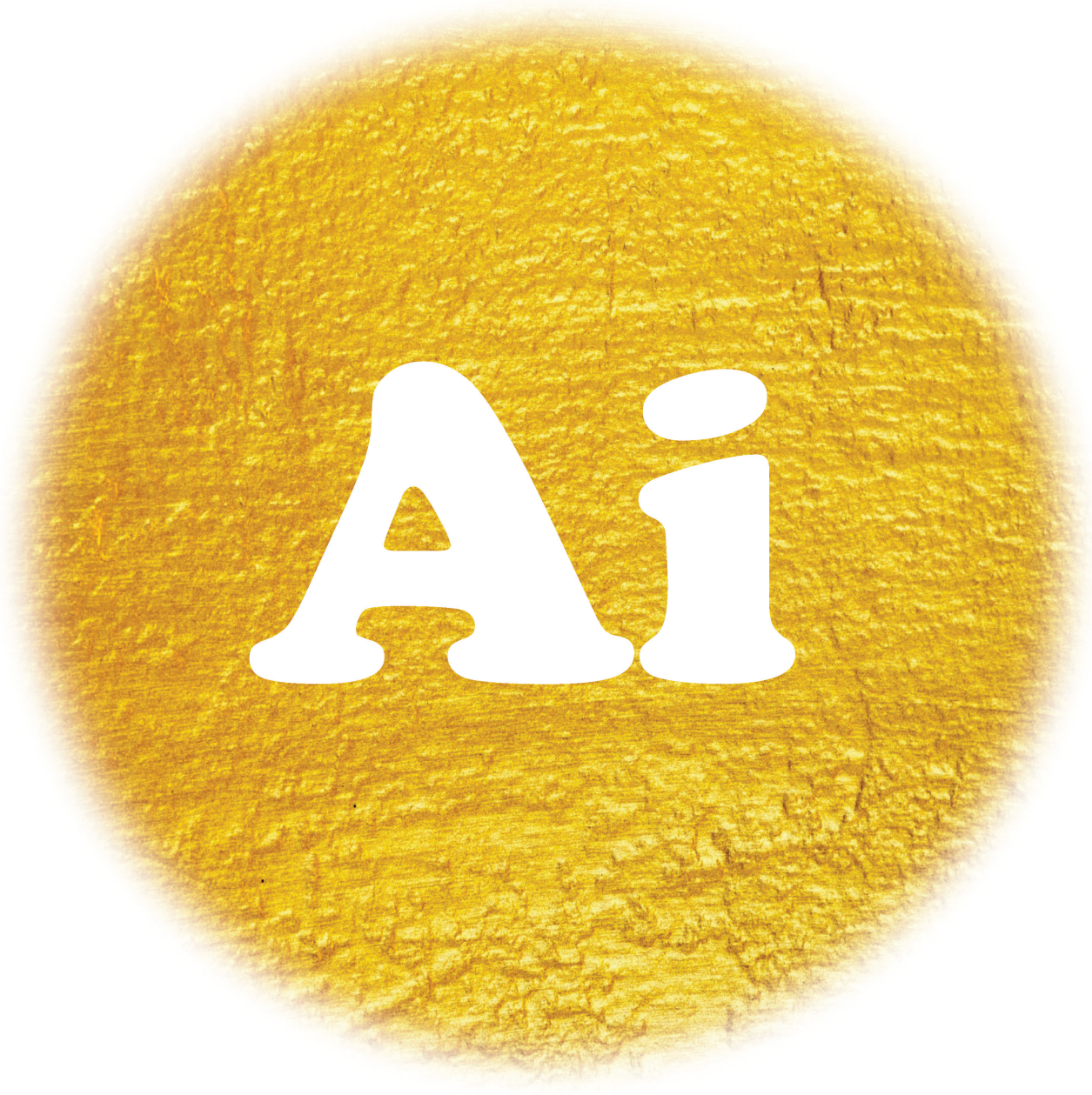


JOHAN SCHUBERT



Ai

Johan Schubert

Aktiv inferens

Titel	Aktiv inferens
Title	Active inference
Rapportnr/Report no	FOI-R--5221--SE
Månad/Month	November
Utgivningsår/Year	2021
Antal sidor/Pages	31
ISSN	1650-1942
Uppdragsgivare/Client	Försvarets materielverk
Forskningsområde	Ledningsteknologi
FoT-område	Inget FoT-område
Projektnr/Project no	E64174
Godkänd av/Approved by	Cecilia Dahlgren
Ansvarig avdelning	Försvarsteknik

Bild/Cover: Johan Schubert, background image: Freepik.com

Detta verk är skyddat enligt lagen (1960:729) om upphovsrätt till litterära och konstnärliga verk, vilket bl.a. innebär att citering är tillåten i enlighet med vad som anges i 22 § i nämnd lag. För att använda verket på ett sätt som inte medges direkt av svensk lag krävs särskild överenskommelse.

This work is protected by the Swedish Act on Copyright in Literary and Artistic Works (1960:729). Citation is permitted in accordance with article 22 in said act. Any form of use that goes beyond what is permitted by Swedish copyright law, requires the written permission of FOI.

Sammanfattning

I den här rapporten studerar vi principen om den fria energin. Det är en metodik som kan användas för att beskriva en autonom agents val av aktioner med två parallella och samverkande processer: aktiv inferens och perceptionsinferens. Den föreliggande rapporten har två fokus. För det första, att föreslå ett val av en problemställning för ett experiment utifrån hur väl problemställningen matchar ett tillvägagångssätt som innefattar både perceptionsinferens och aktiv inferens för en autonom agent. För det andra, att föreslå val av en metodik för att illustrera betydelsen av aktiv inferens. Vi finner att det är möjligt att dela upp problemställningen i en rent abstrakt problemställning och en militär problemställning. Vi noterar även att det är möjligt både vad avser problemställning och vad avser metodikval att fullt ut återanvända den implementering som utvecklas med en abstrakt problemställning och ett begränsat antal möjliga aktioner hos en autonom agent i en efterföljande fas med en militär problemställning och en utvidgad uppsättning av möjliga aktioner hos agenten.

Nyckelord: Aktiv inferens, principen om den fria energin, artificiell intelligens, autonoma agenter, autonoma system.

Summary

In this report, we study the free energy principle. It is a methodology that can be used to describe an autonomous agent's choice of actions with two parallel and interacting processes: active inference and perception inference. The present report has two foci. First, to propose a choice of problem for an experiment based on how well the problem matches an approach that includes both perceptual inference and active inference for an autonomous agent. Second, to suggest a choice of methodology to illustrate the importance of active inference. We find that it is possible to divide the problem into a purely abstract problem and a military problem. We also note that it is possible in terms of both problem and methodology to fully reuse the implementation that was developed for the abstract problem with a limited number of possible actions by an autonomous agent in a subsequent phase with a military problem and an expanded set of possible actions by the agent.

Keywords: Active inference, free energy principle, artificial intelligence, autonomous agents, autonomous systems.

Innehållsförteckning

1	Inledning	7
2	Forskningsområdets utveckling	9
3	Problemställning och metodik för ett experiment.....	12
3.1	Problemställning	12
3.1.1	Fas I: Abstrakt problemställning	12
3.1.2	Fas II: Militär problemställning	13
3.2	Metodik	13
3.2.1	Fas I: Metodik för en abstrakt problemställning.....	14
3.2.2	Fas II: Metodik för en militär problemställning	14
4	Slutsatser och rekommendation	15
4.1	Slutsatser	15
4.2	Rekommendation.....	15
	Referenser.....	16
	Bilaga A: Utdrag ur litteraturstudie 2019–2020	17
	Referenser.....	25
	Bilaga B: Utdrag ur analys av “The free energy principle for action and perception: A mathematical review” 2020	28
	Referenser.....	31

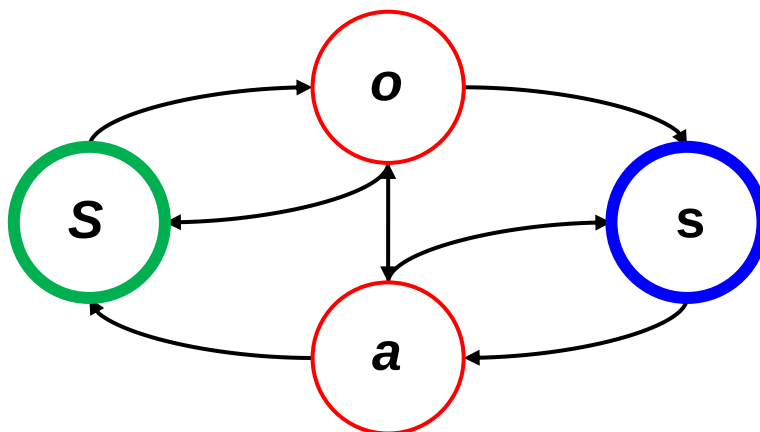
1 Inledning

I den här rapporten studerar vi principen om den fria energin (*eng. free energy principle*) (FEP) [1] och speciellt dess komponent aktiv inferens (*eng. active inference*). FEP är en metodik som kan användas för att beskriva en autonom agents val av aktioner. FEP beskriver agenten med två parallella och samverkande processer.

Den första processen hos agenten är en intern probabilistisk modell som beskriver agentens uppfattning över en stokastisk omvärlds externa tillstånd. Denna interna modell tar hänsyn till sensorers indata och uppdaterar sin probabilistiska modell med hjälp av informationsfusion. Den andra processen kallas aktiv inferens. Med aktiv inferens genomför agenten aktioner som förändrar omvärlden så att de efterföljande sensorernas indata bättre överensstämmer med de förutsägelser som görs av den interna probabilistiska modellen. Syftet är att agentens interna kognitiva system ska agera på sådan sätt att det framöver minimerar sin egen överraskning i samband med att systemet erhåller ny information.

Inom ramen för FEP beskrivs de aktioner som agenten kan välja att genomföra med en enda funktion som agenten försöker minimera. Denna funktion kallas för informationsöverraskningen. Överraskningen går dock inte att minimera direkt utan istället minimerar agenten överraskningen indirekt genom att genomföra de aktioner som minimerar den förväntade fria energin¹. Agenten beskrivs med interna tillstånd som motsvarar externa tillstånd hos omvärlden. Med de interna tillstånden hos agenten ges en sannolikhetstäthet över omvärldens dolda externa tillstånd som gör det möjligt att förutsäga de externa tillstånden i omvärlden med hjälp av agentens egna interna tillstånd.

I figur 1 sammanfattas FEP i en enda bild. Den externa omvärldens tillstånd beskrivs av stora- S . De interna tillstånden hos agenten betecknas med lilla- s . Agenten observerar omvärlden med sensorer. Observationerna betecknas med o . Slutligen kan agenten agera med aktioner a för att försöka bekräfta s om s avviker från S . Tillsammans utgör o och a två kompletterande sätt att minimera skillnaden mellan s och S .



Figur 1. S är dolda externa tillstånd i en stokastisk värld som beskriver den yttre världens tillstånd (*grön cirkel*), s är interna tillstånd hos agenten själv som beskriver agentens uppfattning om den externa omvärldens tillstånd (*blå cirkel*), o är observationer som kan användas för att uppdatera s och a är de aktioner som agenten kan utföra för att bekräfta sin interna uppfattning s (*röda cirklar*). S och s är isolerade från varandra. Vi säger att o och a utgör en Markovfilt (*eng. Markov blanket*) som separerar s från S på så sätt att s endast kan uppdateras indirekt via o och a , men inte direkt från S .

Den föreliggande rapporten har två fokus. För det första, val av en problemställning för ett experiment utifrån hur väl problemställningen matchar ett tillvägagångssätt som innefattar både informationsfusion och aktiv inferens för en (1) agent. Problemställningen ska kunna generaliseras till ett problem av militärt intresse. För det andra, val av metodik för att

¹ För en matematisk beskrivning se ekvation (1) i Bilaga A.

illustrera betydelsen av aktiv inferens. Här väljer vi att fokusera på betydelsen av aktiv inferens därför att aktiv inferens är den komponent av FEP som särskiljer FEP från andra metodiker.

I kapitel 2 analyserar vi trenden inom IT-forskningen om FEP. Kapitel 3 diskuterar lämplig problemställning och metodik för att demonstrera aktiv inferens i ett experiment. I Kapitel 4 drar vi slutsatser och lämnar en rekommendation till fortsatt verksamhet.

För fullständigheten av denna rapport inkluderar vi i bilaga A utdrag ur de litteraturstudier om principen om den fria energin som tidigare redovisats i memoranda [2][3] och i bilaga B utdrag ur analysen av Buckley et al. (2017) [4] som redovisades i memorandum [3]. Bilaga A utgör en bakgrund till den som inte läst de två memoranda [2][3] eller sedan tidigare inte känner till FEP. Bilagan kan därför fungera som en kort introduktion till *state-of-the-art* av FEP. Bilaga B beskriver översiktligt den metodik vi avser använda i experimentet.

Rapporten har tagits fram och arbetet har genomförts på uppdrag av FMV.

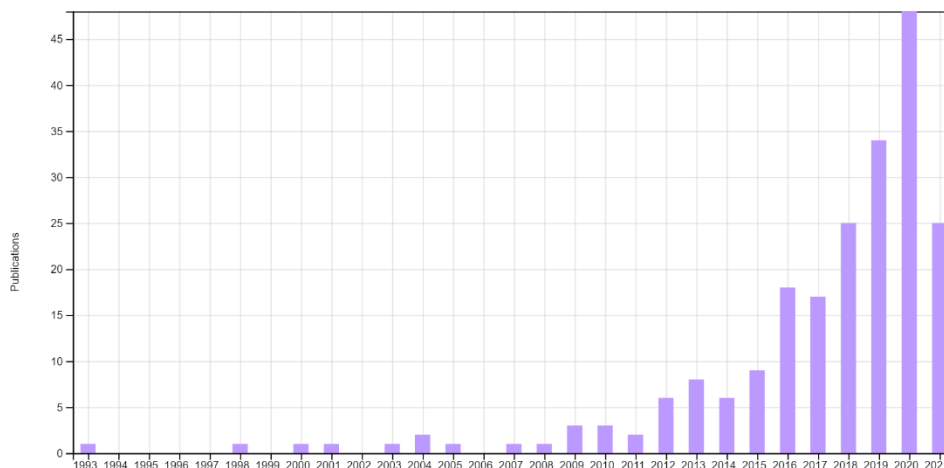
2 Forskningsområdets utveckling

I två memoranda 2019–2020 [2][3] genomförde vi en analys av utvecklingen inom forskningsområdet FEP. I detta kapitel ger vi en kort uppdatering av utvecklingen inom området utan att här komplettera den tidigare gjorda litteraturstudien.

Vi ställer samma sökfråga till databasen Web of Science Core Collection² (WOS) som vi tidigare [2][3] ställde både till HSTOOL [5][6][7] och direkt till WOS. Eftersom vi inte här kommer att analysera de forskningsartiklar vi erhåller behöver vi inte använda HSTOOL utan nöjer oss med att direkt söka i WOS för att observera utvecklingens trend sedan 2020. Den ställda sökfrågan är:

```
TS = (energy NEAR/0 free NEAR/0 principle) AND
      (SU = (Computer Science) OR
       SU = (Mathematics) OR
       SU = (Automation & Control Systems) OR
       SU = (Engineering) OR
       SU = (Remote Sensing) OR
       SU = (Robotics) OR
       SU = (Science & Technology Other Topics) OR
       SU = (Telecommunications)).
```

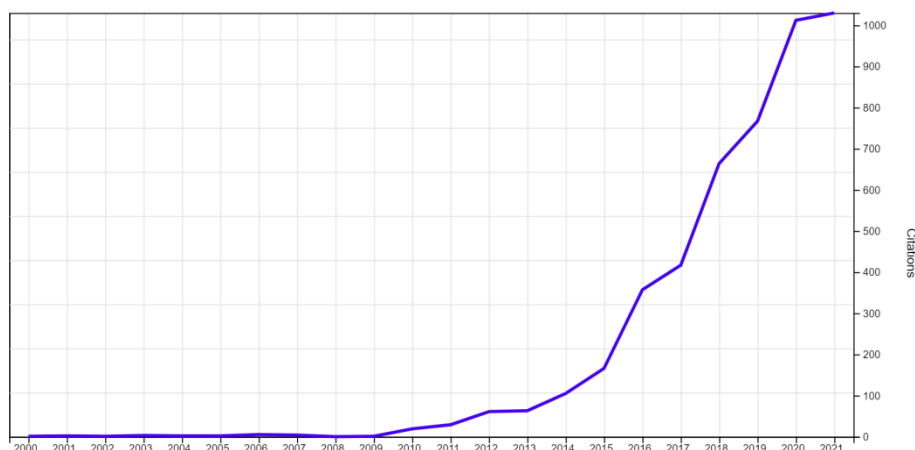
I figur 2 noterar vi en fortsatt stigande trend 2020. Antalet publikationer under 2020 har ökat med 92% på två år. Sökningen i WOS är gjord den 1 november 2021 varför inte alla 2021 års publikationer ännu är registrerade i WOS. De slutliga siffrorna för 2021 kommer att finnas tillgängliga i början av 2022.



Figur 2. Antalet forskningspublikationer per år inom forskningsområdet. (Figuren är genererad med hjälp av WOS).

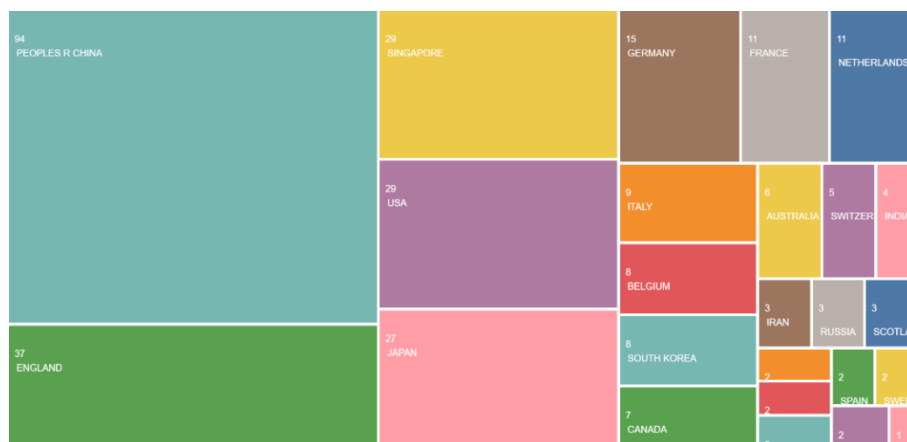
En annan trend är det stora antalet citeringar av dessa forskningsartiklar. I figur 3 ser vi att dessa artiklar (som utgör underlag till figur 2) citeras över 1000 gånger per år. Tillväxten i citeringstrenden är inte lika kraftig som den i figur 2, men de absoluta talen är relativt höga för ett så ungt forskningsområde.

² <http://www.webofknowledge.com> (november 2021).



Figur 3. Antalet citeringar per år av artiklar inom forskningsområdet. (Figuren är genererad med hjälp av WOS).

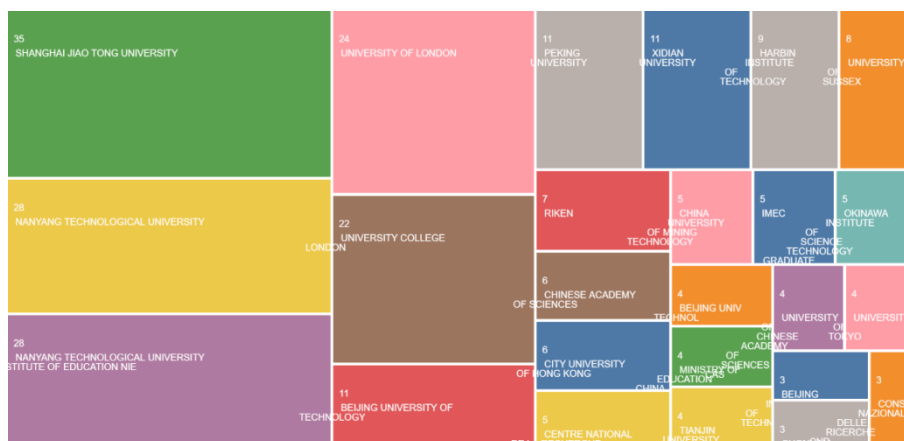
Det är också intressant att studera var forskningen sker, figur 4. Ursprunget till forskningsfältet ligger i Storbritannien³ och England är rankat som nummer två när det gäller antalet publikationer och står för mycket av den mest nydanande forskningen. Mätt i antalet publikationer är dock Folkrepubliken Kina en klar etta med Singapore, USA och Japan på väg upp. EU som helhet, med Tyskland, Frankrike och Nederländerna i täten, kommer dock in på en klar andra plats mellan Kina och England. Vi noterar att Sverige finns med på kartan med två publikationer från Chalmers tekniska högskola respektive Uppsala universitet.



Figur 4. Antalet forskningspublikationer per land inom forskningsområdet. (Figuren är genererad med hjälp av WOS).

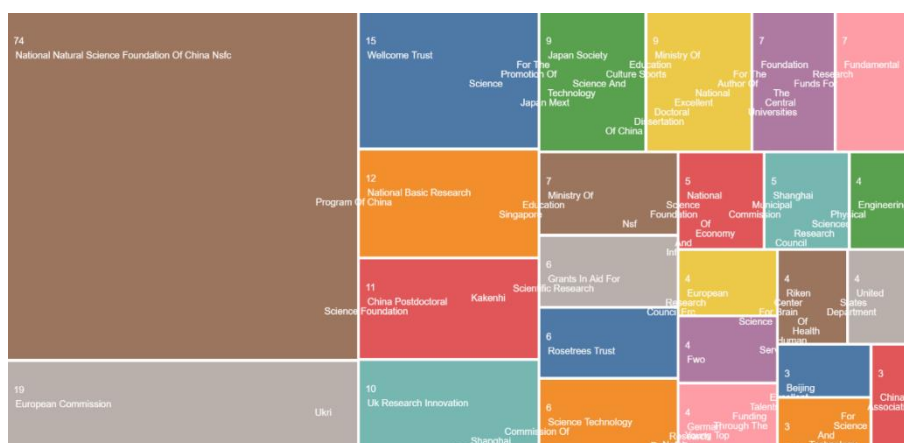
Bland forskningsorganisationer dominerar sex kinesiska, två brittiska universitet och ett japanskt institut, se figur 5.

³ University College London.



Figur 5. Antalet forskningspublikationer per organisation inom forskningsområdet. (Figuren är genererad med hjälp av WOS).

Bland forskningsfinansiärer dominerar det kinesiska naturvetenskapliga forskningsrådet följt av den Europeiska kommissionen och brittiska Wellcome Trust. Därefter följer andra forskningsfinansiärer från Kina och Storbritannien, samt Japan, Singapore m.fl., figur 6.



Figur 6. Antalet publikationer per finansier inom forskningsområdet. (Figuren är genererad med hjälp av WOS).

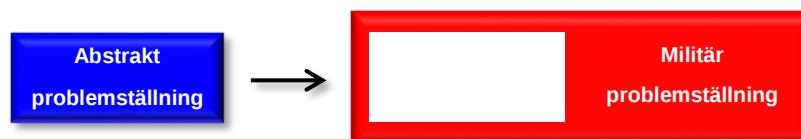
3 Problemställning och metodik för ett experiment

Detta kapitel diskuterar problemställning och metodik för ett datorexperiment i syfte att studera effekten av att använda aktiv inferens för val av aktion hos en autonom agents agerande. Målet är att genom en implementering av FEP nå en god förståelse om konceptet fri energi och speciellt om dess användning av aktiv inferens och möjlig användning i militära tillämpningar. Denna förståelse ska uppnås genom val av en problemställning, val av en metodik för implementering och genomförande av ett experiment med fokus på att undersöka kombinationen av aktiv inferens och perceptionsinferens för en (1) enskild autonom agent i en stokastisk miljö. Ett antagande är att denna metodik leder till bättre och mer robust beslutsfattande och styrning av enheter än de metoder som enbart baserar sitt beslutsfattande på perceptionsinferens (informationsfusion). Detta har demonstrerats av Baltieri och Buckley (2018b, 2019), bilaga A.

I Kapitel 3.1 diskuterar vi först problemställning och därefter i Kapitel 3.2 lämplig metodik.

3.1 Problemställning

Det avgörande vid valet av en problemställning är det som karakteriserar den valda problemställningen. För att demonstrera effekten av aktiv inferens behöver vi ha en lagom komplicerad problemställning. Den får inte vara överförenklad i förhållande till den typ av problemställningar som aktiv inferens ska kunna hantera, då det i så fall leder till att metodiken inte fullt ut kan utvärderas. Den bör dock inte heller vara mer komplicerad än nödvändigt då det gör utvärderingen onödigt svår. Vi planerar för två faser av problemställningar: initialt en rent abstrakt problemformulering och därefter en militär problemställning i vilken vi kan återanvända och bygga vidare på den abstrakta problemställningen, figur 7. I båda faserna planerar vi för en succesiv evolutionär utveckling av problemställningen.



Figur 7. I fas I hanterar vi en abstrakt problemställning som i fas II utvidgas till en militär problemställning.

3.1.1 Fas I: Abstrakt problemställning

Ett abstrakt problem kan beskrivas med en uppsättning tillstånd över en extern omvärld där läget i omvärlden vid varje tidpunkt befinner sig i ett av de möjliga tillstånden. Detta tillstånd kan ändras över tiden. Omvärlden ska vara stokastisk och ska beskrivas med en extern sannolikhetsfunktion över de möjliga tillstånden. Med perceptionsinferens (informationsfusion) observeras omvärlden med en sensor (Sensor 1). Dessa observationer utsätts även för brus. Med en andra sensor (Sensor 2) som styrs med aktiv inferens samplas den externa sannolikhetsfördelningen. Tillsamman ger Sensor 1 och Sensor 2 en intern sannolikhetsfunktion över den externa omvärldens tillstånd. Sensor 2 styrs här med aktiv inferens på så sätt att den fria energin minimeras.

Kraven på den abstrakta problemställningen kan sammanfattas i följande punkter:

- En representation över möjliga tillstånd hos omvärlden. Den kan vara i form av en vektor med alla möjliga tillstånd.
- En stokastisk miljö som sensorerna måste hantera.
- En extern, för agenten okänd sannolikhetsfördelning P som beskriver det osäkra tillståndet i den externa omvärlden.

- En intern sannolikhetsfördelning S , som beskriver agentens egen uppfattning om tillståndet hos omvärlden.
- Det sker en passiv inhämtning av den externa sannolikhetsfördelningen P med Sensor 1 som även utsätts för brus och där inhämtningen används för att uppdatera den interna sannolikhetsfördelningen S .
- Vi använder aktiv inferens som samplar P med genom att styra Sensor 2 på så sätt att den fria energin minimeras. Även här uppdateras den interna sannolikhetsfördelningen S .

Problemställning utvidgas och förfinas succesivt steg-för-steg i en evolutionär process där vi börjar med enklaste tänkbara representation som dock inte får vara överförenklad och fortsätter sedan med mer omfattande men fortsatt abstrakt representation.

3.1.2 Fas II: Militär problemställning

I fas II beskriver vi en militär problemställning från två olika håll gentemot den abstrakta problemställning som tagits fram i fas I. På den första sidan med den externa omvärlden modellerar vi ett scenario med främmande objekt i en miljö som ska avspänas av den autonoma agenten. På den andra sidan med den autonoma agenten modellerar vi en (1) autonom agent med flera möjliga aktioner jämfört med fas I. Ett lämpligt scenario är en UAV som spanar efter militära rörliga objekt på marken.

Kraven på den militära problemställningen kan sammanfattas:

- Problemet representeras med positioner av ett flertal objekt i en markmiljö.
- En stokastisk miljö på samma sätt som i fas I.
- En extern sannolikhetsfördelning P på samma sätt som i fas I.
- En intern sannolikhetsfördelning S på samma sätt som i fas I.
- Den autonoma agenten har en passiv sensor (Sensor 1) som inhämtar P .
- Aktiv inferens används dels för att styra en Sensor 2 och sampla P och dels för att styra den autonoma agentens egen förflyttning i den externa miljön.

Vi avser att genomför flera små experiment med stigande modellering av problem och metod i en evolutionär utveckling av den militära problemställningen där vi börjar med ett enkelt exempel.

3.2 Metodik

Valet av metodik bör göras på sådant sätt att det möjliggör en analys av nyttan med att komplettera perceptionsinferens med aktiv inferens. Metodiken bör kunna implementeras evolutionärt för de två problemställningarna i fas I respektive fas II. Det bör även vara möjligt att hantera en enkel begränsad abstrakt problemställning i fas I utan att införa några begränsningar i metodiken som begränsar dess användning i en efterföljande militär tillämpning i fas II.

Vi finner att den metodiken som presenteras i Buckley et al. (2017) [4] uppfyller dessa kriterier. Här beräknas den autonoma agentens möjliga inkrementella aktioner $\dot{a}$ enligt

$$\dot{a} = -\kappa_{\alpha} \frac{d\varphi}{da} \frac{dE(\mu, \varphi)}{d\varphi}$$

där κ_{α} är inlärningshastigheten för aktioner och $\dot{a}$ är en inkrementell aktion från tiden t till $t + 1$ där E är energin, μ är agentens tro om omvärldens tillstånd och φ är sensorindata. Agenten väljer den inkrementella aktion som minimerar $\dot{a}$ (se bilaga B).

I varje kombination av problemställning och metodik bör det vara möjligt att analysera konsekvensen av agentens beslut samt hur den fria energin varierar vid varje tidssteg och varje taget inkrementellt val av aktion.

3.2.1 Fas I: Metodik för en abstrakt problemställning

För att matcha metodiken i fas I med den abstrakta problemställningen i fas I gör vi en mindre förenkling i metodiken. Vi begränsar i fas I antalet aktioner a som agenten kan genomföra till att enbart omfatta styrning av en sensor med hjälp av aktiv inferens inom ramen för den abstrakta problemställningen. Denna begränsning är av samma omfattning som den förenkling som sker i den abstrakt problemställning. Upplösningen i problemets och aktionernas representation i detta experiment är på en nivå som gör det möjligt att jämföra användningen av endast perceptionsinferens med kombinationen av perceptionsinferens och aktiv inferens, och därmed att dra slutsatser om betydelsen av aktiv inferens vid styrning av en autonom agent. Genom att vi gör begränsningen i metodiken enbart genom att behandla en delmängd av alla tänkbara aktioner ger det ingen begränsning på metodiken som hindrar att mängden aktioner kan utvidgas.

3.2.2 Fas II: Metodik för en militär problemställning

I fas II gör vi en utvidgning av representationen av tillåtna aktioner. Vi utvidgar antalet aktioner a till att omfatta både styrning av Sensor 2 samt styrning av den egna autonoma agenten i den militära miljön. I denna fas får nu den autonoma agenten jämföra alla möjliga inkrementella aktioner $\hat{a}$ i ett militärt scenario för att i varje tidssteg överväga vilken inkrementell aktion $\hat{a}$ som bäst minimerar den fria energin.

4 Slutsatser och rekommendation

4.1 Slutsatser

I denna rapport finner vi en fortsatt uppgång för antalet publikationer inom forskningen om principen om den fria energin. Antalet publikationer under år 2020 som fångats av den sökfråga vi ställt mot databasen WoS var 48 stycken vilket är en ökning med 92% över två år. Av större betydelse är att antalet citeringar av de artiklar som erhållits i denna sökning översteg 1000 stycken under både 2020 och 2021.

Vi har studerat möjliga problemställningar och metodiker för en implementering av FEP inför ett experiment. Vi finner att det är möjligt att dela upp problemställningarna i en rent abstrakt problemställning utan specifikt scenario och en militär problemställning med ett militärt tillämpningsscenario, t.ex. där en autonom agent utgörs av en UAV som spanar efter militära objekt på marken.

Vi noterar även att det är möjligt både vad avser problemställning och vad avser metodikval att fullt ut återanvända den implementering som utvecklas under en fas I med en abstrakt problemställning och ett begränsat antal möjliga aktioner hos en autonom agent. Därefter kan implementeringen utvidgas i en efterföljande fas II utan förlust av något genomfört arbete från fas I.

4.2 Rekommendation

Vi rekommenderar att följa upplägget i Kapitel 3 och att projektet från 2022 utvecklar en provmiljö för en abstrakt respektive en militär problemställning och därefter utför ett abstrakt respektive ett militärt experiment som i båda fallen omfattar en (1) agent i den aktuella miljön där både perceptionsinferens och aktiv inferens används för att illustrerar den kombinerade funktionen hos dessa metodiker inom ramen för FEP. Arbete med en abstrakt problemställning och en abstrakt metodik i fas I bör påbörjas under 2022 och arbete med en militär problemställning och en militär metodik i fas II bör genomföras under 2023.

Referenser

- [1] Friston, K. (2010). The free-energy principle: a unified brain theory?, *Nature Reviews Neuroscience* **11**:127–138. doi:[10.1038/nrn2787](https://doi.org/10.1038/nrn2787)
- [2] Schubert, J. (2019). Förstudie artificiell intelligens och principen om den fria energin. FOI Memo 6900.
- [3] Schubert, J. (2020). Artificiell intelligens, aktiv inferens och principen om den fria energin. FOI Memo 7391.
- [4] Buckley, C. L., Kim, C. S., McGregor, S., Seth, A. K. (2017). The free energy principle for action and perception: A mathematical review, *Journal of Mathematical Psychology* **81**:55–79. doi:[10.1016/j.jmp.2017.09.004](https://doi.org/10.1016/j.jmp.2017.09.004)
- [5] Karasalo, M., Schubert, J. (2019a). HSTOOL for horizon scanning of scientific literature. FOI-R--4760--SE, Totalförsvarets forskningsinstitut. [Online]. Available: <https://www.foi.se/rapportsammanfattning?reportNo=FOI-R--4760--SE>
- [6] Karasalo, M., Schubert, J. (2019b). Developing horizon scanning methods for the discovery of scientific trends, in *Proceedings of the 15th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2019)*, Sydney, Australia, 20–25 September 2019. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1055–1062. doi:[10.1109/ICDAR.2019.00172](https://doi.org/10.1109/ICDAR.2019.00172)
- [7] Schubert, J., Wickenberg Bolin, U. (2021) Cluster management of scientific literature in HSTOOL. FOI-R--5178--SE, Totalförsvarets forskningsinstitut. [Online]. Available: <https://www.foi.se/rapportsammanfattning?reportNo=FOI-R--5178--SE>

Bilaga A: Utdrag ur litteraturstudie 2019–2020⁴

En introduktion till matematiken i principen om den fria energin är den matematiska review av området som Buckley et al. (2017) [3] presenterade för två år sedan i tidskriften *Journal of Mathematical Psychology*. I denna artikel beskriver författarna den matematiska strukturen för en implementering av principen om den fria energin och presenterar en agentbaserad modell som använder densamma. Dessa idéer ingår i modellen av den Bayesianska hjärnan i vilken perception är resultatet av en omvänd Bayesiansk kausal modell, och där den kausala modellen uppdateras genom bearbetning av sensororganens inkommande signaler med Bayes regel. Principen om den fria energin innefattar även aktioner (*aktiv inferens*) och perception (*fusion av information*) inom samma matematiska ramverk (Friston (2010) [4]).

En bärande idé är att alla organismer (agenter) har ett behov av att motstå störningar i sin miljö och måste därför minimera antalet händelser som medför en överraskning i den miljö där de befinner sig. Då överraskningar till naturen är både okända och därtill omöjliga att förutspå får agenten istället minimera en övre gräns till vilken grad den inkommande informationen är överraskande. Denna gräns är den fria energin. I detta sammanhang är den fria energin förstås endast en matematisk konstruktion som dels beror på den inkommande informationen och dels beror på en intern modell av orsaken till den inkommande informationen. Friston (2013) [5] har visat att denna modell kan tillämpas på alla livsprocesser, men speciellt som en modell för hur hjärnan fungerar. Modellen beskriver specifikt hur neuronprocesser kan minimera den fria energin antingen genom att ändra sensorers indata genom att utföra aktioner eller genom att uppdatera de interna modellerna med hänsyn till sensorernas indata. Buckley et al. (2017) [3] presenterar en matematisk genomgång och ger en utvärdering av principen om den fria energin och presenterar en beskrivning av en agentbaserad modell som arbetar under denna formulering.

I Friston et al. (2017) [6] beskriver författarna en processteori baserad på aktiv inferens och propagering av sannolikheter. Författarna utvecklar en generativ Markov beslutsprocessmodell som representerar de dolda, samverkande orsakerna för att generera en datamängd. Detta är den förväntade datamängden givet modellens struktur och parametrar. Den generativa modellen prediktioner jämförs därefter med aktuell sensorindata från lägre hierarkisk nivå och ett prediktionsfel mellan vad modellen förväntar sig och vad modellen erhåller beräknas varefter modellen uppdateras. I denna processteori kan alla aktioner agenten genomför förklaras genom att maximera den Bayesianska modellens sannolikhet, eller ekvivalent genom att minimera den fria energin.

Efter denna genomgång, låt oss nu passa på att definiera begreppet den fria energin i termer av två variabler u och v , Bogacz (2017) [7].

Definition. Den fria energin $-F$ definieras som

$$-F = KL(q(v), p(v|u)) - \ln(p(u)) \quad (1)$$

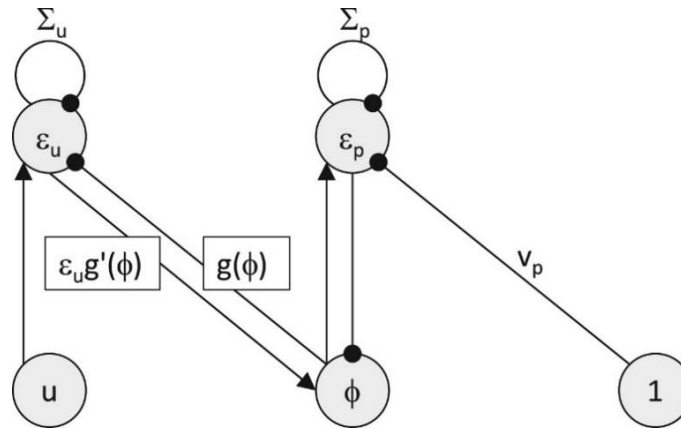
där F är den negativa fria energin, v är en icke-observerad variabel vars värde vi söker, u är tillgänglig indata om värdet på v , p är en *posteriori* sannolikhetsfördelning över v givet u , q är en förenklad approximation av p och KL är Kullback-Leibler divergensen⁵ som mäter olikheten mellan de två sannolikhetsfördelningar p och q . ■

⁴ Texten i bilaga A är ett utdrag från FOI Memo 6900 [1] och FOI Memo 7391 [2].

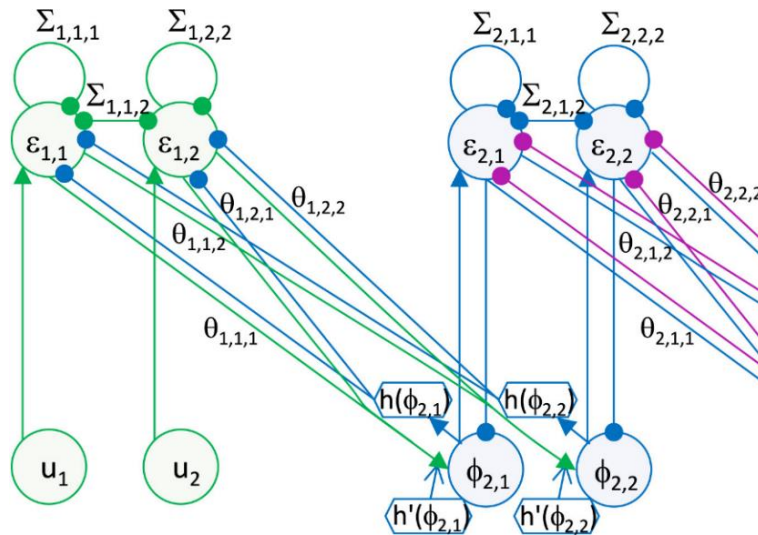
⁵ https://en.wikipedia.org/wiki/Kullback-Leibler_divergence (november 2021).

För att minimera den fria energin (1) så maximerar man F , se Bogacz (2017) [7] för en härledning.

Minimeringen av den fria energin kan göras med ett neuronnät. En implementering i ett hierarkiskt neuronnät med tre lager (dvs. tre kolumner från vänster till höger) visas i figur 8. Här anger pilar exciterande (dvs. förstärkande) kopplingar mellan neuroner medan linjer som slutar med en punkt är inhibitoriska (dvs. hämmande) kopplingar. I figur 9 visas därefter ett neuronnät med de första två lagren utritade men med en vektor av flera insignalerna ($u_1, \dots, u_n$). Endast de två insignalerna u_1 och u_2 är dock utritade i figuren av tydlighetsskäl.



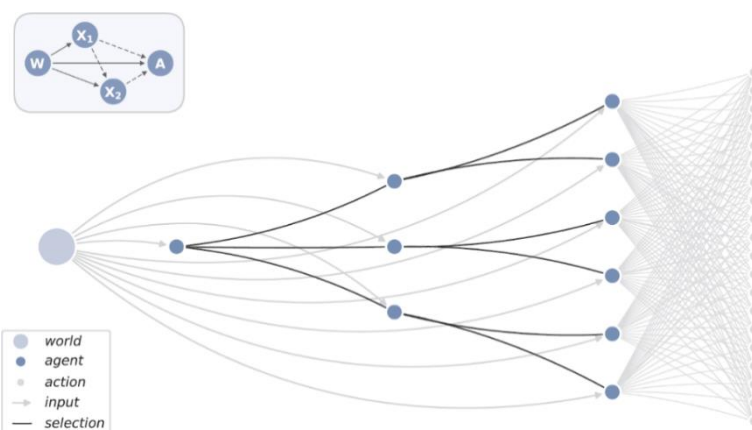
Figur 8. En implementering där 1:a kolumnen är 1:a lagret i ett hierarkiskt neuronnät. Kolumn 2 är 2:a lagret i neuronnätet, osv. Här är u indata till neuronnätet, ϕ är det mest sannolika värdet på den icke-observerbara variabeln v , ϵ_u och ϵ_ϕ är två termer i derivatan av F , g är en funktion av v och Σ_u och Σ_ϕ är variablernas varianser (Bild: [7] CC BY 4.0).



Figur 8. Neuronnät med en vektor av insignalerna ($u_1, \dots, u_n$) med de två första inputsignalerna utritade i figuren (Bild: [7] CC BY 4.0).

Agenters specialisering och deras hierarkiska organisation är viktiga delar i ett effektivt samarbete i intelligenta system. Gottwald och Braun (2019) [8] föreslår ett informations-teoretiskt tillvägagångssätt baserat på principen om fri energi för analys av hur system med begränsade resurser agerar optimalt. Författarna drar slutsatsen att specialisering hos agenterna tillåter dem att fokusera på färre uppgifter, vilket leder till ett effektivare utförande, men som i sin tur kräver samordning i hierarkiska strukturer. De finner att hierarkiska arkitekturer av specialiserade agenter på lägre nivåer som samordnas av agenter på högre nivåer är optimala för beslutsfattande enheter som har begränsade informationsbearbetningsmöjligheter.

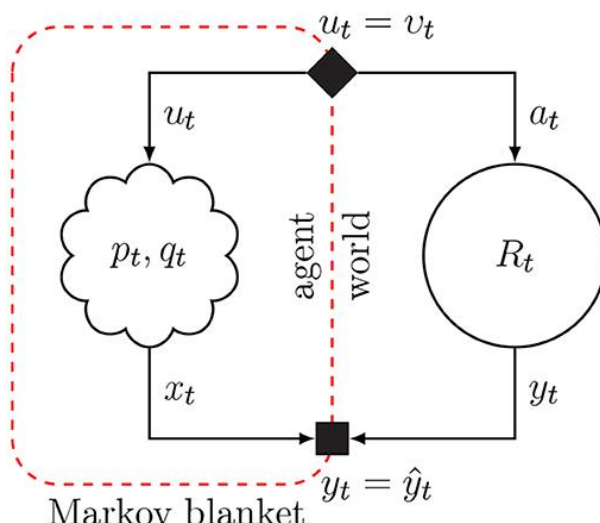
I figur 10 visas ett exempel med en hierarkisk arkitektur för beslutsfattande med tio specialiserade och samverkande agenter. Varje agent i figuren har tillgång till indatasignalerna (*input*) från omgivningen (*world*) längst till vänster i figurens kolumn 1. Slumpvariabeln (*eng. random variable*) X_1 motsvarar kolumn 2 och består av endast en *agent*. Denna agent bestämmer vilken av de tre agenterna i X_2 (kol. 3) som erhåller en viss input från world. Den valda agenten i X_2 väljer därefter vilken av sina två möjliga agenter i A (kol. 4) som erhåller inputsignalen från world. Denna utvalda agent utför det slutliga beslutet om en action (*action*) $a \in A$ (dvs. de små grå cirklar längst till höger i figuren).



Figur 10. En hierarkisk arkitektur bestående av 10 agenter vilka kombineras enligt beslutssystemet som visas i övre vänstra hörnet (Bild: [8] CC BY 4.0).

Flera författare har publicerat resultat om aktiv inferens. Vid aktiv inferens drivs en agents aktioner av en objektfunktion som utvärderar möjliga framtida aktioner med hänsyn till den aktuella uppfattningen om världens tillstånd. Aktiv inferens är i dess kärna oberoende av externa (*extrinsiska*) belöningar, vilket ger en hög grad av robusthet i olika miljöer och för olika multi-agent-strukturer. Friston et al. (2012) [9] beskriver hur man kan använda aktiv inferens vid partiellt observerbara Markov beslutsprocesser för beslutsfattande under osäkerhet. Här hanteras optimal styrning med aktiv inferens. Författarna visar att aktiv inferens och traditionell optimal beslutsteori ger samma resultat när belönings- eller kostnadsfunktioner i optimal beslutsteori ersätts av apriorisannolikheter om tillståndsovergångar och sluttillstånd. Därmed blir optimal styrning ett rent inferensproblem.

Författarna van de Laar och de Vries (2019) [10] beskriver en agents interaktion med sin miljö (se figur 11). Både agenten och miljön betraktas som dynamiska system med dolda tillstånd. Miljön utför en process där a_t är en aktion och y_t är miljöns utsignal. Agenten har en generativ probabilistisk modell p_t för miljöprocessen. En aktion vid tidpunkten t i miljöprocessen representeras i agentens modell av styrvariabel u_t och miljöns outputsignal y_t motsvarar agenten inputvariabel x_t . Agentens mål att minimera den fria energin, motsvarar en minimering av prediktionen (*överraskningen*) för x . Författarna använder en mer detaljerad modell av figur 11 för att simulera informationsflödet vid aktiv inferens.



Figur 11. Markov-filten (eng. *Markov blanket*) utgör en statistisk åtskillnad mellan en agent och dess miljö. Pilarna indikerar den "generativa" riktningen (Bild: [10] CC BY 4.0).

Biehl et al. (2018) [11] utvidgar perspektivet till att studera om inferens och val av aktioner vid aktiv inferens också kan användas av alternativa metodiker som inte bygger på intern (*intrinsisk*) motivation⁶. Författarna presenterar en tekniskt fullständig beskrivning av aktiv inferens, inklusive en uppdelning av inferens av inputsignaler och aktionsval i två separata komponenter. De säger sig ha rekonstruerat den aktiva inferensstrategin från Friston et al. (2015) [12] genom att lösgöra komponenterna för inferens av inputsignaler och aktionsval. Denna frigörelse av de två komponenterna gör det möjligt att formulera en Bayesiansk kunskapsuppdatering för den generativa modellen enligt Friston et al. (2015) [12].

Ueltzhöffer (2018) [13] kombinerar den fria energi-principen och dynamiken i aktiv inferens med variationell inferens i djupa generativa modeller och evolutionära strategier för beteendet hos en agent med *djup aktiv inferens*. Agenten minimerar gränsen för den variationella fria energin till den genomsnittliga överraskningen av sina observationer. Agentens interna dynamik implementeras med hjälp av djupa neurala nätverk (eng. *deep neural networks* (DNN)) och återkommande neurala nätverk (eng. *recurrent neural networks* (RNN)) vilket gör agenten med djup aktiv inferens både skalbar och flexibel. Den aktiva inferensen beror på minimeringen av en variationell övre gräns för agentens genomsnittliga överraskning. Det är formellt mycket likt algoritmerna för variationell inferens i djupa generativa modeller. Optimering av denna gräns för en aktiv agent medför ett beroende av omvärldens verkliga dynamik till vilken agenten vanligtvis inte har en direkt tillgång. Författaren hanterar detta problem med hjälp av DNN (LeCun et al. (2015) [14]) och RNN (Karpathy et al. (2015) [15]) som fungerar som flexibla funktionsapproximatorer som gör det möjligt för agentens generativa modell att lära sig en bra approximation av den verkliga världens dynamik.

I en artikel med titeln *Reinforcement learning or active inference?* ifrågasätter Friston et al. (2009) [16] behovet av förstärkt inlärning (eng. *reinforcement learning*) när man optimerar en agents beteende. Författarna visar att det är ganska enkelt att lära en agent ett komplicerat och adaptivt beteende med hjälp av fri energi. I denna formulering anpassar agenten sitt interna tillstånd och sin sampling av miljön för att minimera den fria energin. Med denna metodik lär sig agenten de kausala förhållanden som råder i miljön och samplar den på ett adaptivt och självkontrollerat sätt. Agenten erhåller beteenden som återger de som optimeras genom förstärkt inlärning utan att behöva använda belöning, värde eller nytta.

Levchuk et al. (2017) [17] och Levchuk et al. (2018) [18] publicerade två konferensbidrag vid *SPIE Defense + Security* där de studerade anpassningsbara självorganiserande team av

⁶ Intrinsisk motivation innebär interna skäl för beteende och involverar inte extrinsiska faktorer som extern belöning.

agenter med hjälp av aktiv inferens. Dessa team kan bestå av autonoma enheter eller en kombination av maskiner och människor. Sådana team kan ha uppgifter som övervakning, beslutsfattande och genomförande av uppgifter. De beskriver en metodik med adaptivt beteende som gör det möjligt för agenterna att anpassa sig till sin miljö genom att minimera den fria energin. En funktion av fri energi används för att jämföra två eller flera agenter med varandra där en agent med lägre fri energi är bättre än en annan med högre. Den bättre agenten är då också bättre anpassad till sin miljö. Istället för direkt styrning av människors och agents handlingar så påverkar metodiken deras roller och relationer inom teamet, dvs. strukturen för agenternas organisation, snarare än direkt påverkan av deras beteende. Detta görs genom att minimera den variationella fria energin, vilket utgör en övre gräns för överraskning.

Senare skriver Levchuk et al. (2019) [19] ett bidrag som visar att optimala multi-agent-system uppnår ett adaptivt beteende genom att minimera teamets fria energi, där processen för att minimera den fria energin består av att (i) stegvist inhämta information respektive att (ii) styra genom aktiv inferens. Agenter i ett multi-agent-system kan initiera ett eget adaptivt beteende genom att dels inhämta information om sin omgivning och dels förändra sin egen organisationsstruktur. Författarna beskriver en matematisk modell med adaption, decentraliserat beteenden och inhämtning av information för multi-agent-system. Den överraskning som systemet upplever är en funktion av den inkommande informationen och agentens förmåga att förutsäga den, och existerar därför endast i förhållande till modellens egna förväntningar. Agenterna försöker därför minska sin egen överraskning genom att anpassa sig till den omgivning så som den beskrivs utifrån erhållna observationer. Två slutsatser som författarna gör är att (i) principen om den fria energin får agenter att söka efter information som de kan förutsäga då detta minimerar graden av överraskning, samt att (ii) när omgivningen är oföränderlig så blir en minimering av den fria energin samma sak som en maximering av entropin vilket får agenten att försöka göra sin egen sannolikhetsfördelning över världens möjliga tillstånd så snedfördelad som möjligt.

Fouse et al. (2019) [20] studerar framtida hybrid team bestående av både människor och agenter. Sådana team kommer att behöva optimera sin prestanda i osäkra miljöer genom att anpassa teamstrukturen. För att tillgodose detta behov har författarna utvecklat ett ramverk baserat på minimering av variationell fri energi där roller och relationer balanseras. För att kunna göra det måste metodiken inte endast upprätthålla tillräckligt med intelligens för att agera lokalt, utan de måste också visa adaptivitet och ha samarbetsprocesser på teamnivå för att förbättra den totala prestandan. Målet är att möjliggöra för heterogena team av människor och agenter att prestera mer effektivt i osäkra miljöer och vid osäkra händelser. Arbetet [20] är finansierat av den Amerikanska försvarsforskningsmyndigheten DARPA⁷.

Schurr et al. (2019) [21] hävdar dock att vi snart kommer att nå en punkt där den ökade inbäddningen av artificiella intelligenta system i samverkande team resulterar i minskad prestanda pga. av människors framväxande avståndstagande, se Mori et al. (2012) [22] för motsvarande diskussion inom robotik. För att undvika sådana hinder för framsteg med team av människor och agenter presenterar författarna ett tillvägagångssätt baserat på en kombination av förbättrade kommunikationssätt, utvecklade resonemang om mål och belöningar och nya algoritmer för adaptiv team design baserat på principen om fri energi. Enligt författarna ska denna kombination ge den acceptans som krävs för att team med intelligenta agenter och människor blir framgångsrika.

Ramstead, Kirchhoff och Friston⁸ (2020) [23] jämför principen om den fria energin och aktiv inferens med närliggande modeller av den Bayesianska hjärnan som prediktiv bearbetning, prediktiv kodning eller ramverket för minimering av prediktionsfel (*eng. predictive processing; predictive coding; prediction error minimisation framework*). Dessa tillvägagångssätt har mycket gemensamt med aktiv inferens och utgör tillsammans det som

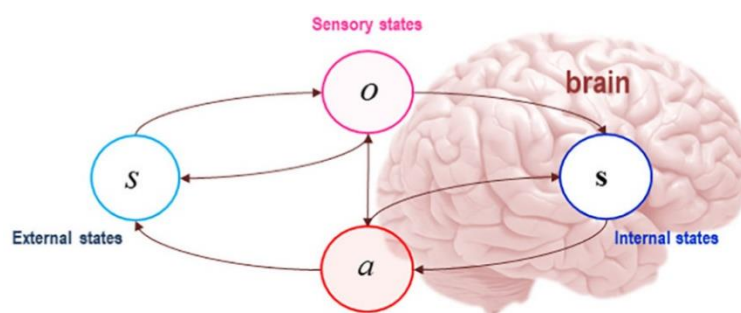
⁷ Defense Advanced Research Projects Agency; <https://www.darpa.mil/> (november 2021).

⁸ Författarna är verksamma vid McGill University, University of Wollongong och UCL.

kan kallas Bayesiansk kognitiv vetenskap. Tanken bakom dessa Bayesiska tillvägagångssätt är att kognitiva processer baseras på förutsägelser från inferensmodeller. Författarnas fokus ligger i hur man bäst kan förstå funktionen och egenskaperna hos modellerna i aktiv inferens under FEP. De jämför två alternativa tolkningar av dessa modeller: en strukturell representationalistisk tolkning och en enaktiv handlingsbaserad tolkning där omvärlden uppfattas och hanteras genom handlingar (*eng. enactive theories of perception*). De argumenterar för att den strukturella tolkningen inte ger rättvisa åt rollen som aktiv inferens spelar under FEP. Den enaktiva tolkningen av aktiv inferens tar på allvar tanken att aktiv inferens är en autonom självorganiserande process för val av handling. Aktiv inferens är således inte enbart en process som minskar osäkerheten i en agents sensoriska observationer via perceptuell inferens utan handlar om den aktiva selektiva samplingen av omvärlden av en fysisk agent. Från ett tekniskt perspektiv är aktiv inferens och perceptuell inferens inte två separata processer som syftar till samma sak. Istället innebär processen för aktiv inferens att perception är ett slags aktion för att göra aktiva val av agentens aktioner. Aktion och perception kan därför inte separeras i två olika modeller.

I [24] skriver Mirza et al.⁹ (2019) att informationsinsamling som innefattar aktioner som löser osäkerhet är de som orsakar den största förskjutningen i övertygelser. All information är dock inte relevant för en agent som har en specifik uppgift. Författarna introducerar här en modell av selektiv uppmärksamhet baserad på aktiv inferens och kontextuell visuell sökning. Denna metod modulerar agentens observationer så att observationer som ligger utanför den aktuella uppgiften har en liten förväntad informationsvinst, varför agenten som söker att minimera den förväntade överraskning inte aktivt söker efter dem. Istället samplar agenten selektivt relevanta observationer.

Parr, Da Costa och Friston¹⁰ (2020) [25] visar att man kan dela upp världen i ett systems interna och externa tillstånd med en Markov-filt (*eng. Markov blanket*¹¹). De villkorliga beroenden som detta innebär ger de interna tillstånden i systemet en Bayesiansk uppfattning om de externa tillstånden (dvs. interna tillstånden parametriserar en sannolikhetstäthet över de externa tillstånden) (se figur 12). Författarna diskuterar hur man, genom att låta en agent betrakta trajektorier över de egna inre tillståndens utveckling skulle man kunna få agenten att resonera om konsekvensen av olika möjliga aktioner och låta detta ingå i agentens beslut om val av aktion. Detta beteende leder till samtidig minimering av överraskning och risk för agenten.



Figur 12. En Markov-filt är en uppsättning tillstånd som isolerar de interna tillstånden i ett system (**S**) från externa eller dolda tillstånd (**s**) i statistisk mening. Markov-filtens definieras som den uppsättning noder som isolerar interna noder från påverkan av externa, vilket innebär att externa tillstånd endast kan påverka interna tillstånd indirekt. Markov-filtens består av sensoriska tillstånd (**o**) och aktiva tillstånd, betecknade med (**a**). (Bild: [25] CC BY 4.0).

Baltieri och Buckley¹² (2017) [26] presenterar en enkel agentbaserad modell inspirerad av aktiv inferens som ger insikter om några av metodikens centrala idéer. Tidigare

⁹ Fyra författare, alla verksamma vid UCL.

¹⁰ Alla tre författarna verksamma vid UCL.

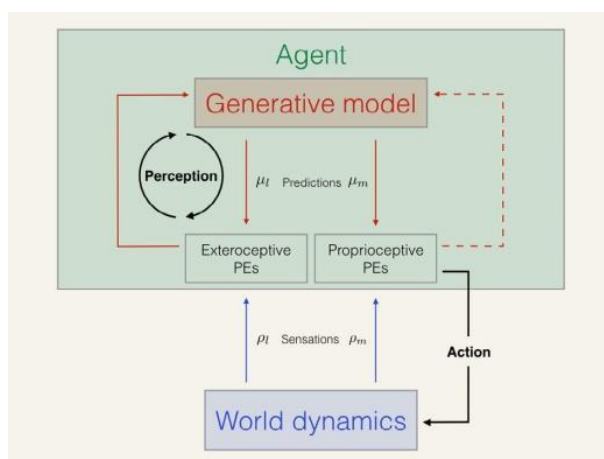
¹¹ https://en.wikipedia.org/wiki/Markov_blanket (november 2021).

¹² Författarna är båda verksamma vid University of Sussex.

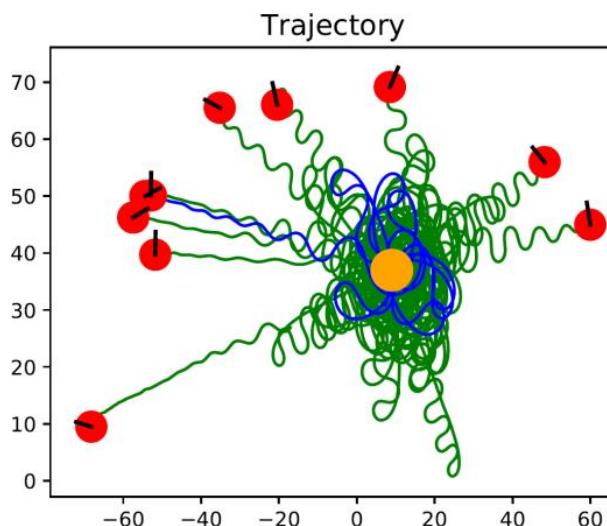
implementeringar av aktiv inferens har vanligtvis undersökt en perceptions-orienterad syn som förutsätter att agenterna har en detaljerad modell av sin omgivning. Författarna presenterar istället en aktions-orienterad lösning som visar hur ett adaptivt beteende kan uppstå även när agenter arbetar med en enkel modell som har en liten likhet med den miljö som agenten verkar i.

I detta arbete visar de ett exempel på ett system på hjul med en agent som använder aktiv inferens för att söka en ljuskälla och presenterar det som ett bevis för att aktiv inferens fungerar. I artikeln undersöker de hur s.k. *phototaxis*¹³ beror på olika parametrar och hur detta kan användas som en generisk modell för olika emergenta beteenden.

Figur 13 visar en skiss över systemets uppbyggnad med två sorters insignaler (från *World dynamics*) till ljuskänsliga sensorer och om hjulens hastighet hos systemet. Figur 14 visar på simulering med aktiv inferens av systemet, där systemets trajektorier (*grön*) visas utifrån alternativa startpositioner (*röd*) och initiala orienteringar (*svart streck i röd punkt*) till ljuskällan (*gul*) i figurens mitt.



Figur 13. Systemet (*grön*) tar emot två slags indatasingalar från omvärlden (*blå*) (Bild: [26] CC BY 4.0).



Figur 14. Trajektorier för en robots färd mot ljuset utifrån nio alternativa startpositioner med olika initiala orienteringar (Bild: [26] CC BY 4.0).

I en efterföljande artikel föreslår Baltieri och Buckley (2018) [27] att ett modulärt oberoende av perception och aktion överensstämmer med principen för separering av estimering och

¹³ <https://sv.wikipedia.org/wiki/Fototaxis> (november 2021).

styrning (*eng. separation principle*¹⁴) inom reglertekniken och dessutom att denna princip ger formella kriterier för att utvärdera konsekvenserna av modulariteten av perception och aktion. Författarna hävdar att aktiv inferens utvidgar idéer härledda från reglerteknik till att omfatta studier av kognitiva system, samtidigt som de *avskaffar* separationsprincipen (av estimering och styrning) och istället beskriver icke-modulära beteendemodeller (av estimering och styrning). Och vidare att dynamiken i interaktioner mellan en agent (med en icke-modulär beteendemodell) och dess omvärld leder till en icke-sekventiell modell där perception och aktion bäst representeras som en cirkulärt kausal (*eng. circular causality*¹⁵) process vars två komponenter inte är fullt ut separerbara.

Enligt Baltieri och Buckley så kräver inte ett ramverk för aktiv inferens någon perfekt kunskap om den egna agentens systemsignaler (t.ex. signaler från egna motorer) i systemets interna modeller för estimering och styrning. Istället för att hantera agentens aktioner som ett motorstyrningsproblem så behandlar man i aktiv inferens problemet som ett perceptions- och inferensproblem som hanteras med samma algoritmer. Enligt denna tolkning är perception och aktion till stor del icke-separerbara överlappande processer som delar det mesta av sina beräkningar.

I [28] utvecklar Baltieri och Buckley (2019) ett alternativt tillvägagångssätt inspirerat av kognitiv vetenskap. De föreslår en icke-modulär arkitektur baserad på ramverket för aktiv inferens och visar att denna arkitektur är robust mot okänd extern indata, och visar att dess linjära modeller är ekvivalent med integrerad (återkopplad) styrning hos en PID-regulator¹⁶ inom reglertekniken. Författarna föreslog tidigare i [27] att använda ett ramverk baserat på formuleringen av perception och aktion som estimering och styrning. Här introducerar de nu en minimal agentmodell och undersöker hur olika implementeringar fungerar, speciellt med avseende på hur okända externa indata påverkar agentens observationer. Med aktiv inferens behöver inte tidigare orsaker och aktioner diskonteras vid mottagandet av ny indata. Detta är en fördel hos aktiv inferens, då det leder till robusthet vid mottagandet av okända nya indata [29].

Millidge¹⁷ (2019) [30] skriver att tidigare implementeringar av aktiv inferens bara har kunna hantera små diskreta tillståndsrums och kräver vanligtvis också att omvärldsdynamiken är känd. Författaren föreslår här en ny djup aktiv inferensalgoritm som approximerar sannolikhetsfördelningar med djupa neurala nätverk som flexibla funktionsapproximatorer. Det gör det möjligt för aktiv inferens att skala till betydligt större och mer komplexa uppgifter än tidigare. Ueltzhöffer¹⁸ (2018) [13] var först med att föreslå en approximation av observations- och övergångsmodellerna med djupa neurala nätverk. En viktig skillnad i den approximationen är hur aktioner representeras. I modellen beräknas kontinuerliga aktioner som kräver kunskap om partiella derivator av indata givet aktionerna, vilka är okända. För att hantera problemet använder Ueltzhöffer en evolutionär optimerare för att optimera modellerna (se vidare diskussion i [1]). Detta är dock beräkningstungt. I [30] används istället en inlärdd inferensfördelning som minimeras. Det medför att nätverket kan tränas genom sjunkgradienten (*eng. gradient descent*) på den fria energin.

¹⁴ https://en.wikipedia.org/wiki/Separation_principle (november 2021).

¹⁵ <https://dictionary.apa.org/circular-causality> (november 2021).

¹⁶ <https://sv.wikipedia.org/wiki/PID-regulator> (november 2021).

¹⁷ Författaren är verksam vid University of Edinburgh.

¹⁸ Författaren är verksam vid Universität Heidelberg.

Några ytterligare publikationer som tillkommit sedan förstudien bör omnämnas. Hwang et al.¹⁹ (2018) [31] undersöker hur kognitiva funktioner för att känna igen, förutsäga och generera ett antal olika aktioner kan utvecklas genom iterativ inlärning. De föreslår en dynamisk neural nätverksmodell baserad på prediktiv kodning²⁰ (*eng. predictive coding*) som kan generera och känna igen visuella mönster. Dessa resultat tyder på att felminimeringsprincipen i prediktiv kodning kan utgöra en grund för att generera aktioner.

Pezzato, Ferrari och Hernandez²¹ (2019) [32] presenterar en styrenhet baserad på aktiv inferens för industrirobotar. Metoden är skalbar även när omvärldens dynamik inte modelleras. Prestanda och adaptivitet hos algoritmen jämförs med *state-of-the-art*. Jämförelsen visar att aktiv inferens överträffar *state-of-the-art* när det gäller adaptivitet. Detta bekräftar relevansen av aktiv inferens för robotstyrning.

I aktiv inferens genomför en agent de aktioner som minimerar den förväntade fria energin (EFE). Katahira et al.²² (2020) [33] introducerar en beräkningskomponent inom ramen för aktiv inferens som de kallar retrospektiv (kvarvarande) överraskning (RS), vilket är den överraskning för en observation som återstår efter uppdatering av sannolikheten givet observationen. Författarna visar att den förutspådda retrospektiva överraskningen (PRS) utgör en lägre gräns till EFE. EFE är således alltid större än PRS. EFE och PRS uppvisar liknande beteende om än inte exakt samma. Att minimera PRS leder inte alltid till samma val av aktion som vid minimering av EFE. Författarna resonerar att minimering av PRS i vissa situationer kan vara fördelaktigt framför minimering av EFE.

Referenser

- [1] Schubert, J. (2019). Förstudie artificiell intelligens och principen om den fria energin. FOI Memo 6900.
- [2] Schubert, J. (2020). Artificiell intelligens, aktiv inferens och principen om den fria energin. FOI Memo 7391.
- [3] Buckley, C. L., Kim, C. S., McGregor, S., Seth, A. K. (2017). The free energy principle for action and perception: A mathematical review, *Journal of Mathematical Psychology* **81**:55–79. doi:[10.1016/j.jmp.2017.09.004](https://doi.org/10.1016/j.jmp.2017.09.004)
- [4] Friston, K. (2010). The free-energy principle: a unified brain theory?, *Nature Reviews Neuroscience* **11**:127–138. doi:[10.1038/nrn2787](https://doi.org/10.1038/nrn2787)
- [5] Friston, K. (2013). Life as we know it, *Journal of the Royal Society Interface* **10**: 20130475. doi:[10.1098/rsif.2013.0475](https://doi.org/10.1098/rsif.2013.0475)
- [6] Friston, K., FitzGerald, T., Rigoli, F., Schwartenbeck, P., Pezzulo, G. (2017). Active inference: A process theory, *Neural Computation* **29**:1–49. doi:[10.1162/NECO_a_00912](https://doi.org/10.1162/NECO_a_00912)
- [7] Bogacz, R. (2017). A tutorial on the free-energy framework for modelling perception and learning, *Journal of Mathematical Psychology* **76**:198–211. doi:[10.1016/j.jmp.2015.11.003](https://doi.org/10.1016/j.jmp.2015.11.003)
- [8] Gottwald, S., Braun, D. A. (2019). Systems of bounded rational agents with information-theoretic constraints, *Neural Computation* **31**:440–476. doi:[10.1162/neco_a_01153](https://doi.org/10.1162/neco_a_01153)
- [9] Friston, K., Samothrakis, S., Montague, R. (2012). Active inference and agency: optimal control without cost functions, *Biological Cybernetics* **106**:523–541. doi:[10.1007/s00422-012-0512-8](https://doi.org/10.1007/s00422-012-0512-8)

¹⁹ Författarna är verksamma vid Okinawa Institute of Science and Technology och Korea Advanced Institute of Science and Technology.

²⁰ Vi noterar dock Ramstead, Kirchhoff och Friston (2020) [23] diskuterad ovan vad gäller prediktiv kodning och aktiv inferens.

²¹ Författarna är verksamma vid Technische Universiteit Delft.

²² Författarna är verksamma vid Nagoya University och flera andra universitet i Japan.

- [10] van de Laar, T. W., de Vries, B. (2019). Simulating active inference processes by message passing, *Frontiers in Robotics and AI* 6:20. doi:[10.3389/frobt.2019.00020](https://doi.org/10.3389/frobt.2019.00020)
- [11] Biehl, M., Guckelsberger, C., Salge, C., Smith, S. C., Polani, D. (2018). Expanding the active inference landscape: More intrinsic motivations in the perception-action loop, *Frontiers in Neurobotics* 12:45. doi:[10.3389/fnbot.2018.00045](https://doi.org/10.3389/fnbot.2018.00045)
- [12] Friston, K., Rigoli, F., Ognibene, D., Mathys, C., Fitzgerald, T., Pezzulo, G. (2015). Active inference and epistemic value, *Cognitive Neuroscience* 6(4):187–214. doi:[10.1080/17588928.2015.1020053](https://doi.org/10.1080/17588928.2015.1020053)
- [13] Ueltzhöffer, K. (2018). Deep active inference, *Biological Cybernetics* 112:547–573. doi:[10.1007/s00422-018-0785-7](https://doi.org/10.1007/s00422-018-0785-7)
- [14] LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. E. (2015). Deep learning, *Nature* 521:436–444. doi:[10.1038/nature14539](https://doi.org/10.1038/nature14539)
- [15] Karpathy, A., Johnson, J., Fei-Fei, L. (2015). Visualizing and understanding recurrent networks. arXiv:[1506.02078](https://arxiv.org/abs/1506.02078)
- [16] Friston, K. J., Daunizeau, J., Kiebel, S. J. (2009). Reinforcement learning or active inference?, *PLoS ONE* 4(7):e6421. doi:[10.1371/journal.pone.0006421](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0006421)
- [17] Levchuk, G., Pattipati, K., Fouse, A., Serfaty, D. (2017). Application of free energy minimization to the design of adaptive multi-agent teams, in *Proceedings of SPIE 10206, Disruptive Technologies in Sensors and Sensor Systems* (SPIE 10206), Anaheim, CA, USA, 11–12 April 2017. SPIE, Billingham, WA, paper 102060E. doi:[10.1117/12.2263542](https://doi.org/10.1117/12.2263542)
- [18] Levchuk, G., Fouse, A., Pattipati, K., Serfaty, D., McCormack, R. (2018). Active learning and structure adaptation in teams of heterogeneous agents: designing organizations of the future, in *Proceedings of SPIE 10653, Next-Generation Analyst VI* (SPIE 10653), Orlando, FL, USA, 16–17 April 2018. SPIE, Billingham, WA, paper 1065305. doi:[10.1117/12.2305875](https://doi.org/10.1117/12.2305875)
- [19] Levchuk, G., Pattipati, K., Serfaty, D., Fouse, A., McCormack, R. (2019). Active inference in multiagent systems: Context-driven collaboration and decentralized purpose-driven team adaptation, in *Artificial Intelligence for the Internet of Everything*. Academic Press, Cambridge, MA, USA, pp. 67–85. [Online]. Available: doi:[10.1016/B978-0-12-817636-8.00004-1](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-817636-8.00004-1)
- [20] Fouse, A., Levchuk G., Schurr N., McCormack R., Pattipati K., Serfaty D. (2019). Aligning teams to the future: Adapting human-machine teams via free energy, in *Intelligent Human Systems Integration 2019, Proceedings of the International Conference on Intelligent Human Systems Integration*, 7–10 February 2019, San Diego, CA, USA. Springer (AISC 903), Cham, pp. 471–477. doi:[10.1007/978-3-030-11051-2_71](https://doi.org/10.1007/978-3-030-11051-2_71)
- [21] Schurr, N., Fouse, A., Freeman, J., Serfaty, D. (2019). Crossing the uncanny valley of human-system teaming, in *Intelligent Human Systems Integration 2019, Proceedings of the International Conference on Intelligent Human Systems Integration*, 7–10 February 2019, San Diego, CA, USA. Springer (AISC 903), Cham, pp. 712–718. doi:[10.1007/978-3-030-11051-2_108](https://doi.org/10.1007/978-3-030-11051-2_108)
- [22] Mori, M., MacDorman, K. F., Kageki, N. (2012). The uncanny valley [from the field], *IEEE Robotics & Automation Magazine* 19(2):98–100. doi:[10.1109/MRA.2012.2192811](https://doi.org/10.1109/MRA.2012.2192811)
- [23] Ramstead, M. J., Kirchhoff, M. D., Friston, K. J. (2020). A tale of two densities: Active inference is enactive inference, *Adaptive Behavior* 28:225–239. doi:[10.1177/1059712319862774](https://doi.org/10.1177/1059712319862774)
- [24] Mirza, M. B., Adams, R. A., Friston, K., Parr, T. (2019). Introducing a Bayesian model of selective attention based on active inference, *Scientific reports* 9:1–22. doi:[10.1038/s41598-019-50138-8](https://doi.org/10.1038/s41598-019-50138-8)
- [25] Parr, T., Da Costa, L., Friston, K. (2020). Markov blankets, information geometry and stochastic thermodynamics, *Philosophical Transactions of the Royal Society A* 378:20190159. doi:[10.1098/rsta.2019.0159](https://doi.org/10.1098/rsta.2019.0159)
- [26] Baltieri, M., Buckley, C. L. (2017). An active inference implementation of phototaxis, in *Proceedings of the 14th European Conference on Artificial Life (ECAL 2017)*,

- Lyon, France, 4–8 September 2017. MIT Press, Cambridge, MA, pp. 36–43. doi:[10.7551/ecal_a_011](https://doi.org/10.7551/ecal_a_011)
- [27] Baltieri, M., Buckley, C. L. (2018a). The modularity of action and perception revisited using control theory and active inference, in *Proceedings of the 2018 Conference on Artificial Life (ALIFE 2018)*, Tokyo, Japan, 23–27 July 2018. MIT Press, Cambridge, MA, pp. 121–128. doi:[10.1162/isal_a_00031](https://doi.org/10.1162/isal_a_00031)
- [28] Baltieri, M., Buckley, C. L. (2019). Nonmodular architectures of cognitive systems based on active inference, in *Proceedings of the 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Budapest, Hungary, 14–19 July 2019. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:[10.1109/IJCNN.2019.8852048](https://doi.org/10.1109/IJCNN.2019.8852048)
- [29] Baltieri, M., Buckley, C. L. (2018b). A probabilistic interpretation of PID controllers using active inference, in *From Animals to Animats 15, Proceedings of the 15th International Conference on Simulation of Adaptive Behavior (SAB 2018)*, Frankfurt, Germany, 14–17 August 2018. Springer (LNCS 10994), Cham, pp. 15–26. doi:[10.1007/978-3-319-97628-0_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-97628-0_2)
- [30] Millidge, B. (2020). Deep active inference as variational policy gradients, *Journal of Mathematical Psychology* **96**:102348. doi:[10.1016/j.jmp.2020.102348](https://doi.org/10.1016/j.jmp.2020.102348)
- [31] Hwang, J., Kim, J., Ahmadi, A., Choi, M., Tani, J. (2018). Dealing with large-scale spatio-temporal patterns in imitative interaction between a robot and a human by using the predictive coding framework, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* **50**:1918–1931. doi:[10.1109/TSMC.2018.2791984](https://doi.org/10.1109/TSMC.2018.2791984)
- [32] Pezzato, C., Ferrari, R., Hernández Corbato, C. (2020). A novel adaptive controller for robot manipulators based on active inference, *IEEE Robotics and Automation Letters* **5**:2973–2980. doi:[10.1109/LRA.2020.2974451](https://doi.org/10.1109/LRA.2020.2974451)
- [33] Katahira, K., Kunisato, Y., Okimura, T., Yamashita, Y. (2020). Retrospective surprise: A computational component for active inference, *Journal of Mathematical Psychology* **96**:102347. doi:[10.1016/j.jmp.2020.102347](https://doi.org/10.1016/j.jmp.2020.102347)

Bilaga B: Utdrag ur analys av “The free energy principle for action and perception: A mathematical review” 2020²³

Buckley et al. (2017) [2] diskuterades översiktligt i [3][2], här följer en fördjupning. Författarna skriver att de inom ramen för en enda artikel önskar beskriva den matematiska strukturen för en implementering av FEP och visa på en enkel men fullständig agentbaserad modell som använder FEP.

FEP beskriver både perception och aktion inom samma ram [4]. I grund och botten låter FEP system motstå tendenser till störning och måste därför minimera förekomsten av de händelser som är otypiska.

Eftersom fördelningen av överraskande händelser är okänd måste agenten istället minimera en skattning, som enligt FEP visar sig vara fri energi. Fri energi är här en informationsteoretisk konstruktion som ger en övre gräns för i vilken utsträckning sensoriska data är överraskande och som kan utvärderas av ett system. Specifikt beskriver FEP hur neurala processer kan implementera minimering av den fria energin genom att ändra efterföljande sensorisk indata genom antingen aktioner i världen eller genom att uppdatera interna modeller via perception.

Författarna skriver att deras syfte är att tillhandahålla en matematisk utvärdering av FEP. De ger först en fullständig teknisk redogörelse för FEP följt av en beskrivning av en enkel agentmodell baserad på FEP.

Ett system har att minimera spridningen av sina tillåtna tillstånd. En händelses otypiskhet kan kvantifieras med den negativa logaritmen för sannolikheten för dess sensoriska data. Inom informationsteorin kallas detta för överraskning [5][6]. Vi skriver överraskningen som $-\ln p(\varphi)$ där $p(\varphi)$ är sannolikheten för att observera sensordata φ . Vi kommer ihåg att en agent inte kan minimera sin egen överraskning direkt utan får istället minimera en övre gräns som kallas fri energi. Alla agenter upprätthåller en probabilistisk modell av sin typiska omvärld som även inkluderar det egna systemet och försöker minimera förekomsten av händelser som är otypiska mätt med denna modell. Agenten upprätthåller en representation av en bästa gissning för de variabler i omvärlden som orsakar dess sensordata. Denna representation är i form av en sannolikhetsfördelning över alla möjliga värden för dessa variabler. När ett system tar emot sensorsignaler uppdaterar det denna fördelning för att bättre återspegla tillståndet hos omvärlden. Den interna modellen av omvärldens tillstånd kallas igenkänningstäthet (*eng. recognition density*) eller R-densitet. Man kan låta agenter approximerar R-densiteten som en Gaussisk fördelning där medelvärde och varians representerar agentens bästa representation av omvärldsvariablerna. För att uppdatera sin interna R-densitet så behöver agenten göra några antaganden om hur olika tillstånd formar sensorernas indata. Dessa antaganden är i form av en mer komplicerad gemensam sannolikhetsdensitet (*eng. joint probability density*) mellan sensorernas indata och omvärldsvariabler kallad generativ densitet (*eng. generative density*) eller G-densitet. Denna gemensamma sannolikhetsdensitet beräknas som produkten av två olika densiteter; en sannolikhet (*eng. likelihood*) som beskriver sannolikheten för sensorisk indata givet ett visst omvärldstillstånd och en *a priori* fördelning som beskriver agentens nuvarande sannolikhetsfördelning över omvärldstillstånden.

²³ Texten i bilaga B är ett utdrag från FOI Memo 7391 [1].

Den fria energi F definieras som Kullback-Leibler-divergensen²⁴ mellan R- och G-densiteterna. Minimering av F ger nu den övre gränsen för sensorisk överraskning. Minimeringen spelar också en central roll i en Bayesian-approximation. En minimering av F gör R-densiteten till en god approximation till den posterioridensiteten av omvärldsvariablerna givet sensordata [5].

Minimering av F genom att uppdatera R-densiteten ger en övre gräns för överraskning men kan inte minimera den direkt. FEP föreslår att systemet också agerar på sin omvärld för att ändra inkommande sensordata och därmed indirekt minimera överraskning [5][6][4]. Istället för att enbart dra slutsatser om orsaken till sensordata måste systemet dra slutsatser om vilka aktioner som bäst gör att sensordata överensstämmer med den intern representation av omvärlden [4]. Detta kallas aktiv inferens.

Här kan inte förväntningarna hos agentens G-densitet (dess tro om omvärlden) uppfyllas direkt av perceptionen och därför måste systemet genomföra aktioner för att tillfredsställa dem. I det följande resonemanget används aktiv inferens endast till aktioner för styrning av det egna systemet [4][7].

Den vanligaste implementeringen av FEP är starkt analog med prediktiv kodning (*eng. predictive coding*). Det utgör en mekanism där en agent kan uppdatera sin omvärldsmodell (R-densitet) givet en uppfattning om hur omvärlden fungerar (G-densitet). Begreppet prediktiv kodning vänder upp och ned på klassiska föreställningar om uppfattning och kognition som en i stort sett bottom-up-process av aggregering av information baserad på inkommande sensordata och föreslår istället en top-down-process med prediktiva signaler som härrör från generativa modeller av omvärldsorsakerna till sensorernas insignaler.

Omvärlden kännetecknas av tillstånd betecknade som $\{\vartheta\}$. Omvärldstillstånden ger upphov till sensoriska indata vilka betecknas φ .

Vi antar en många-till-en mappning mellan $\{\vartheta\}$ och $\{\varphi\}$. Vi antar att tillstånden i omvärlden inte kan uppfattas direkt av agenten utan måste härledas genom Bayesiansk inferens. Specifikt är agentens mål att bestämma sannolikheten för omvärldstillstånden givet sensorers indata. Agentens *a priori* tilltro till dessa tillstånd hålls av den gemensamma sannolikhetsdensiteten $p(\vartheta, \varphi)$ eller G-densitet. Där G-densiteten kan faktoriseras till en *a priori* fördelningen $p(\vartheta)$ (motsvarande agentens tro om omvärlden innan sensordata tas emot) och en sannolikhet $p(\varphi|\vartheta)$ (motsvarande agentens antaganden om hur omvärlden orsakar sensordata), dvs. $p(\vartheta, \varphi) = p(\varphi|\vartheta)p(\vartheta)$.

Vi kan konstruera ett mått på skillnaden mellan denna densitet och den verkliga posteriorifördelningen i termer av en informationsteoretisk divergens, t.ex. Kullback-Leibler-divergensen, dvs.

$$D_{KL}(q(\vartheta)||p(\vartheta|\varphi)) = \int d\vartheta q(\vartheta) \ln \frac{q(\vartheta)}{p(\vartheta|\varphi)} = F + \ln p(\varphi).$$

där F är den fria energin.

Vi har

$$F = \int d\vartheta q(\vartheta) E(\vartheta, \varphi) + \int d\vartheta q(\vartheta) \ln q(\vartheta)$$

där $E(\vartheta, \varphi) \equiv -\ln p(\vartheta, \varphi)$ är energin och första termen är den genomsnittliga energin. Sista termen är entropin av agentens R-density.

Denna process ger agenten en approximation av överraskningen men den minimerar den inte. Istället kan agenten minimera F genom att minimera överraskning indirekt genom att genomföra aktioner som påverkar omvärlden och därmed förändra sensorernas indata.

²⁴ https://en.wikipedia.org/wiki/Kullback-Leibler_divergence (november 2021).

För att implementera metoden så måste agenten kunna beräkna R-densiteten.

En approximation är att anta att R-densiteten har Gaussisk form dvs. $q(\vartheta) \equiv N(\vartheta; \mu, \zeta)$ där μ och ζ är medelvärde och varians för en enda ensam omvärldsvariabel ϑ .

Energin kan skrivas som en approximation för F som

$$E(\{\mu_\alpha\}, \{\varphi_\alpha\}) = -\ln p(\{\mu_\alpha\}, \{\varphi_\alpha\}),$$

där man definierar $\{\mu_\alpha\}$ och $\{\varphi_\alpha\}$ som vektorer av tillstånds resp. sensoriska data, motsvarande omvärldsvariabler $\{\vartheta_\alpha\}$ för N variabler, med $\alpha = 1, 2, \dots, N$. Denna ekvation för energin fungerar som en approximation för F .

Man kan anta att agenten tror att dess sensoriska indata genereras av $\varphi = g(\mu; \theta) + z$ där g är en godtycklig funktion med parameter θ och där z är en slumpmässig variabel med nollmedelvärde och varians σ_z , dvs. att systemets sensordata genereras som en icke-linjär mappning mellan omvärldstillstånd.

Vidare så är systemets tro om omvärldstillstånd genererade av $\mu = \mu^- + w$ där μ^- är en parameter och w är slumpmässigt brus.

När vi har kommit såhär långt kan vi nu minimera F . Agentens tillstånd förändras över tiden med gradientnedstigning (eng. *gradient descent*) på F . Agentens tillstånd μ_α uppdateras mellan två sekventiella steg t och $t + 1$ som

$$\mu_\alpha^{t+1} = \mu_\alpha^t - \kappa \hat{\mu}_\alpha \cdot \nabla_{\mu_\alpha} E(\{\mu_\alpha\}, \{\varphi_\alpha\})$$

där κ är inlärningshastigheten (eng. *learning rate*) och $\hat{\mu}_\alpha$ är en enhetsvektor längs μ_α .

Agentens interna tillstånd kommer att konvergera till en punkt där energin E minimeras (dvs. $\dot{\mu}_\alpha = \mu_\alpha^{t+1} - \mu_\alpha^t \rightarrow 0$). Dessa ekvationer specificerar uppsättningar av första ordningens ordinära differentialekvationer som kan integreras med neural bearbetning.

En av de stora fördelarna med FEP är att det inte bara redogör för perceptionsinferens utan också inkluderar en aktiv inferens som hanterar agentens egna aktioner inom samma ramverk. Medan perception minimerar F genom att ändra agentens tillstånd för att bättre förutsäga sensordata, verkar agentens aktioner istället på omvärlden för att förändra sensorernas indata så att de bättre motsvarar agentens tillstånd. Således minimerar aktioner indirekt F genom att förändra sensorernas indata. Aktiv inferens utnyttjar här gradientnedstigning på ett sätt som är analogt med metoden för perception men här för agentens aktion.

Då agentens egna aktioner inte explicit förekommer i formulering av F utan istället minimerar F genom att förändra sensorernas indata måste agenten ha en inversmodell för hur sensordata förändras givet olika aktioner [4]. För en enda tillståndsvariabel μ skrivs detta som $\varphi = \varphi(a)$ där a representerar aktionen och φ är den enda sensoriska indatakanalen. Med en sådan inversmodell kan man skriva hur energin förändras med avseende på en aktion med hjälp av kedjeregeln som

$$\frac{dE(\mu, \varphi)}{da} \equiv \frac{d\varphi}{da} \frac{\partial E(\mu, \varphi)}{\partial \varphi}.$$

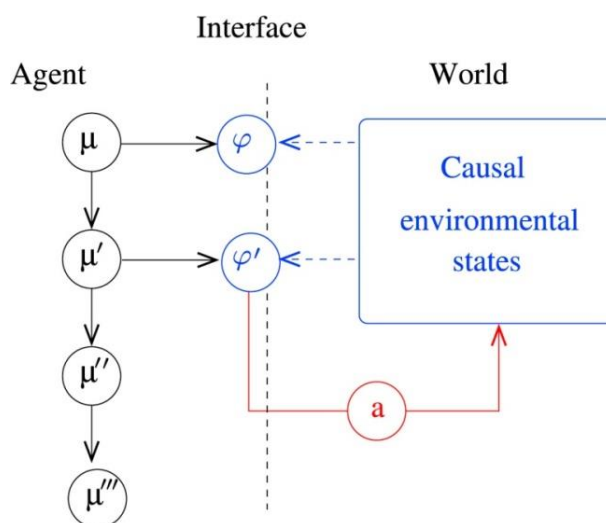
Man kan utnyttja samma gradientnedstigning som ovan för att beräkna de inkrementella aktioner som minimerar energin som

$$\dot{a} = -\kappa_\alpha \frac{d\varphi}{da} \frac{dE(\mu, \varphi)}{d\varphi}$$

där κ_α är inlärningshastigheten för aktioner och $\dot{a}$ är aktionen från t till $t + 1$.

Agenten genomför den minimerande inkrementella aktionen $\dot{a}$.

Den här artikeln innehåller här till ett enkelt exempel på en agent som styr en termostat med aktiv inferens (figur 15) och inkluderar även ett appendix med MATLAB-kod för detta exempel.



Figur 15. En generativ modell för en aktiv inferensagent. Agenten agerar på världen, via variabel a (röd) för att ändra sensorisk indata (blå) och indirekt minimera den fria energin. (Bild: [2] CC BY 4.0).

Referenser

- [1] Schubert, J. (2020). Artificiell intelligens, aktiv inferens och principen om den fria energin. FOI Memo 7391.
- [2] Buckley, C. L., Kim, C. S., McGregor, S., Seth, A. K. (2017). The free energy principle for action and perception: A mathematical review, *Journal of Mathematical Psychology* **81**:55–79. doi:[10.1016/j.jmp.2017.09.004](https://doi.org/10.1016/j.jmp.2017.09.004)
- [3] Schubert, J. (2019). Förstudie artificiell intelligens och principen om den fria energin. FOI Memo 6900.
- [4] Friston, K. J., Daunizeau, J., Kilner, J., Kiebel, S. J. (2010). Action and behavior: A free-energy formulation, *Biological Cybernetics* **102**:227–260. doi:[10.1007/s00422-010-0364-z](https://doi.org/10.1007/s00422-010-0364-z)
- [5] Friston, K. (2010). The free-energy principle: a unified brain theory?, *Nature Reviews Neuroscience* **11**:127–138. doi:[10.1038/nrn2787](https://doi.org/10.1038/nrn2787)
- [6] Friston, K. J. (2009). The free-energy principle: A rough guide to the brain?, *Trends in Cognitive Science* **13**:293–301. doi:[10.1016/j.tics.2009.04.005](https://doi.org/10.1016/j.tics.2009.04.005)
- [7] Seth, A. K. (2015). The cybernetic Bayesian brain - From interoceptive inference to sensorimotor contingencies, in *Open MIND*. MIND Group, Frankfurt, Ch. 35. doi:[10.15502/9783958570108](https://doi.org/10.15502/9783958570108)

FOI är en huvudsakligen uppdragsfinansierad myndighet under Försvarsdepartementet. Kärnverksamheten är forskning, metod- och teknikutveckling till nytta för försvar och säkerhet. Organisationen har cirka 1000 anställda varav ungefär 800 är forskare. Detta gör organisationen till Sveriges största forskningsinstitut. FOI ger kunderna tillgång till ledande expertis inom ett stort antal tillämpningsområden såsom säkerhetspolitiska studier och analyser inom försvar och säkerhet, bedömning av olika typer av hot, system för ledning och hantering av kriser, skydd mot och hantering av farliga ämnen, IT-säkerhet och nya sensorers möjligheter.



FOI
Totalförsvarets forskningsinstitut
164 90 Stockholm

Tel: 08-55 50 30 00
Fax: 08-55 50 31 00

www.foi.se