNs en RNNs, kunnen deze relevante features hiërarchisch en automatisch direct uit de ruwe data leren, wat het ontwikkelingsproces aanzienlijk vereenvoudigt en vaak tot betere prestaties leidt.<sup>51</sup>

### 3.5 Beperkingen en Uitdagingen

Ondanks de indrukwekkende successen, kent Statistische AI ook belangrijke beperkingen:

- **"Black Box" Probleem / Gebrek aan Verklaarbaarheid:** De besluitvormingsprocessen binnen complexe statistische modellen, met name diepe neurale netwerken, zijn vaak ondoorzichtig en moeilijk te interpreteren voor mensen.<sup>4</sup> Het is lastig te achterhalen *waarom* een model een bepaalde voorspelling of beslissing maakt. Dit "black box" karakter is een groot nadeel in

kritieke toepassingen waar verklaarbaarheid, verantwoording en vertrouwen essentieel zijn, zoals in de gezondheidszorg of financiële dienstverlening.

- **Data-afhankelijkheid (Data Honger):** Statistische modellen, en in het bijzonder deep learning modellen, vereisen vaak enorme hoeveelheden trainingsdata om goed te presteren.<sup>4</sup> Voor supervised learning moet deze data vaak ook nog handmatig gelabeld worden, wat een kostbaar en tijdrovend proces kan zijn. De prestaties van de modellen zijn sterk afhankelijk van de kwaliteit, kwantiteit en representativiteit van de inputdata.
- **Bias (Vooringenomenheid):** Als de trainingsdata vooroordelen of onevenwichtigheden bevatten (bv. ondervertegenwoordiging van bepaalde groepen), zullen statistische modellen deze biases waarschijnlijk leren en mogelijk zelfs versterken in hun voorspellingen en beslissingen.<sup>4</sup> Dit kan leiden tot oneerlijke, discriminerende of anderszins ongewenste uitkomsten. Systemen gebaseerd op Maximum Likelihood Estimation (MLE), een veelgebruikt principe in statistisch leren, hebben bijvoorbeeld de neiging om te focussen op statistisch veelvoorkomende relaties en kunnen daardoor zeldzame of ondervertegenwoordigde informatie verkeerd interpreteren of negeren.<sup>49</sup>
- **Computationele Kosten:** Het trainen van grote, diepe neurale netwerken kan zeer rekenintensief zijn en vereist vaak gespecialiseerde en dure hardware, zoals krachtige GPU's of TPU's.<sup>4</sup> Dit kan een drempel vormen voor kleinere organisaties of onderzoeksgroepen.
- **Gevoeligheid voor Adversarial Attacks:** Het is aangetoond dat veel statistische modellen, met name neurale netwerken, kwetsbaar zijn voor "adversarial attacks". Dit zijn kleine, vaak voor het menselijk oog onzichtbare, verstoringen die doelbewust aan de inputdata worden toegevoegd om het model te misleiden en een incorrecte output te laten genereren.<sup>44</sup>
- **Generalisatie buiten de Trainingsdistributie:** Hoewel modellen goed kunnen generaliseren naar data die lijkt op de trainingsdata, kunnen ze slecht presteren of onvoorspelbaar gedrag vertonen wanneer ze geconfronteerd worden met data die significant afwijkt van wat ze tijdens de training hebben gezien (out-of-distribution data).<sup>22</sup> Ze missen vaak het robuuste "common sense" begrip om met volledig nieuwe situaties om te gaan.

De inherente kracht van Statistische AI, namelijk het vermogen om complexe, impliciete representaties en patronen direct uit data te leren, is tegelijkertijd de bron van enkele van haar grootste uitdagingen. De methoden die zo effectief zijn in het ontdekken van subtiele correlaties, zoals diepe neurale netwerken, doen dit op manieren die niet inherent menselijk interpreteerbaar zijn, wat leidt tot het "black box" probleem. Omdat het leerproces volledig data-gedreven is, zullen eventuele

vooroordelen of onevenwichtigheden in de data onvermijdelijk worden weerspiegeld en mogelijk versterkt in het geleerde model. Deze observatie onderstreept een fundamentele trade-off binnen de Statistische AI en verklaart de aanzienlijke onderzoeksinspanningen op het gebied van Explainable AI (XAI) en methoden voor het detecteren en mitigeren van bias. Het toont aan dat de voordelen van krachtig impliciet leren niet zonder inherente nadelen komen.

### 3.6 Illustratieve Voorbeelden

Statistische AI heeft geleid tot doorbraken in talloze toepassingsgebieden:

- **Beeldherkenning (Computer Vision):** Dit omvat een breed scala aan taken zoals objectdetectie (het identificeren en lokaliseren van objecten in een afbeelding), gezichtsherkenning, het analyseren van medische beelden (bv. röntgenfoto's, CT-scans) voor diagnostische ondersteuning, en het aansturen van zelfrijdende auto's.<sup>4</sup> De overwinning van AlexNet in de ImageNet-competitie in 2012 was een keerpunt.<sup>30</sup>
- **Natuurlijke Taalverwerking (NLP):** Statistische methoden, met name deep learning, domineren de moderne NLP. Toepassingen zijn onder meer machinevertaling, sentimentanalyse (het bepalen van de emotionele lading van tekst), chatbots en virtuele assistenten (zoals Siri, Alexa), spamdetectie in e-mails, en spraakherkenning (het omzetten van gesproken taal naar tekst).<sup>4</sup> Grote Taalmodellen (LLMs) zoals de GPT-serie van OpenAI hebben indrukwekkende resultaten laten zien in het genereren van mensachtige tekst en het uitvoeren van diverse taaltaken.<sup>30</sup>
- **Aanbevelingssystemen (Recommendation Engines):** Veel online platforms, zoals e-commerce websites (bv. Amazon), streamingdiensten (bv. Netflix, Spotify), en sociale media, gebruiken machine learning om gepersonaliseerde aanbevelingen te doen voor producten, films, muziek, of connecties, gebaseerd op het eerdere gedrag en de voorkeuren van de gebruiker.<sup>4</sup>
- **Fraudedetectie:** In de financiële sector worden statistische modellen ingezet om patronen te herkennen die wijzen op frauduleuze transacties, zoals bij creditcardbetalingen of verzekeringsclaims.<sup>4</sup>
- **Voorspellende Analyse (Predictive Analytics):** Dit omvat het voorspellen van toekomstige gebeurtenissen of trends op basis van historische data. Voorbeelden zijn het voorspellen van aandelenkoersen, het maken van weersvoorspellingen, het voorspellen van de vraag naar producten, of het voorspellen wanneer apparatuur onderhoud nodig heeft (predictive maintenance).<sup>4</sup>
- **Zelfrijdende Auto's (perceptiecomponent):** Hoewel volledig autonome voertuigen ook symbolische en belichaamde aspecten hebben, speelt statistische

AI een cruciale rol in de perceptiecomponent, zoals het herkennen van andere voertuigen, voetgangers, verkeersborden en rijstroken via camera- en sensordata.<sup>4</sup>

Deze voorbeelden tonen de brede toepasbaarheid en de impact van Statistische AI in diverse sectoren.

## 4. Embodied Intelligence: Intelligentie in Interactie met de Wereld

Een derde invloedrijk paradigma binnen de AI is Embodied Intelligence (EI), ofwel Belichaamde Intelligentie. Dit paradigma introduceert een fundamenteel ander perspectief: het stelt dat ware intelligentie niet louter een product is van abstracte berekeningen of patroonherkenning in data, maar onlosmakelijk verbonden is met het hebben van een fysiek (of gesimuleerd) lichaam dat actief interacteert met een dynamische omgeving.<sup>4</sup> Dit staat in schril contrast met de "disembodied" aard van veel Symbolische en Statistische AI-systemen, die primair in digitale domeinen opereren, losgekoppeld van directe fysieke ervaring.<sup>8</sup>

### 4.1 Definitie en Kernconcepten

Embodied Intelligence is gebaseerd op een aantal kernconcepten die de relatie tussen lichaam, omgeving en cognitie benadrukken:

- **Fysieke Agent en Interactie:** Centraal staat een **agent** die een fysiek lichaam bezit (of een gedetailleerd gesimuleerd equivalent) en is uitgerust met **sensoren** om zijn omgeving waar te nemen en **actuatoren** om acties in die omgeving uit te voeren.<sup>8</sup> Intelligentie wordt niet gezien als iets dat geïsoleerd in een "brein" huist, maar als iets dat voortkomt uit de voortdurende interactie tussen de agent en zijn wereld.
- **Sensorimotorische Koppeling (Sensorimotor Coupling):** Dit verwijst naar de continue, bidirectionele feedbacklus tussen de sensorische input van de agent (wat hij waarneemt) en zijn motorische output (hoe hij beweegt of handelt).<sup>8</sup> Perceptie informeert actie, maar cruciaal is dat acties ook de daaropvolgende perceptie veranderen (bv. door te bewegen verandert het gezichtspunt van de agent). Deze nauwe koppeling is essentieel voor adaptief en contextueel relevant gedrag.<sup>9</sup>
- **Emergent Gedrag:** Complexe en schijnbaar intelligente gedragingen hoeven niet altijd expliciet top-down geprogrammeerd te zijn. Ze kunnen "emergeren" uit de interactie van relatief eenvoudige componenten of gedragsregels van de agent met de complexe, dynamische structuur van de omgeving.<sup>73</sup>
- **Leren door Ervaring (Trial-and-Error):** Embodied agenten leren en verfijnen



hun gedrag grotendeels door actieve exploratie van hun omgeving en door de directe consequenties van hun acties te ervaren.<sup>8</sup> Dit "leren door te doen" staat centraal.

- **Situatedness:** Intelligentie is gesitueerd, wat betekent dat het altijd afhankelijk is van de specifieke context en de situatie waarin de agent zich bevindt.<sup>9</sup> Abstracte, contextloze intelligentie wordt als minder relevant beschouwd voor het functioneren in de echte wereld.

## 4.2 Werkingsprincipes

Embodied AI-systemen maken gebruik van diverse mechanismen en principes om intelligent gedrag te realiseren:

- **Wereldmodellen (World Models):** Agenten bouwen vaak interne representaties of modellen van hun omgeving en de wetmatigheden die daarin gelden.<sup>8</sup> Deze wereldmodellen worden geleerd en continu bijgewerkt door interactie en sensorische feedback. Ze stellen de agent in staat om de uitkomsten van zijn acties te voorspellen, te plannen en effectiever te navigeren.
- **Adaptatie aan Dynamische Omgevingen:** Een kernvereiste is het vermogen om te functioneren en zich aan te passen in omgevingen die onvoorspelbaar, veranderlijk en vol ruis zijn – kenmerken van de reële wereld.<sup>8</sup> Dit vereist continue perceptie, real-time besluitvorming en flexibel gedrag.
- **Reinforcement Learning (RL):** Deze machine learning techniek is bijzonder geschikt voor Embodied AI. Een agent leert een optimaal beleid (een strategie om acties te kiezen) door interactie met zijn omgeving en het ontvangen van numerieke beloningen of straffen voor de ondernomen acties.<sup>8</sup> Dit stelt de agent in staat om complexe vaardigheden te leren, zoals lopen, grijpen of navigeren, door trial-and-error.
- **Active Inference:** Geïnspireerd door hoe het menselijk brein zou kunnen werken, stelt dit principe dat agenten niet alleen passief informatie verwerken, maar actief proberen de onzekerheid over hun omgeving te minimaliseren door acties te ondernemen die maximale informatie opleveren.<sup>63</sup> Ze nemen continu data op en werken hun wereldmodel bij.
- **Situated AI / Behavior-Based Robotics:** Deze benadering, gepioneerd door Rodney Brooks, legt de nadruk op het bouwen van systemen die "bottom-up" intelligentie ontwikkelen. In plaats van complexe interne representaties en centrale planning, wordt intelligentie opgebouwd uit lagen van relatief eenvoudige, direct aan sensoren gekoppelde gedragingen.<sup>73</sup> Brooks' **subsumptiearchitectuur** is een bekend voorbeeld, waarbij hogere gedragslagen de output van lagere lagen kunnen onderdrukken of aanpassen.

### 4.3 Historische Context en Invloedrijke Ideeën

De ideeën achter Embodied Intelligence hebben diepe wortels, zowel binnen de AI als in aanverwante velden zoals cognitieve wetenschap en filosofie:

- **Vroege Concepten:** Reeds in 1948 suggereerde **Alan Turing** in zijn rapport "Intelligent Machinery" dat ware machine-intelligentie zich zou moeten ontwikkelen door fysieke betrokkenheid bij en interactie met de wereld, en niet alleen door abstracte taken zoals schaken.<sup>8</sup> De **cybernetische schildpadden** van **William Grey Walter** uit de jaren '50 waren vroege voorbeelden van eenvoudige robots die complex, doelgericht gedrag vertoonden door directe sensorimotorische koppelingen met hun omgeving.<sup>3</sup>
- **Rodney Brooks en Nouvelle AI (jaren '80):** Een keerpunt kwam met het werk van Rodney Brooks aan het MIT. Hij bekritiseerde de dominante Symbolische AI-benadering, die volgens hem te veel nadruk legde op abstracte representatie en redeneren, en te weinig op de problemen van interactie met de rommelige, dynamische echte wereld.<sup>3</sup> Brooks pleitte voor "intelligentie zonder representatie" (of met minimale, direct gegronde representaties) en "intelligentie zonder rede" (waarbij complex gedrag emergeert uit interactie in plaats van expliciete planning).<sup>73</sup> Zijn focus lag op het bouwen van robots met insect-achtige intelligentie die konden overleven en functioneren in reële omgevingen. Zijn **subsumptiearchitectuur** was een praktische implementatie van deze ideeën, waarbij gedragslagen direct reageerden op sensorische input.<sup>73</sup>
- **Invloed van Cognitieve Wetenschap en Filosofie:** Embodied Intelligence is sterk beïnvloed door theorieën over **belichaamde cognitie** (embodied cognition).<sup>8</sup> Deze theorieën stellen dat cognitieve processen (zoals perceptie, geheugen, redeneren) fundamenteel gevormd worden door de fysieke eigenschappen van het lichaam en de sensorimotorische ervaringen die voortkomen uit interactie met de omgeving.<sup>75</sup> De "4E" benadering van cognitie (Embodied, Enactive, Embedded, Extended) benadrukt deze aspecten.<sup>69</sup>
- **Recente Ontwikkelingen:** De afgelopen jaren heeft Embodied AI een hernieuwde impuls gekregen door de vooruitgang in machine learning (met name deep reinforcement learning), de beschikbaarheid van krachtigere sensoren en actuatoren, en de ontwikkeling van steeds geavanceerdere **simulatie-omgevingen**.<sup>8</sup> Deze simulatoren spelen een cruciale rol in het trainen van embodied agenten, hoewel de "sim-to-real gap" (de kloof tussen prestaties in simulatie en in de echte wereld) een belangrijke uitdaging blijft.<sup>8</sup>

### 4.4 Sterke Punten

Embodied Intelligence biedt unieke voordelen voor het ontwikkelen van AI-systemen:

- **Robuustheid en Adaptiviteit in Reële Omgevingen:** Doordat embodied agenten leren en opereren door directe interactie met de complexe, onvoorspelbare en vaak ruisachtige echte wereld, zijn ze inherent beter in staat om te gaan met variaties, onverwachte gebeurtenissen en sensorische onnauwkeurigheden dan systemen die alleen op schone, statische datasets zijn getraind.<sup>8</sup> De continue sensorimotorische feedbacklus stelt hen in staat om afwijkingen te detecteren en hun gedrag in real-time aan te passen.
- **Grounding van Kennis en Symbolen:** Een fundamenteel probleem in AI is hoe symbolen en concepten betekenis krijgen. Embodied Intelligence biedt een oplossing door kennis te "gronden" in sensorimotorische ervaring.<sup>8</sup> Een robot leert bijvoorbeeld de betekenis van "beker" niet alleen door een definitie, maar door een beker te zien, aan te raken, op te pakken en te gebruiken. Dit kan leiden tot een dieper, flexibeler en minder broos begrip dan puur abstracte, niet-gegronde representaties. Dit wordt als cruciaal beschouwd voor het ontwikkelen van **common sense** – het alledaagse, intuïtieve begrip van de wereld dat mensen bezitten.<sup>78</sup>
- **Leren van Complexe Fysieke Taken:** Embodied agenten, met name via reinforcement learning, kunnen complexe fysieke vaardigheden leren zoals lopen, rennen, objecten manipuleren, gereedschap gebruiken en navigeren in ongestructureerde omgevingen – taken die extreem moeilijk expliciet te programmeren zijn.<sup>4</sup>
- **Minder Afhankelijkheid van Grote, Vooraf Gelabelde Datasets (in sommige benaderingen):** Hoewel veel interactiedata nodig kan zijn, kunnen sommige RL-benaderingen binnen Embodied AI leren door actieve exploratie en zelfgegenereerde ervaring, in plaats van te vertrouwen op massale, vooraf door mensen gelabelde datasets zoals in veel supervised learning scenario's.
- **Potentieel voor Autonome Ontwikkeling en Levenslang Leren:** Omdat leren plaatsvindt door continue interactie, hebben embodied systemen het potentieel om zich gedurende hun hele operationele leven te blijven ontwikkelen, aanpassen en nieuwe vaardigheden te leren, zonder constante menselijke herprogrammering.<sup>8</sup>

#### 4.5 Beperkingen en Uitdagingen

De ontwikkeling van Embodied Intelligence staat ook voor aanzienlijke uitdagingen:

- **Sim-to-Real Gap:** Het trainen van embodied agenten direct in de echte wereld is vaak traag, duur en riskant. Daarom worden veel systemen eerst in simulatie getraind. Echter, modellen die goed presteren in een simulatie, falen vaak

wanneer ze worden overgezet naar de echte wereld, omdat simulaties de complexiteit, ruis en onvoorspelbaarheid van de fysieke realiteit nooit perfect kunnen vangen.<sup>8</sup> Het overbruggen van deze "sim-to-real gap" is een majeur onderzoeksgebied.

- **Data-efficiëntie en Trainingsduur:** Leren door fysieke trial-and-error kan extreem data-inefficiënt zijn; een robot kan duizenden of miljoenen interacties nodig hebben om een complexe taak te leren.<sup>8</sup> Dit is niet alleen tijdrovend, maar kan ook leiden tot slijtage van de hardware en veiligheidsrisico's tijdens het leerproces.<sup>8</sup>
- **Complexiteit van Fysieke Interactie:** Het modelleren van de fysica van de echte wereld, het omgaan met de beperkingen en onnauwkeurigheden van sensoren en actuatoren, en het plannen en controleren van bewegingen in 3D-ruimte zijn inherent zeer complexe problemen.<sup>8</sup>
- **Schaalbaarheid naar Abstract Redeneren:** Hoewel Embodied AI veelbelovend is voor het ontwikkelen van sensorimotorische intelligentie en gegronde kennis, blijft de stap naar abstract, hoog-niveau symbolisch redeneren, complexe planning en diep conceptueel begrip een grote uitdaging.<sup>78</sup> Het is niet direct duidelijk hoe ervaringen in de fysieke wereld zich vertalen naar bijvoorbeeld wiskundig redeneren of filosofisch begrip.
- **Veiligheid en Betrouwbaarheid:** Het waarborgen van de veiligheid en betrouwbaarheid van fysiek interacterende AI-systemen is van het grootste belang, vooral wanneer ze opereren in de buurt van mensen of in kritieke toepassingen.<sup>64</sup> Onvoorspelbaar of foutief gedrag kan ernstige gevolgen hebben.
- **Hardware-afhankelijkheid en Kosten:** De mogelijkheden van embodied agenten zijn direct afhankelijk van de kwaliteit, capaciteiten en kosten van de gebruikte sensoren, actuatoren en rekenkracht aan boord. Geavanceerde hardware kan duur zijn en specifieke onderhoudsvereisten hebben.

De nadruk van Embodied Intelligence op de interactie met de *fysieke* wereld is wellicht een te enge interpretatie van zijn kernprincipes. De fundamentele ideeën – zoals sensorimotorische koppeling, leren door interactie, en adaptatie aan een dynamische omgeving – zouden ook van toepassing kunnen zijn op agenten die interacteren met complexe, dynamische *virtuele* of *abstracte* omgevingen. Men kan denken aan software-agenten die opereren in een cyberrorlogsscenario, financiële markten, of complexe wetenschappelijke simulaties. In dergelijke contexten zou "common sense" niet alleen fysieke common sense betreffen, maar ook een diep, gegrond begrip van de regels, dynamica en causale verbanden binnen dat specifieke (abstracte) domein.<sup>73</sup> De "body" van de agent is dan de interface waarmee het interageert met zijn specifieke wereld, en de "sensoren" en "actuatoren" zijn de mechanismen voor

input en output binnen die wereld. Dit perspectief verbreedt de potentiële reikwijdte van Embodied Intelligence-principes aanzienlijk, voorbij enkel de robotica, en suggereert dat de mechanismen voor het ontwikkelen van "gegronde" intelligentie universeler kunnen zijn dan alleen fysieke interactie. De uitdagingen, zoals de "sim-to-real gap" <sup>67</sup>, zouden dan ook een "sim-to-abstract-reality gap" kunnen omvatten.

#### 4.6 Illustratieve Voorbeelden

Embodied Intelligence komt tot uiting in een groeiend aantal toepassingen:

- **Autonome Robots:** Dit is het meest voor de hand liggende domein.
  - **Industriële Robots:** Robots in fabrieken die taken uitvoeren zoals assemblage, lassen, en logistiek (bv. het verplaatsen van goederen in een magazijn).<sup>24</sup> Amazon's Digit robot is een voorbeeld van een robot die leert door fysieke interactie in magazijnen.<sup>79</sup>
  - **Huishoudrobots:** Robotstofzuigers zoals de Roomba, die leren de layout van een kamer te navigeren door interactie (bv. tegen muren botsen).<sup>28</sup> Toekomstige robots zouden complexere huishoudelijke taken kunnen uitvoeren.
  - **Zorgrobots:** Robots ontworpen om te assisteren in de gezondheidszorg, bijvoorbeeld bij het ondersteunen van ouderen, het uitvoeren van revalidatieoefeningen, of het leveren van medicijnen in ziekenhuizen.<sup>24</sup>
  - **Humanoïde Robots:** Geavanceerde robots zoals Atlas van Boston Dynamics, Optimus van Tesla, en prototypes van Figure AI, die ontworpen zijn om te bewegen en te interacteren in menselijke omgevingen en taken uit te voeren die mensachtige manipulatie vereisen.<sup>24</sup> Spot van Boston Dynamics is een mobiele robot voor inspectie in diverse omgevingen.<sup>65</sup>
- **Zelfrijdende Voertuigen (Autonomous Vehicles):** Auto's, vrachtwagens en andere voertuigen die zijn uitgerust met sensoren (camera's, LiDAR, radar) en AI-systemen om autonoom te navigeren, verkeersregels te volgen, obstakels te vermijden en beslissingen te nemen in complexe verkeerssituaties.<sup>4</sup>
- **Autonome Drones:** Onbemande luchtvaartuigen die worden gebruikt voor een breed scala aan toepassingen, zoals inspectie van infrastructuur, landbouwmonitoring, pakketbezorging, zoek- en reddingsoperaties, en cartografie.<sup>61</sup>
- **Onderwater Exploratievoertuigen (Autonomous Underwater Vehicles - AUVs):** Robots die autonoom onder water opereren voor taken zoals oceanografisch onderzoek, inspectie van pijpleidingen, en het in kaart brengen van de zeebodem.<sup>61</sup>

- **Wearable AI:** Apparaten die op het lichaam worden gedragen en die de perceptie van de gebruiker van de omgeving kunnen verbeteren of real-time assistentie kunnen bieden. Voorbeelden zijn slimme brillen zoals Ray-Ban Meta, of AI Pins die fungeren als persoonlijke assistenten zonder scherm.<sup>61</sup> Hier wordt het menselijk lichaam zelf het platform voor de belichaamde AI.

Deze voorbeelden illustreren hoe Embodied Intelligence AI in staat stelt om niet alleen te "denken" maar ook te "doen" en te "ervaren" in de fysieke wereld.

## 5. Vergelijkende Analyse en de Synergie van Paradigma's

Na de afzonderlijke bespreking van Symbolische AI, Statistische AI en Embodied Intelligence, is het essentieel om deze paradigma's direct met elkaar te vergelijken en de groeiende tendens naar hun integratie te analyseren. Geen enkel paradigma is op zichzelf een panacee voor alle AI-uitdagingen; hun ware kracht ligt vaak in hun complementaire aard en de mogelijkheid om hun respectievelijke sterktes te combineren.<sup>4</sup>

### 5.1 Fundamentele Verschillen en Overeenkomsten

De drie paradigma's verschillen aanzienlijk in hun benadering van kennisrepresentatie, leren, redeneren en interactie met de omgeving. De onderstaande tabel biedt een overzicht van deze kernaspecten.

Kenmerk	Symbolische AI	Statistische AI	Embodied Intelligence
<b>Kennisrepresentatie</b>	Expliciet, logisch, menselijk leesbaar (bv. regels, feiten, ontologieën, semantische netwerken) <sup>5</sup>	Impliciet, geleerd uit data (bv. gewichten in neurale netwerken, waarschijnlijkheidsverdelingen) <sup>4</sup>	Vaak hybride; kan wereldmodellen ontwikkelen met zowel impliciete (uit sensordata) als expliciete kennis; kennis is gegrond in interactie <sup>8</sup>
<b>Leermethode</b>	Beperkt autonoom; kennis primair handmatig gecodeerd of via symbolische ML (bv.	Centraal staat leren uit (vaak grote) datasets; adaptief via algoritmen (bv. backpropagation) <sup>4</sup>	Leren door continue interactie, trial-and-error, reinforcement learning; ervaring en exploratie staan



	ILP) <sup>6</sup>		centraal <sup>8</sup>
<b>Redeneertype</b>	Deductief, logische inferentie gebaseerd op expliciete regels; transparant ("witte doos") <sup>12</sup>	Inductief, patroonherkenning, vaak probabilistisch; besluitvorming kan "black box" zijn <sup>4</sup>	Gesitueerd, actiegericht; kan impliciet zijn in geleerd gedrag of expliciet via planning op basis van wereldmodellen <sup>8</sup>
<b>Interactie met Omgeving</b>	Indirect, via symbolische input/output; omgeving vaak gestructureerd en goed gedefinieerd.	Indirect, via datasets die de omgeving representeren; kan omgaan met ongestructureerde sensordata (bv. beelden).	Directe, fysieke (of rijk gesimuleerde) interactie is de kern; omgeving is dynamisch en vaak onvoorspelbaar <sup>8</sup>
<b>Belangrijkste Sterke Punten</b>	Verklaarbaarheid, precisie in goed gedefinieerde domeinen, effectieve kennisexploitatie, minder data-afhankelijk.	Adaptiviteit, leren uit ervaring, omgaan met complexe/ruisachtige data, generalisatie, automatisering feature engineering.	Robuustheid en adaptiviteit in reële wereld, grounding van kennis, leren van complexe fysieke taken, potentieel voor autonome ontwikkeling.
<b>Belangrijkste Zwakke Punten</b>	Omgaan met onzekerheid/ambigüiteit, schaalbaarheid (kennisacquisitie), beperkte adaptiviteit/leren, broosheid, moeite met ongestructureerde data.	"Black box" probleem, data-honger, gevoeligheid voor bias, computationele kosten, adversarial attacks, generalisatie buiten trainingsdistributie.	Sim-to-real gap, data-efficiëntie en trainingsduur bij fysieke interactie, complexiteit fysieke interactie, schaalbaarheid naar abstract redeneren, veiligheid.
<b>Kernvoorbeelden/ Toepassingsdomeinen</b>	Expertsystemen (medisch, juridisch), schaakcomputers (deels), vroege NLP, automatische	Beeld-/spraakherkenning, NLP (LLMs), aanbevelingssystemen, fraudedetectie, voorspellende	Autonome robots (industriële, huishoudelijk, zorg), zelfrijdende voertuigen,

	planning. <sup>26</sup>	analyse. <sup>41</sup>	autonome drones. <sup>62</sup>
--	-------------------------	------------------------	--------------------------------

Ondanks deze verschillen is er een groeiende erkenning dat de grenzen tussen de paradigma's niet absoluut zijn en dat ze elkaar kunnen aanvullen. Alle drie streven ze, op hun eigen manier, naar een vorm van intelligentie die perceptie, redeneren, leren en actie omvat.

## 5.2 Hybride Systemen: Het Combineren van Krachten

De inherente beperkingen van elk afzonderlijk paradigma hebben geleid tot een sterke trend richting **hybride AI-systemen**, die proberen de sterke punten van verschillende benaderingen te combineren om robuustere, flexibelere en capabelere AI te creëren.<sup>4</sup>

Een prominente vorm van hybridisatie is **Neuro-Symbolische AI (NeSy)**. Deze benadering integreert neurale netwerken (die excelleren in patroonherkenning en leren uit data, kenmerkend voor Statistische AI) met symbolische redeneer- en representatiemethoden (kenmerkend voor Symbolische AI).<sup>3</sup> Het doel is om systemen te bouwen die zowel kunnen leren van ervaring als logisch kunnen redeneren, en die tegelijkertijd meer verklaarbaar en betrouwbaar zijn dan puur neurale modellen.<sup>7</sup> Voorbeelden van NeSy-toepassingen zijn systemen waarbij neurale netwerken worden gebruikt voor perceptuele taken (zoals het analyseren van medische beelden of sensordata van een robot), terwijl een symbolische laag wordt gebruikt voor hoog-niveau planning, het toepassen van domeinregels, of het genereren van verklaringen voor beslissingen.<sup>4</sup> Een specifiek voorbeeld is **RAG-Logic**, dat Retrieval Augmented Generation (RAG) combineert met logisch redeneren om de redeneercapaciteiten te verbeteren door contextueel relevante voorbeelden te integreren.<sup>21</sup> De belangrijkste onderzoeksgebieden binnen NeSy omvatten leren en inferentie, logica en redeneren, kennisrepresentatie, verklaarbaarheid, betrouwbaarheid en zelfs meta-cognitie (het vermogen van een systeem om over zijn eigen denkprocessen te redeneren).<sup>31</sup>

**Embodied Intelligence** is van nature vaak al een hybride benadering. Embodied agenten, zoals robots, maken doorgaans gebruik van statistische methoden (bv. deep reinforcement learning, computer vision algoritmen gebaseerd op neurale netwerken) voor het leren van sensorimotorische vaardigheden, perceptie van de omgeving, en het navigeren in complexe ruimtes.<sup>8</sup> Tegelijkertijd kunnen symbolische componenten worden geïntegreerd voor taken zoals:

- **High-level planning en taakdecompositie:** Het opdelen van een complexe missie in een reeks subdoelen en acties.<sup>21</sup>
- **Redeneren over objecteigenschappen en omgevingsregels:** Bijvoorbeeld, een

robot die begrijpt dat een deur eerst geopend moet worden voordat hij erdoorheen kan, of dat bepaalde objecten breekbaar zijn.<sup>24</sup>

- **Interactie met mensen via natuurlijke taal:** Waarbij LLMs, die statistisch van aard zijn, worden gebruikt voor het begrijpen van instructies en het genereren van antwoorden, mogelijk in combinatie met symbolische representaties van de taak of omgeving.<sup>9</sup>

De integratie van deze paradigma's is echter niet zonder uitdagingen. De complexiteit van het combineren van fundamenteel verschillende representaties en verwerkingsmechanismen, het waarborgen van naadloze data-integratie, de hoge computationele kosten, en de noodzaak voor cross-disciplinaire expertise zijn significante hordes die genomen moeten worden.<sup>4</sup>

### 5.3 De Rol van Wereldmodellen en Common Sense Reasoning

Twee concepten die centraal staan in de discussie over geavanceerde en geïntegreerde AI zijn **wereldmodellen** en **common sense reasoning**.

**Wereldmodellen** zijn interne representaties die een AI-agent heeft van zijn omgeving, inclusief de objecten daarin, hun eigenschappen, de relaties ertussen, en de dynamica van hoe de omgeving verandert als gevolg van acties (zowel van de agent zelf als van externe factoren).<sup>8</sup> Dergelijke modellen zijn essentieel voor effectieve planning, het voorspellen van de gevolgen van acties, en het ontwikkelen van een dieper begrip van de omgeving. Embodied AI wordt als bijzonder cruciaal beschouwd voor het leren van *gegronde* wereldmodellen, omdat de interactie met de fysieke (of rijk gesimuleerde) wereld directe feedback levert die de basis vormt voor deze modellen.<sup>10</sup> Technieken zoals physics-informed machine learning (PIML), die expliciete kennis van fysische wetten integreren in het leerproces, kunnen hierbij helpen.<sup>10</sup>

**Common Sense Reasoning** verwijst naar het vermogen om te redeneren over alledaagse situaties en gebruik te maken van de enorme hoeveelheid impliciete kennis die mensen als vanzelfsprekend beschouwen – bijvoorbeeld, dat water nat is, dat objecten vallen als je ze loslaat, of dat je niet door muren kunt lopen.<sup>31</sup> Het gebrek aan common sense is een van de grootste tekortkomingen van huidige AI-systemen en een belangrijke barrière voor het bereiken van AGI. Symbolische systemen hebben geprobeerd common sense expliciet te coderen (bv. het Cyc-project<sup>3</sup>), maar de omvang en complexiteit van deze taak zijn gigantisch. Embodied interactie met de wereld wordt steeds meer gezien als een fundamentele route naar het ontwikkelen van AI met common sense, omdat het de agent in staat stelt om deze impliciete kennis te leren door directe ervaring.<sup>78</sup> De integratie van common sense wordt als essentieel beschouwd voor de ontwikkeling van werkelijk autonome systemen.<sup>80</sup> Het **VECSR**

**(Virtually Embodied Common Sense Reasoning)** framework, dat gebruik maakt van **s(CASP)** (een goal-directed common sense reasoner gebaseerd op Answer Set Programming) om hoog-niveau taken voor een embodied agent in de VirtualHome simulator op te delen in mid-level instructies, is een voorbeeld van hoe symbolische redeneertechnieken kunnen worden ingezet voor common sense in een belichaamde context.<sup>82</sup> Dit framework converteert de toestand van de virtuele omgeving naar feiten, combineert deze met common sense regels en beperkingen, en genereert en executeert vervolgens een actiereeks.

#### 5.4 Toekomstvisies: Naar een Geïntegreerde Artificiële Intelligentie

De consensus binnen het AI-onderzoeksveld groeit dat de toekomst van geavanceerde AI, en mogelijk de weg naar AGI, ligt in systemen die de sterktes van de verschillende paradigma's verenigen.<sup>3</sup> Dit betekent AI die:

- De robuuste **perceptuele** en **patroonherkenningscapaciteiten** van Statistische AI (met name deep learning) benut.
- De **logische redeneer-, plannings- en verklaarbaarheidscapaciteiten** van Symbolische AI integreert.
- De **grounding, adaptiviteit en common sense** ontwikkelt die voortkomen uit belichaamde interactie met complexe, dynamische omgevingen (Embodied Intelligence).

De zoektocht naar AGI en robuustere, betrouwbaardere AI-systemen is een belangrijke drijfveer achter deze convergentie. De inherente beperkingen van elk paradigma afzonderlijk voor het bereiken van flexibele, adaptieve, redenerende en begrijpende intelligentie op menselijk niveau worden steeds duidelijker. De "heilige graal" van common sense en effectieve interactie met de echte wereld vereist waarschijnlijk een diepe integratie die verder gaat dan oppervlakkige koppelingen van losstaande modules. De verschillende paradigma's zijn dus niet zozeer concurrenten, maar eerder complementaire stukjes van de complexe puzzel die intelligentie is. De echte wetenschappelijke en technische uitdaging ligt in het vinden van de juiste architecturen en fundamentele principes voor hun diepe en betekenisvolle integratie tot een coherent geheel.

Nieuwe concepten zoals **Large Concept Models (LCMs)** worden voorgesteld als een stap in deze richting. LCMs proberen gestructureerde kennis (concepten, causale grafen, ontologieën) te combineren met machine learning technieken en multimodale input om tot beter en meer verklaarbaar redeneren te komen dan traditionele LLMs.<sup>48</sup> Ze leggen de nadruk op een "concept-first" benadering, waarbij een fundamenteel begrip van principes en relaties wordt opgebouwd voordat data-gedreven leren

plaatsvindt. Evenzo zijn er pogingen om meer verenigde theoretische kaders te ontwikkelen, zoals het **AUKAI (Adaptive Unified Knowledge-Action Intelligence)** framework, dat streeft naar een geïntegreerd model voor belichaamde cognitie dat perceptie, geheugen en besluitvorming naadloos combineert, en zowel neurale als symbolische componenten omvat.<sup>54</sup> Cognitieve architecturen zoals **Soar** proberen al langer verschillende cognitieve processen, waaronder symbolisch redeneren en leren, te integreren binnen een verenigd raamwerk.<sup>52</sup>

## 6. Conclusie

Dit rapport heeft een diepgaande analyse gepresenteerd van drie fundamentele paradigma's binnen de kunstmatige intelligentie: Symbolische AI, Statistische AI en Embodied Intelligence. Elk van deze benaderingen biedt unieke inzichten en methodologieën voor het creëren van intelligente systemen, maar kent ook inherente beperkingen.

**Symbolische AI**, met zijn nadruk op expliciete kennisrepresentatie en logisch redeneren, blinkt uit in verklaarbaarheid en precisie binnen goed gedefinieerde domeinen. Echter, zijn moeite met onzekerheid, de kennisacquisitie-bottleneck, en beperkte adaptiviteit hebben de weg vrijgemaakt voor andere benaderingen.

**Statistische AI**, aangedreven door machine learning en de recente deep learning revolutie, heeft indrukwekkende successen geboekt in patroonherkenning, perceptie en het leren uit grote hoeveelheden data. Zijn kracht ligt in adaptiviteit en het vermogen om complexe, ruisachtige data te verwerken. De nadelen, zoals het "black box" karakter, de data-honger en de gevoeligheid voor bias, vormen echter significante uitdagingen.

**Embodied Intelligence** introduceert het cruciale inzicht dat intelligentie diep verweven is met fysieke interactie met een dynamische omgeving. Het biedt een pad naar gegronde kennis, common sense en robuuste adaptiviteit, maar staat voor uitdagingen zoals de sim-to-real gap en de complexiteit van fysieke interactie.

De huidige stand van zaken in AI, vaak omschreven als een "AI-zomer" die grotendeels wordt gedreven door de successen van Statistische AI (met name deep learning), bereikt een punt waarop de "laaghangende vruchten" van pure patroonherkenning mogelijk geplukt zijn. Verdere vooruitgang richting meer algemene, robuuste en betrouwbare AI – en uiteindelijk wellicht AGI – vereist het aanpakken van fundamentele beperkingen die niet louter met meer data of grotere modellen binnen één enkel paradigma kunnen worden opgelost. Problemen zoals het gebrek aan diepgaand begrip, common sense, verklaarbaarheid en betrouwbaarheid buiten strikt

gedefinieerde trainingscondities blijven hardnekkig. Dit besef is de drijvende kracht achter de hernieuwde interesse in symbolische methoden (binnen neuro-symbolische architecturen) en de toenemende focus op belichaming als middel voor grounding en het ontwikkelen van common sense.

De analyse in dit rapport onderstreept de groeiende consensus dat de toekomst van geavanceerde AI niet ligt in het kiezen van één superieur paradigma, maar in de **synergetische integratie** van de complementaire sterktes van Symbolische AI, Statistische AI en Embodied Intelligence. Hybride systemen, zoals neuro-symbolische architecturen en belichaamde agenten die zowel statistische leercomponenten als symbolische redeneermodules bevatten, wijzen de weg vooruit. De ontwikkeling van robuuste wereldmodellen en het kraken van de code van common sense reasoning zijn hierbij centrale uitdagingen. De integratie van deze diverse benaderingen is geen eenvoudige academische oefening, maar wordt gezien als een noodzakelijke stap voor de volgende generatie AI-systemen die een meer mensachtige vorm van intelligentie, begrip en betrouwbaarheid moeten gaan vertonen.

Het veld van kunstmatige intelligentie blijft dynamisch en evolueert snel. De voortdurende exploratie en combinatie van deze diverse paradigma's belooft spannende mogelijkheden voor de toekomst, waarin AI-systemen hopelijk niet alleen krachtiger, maar ook veiliger, transparanter en beter afgestemd op menselijke waarden zullen zijn.

## Works cited

1. en.wikipedia.org, accessed on May 21, 2025, [https://en.wikipedia.org/wiki/Symbolic\\_artificial\\_intelligence#:~:text=Symbolic%20AI%20was%20the%20dominant,ultimate%20goal%20of%20their%20field.](https://en.wikipedia.org/wiki/Symbolic_artificial_intelligence#:~:text=Symbolic%20AI%20was%20the%20dominant,ultimate%20goal%20of%20their%20field.)
2. How Has Artificial Intelligence Evolved From Symbolic AI To Deep Learning?, accessed on May 21, 2025, <https://machinemindscape.com/artificial-intelligence-to-deep-learning-history-concepts/>
3. Symbolic artificial intelligence - Wikipedia, accessed on May 21, 2025, [https://en.wikipedia.org/wiki/Symbolic\\_artificial\\_intelligence](https://en.wikipedia.org/wiki/Symbolic_artificial_intelligence)
4. Symbolic AI vs Statistical AI: Understanding the Differences - SmythOS, accessed on May 21, 2025, <https://smythos.com/ai-agents/ai-agent-development/symbolic-ai-vs-statistical-ai/>
5. Symbolic AI vs. Machine Learning: A Comprehensive ... - SmythOS, accessed on May 21, 2025, <https://smythos.com/ai-agents/ai-tutorials/symbolic-ai-vs-machine-learning/>
6. A Gentle Introduction to Symbolic AI - KDnuggets, accessed on May 21, 2025,



- <https://www.kdnuggets.com/gentle-introduction-symbolic-ai>
7. Neuro-Symbolic AI: Blending Intuition with Logic - Neil Sahota, accessed on May 21, 2025,  
<https://www.neilsahota.com/neuro-symbolic-ai-blending-intuition-with-logic/>
  8. arxiv.org, accessed on May 21, 2025, <https://arxiv.org/html/2505.06897v1>
  9. Embodied Intelligence: Grounding AI in the Physical World for ..., accessed on May 21, 2025,  
<https://www.alphanome.ai/post/embodied-intelligence-grounding-ai-in-the-physical-world-for-enhanced-capability-and-adaptability>
  10. (PDF) World Models in Artificial Intelligence: Sensing, Learning, and ..., accessed on May 21, 2025,  
[https://www.researchgate.net/publication/390020580\\_World\\_Models\\_in\\_Artificial\\_Intelligence\\_Sensing\\_Learning\\_and\\_Reasoning\\_Like\\_a\\_Child](https://www.researchgate.net/publication/390020580_World_Models_in_Artificial_Intelligence_Sensing_Learning_and_Reasoning_Like_a_Child)
  11. Introduction to Artificial Intelligence: Understanding the basics and key concepts of AI, accessed on May 21, 2025,  
<https://flyingbisons.com/blog/introduction-to-artificial-intelligence-understanding-the-basics-and-key-concepts-of-ai>
  12. Symbolic AI and Logic: Enhancing Problem-Solving and ... - SmythOS, accessed on May 21, 2025,  
<https://smythos.com/ai-agents/ai-tutorials/symbolic-ai-and-logic/>
  13. Symbolic AI in Natural Language Processing: A Comprehensive Guide - SmythOS, accessed on May 21, 2025,  
<https://smythos.com/ai-agents/natural-language-processing/symbolic-ai-in-natural-language-processing/>
  14. Symbolic AI - Lark, accessed on May 21, 2025,  
[https://www.larksuite.com/en\\_us/topics/ai-glossary/symbolic-ai](https://www.larksuite.com/en_us/topics/ai-glossary/symbolic-ai)
  15. Symbolic AI: Revolutionizing Rule-Based Systems - SmythOS, accessed on May 21, 2025, <https://smythos.com/ai-agents/ai-tutorials/symbolic-ai-applications/>
  16. Symbolic AI – Knowledge and References - Taylor & Francis, accessed on May 21, 2025,  
[https://taylorandfrancis.com/knowledge/Engineering\\_and\\_technology/Artificial\\_intelligence/Symbolic\\_AI/](https://taylorandfrancis.com/knowledge/Engineering_and_technology/Artificial_intelligence/Symbolic_AI/)
  17. Symbolic AI in Knowledge Graphs: Bridging Logic and Data for Smarter Solutions, accessed on May 21, 2025,  
<https://smythos.com/ai-agents/agent-architectures/symbolic-ai-in-knowledge-graphs/>
  18. Knowledge representation and reasoning - Wikipedia, accessed on May 21, 2025,  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Knowledge\\_representation\\_and\\_reasoning](https://en.wikipedia.org/wiki/Knowledge_representation_and_reasoning)
  19. How Intelligent Agents Use Knowledge Representation for Decision-Making - SmythOS, accessed on May 21, 2025,  
<https://smythos.com/ai-agents/ai-tutorials/intelligent-agents-and-knowledge-representation/>
  20. Symbolic AI Frameworks: Introduction to Key Concepts - SmythOS, accessed on May 21, 2025,  
<https://smythos.com/ai-agents/agent-architectures/symbolic-ai-frameworks/>

21. Unlocking the Potential of Generative AI through Neuro-Symbolic Architectures – Benefits and Limitations - arXiv, accessed on May 21, 2025, <https://arxiv.org/html/2502.11269v1>
22. en.acatech.de, accessed on May 21, 2025, <https://en.acatech.de/publication/hybrid-ai-combined-use-of-knowledge-and-data/download-pdf/?lang=en>
23. Artificial Intelligence Knowledge Representation - myreaders, accessed on May 21, 2025, <https://myreaders.files.wordpress.com/2008/04/ai-knowledge-representation-issues-predicate-logic-rules.pdf>
24. Symbolic AI in Robotics: A Comprehensive Guide - SmythOS, accessed on May 21, 2025, <https://smythos.com/ai-agents/agent-architectures/symbolic-ai-in-robotics/>
25. Symbolic AI vs. machine learning in natural language processing - Multilingual Magazine, accessed on May 21, 2025, <https://multilingual.com/issues/may-june-2020/symbolic-ai-vs-machine-learning-in-natural-language-processing/>
26. Top Symbolic AI Tools to Enhance Your Workflow in 2025 - SmythOS, accessed on May 21, 2025, <https://smythos.com/ai-agents/agent-architectures/symbolic-ai-tools/>
27. Symbolic AI examples - Logtalk, accessed on May 21, 2025, [https://logtalk.org/symbolic\\_ai\\_examples.html](https://logtalk.org/symbolic_ai_examples.html)
28. 3.6 Artificial Intelligence: Digital Society Content Deep Dive, accessed on May 21, 2025, <https://www.ibdigital society.com/post/3-6-artificial-intelligence-digital-society-content-deep-dive>
29. Generative AI in Embodied Systems: System-Level Analysis of Performance, Efficiency and Scalability - arXiv, accessed on May 21, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2504.18945>
30. The History of Artificial Intelligence | IBM, accessed on May 21, 2025, <https://www.ibm.com/think/topics/history-of-artificial-intelligence>
31. arxiv.org, accessed on May 21, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2501.05435>
32. Neuro-Symbolic AI in 2024: A Systematic Review - CEUR-WS.org, accessed on May 21, 2025, <https://ceur-ws.org/Vol-3819/paper3.pdf>
33. [2501.05435] Neuro-Symbolic AI in 2024: A Systematic Review - arXiv, accessed on May 21, 2025, <https://arxiv.org/abs/2501.05435>
34. Towards Data-and Knowledge-Driven AI: A Survey on Neuro-Symbolic Computing - arXiv, accessed on May 21, 2025, <https://arxiv.org/html/2210.15889v5>
35. Towards Data-And Knowledge-Driven AI: A Survey on Neuro-Symbolic Computing, accessed on May 21, 2025, <https://www.computer.org/csdl/journal/tp/2025/02/10721277/2179549p9QY>
36. Understanding the Limitations of Symbolic AI: Challenges and Future Directions - SmythOS, accessed on May 21, 2025, <https://smythos.com/ai-agents/ai-agent-development/symbolic-ai-limitations/>
37. www.ultralytics.com, accessed on May 21, 2025,

- <https://www.ultralytics.com/glossary/statistical-ai#:~:text=While%20Statistical%20AI%20learns%20patterns,explicit%20rules%20and%20knowledge%20representation.>
38. Statistical AI - Ultralytics, accessed on May 21, 2025,  
<https://www.ultralytics.com/glossary/statistical-ai>
  39. What is the difference between Statistical Artificial Intelligence(AI) and Classical (AI)?, accessed on May 21, 2025,  
[https://www.quora.com/Where-do-statistical-and-classical-AI-differ?top\\_ans=26415778](https://www.quora.com/Where-do-statistical-and-classical-AI-differ?top_ans=26415778)
  40. [D] Is the competition/cooperation between symbolic AI and statistical AI (ML) about historical approach to research / engineering, or is it more fundamentally about what intelligent agents "are"? - Reddit, accessed on May 21, 2025,  
[https://www.reddit.com/r/MachineLearning/comments/sv1wuq/d\\_is\\_the\\_competition\\_cooperation\\_between\\_symbolic/](https://www.reddit.com/r/MachineLearning/comments/sv1wuq/d_is_the_competition_cooperation_between_symbolic/)
  41. 9 Real-Life Machine Learning Examples | Coursera, accessed on May 21, 2025,  
<https://www.coursera.org/articles/machine-learning-examples>
  42. Real-World Examples of Machine Learning (ML) - Tableau, accessed on May 21, 2025, <https://www.tableau.com/learn/articles/machine-learning-examples>
  43. Importance of Probabilistic Models in Machine Learning | Dataflok, accessed on May 21, 2025,  
<https://dataflok.com/read/importance-probabilistic-models-machine-learning/>
  44. 5 Biggest Limitations of Artificial Intelligence - glair.ai, accessed on May 21, 2025,  
<https://glair.ai/post/5-biggest-limitations-of-artificial-intelligence>
  45. www.nesta.org.uk, accessed on May 21, 2025,  
<https://www.nesta.org.uk/documents/1782/J7809-KNOWLEDGE-MAP-text-large.pdf>
  46. What is Embodied AI? | NVIDIA Glossary, accessed on May 21, 2025,  
<https://www.nvidia.com/en-us/glossary/embodied-ai/>
  47. Embodied AI Explained: Principles, Applications, and Future Perspectives, accessed on May 21, 2025,  
<https://lamarr-institute.org/blog/embodied-ai-explained/>
  48. Large Concept Models: a Paradigm Shift in AI Reasoning - InfoQ, accessed on May 21, 2025, <https://www.infoq.com/articles/lcm-paradigm-shift-ai-reasoning/>
  49. Not All Perfect (Yet) — The Limitations of Representing Rare ..., accessed on May 21, 2025,  
<https://unu.edu/article/not-all-perfect-yet-limitations-representing-rare-information-generative-ai>
  50. (PDF) Hybrid AI Models: Combining Symbolic Reasoning and Deep ..., accessed on May 21, 2025,  
[https://www.researchgate.net/publication/384429273\\_Hybrid\\_AI\\_Models\\_Combining\\_Symbolic\\_Reasoning\\_and\\_Deep\\_Learning\\_for\\_Enhanced\\_Decision-Making](https://www.researchgate.net/publication/384429273_Hybrid_AI_Models_Combining_Symbolic_Reasoning_and_Deep_Learning_for_Enhanced_Decision-Making)
  51. What is a Neural Network? - Artificial Neural Network Explained - AWS, accessed on May 21, 2025, <https://aws.amazon.com/what-is/neural-network/>
  52. AI Agents: Evolution, Architecture, and Real-World Applications - arXiv, accessed on May 21, 2025, <https://arxiv.org/html/2503.12687v1>

53. arxiv.org, accessed on May 21, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2503.12687>
54. arxiv.org, accessed on May 21, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2503.00727>
55. How does a neural network work? Implementation and 5 examples - Mize, accessed on May 21, 2025, <https://mize.tech/blog/how-does-a-neural-network-work-implementation-and-5-examples/>
56. A Unified Multi-Scale Framework for Embodied Cognition - arXiv, accessed on May 21, 2025, <https://www.arxiv.org/pdf/2503.00727>
57. Soar (cognitive architecture) - Wikipedia, accessed on May 21, 2025, [https://en.wikipedia.org/wiki/Soar\\_\(cognitive\\_architecture\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Soar_(cognitive_architecture))
58. A Framework for Integrating Deep Learning and Symbolic AI Towards an Explainable Hybrid Model for the Detection of COVID-19 Using Computerized Tomography Scans - MDPI, accessed on May 21, 2025, <https://www.mdpi.com/2078-2489/16/3/208>
59. A Beginner's Guide to Probabilistic Models in Machine Learning - ProjectPro, accessed on May 21, 2025, <https://www.projectpro.io/article/probabilistic-models-in-machine-learning/784>
60. The History of AI: A Timeline of Artificial Intelligence | Coursera, accessed on May 21, 2025, <https://www.coursera.org/articles/history-of-ai>
61. Embodied AI: Artificial intelligence that leaves the digital world to inhabit the physical world, accessed on May 21, 2025, <https://www.fundacionbankinter.org/en/noticias/embodied-ai-artificial-intelligence-e-that-leaves-the-digital-world-to-inhabit-the-physical-world/>
62. Embodied AI for Manufacturing Applications - GrayMatter Robotics, accessed on May 21, 2025, <https://graymatter-robotics.com/embodied-ai-for-manufacturing-applications/>
63. What is embodied AI? | Live Science, accessed on May 21, 2025, <https://www.livescience.com/technology/robotics/what-is-embodied-ai>
64. Embracing the Future: Navigating the Challenges and Solutions in Embodied Artificial Intelligence | Request PDF - ResearchGate, accessed on May 21, 2025, [https://www.researchgate.net/publication/388146154\\_Embracing\\_the\\_Future\\_Navigating\\_the\\_Challenges\\_and\\_Solutions\\_in\\_Embodied\\_Artificial\\_Intelligence](https://www.researchgate.net/publication/388146154_Embracing_the_Future_Navigating_the_Challenges_and_Solutions_in_Embodied_Artificial_Intelligence)
65. What is embodied AI and what are its implications? - Robotics & Automation News, accessed on May 21, 2025, <https://roboticsandautomationnews.com/2025/01/10/what-is-embodied-ai-and-what-are-its-implications/88436/>
66. (PDF) Neuro-Symbolic Integration in Autonomous robotics: A Framework for Enhanced Decision-Making - ResearchGate, accessed on May 21, 2025, [https://www.researchgate.net/publication/383814264\\_Neuro-Symbolic\\_integration\\_in\\_autonomous\\_robotics\\_A\\_framework\\_for\\_enhanced\\_decision-making](https://www.researchgate.net/publication/383814264_Neuro-Symbolic_integration_in_autonomous_robotics_A_framework_for_enhanced_decision-making)
67. Digital twins to embodied artificial intelligence: review and perspective, accessed on May 21, 2025, <https://www.oaepublish.com/articles/ir.2025.11>
68. Brain and Body: From AI to Embodied Cognition - Santa Fe Institute Events Wiki, accessed on May 21, 2025, <https://wiki.santafe.edu/images/9/98/SFI3.pdf>
69. A Call for Embodied AI - arXiv, accessed on May 21, 2025,

- <https://arxiv.org/html/2402.03824v3>
70. AI That Moves, Adapts, and Learns: The Future of Embodied ..., accessed on May 21, 2025,  
<https://ai.columbia.edu/news/ai-moves-adapts-and-learns-future-embodied-intelligence>
  71. Embodied AI - Microsoft Research, accessed on May 21, 2025,  
<https://www.microsoft.com/en-us/research/collaboration/embodied-ai/>
  72. Embodied AI: The Challenge of Building Robots That Learn from the Real World, accessed on May 21, 2025,  
<https://www.fundacionbankinter.org/en/noticias/embodied-ai-the-challenge-of-building-robots-that-learn-from-the-real-world/>
  73. Situated approach (artificial intelligence) - Wikipedia, accessed on May 21, 2025,  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Situated\\_approach\\_\(artificial\\_intelligence\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Situated_approach_(artificial_intelligence))
  74. Rodney Brooks - Wikipedia, accessed on May 21, 2025,  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Rodney\\_Brooks](https://en.wikipedia.org/wiki/Rodney_Brooks)
  75. Embodied cognition - Wikipedia, accessed on May 21, 2025,  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Embodied\\_cognition](https://en.wikipedia.org/wiki/Embodied_cognition)
  76. Embodied Cognition: Thinking with the Body, accessed on May 21, 2025,  
<https://www.structural-learning.com/post/embodied-cognition>
  77. Embodied AI with Common-Sense, accessed on May 21, 2025,  
<https://www.research.unipd.it/retrieve/5fe9b57d-db22-450a-8595-e6421b1baced/Embodied%20AI%20with%20Common%20Sense.pdf>
  78. Embodied Artificial Intelligence: Trends and Challenges - SciSpace, accessed on May 21, 2025,  
<https://scispace.com/pdf/embodied-artificial-intelligence-trends-and-challenges-2bemq80pb.pdf>
  79. What is Embodied AI? A Guide to AI in Robotics - Encord, accessed on May 21, 2025,  
<https://encord.com/blog/embodied-ai/>
  80. Common Sense Is All You Need - arXiv, accessed on May 21, 2025,  
<https://arxiv.org/html/2501.06642v1>
  81. The Common Sense Framework: Research, Innovation, and Open Tools for AI, accessed on May 21, 2025,  
[https://www.researchgate.net/publication/387950163\\_The\\_Common\\_Sense\\_Framework\\_Research\\_Innovation\\_and\\_Open\\_Tools\\_for\\_AI](https://www.researchgate.net/publication/387950163_The_Common_Sense_Framework_Research_Innovation_and_Open_Tools_for_AI)
  82. VECSR: Virtually Embodied Common Sense Reasoning System - arXiv, accessed on May 21, 2025,  
<https://arxiv.org/html/2505.02144v1>
  83. (PDF) VECSR: Virtually Embodied Common Sense Reasoning System - ResearchGate, accessed on May 21, 2025,  
[https://www.researchgate.net/publication/391461176\\_VECSR\\_Virtually\\_Embodied\\_Common\\_Sense\\_Reasoning\\_System](https://www.researchgate.net/publication/391461176_VECSR_Virtually_Embodied_Common_Sense_Reasoning_System)
  84. arxiv.org, accessed on May 21, 2025,  
<https://arxiv.org/pdf/2501.06642>
  85. accessed on January 1, 1970,  
<https://arxiv.org/pdf/2505.02144>
  86. (PDF) The Rise of Autonomous Robots: AI-Driven Navigation and Control - ResearchGate, accessed on May 21, 2025,  
[https://www.researchgate.net/publication/387743724\\_The\\_Rise\\_of\\_Autonomous](https://www.researchgate.net/publication/387743724_The_Rise_of_Autonomous)

[Robots\\_AI-Driven\\_Navigation\\_and\\_Control](#)

87. Commonsense Reasoning and Commonsense Knowledge in Artificial Intelligence  
- Communications of the ACM, accessed on May 21, 2025,  
<https://cacm.acm.org/research/commonsense-reasoning-and-commonsense-knowledge-in-artificial-intelligence/>
88. accessed on January 1, 1970,  
<https://www.ibm.com/blogs/research/2021/03/neuro-symbolic-ai/>