Advances in Cognitive Sciences
Vol 23, No. 4, Winter 2022
Research Article
Pages 130-144

Capabilities of the free energy model of the brain compared to semantic network and ACT-R models

Jamshid Ghasimi[1*], Farshad Eshghi[2], Manoochehr Kelarestaghi[2], Mohsen Mir Mohammad Sadeghi[3]

1. PhD Student, Department of Cognitive Modeling and Brain Computation, Institute for Cognitive Science Studies, Tehran, Iran
2. Assistant Professor, Department of Electrical & Computer Engineering, Kharazmi University, Tehran, Iran
3. Assistant Professor, Department of Cognitive Psychology, Institute for Cognitive Science Studies, Tehran, Iran

Recieved: 31 Aug. 2021
Revised: 7 Nov. 2021
Accepted: 15 Nov. 2021

Keywords
Semantic networks
ACT-R
Free energy model
Active inference

Corresponding author
Jamshid Ghasimi, PhD Student, Department of Cognitive Modeling and Brain Computation, Institute for Cognitive Science Studies, Tehran, Iran

Email: Jgh1001@yahoo.com

doi.org/10.30514/icss.23.4.130

Abstract

Introduction: Different cognitive models representing the brain's cognitive processes in areas such as psychology and artificial intelligence have been proposed that have many uses. Given the objectives of these models, the most important of which is to study the characteristics of the brain in the process of performing excellent cognitive functions, patient rehabilitation, and intelligent machines, it is necessary to review and compare the proposed models carefully.

Methods: In this study, by collecting library data, information about three cognitive models, namely the cognitive models of semantic networks, ACT-R, and free energy of the brain, were examined.

Results: The semantic network model has the ability to produce semantic (declarative) knowledge. The ACT-R model, which is one of the most practical human cognitive models, provides the possibility of producing declarative and procedural knowledge (skills). Models of semantic networks and free energy require programming, while the ACT-R model is presented in the form of application software. The free energy model of the brain works similarly to human inferences by generating a variety of declarative, procedural, and conditional knowledge by updating sensory concepts and perceptions received, as well as previous hypotheses based on Bayesian probabilistic inferences, and by minimizing the free energy of the brain.

Conclusion: Despite the complexity of the free energy model, due to its more significant comprehensiveness, in describing cognitive functions such as perception, learning, attention, decision making, and analysis of human cognitive diseases could give better and broader results.

Citation: Ghasimi J, Eshghi F, Kelarestaghi M, Mir Mohammad Sadeghi M. Capabilities of the free energy model of the brain compared to semantic network and ACT-R models. Advances in Cognitive Sciences. 2022;23(4):130-144.

Extended Abstract

Introduction

Today, various cognitive models that represent the brain's cognitive processes in areas such as psychology and artificial intelligence have been proposed that have found many applications. According to the objectives of these models, the most important of which is to study the characteristics of the brain in the process of performing excellent cognitive functions, rehabilitation of patients with cognitive impairments and intelligent machines, it is necessary to

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

review and compare the proposed models carefully. Given that there are different cognitive functions, this research have considered these three models more based on the capabilities and models provided for memory, learning, and perception that are the core of cognitive functions. These models have been examined independently in research often before the capabilities of the models are studied in order to compare them. The present study will also point out the new and unique capabilities that the free energy model of the brain provides compared to other models. It is essential to note that, more or less, most models can be used in both the cognitive and artificial intelligence domains. However, the capabilities of these models differ in the applications they have for each domain. So that, for example, the model of semantic networks in terms of application in the field of artificial intelligence remains on the same premise In contrast, the free energy model of the brain has the ability to use various applications in artificial intelligence and cognitive psychology.

Methods

In this research, information related to three types of cognitive models was examined and compared by collecting library data. Among the models proposed by cognitive psychologists are the semantic network model, the ACT-R model, and the free energy model of the brain, which have been studied and compared here. In the process of producing news knowledge, information that is arranged in a hierarchy or relationship based on meaning or common features in semantic memory and the form of a network consisting of concepts and communication links between them (semantic network) will produce declarative knowledge. Thus, semantic knowledge results from input perception and agent's inference from these perceptions, which is stored in semantic memory as a communication network. This network causes semantic organization, which allows the agent to retrieve information. In the process of producing procedural knowledge, a set of possible actions is required to achieve a specific goal. This method is known for understanding the process of procedural learning as a pattern of sequential information processing. The ACT-R model combines some features of semantic networks and some features of sequential processing patterns and is presented in the form of a model based on the relationship between memory types. In this model, the relationship between declarative, production (procedural), and working memories forms the basis of cognitive processes. Environmental states cause different stimuli, and the presence of stimuli in the environment indicate hidden or revealed states. On the agent side, after receiving environmental stimuli that may have been subject to uncertainty or various changes until the agent perceived, there are a set of uncertain or probable perceived stimuli indicates the existence of states or concepts. Receiving sensory data and increasing entropy is a surprise. To avoid brain disorder, the surprise that results from inconsistent data with hypotheses in the brain must be dispelled immediately through free energy consumption. Accordingly, the free energy principle (FEP) shows that any adaptive change in the brain will minimize free energy. Two processes of perception and action do this minimization. Perception means changing expectations to reduce entropy and prediction error, and action means changing the agent's configuration by affecting the biological agent in the environment in order to change the sensory stimuli and to avoid surprise or surprise. Combining perception and action makes it possible to adapt to new sensory stimuli. This process is called active inference.

Results

The model of semantic networks is based on declarative memory, which allows the generation of semantic knowledge. The ACT-R model, one of the most practical and up-to-date models for examining human cognitive char-

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

acteristics, has been proposed based on declarative and procedural memories, enabling the generation of declarative and procedural (skill) knowledge. Models of semantic networks and free energy require programming, while the ACT-R model is presented in the form of flexible and user-friendly software. The free energy model of the brain works very similarly to human inferences by generating a variety of knowledge that updates concepts and perceptions based on probabilistic inferences by Bayesian updates of previous brain hypotheses and by minimizing brain free energy. In this study, a proposal is made to use the free energy model of the brain and turn it into a model for the generation of declarative, procedural, and conditional (a combination of both declarative and procedural knowledge). This model has the ability to generate concepts and construct propositions based on the concepts produced and the relationship between them as a human agent. It can also teach procedural knowledge such as how to drive. Also, it can combine declarative and procedural knowledge to solve conditional problems such as solving mathematical problems. Although the ACT-R model also has the ability to generate procedural and declarative knowledge, due to insufficient ability to model perceptual similar to a human, it has limitations in the production of these two types of knowledge in the production of conditional knowledge. The two models of free energy and ACT-R offer the possibility of better explaining the different processes that lead to cognitive diseases. Also, by modeling diseases by these models, predictions can be made about cognitive rehabilitation. The free energy model shows some cognitive diseases more accurately so that in diseases such as schizophrenia, attention disorders, Alzheimer's, and memory impairments, it can suggest practical solutions to control or reduce each.

Conclusion

The present study examined three cognitive models of semantic networks, ACT-R, and the free energy of the brain. The capabilities of these models in various fields of cognition, artificial intelligence, cognitive rehabilitation, and modeling of cognitive functions were considered. Finally, it can be said that the free energy model has many advantages in modeling the human brain compared to other models. In future work, while using two models of free energy and ACT-R in areas such as diseases, significant progress can be seen. In diseases such as schizophrenia and attention deficit disorder, according to the inferential model presented by the free energy model of the brain, good success has already been achieved. Despite the complexities of the free energy model, due to its more significant comprehensiveness, in providing a more accurate and calculated explanation of various cognitive functions in the brain such as perception, learning, attention, decision making, and more appropriate analysis of human cognitive diseases, this model can give much broader and more accurate results.

Ethical Considerations

Compliance with ethical guidelines

This study was performed in a library method without participants or other people. There was no characteristic of not observing moral principles in interaction with people.

Authors' contributions

The corresponding author prepared this article, and other authors have contributed as a supervisors or advisors.

Funding

No financial support was received from any organization in conducting this study.

Acknowledgments

The authors thank Professor Karl Friston, professor at

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

the University College of London, for his guidance, submission of articles, and the results of his research, which have been very influential in this study.

Conflict of interest

There was no conflict of interest with any natural or legal person in this study.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

مجله تازه‌های علوم شناختی
دوره ۲۳، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۰
صفحات ۱۴۴-۱۳۰
مقاله پژوهشی

توانمندی‌های مدل انرژی آزاد مغز نسبت به مدل‌های شبکه‌های معنایی و ACT-R

جمشید قسیمی[1*]، فرشاد عشقی[2]، منوچهر کلارستاقی[2]، محسن میر محمد صادقی[3]

۱. دانشجوی دکتری مدل‌سازی، موسسه آموزش عالی علوم شناختی، تهران، ایران
۲. استادیار گروه مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران
۳. استادیار روان‌شناسی، موسسه آموزش عالی علوم شناختی، تهران، ایران

دریافت: ۱۴۰۰/۰۶/۰۹
اصلاح نهایی: ۱۴۰۰/۰۸/۱۶
پذیرش: ۱۴۰۰/۰۸/۲۴

واژه‌های کلیدی
شبکه‌های معنایی
ACT-R
مدل انرژی آزاد مغز
استنباط فعال

نویسنده مسئول
جمشید قسیمی، دانشجوی دکتری مدل‌سازی، موسسه آموزش عالی علوم شناختی، تهران، ایران
ایمیل: Jgh1001@yahoo.com

doi.org/10.30514/icss.23.4.130

چکیده

مقدمه: مدل‌های مختلف شناختی که نمایان‌گر فرایندهای شناختی مغز هستند در حوزه‌هایی مانند روان‌شناسی و هوش مصنوعی پیشنهاد شده که موارد استفاده فراوانی هم دارند. با توجه به اهداف ارائه این مدل‌ها که مهمترین آنها مطالعه ویژگی‌های مغز در فرایند انجام عملکردهای عالی شناختی، بازتوان‌بخشی بیماران و هوشمندسازی ماشین‌هاست، نیاز است تا مدل‌های پیشنهادی مورد بررسی و مقایسه دقیق قرار گیرند.

روش کار: در این پژوهش از طریق جمع‌آوری داده‌های کتابخانه‌ایی اطلاعات مربوط به سه مدل شناختی یعنی مدل‌های شناختی شبکه‌های معنایی ((Adaptive Control of Thought-Rational (ACT-R) و انرژی آزاد مغز بررسی شدند.

یافته‌ها: مدل شبکه‌های معنایی امکان تولید دانش معنایی (اخباری) را دارد. مدل ACT-R که یکی از کاربردی‌ترین مدل‌های شناختی انسان است، امکان تولید دانش‌های اخباری و رویه‌ایی (مهارتی) را فراهم می‌کند. مدل‌های شبکه‌های معنایی و انرژی آزاد، نیازمند برنامه‌نویسی هستند، در حالی که مدل ACT-R در قالب یک نرم‌افزار کاربردی ارائه شده است. مدل انرژی آزاد مغز ضمن تولید انواع دانش‌های اخباری، تولیدی و شرطی با بروزرسانی مفاهیم و ادراکات حسی دریافتی و نیز فرضیه‌های پیشین مبتنی بر استنباطات احتمالی بیزی، و بر اساس کمینه‌سازی انرژی آزاد مغز، مشابه استنباطات انسانی عمل می‌کند.

نتیجه‌گیری: علی‌رغم پیچیدگی مدل انرژی آزاد ولی با توجه به جامعیت بیشتر آن، در توصیف عملکردهای شناختی مانند ادراک، یادگیری، توجه، تصمیم‌سازی و همچنین تحلیل بیماری‌های شناختی انسان می‌تواند نتایج بهتر و گسترده‌تری به دست دهد.

مقدمه

ارائه مدل‌های مختلف از عملکردهای شناختی مغز انسان در حوزه‌های روان‌شناسی شناختی و هوش مصنوعی با اهداف مختلفی مانند شناخت بهتر نحوه عملکرد مغز، توان‌بخشی شناختی بیماران، طراحی و ساخت ماشین‌های هوشمند و مدل‌سازی بیماری‌های شناختی در انسان صورت می‌گیرد. این موارد سبب می‌شود تا مدل‌های پیشنهادی از نظر قابلیت‌ها و توانمندی‌هایی که در اختیار قرار می‌دهند بررسی و مقایسه شوند و برای زمینه‌های مورد نظر مناسب‌ترین مدل‌ها انتخاب شوند. در این مطالعه به بررسی سه مدل رایج در روان‌شناسی شناختی (۱)، شامل مدل شبکه‌های معنایی (Semantic networks) و مدل ACT-R و همچنین مدل انرژی آزاد مغز و مقایسه این سه مدل با یکدیگر می‌پردازیم. البته با توجه به این که عملکردهای شناختی مختلفی وجود دارد، این سه مدل را بیشتر بر اساس قابلیت‌ها و مدل‌های

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

ارائه شده برای حافظه، یادگیری و ادراک که محور اساسی عملکردهای شناختی هستند، مورد توجه قرار گرفته است (۴-۲). این مدل‌ها، در پژوهش‌های انجام شده اغلب و پیش از آن که به مطالعه توانمندی‌های مدل‌ها با هدف مقایسه آنها پرداخته شود، به طور مستقل مورد بررسی قرار گرفته است. همچنین به قابلیت‌های جدید و ویژه‌ایی که مدل انرژی آزاد مغز در مقایسه با دیگر مدل‌ها در اختیار قرار می‌دهد اشاره خواهیم کرد. توجه به این نکته ضروری است که کمابیش اغلب مدل‌ها هم در حوزه شناختی و هم در حوزه هوش مصنوعی قابل استفاده هستند ولی توانمندی این مدل‌ها در کاربردهایی که برای هر حوزه دارند با یکدیگر متفاوت است. به طوری که مثلا مدل شبکه‌های معنایی از نظر کاربردی در حوزه هوش مصنوعی فقط در توسعه مفاهیم یاری می‌کند در حالی که مدل انرژی آزاد مغز قابلیت استفاده‌های کاربردی مختلفی در هوش مصنوعی و روان‌شناسی شناختی دارد که در ادامه به برخی از آنها خواهیم پرداخت.

۱. معرفی مدل‌ها

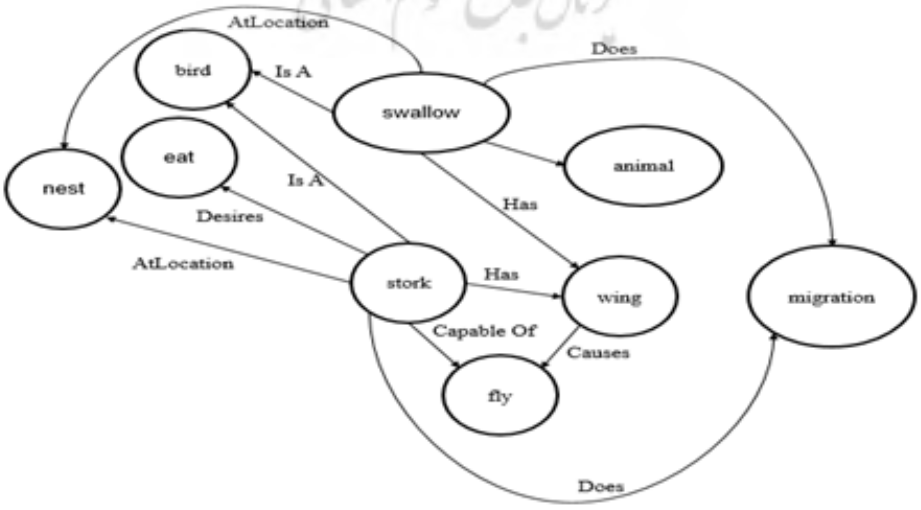
در این بخش به معرفی سه مدل شناختی و ویژگی‌های هر یک به صورت فشرده خواهیم پرداخت.

۲-۱- مدل شبکه‌های معنایی

دانش اخباری و یادگیری، نتیجه پردازش مغز روی داده‌های موجود در حافظه معنایی است. ادراک مفاهیم و ویژگی‌های آنها و ارتباط میان مفاهیم مختلف بر اساس اشتراکات موجود در ویژگی‌هایشان، دانش اخباری را شکل می‌دهند (۴). مشاهدات (محرک‌ها: Stimuli)، مفاهیم را تولید می‌کنند و پس از آن مفاهیم در حافظه ذخیره می‌شوند. باید توجه داشت که در حافظه معنایی، معنی یک مفهوم حفظ می‌شود و نه خودِ واژه یا ویژگی‌های دستوری یک جمله مفهومی. مفاهیم از طریق محرک‌هایشان تولید می‌شوند، به عبارت دیگر، مفاهیم، متغیرهای پنهانی در محیط هستند که با واسطه محرک‌ها، امکان کشف یا استنباط را پیدا کنند.

در یک فرایند تولید دانش اخباری، اطلاعاتی که به صورت سلسله مرتبه‌ایی یا ارتباط بر اساس معنا یا ویژگی‌های مشترک در حافظه معنایی و در قالب شبکه‌ایی متشکل از مفاهیم (Concepts) و لینک‌های ارتباطی میان آنها (شبکه معنایی) ساخته شده است، مولد دانش اخباری خواهد بود (۶). محرک‌های هر مفهوم می‌تواند متنوع و زیاد باشد که این تنوع بسته به نوع عامل (انسانِ مشاهده‌گرِ محرک‌ها)، ممکن است از نظر کیفیت و اندازه تغییر یابد ولی بیشتر مفاهیم و اشیایی که در محیط وجود دارند، محرک‌هایی ایجاد می‌کنند که روی عامل‌های انسانی، به صورت یکسان تاثیر می‌گذارند.

به این ترتیب دانش معنایی، نتیجه ادراک ورودی و استنباط عامل‌ها از این ادراکات است که در حافظه معنایی و به صورت یک شبکه ارتباطی ذخیره می‌شود. این شبکه سببِ سازمان‌دهی معنایی می‌شود، که امکان بازیابی اطلاعات را در اختیار عامل قرار می‌دهد. این نوع سازمان شبکه‌های معنایی به صورت سلسله‌مراتبی و ترکیبی از مفاهیم به صورت گره‌ها و روابط میان مفاهیم (محرک‌های مفاهیم در ایجاد روابط موثرند) است. ارتباطات در یک نمایش گرافیکی از شبکه‌های معنایی به صورت پیکان‌های ارتباطی میان مفاهیم، نشان داده می‌شود. نمونه‌ایی از شبکه‌های معنایی در شکل ۱ نشان داده شده است (۷، ۸).



شکل ۱. نمونه‌ایی از یک شبکهٔ معنایی با ۱۱ مفهوم و ۱۱ لینک ارتباطی (۷)

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

به عنوان مثال در شبکه معنایی شکل ۱، IsA یعنی ارتباط مستقیم بین دو مفهوم، به عنوان مثال "bird is an animal" یا CapableOf به معنای توانایی یک مفهوم نسبت به انجام یک مفهوم دیگر است مثل "stork capable of fly".

شبکه‌های معنایی به شکل‌ها یا مدل‌های مختلفی که دارای اشتراکات و تفاوت‌هایی با یکدیگر هستند (۹، ۱۰)، ارائه می‌شود، ولی ویژگی مشترک همگی آنها، تاکید روی مفاهیم و ویژگی‌های مفاهیم (محرک‌ها) برای تفکیک یا دسته‌بندی مفاهیم است. از جمله این مدل‌ها عبارتند از (۱۱، ۱۲):

- مدل مقایسه ویژگی‌ها: مفاهیم با تطبیق ویژگی‌هایشان (محرک‌هایی که تولید می‌کنند)، و با توجه به ویژگی‌های گروه مورد نظر طبقه‌بندی می‌شوند.

- مدل شبکه‌های سلسله‌مراتبی: مفاهیم با بکارگیری روابط سلسله‌مراتبی در شبکه معنایی، سازمان‌دهی می‌شوند. این مدل قابلیت استفاده از بیشینه ظرفیت خود را داراست که این امر با کمترین موارد حذف حواشی صورت می‌گیرد. دلیل وجود چنین قابلیتی آن است که هر محرک یا مشخصه‌ایی را که برای مفاهیم رده‌های بالاتر در نظر می‌گیریم، برای تمام مفاهیم رده‌های پایین‌تر قابل تسری است (۱۱).

- مدل فعال‌سازی گسترش‌یابنده: این مدل، بر مفاهیم به هم پیوسته تاکید دارد. مفاهیم پس از فعال شدن در ذهن، در طول مسیرهای شبکه گسترش می‌یابد و مفاهیم دیگر را فعال می‌کند ولی هر قدر از مفهوم اولیه فاصله بگیرد، توان فعال‌سازی مفاهیم بعدی کاهش پیدا می‌کند (۱۲، ۱۳).

مدل‌های شبکه‌های معنایی علی‌رغم نقاط قوت فراوان در توضیح عملکردهای حافظه که منجر به تولید دانش می‌شود، دارای نقاط ضعفی هم هستند. به عنوان مثال مدل سلسله‌مراتبی، ممکن است برای بعضی از مفاهیم، نتواند ویژگی‌ای بیابد که آن را در یکی از سطوح سلسله‌مراتب قرار دهد و یا حتی امکان دارد که دچار نوعی تضاد در پیش‌بینی سطوح سلسله‌مراتب برای بعضی مفاهیم گردد.

موفقیت مدل فعال‌سازی گسترش‌یابنده هم به شدت، وابسته به توضیح مناسب نتایج آزمایش است و اگر آن را به خوبی انجام ندهد، مدلی ناکارا محسوب می‌شود.

فرایند تولید دانش در شبکه‌های معنایی، نتیجه‌ایی از فرایند تولید محرک‌ها توسط مفاهیم و ارتباط مفاهیم دریافت شده با محرک‌هاست. این ویژگی شبکه‌های معنایی، نمایان‌گر یک مدل مارکوفی (Markovian model) با دو مشخصه اساسی زیر است (۱۴، ۱۵).

- مفاهیم (حالات)، به طور کامل، شناخته شده نیستند و درک یا استنباط هر یک به معنای استنباط همه مفاهیم موجود نیست و مفاهیم به عنوان متغیرهای پنهانی که باید از طریق محرک‌ها استنباط شوند، شناخته می‌شوند. به طوری که از نظر عامل برخی مفاهیم از طریق استنباط قابل درک و برخی به صورت پنهان در محیط قرار دارند.

- استنباط هر مفهوم تحت یک فرایند احتمالاتی از طریق ویژگی‌ها یا محرک‌های تولید شده آن مفهوم صورت می‌گیرد. با توجه به مدل‌های شبکه‌های معنایی، نحوه تولید دانش معنایی، نتیجه‌ایی از تبدیل سیگنال‌های ادراکی پیوسته به نمادهایی گسسته (مفاهیم) تحت فرایند مارکوفی، است.

البته می‌توان با توجه به ارتباط محرک‌ها با مفاهیم و شدت این ارتباط (میزان احتمالی که به هر محرک برای تولید هر مفهوم اختصاص می‌دهیم) بر اساس مجموعه‌هایی از محرک‌ها و مفاهیم، ماتریس‌های ارتباطی میان آنها را مشخص و نسبت به محاسباتی‌سازی این روابط در شبکه‌های معنایی اقدام کرد.

بسته به این که مفاهیم، به صورت حسی یا انجمنی باشند، ویژگی‌هایشان از طریق دریافت‌های حسی یا داده‌های کلامی یا نوشتاری، توسط عامل ادراک می‌شوند. در مغز عامل، به محض دریافت محرک‌های محیطی، یا مفاهیم قبلی فعال و راه اندازی می‌شود و یا این که مفهومی جدید شکل می‌گیرد (۱۶، ۱۷). به عنوان مثال هنگام شنیدن صدای پارس سگ و دیدن شکل یک سگ، مفهوم سگ در ذهن راه‌اندازی می‌شود (Priming). در این حالت صدا و تصویر که از طریق دو مودالیته حسیِ آوایی و بینایی دریافت می‌شود، به عنوان مشخصه‌ها (محرک‌ها) و خودِ سگ به عنوان یک مفهوم، شکل خواهد گرفت. مفاهیم می‌توانند واجدِ هر دو ویژگی عینی و انتزاعی هم باشند. اگر n تا مفهوم وجود داشته باشد، می‌توان برای تمام آنها m تا ویژگی در نظر گرفت که ممکن است، بعضی از این ویژگی‌ها در مفاهیم مختلف، مشترک باشند. اگر چند مفهوم در تمام ویژگی‌هایشان اشتراک داشته باشند، مفاهیم مترادف شکل می‌گیرند (۱۶). مجموعه مفاهیم و محرک را به صورت زیر نشان می‌دهیم:

مجموعه مفاهیم: $S = \{s_1, ..., s_n\}$

مجموعه محرک‌ها: $R = \{r_1, ..., r_n\}$

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

می‌توان رابطه میان مفاهیم و محرک‌ها را به صورت یک ماتریس با ابعاد $m \times n$ در نظر گرفت (ماتریس A) که به آن ماتریس یا مدل تولید مفاهیم از محرک‌ها هم گفته می‌شود. سطرهای این ماتریس به تعداد مفاهیم و ستون‌هایش به تعداد محرک‌ها است. در ساده‌ترین حالت، مولفه‌های ماتریس $A(a_{ij})$، باینری خواهند بود. در این حالت، اگر یک ویژگی خاص، مانند ویژگی j اُم، در یک مفهوم خاص مانند مفهوم i اُم، وجود نداشته باشد مولفه برابر با صفر و در غیر این صورت برابر با یک است.

بدیهی است این نوع شبکه‌ها می‌تواند برای یک مفهوم خاص در دو شخص مختلف با توجه به میزان دانش هر یک، نوع فرهنگ‌ها، و متغیرهای مختلف دیگری مانند محیط زندگی، جغرافیا و .... متفاوت باشد. همچنین زمان بازنمایی مفاهیم بسته به میزان آشنایی شخص با مفهوم تغییر می‌کند. در عین حال در مورد مفاهیم مختلف ممکن است نتایج یکسانی حاصل نشود. به عنوان مثال "تاکسی یک وسیله نقلیه است" با "کالسکه یک وسیله نقلیه است" علی‌رغم این که گزاره‌های درستی هستند و در یک مرتبه کاربردی قرار دارند، ولی ممکن است زمان بازبینی آنها در ذهن متفاوت باشد و زمان طولانی‌تری برای تایید جمله "کالسکه یک وسیله نقلیه است" اختصاص یابد. از جمله محدودیت‌های دیگر شبکه‌های معنایی، عدم توجه کافی به دانش‌های رویه‌ایی (Procedural knowledge) یا مهارتی مانند رانندگی، بازی پینگ پونگ و.... است، که در آنها کنش (Action)، به عنوان بخشی از دانش مورد نیاز برای دستیابی به کل آن دانش، وجود ندارد و یا بسیار کمرنگ و بی‌تاثیر است.

۲-۲- مدل بازنمایی و تولید دانش ACT-R

در یک فرایند تولید دانش رویه‌ایی، مجموعه‌ایی از کنش‌های ممکن برای دست‌یابی به یک هدف خاص لازم است، به عنوان مثال برای یادگیری رانندگی لازم است تعدادی از کنش‌های مختلف و متوالی که در زمان‌بندی درست صورت می‌پذیرد انجام شود تا راندن خودرو به نحو مطلوب ممکن گردد. این روش برای درک فرایند یادگیریِ رویه‌ایی به عنوان الگوی پردازش متوالی اطلاعات شناخته می‌شود. در مدل ACT-R برخی ویژگی‌های شبکه‌های معنایی و برخی ویژگی‌های الگوهای پردازش متوالی با یکدیگر ترکیب و در قالب یک مدل مبتنی بر ارتباط میان انواع حافظه ارائه شده است (۱۸). مدل ACT-R مدلی با ویژگی‌های منطبق با معماری‌های شناختی، به عنوان مجموعه‌ایی مرتبط از پیمانه‌های (Modules) مختلف شناختی در مورد ساختار و عملکرد ذهن انسان، است (۲). این مدل، مفاهیم را با نمادهایی که از روی ساختارهای قبلی به دست آمده است ترکیب می‌کند، به همین دلیل آن را در دسته مدل‌های نمادین قرار می دهند (۲۱-۱۹). یکی از ویژگی‌های مدل‌های نمادین آن است که کاربر با آنها راحت‌تر ارتباط برقرار می‌کند. این نوع معماری شناختی با این که بسیار کاربردی است ولی زمان زیادی برای تولید دانش پایه نیاز دارد همچنین تا حدی بر مبنای شباهت‌های مغز با رایانه شکل گرفته است. این مدل فرضیه‌ایی یکپارچه شده درباره ذهن انسان است و بینش‌های جدیدی در خصوص یکپارچگی شناخت و به صورت فرایند محور، فراهم می‌کند. این فرضیه‌ها بر پایه واقعیت‌هایی شکل گرفته که از آزمایشات روان‌شناسی استخراج شده است و در سطح بیرونی، همانند یک زبان برنامه نویسی ارائه می‌شود.

این مدل از سه بخش زیر تشکیل شده است:

- پیمانه‌ها، از پیمانه‌های ادراکی_موتوری که با جهان واقعی ارتباط برقرار می‌کنند (مهمترین آنها پیمانه‌های بینایی و دستی هستند) و پیمانه‌های حافظه که اطلاعات مرتبط با یادگیری‌های اخباری و رویه‌ایی را ذخیره‌سازی می‌کنند، تشکیل شده است.
- بافرها (Buffers)، که از طریق آنها امکان دسترسی به ماژول‌های مختلف به جز پیمانه حافظه رویه‌ایی فراهم می‌شود. محتویات بافرها در یک لحظه خاصِ زمانی، بیانگر حافظه مدل در آن لحظه است. در بافرها مجموعه‌ایی از چانک‌ها (Chunks) قرار دارد. هر چانک عنصری از دانش اخباری است که ارتباط میان آنها از طریق بافرها و پیمانه‌ها صورت می‌گیرد.
- تطبیق‌دهنده الگوها (Patterns matching)، الگوسازها در این مدل به دنبال محصولات (خروجی‌هایی) می‌گردند که با حالت فعلی بافرها منطبق باشند. همچنین در هر لحظه فقط یک محصول قابلیت اجرا خواهد داشت. پس از اجرا، امکان اصلاح بافر فراهم می‌شود که در این صورت، نتیجه حالات سیستم تغییر خواهد کرد.

به این ترتیب، شناخت به عنوان یک وضعیت یا حالت، هنگام برانگیختگی محصول آشکار می‌شود. به عبارت دیگر می‌توان نتیجه گرفت که مدل ACT-R، یک سیستم تولید (Generative system) است (۲۲). ماژول‌های این معماری شناختی در شکل ۲ نشان داده شده‌اند.

در این مدل ارتباط بین سه حافظه اخباری، تولیدی (رویه‌ایی) و حافظه کاری اساس فرایندهای شناختی را تشکیل می‌دهد (۲۳). ترکیب بازنمایی شبکه برای دانش اخباری و بازنمایی بخش تولید برای دانش اجرایی بر مبنای الگوی پردازش اطلاعات منطبق با دانش آن است. شبکه‌ها مجموعه‌ایی از تصاویر، شکل‌های فضایی و اشیاء مختلف و ارتباط میان آنها و نیز اطلاعات زمانی مرتبط با توالی اقدامات اجرایی

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

در جهت تولید دانش رویه‌ایی است. شبکه‌های اخباری در این مدل مشابه شبکه‌های معنایی است که با دریافت محرک‌های مختلف سبب فعال شدن مفاهیم که در مدل به آنها گره هم می‌گویند، خواهد شد (۲۰). فعال‌سازی گره‌ها با توجه به نوع تحریکات به گره‌های مجاور توسعه و آنها را فعال می‌کند. با تکرار محرک‌ها و بازنمایی مفاهیم مختلف، ارتباط میان آنها قوی‌تر خواهد شد و در صورتی که گره‌ها کمتر استفاده شوند، تضعیف خواهند شد. مدل ACT-R در حوزه عملکردهای مختلف شناختی مانند یادگیری و حافظه، ادراک و توجه، زبان و... موفقیت آمیز بوده است (۲۰). همچنین کاربران این مدل می‌وانند از طریق برنامه‌نویسی (که به صورت پایه‌ایی از زبان هوش مصنوعی LISP استفاده می‌شود) برای توسعه مدل خود اقدام نمایند (۲۴).

شکل ۲. معماری شناختی ACT-R، ارتباط با محیط و ماژول‌های مدل برای تولید دانش اخباری و داتش رویه‌ای (۱۸)

۲-۳- مدل انرژی آزاد مغز

طبق اصل انرژی آزاد، مغز موجودیتی فرضیه آزمون دارد (۲۵). مغز همواره در حال بروزرسانی فرضیات خود بر اساس مفاهیمی است که از طریق ادراکات دریافتی از محیط با توجه به محرک‌های حسی، استنباط می‌کند، به طوری که این مفاهیم با تولید محرک‌های حسی مختلف و تاثیر روی ادراکات حسی، قابل استنباط می‌شوند. این بروزرسانی بر مبنای استنباط بیزی و در یک فرایند مارکوفی که در آن بعضی مفاهیم یا حالات محیطی، شناخته شده و بعضی دیگر پنهان و ناشناخته هستند، انجام می‌گیرد (۳).

حالات محیطی سبب بروز محرک‌های مختلف و وجود محرک‌ها در محیط نشان‌دهنده حالات پنهان یا آشکار شده در محیط هستند. در سمت محیط تمام محرک‌ها و حالات به صورت درست و واقعی وجود دارد. در سمت عامل، پس از دریافت محرک‌های محیطی که ممکن است تحت شرایط عدم قطعیت یا تغییرات مختلف تا هنگام ادراک توسط عامل قرار گرفته باشند، مجموعه‌ایی از محرک‌های ادراک شده غیر قطعی یا احتمالاتی را خواهیم داشت که نشان‌دهنده وجود حالات یا مفاهیم پنهانِ محیطی هستند که توسط عامل، شناخته و در نهایت در مغز عامل کدگذاری می‌شوند.

دریافتِ داده‌های حسی و افزایش آنتروپی، سبب شگفتی (Surprisal) می‌شود. برای اجتناب از اختلال در مغز، این شگفتی که نتیجه عدم تطابق داده‌های دریافتی با فرضیه‌های موجود در مغز است، باید سریعا، از طریق مصرف انرژی آزاد از بین برود. شگفتی، نتیجه اختلاف داده‌های حسی با ادراکات مغزی مبتنی بر پیش‌بینی است که همان انرژی آزاد است. بر همین اساس، اصل انرژی آزاد (FEP)، بیان می‌کند که هر تغییر تطبیقی در مغز، انرژی آزاد را کمینه خواهد کرد (۲۶). در این حالت و با دریافت داده‌های حسی و افزایش شگفتی، ارتباطات سیناپتیکِ مغزی از طریق کدگذاری بروزرسانی می‌شود (۲۷).

اگر متغیر φ به عنوان ورودی‌های حسی باشد، آنتروپی این ورودی‌ها از معادله ۱ به دست می‌آید:

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

معادله ۱:

$$H(\varphi) = -\int p(\varphi|m)\ln p(\varphi|m)d\varphi$$

$$= \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{\circ}^{T} -\ln p(\varphi|m)dt$$

که در آن $H(\varphi)$ آنتروپی محرک‌های حسی، m، مدل تولیدی که مفاهیم (حالات) را از روی محرک‌های حسی تولید می‌کند و t متغیر زمان است. $p(\varphi|m)$، احتمال وجود محرک‌های حسی و منفی لگاریتم آن، مقدار شگفتی که به آن مقدار خود اطلاعات (Self-information) هم گفته می‌شود، را نشان می‌دهد. مغز، برای پیشگیری از تاثیر شگفتی، بر اساس استنباط بیزی علل به وجود آورنده محرک‌های حسی، یعنی مفاهیم یا حالات محیطی را با روش احتمالاتی بیزی استنباط می‌نماید (۲۸). معادله ۱ نشان می‌دهد که کمینه‌سازی آنتروپی با فشرده‌سازی شگفتی در طول زمان ارتباط دارد. به این ترتیب، مغز بر اساس ساختار فرضیه آزمون خود، به طور دایم، درگیر کمینه‌سازی خطاهایش در مورد پیش‌بینی‌ها بر اساس این فرضیات است. به بیان دیگر انرژی آزاد همان خطای پیش‌بینی است.

در مدل انرژی آزادِ مغز، دو ترمِ شگفتی (مقدار اطلاعاتِ محرک‌های حسی دریافتی) و واگرایی بین احتمال استنباطی پسین تخمینیِ $q(\theta)$ با مدل احتمالاتیِ واقعیِ $p(\theta|\varphi)$، مقدار انرژی آزاد را تعیین می‌کند، که در آن θ همان مفاهیم موجود در محیط، یا حالات محیطیِ به وجود آورنده محرک‌های حسی هست (۲۶، ۲۹).

با توجه به مقدار شگفتی و تاثیر آن روی انرژی آزاد، مرزِ شگفتی با ترمِ $-\log p(\theta)$ مشخص می‌شود که پس از بروزرسانی، مدلی از چگونگی تولید شگفتی‌ها به ازای دریافت‌های حسی خواهیم داشت. هر تغییر تطبیقی در مغز، انرژی آزاد را کمینه می‌کند، این کمینه‌سازی با دو فرایند ادراک و کنش به صورت زیر انجام می‌گیرد (۲۶، ۲۷):

- ادراک (Perception)، به معنای تغییر انتظارات در جهت کاهش آنتروپی و خطای پیش‌بینی
- کنش، به معنای تغییر پیکربندی عامل از طریق تاثیرگذاری عاملِ زیستی روی محیط با هدف تغییر محرک‌های حسی و درجهت اجتناب از غافل‌گیری یا شگفتی

با ترکیب ادراک و کنش، امکان تطابق با محرک‌های حسی جدید، فراهم می‌شود. به این فرایند، استنباط فعال (Active inference) گفته می‌شود.

معادلات انرژی آزاد در دو فرایند ادراک و کنش به صورت معادلات ۲ خواهد بود:

معادلات ۲:

ادراک برای بهینه‌سازی مرز شگفتی

$$\begin{cases} F = \text{Divergence} + \text{Surprise} \\ \quad = D_{KL}\left(q(\theta|\mu)\,\|\,p(\theta|\tilde{\varphi})\right) - \ln p(\tilde{\varphi}) \\ \mu = \arg\min_{\mu} \text{Divergence} \end{cases}$$

کنش برای کمینه‌سازی مرز شگفتی

$$\begin{cases} F = \text{Complexity} - \text{Accuracy} \\ \quad = D_{KL}\left(q\|p(\theta)\right) - \left\langle \ln p\left(\tilde{\varphi}(a)|\theta,m\right)\right\rangle_{q} \\ a = \arg\max_{a} \text{Accuracy} \end{cases}$$

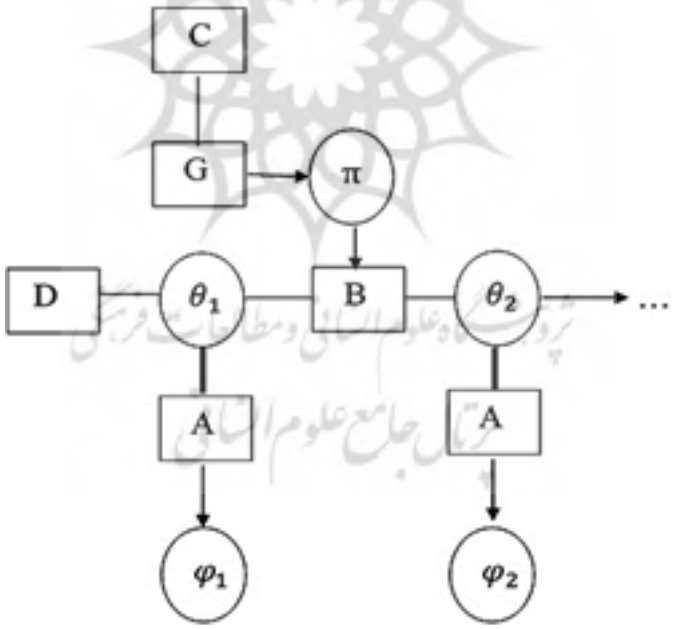
در این معادلات، μ حالات درونی و کدگذاری شدهٔ مدل در مغز و a، کنش مورد نیاز در جهت تاثیرگذاری روی محرک‌های حسی با هدف کاهش انرژی آزاد است.

با بروزرسانی مدل، μ تغییر خواهد کرد. مفاهیم (حالات) پنهان محیطی، توسط حالات داخلی مغز یعنی μ، پارامتری و کدگذاری می شوند. برای انتخاب کنش‌های مناسب، لازم است پالیسی‌هایی (π) اتخاذ شود که با به کارگیری کنش‌های انتخابی منجر به کمینه‌سازی انرژی آزاد شود (۳۰). این کنش‌ها با توجه به دریافت‌های حسی جدید می‌توانند در پله‌های زمانی (به صورت ناپیوسته) تغییر نمایند. یعنی کنش‌ها تابعی از سیاست‌های مورد نظر در هر پله زمانیِ مانند τ خواهد بود. مجموعه متغیرهای فرایند استنباط فعال بر اساس سیاست‌ها و کنش‌های انتخابی در مراحل مختلف، در جدول ۱ آمده است (۳، ۳۱): فرایند بروزرسانی مغز و تولید مفاهیم از محرک‌ها که با کمینه‌سازی انرژی آزاد انجام می‌شود، در شکل ۳ نشان داده شده است.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

جدول ۱. متغیرهای مدل استنباط فعال

توضیح Description	نماد Expression
متغیر محرک‌های حسی	φ
متغیر مفاهیم پنهان	θ
یک کنش خاص در پله زمانی τ	$a_\tau = \pi(\tau)$
کل پله‌های زمانی	T
پله‌های زمانی از پله اول تا پلّهٔ T اُم	$\tau \in [1,2,...,T]$
سیاست انتخابی در هر پله زمانی برای یک کنش خاص	π
مجموعه سیاست‌های مرتبط با هر کنش در هر پله زمانی	$\pi_\pi = (a_{\pi,1}, a_{\pi,2}, ...a_{\pi,T})$
مجموعه محرک‌های حسی در تمام پله‌های زمانی	$\tilde{\varphi} = [\varphi_1,...,\varphi_T]$
مجموعهٔ مفاهیم پنهان در تمام پله‌های زمانی	$\tilde{\theta} = [\theta_1,...,\theta_T]$
کدگذاری مفاهیم در مغز	μ
انرژی آزاد متغیر	F



شکل ۳. تولید مفاهیم در یک شبکه بیزی و طبق فرایند تصمیم‌سازی مارکوفی بر اساس اصل انرژی آزاد (۳۵)

عامل، به فرضیاتی که نشان‌دهنده تولید مفاهیم با توجه به محرک‌های حسی است، نیازمند است، برای کمینه‌سازیِ انرژی آزاد، وجود توابع چگالی بازشناسی و چگالی تولید ضروری خواهد بود. استنباط فعال و کمینه‌سازی انرژی آزاد، سبب تکامل مدلِ تولید مفاهیم، نسبت به زمان می‌شود، به نحوی که شواهد را برای مشاهداتِ (محرک‌ها) انجام شده بیشینه می‌کند.

البته از ابتدا، توزیع محرک‌ها یا مفاهیم مشخص نیست، برای فرایند یادگیری، از روش بیزِ ناپارامتری (BNP: Bayesian Non Parametric) استفاده می‌شود. با این روش می‌توان با افزایش تعداد مشاهدات (محرک‌ها)، در طول زمان، با انعطاف‌پذیری بالا، مدل را به

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

صورت بدون سرپرست، ارتقا داد و بروزرسانی کرد. در مورد توزیع‌های مفاهیم، محرک‌ها و توزیع احتمالی سیاست‌ها ($q(\pi)$) به دلیل تجرید و ناپیوستگی این متغیرها از توزیع چند جمله‌ایی دسته‌ایی (Cat: categorical) استفاده می‌کنیم.

با توجه به این که توزیع دیریکله (Dirichlet) مزدوج پیشین توزیع چند جمله‌ایی است، می‌توان در استنباط بیزی برای ساده‌تر شدن محاسبات از آن استفاده کرد. در آمار ناپارامتری و به کارگیری متغیرهای ناپیوسته‌ایی مانند مفاهیم، استفاده از توزیع چند جمله‌ایی و فرایند دیریکله بسیار رایج است. بر این اساس متغیرها و توابع مدل تولید مفاهیم در جدول ۲ آمده است (۳۳، ۳۴).

جدول ۲. متغیرها و توابع توزیع مدل تولید

ماتریس شباهت (نگاشت مفاهیم به محرک‌ها)	A
ماتریس انتقال (نگاشت مفاهیم قبلی به جدید)	B
توزیع پیشین محرک‌ها	C_τ
توزیع پیشین مفاهیم (باورهای پیشین)	D
پارامتر دقت	γ
پارامترهای دیریکله	a,b,d
$p(A)=\mathrm{Dir}(a), p(B)=\mathrm{Dir}(b), p(D)=\mathrm{Dir}(d)$ $p(\varphi_\tau\|\theta_\tau)=\mathrm{Cat}(A), p(\theta_{\tau+1}\|\theta_\tau,\pi)=\mathrm{Cat}(B_{\pi\tau})$ $p(\varphi_\tau)=\mathrm{Cat}(C), p(\theta_1)=\mathrm{Cat}(D), p(\pi)=\sigma(-\gamma G(\pi))$ $G(\pi)=\sum_\tau^T G(\pi,\tau)$	

در جدول ۲، G، انرژی آزاد مورد انتظار (پیش‌بینی‌شده در آینده) بر اساس سیاست انتخابی است. نماد σ به معنای تابع بیشینه هموار (Softmax) که مقادیر انرژی آزاد مورد انتظار (EFE: Expected Free Energy) را به بازهٔ احتمالیِ [۰و۱] منتقل می‌کند تا احتمال سیاست‌های انتخابیِ $p(\pi)$ را به ازای هر سیاست مشخص کند.

فرایند تولید مفاهیم و نمایش تاثیرگذاری متغیرها روی مدل تولید را می‌توان در شکل ۳ در قالب یک مدل مارکوفی مشاهده کرد. این مدل یک مدل تولید مفاهیم از محرک‌ها است که از طریق کمینه‌سازی واگرایی میان توابع توزیع بازشناسی و تولید، امکان محاسبه تخمینی تابع توزیع بازشناسی بر مبنای استنباط بیزی را فراهم می‌شود، به همین دلیل به این روش یافتن تابع توزیع پسین تخمینی به روش بیز متغیر گفته می‌شود (۳۵).

با توجه به روابط و معادلات جدول ۲ و شکل ۳، یک فرایند تصمیم‌سازی بیزی خواهیم داشت که انرژی آزاد مورد انتظارِ G، تعیین‌کنندهٔ پالیسی‌هایی است که برای ادراک مفاهیم در آینده (با هدف کمینه‌سازی انرژی آزاد) مورد نیاز است. همچنین مفاهیمِ اولیه بر اساس تابع توزیع پیشین اولیه و ماتریس D، برای عامل به صورت قابل باور وجود دارد که در ادامهٔ فرایند، و با دریافت محرک‌های حسیِ جدید، مفاهیم، طی یک استنباط بیزی و تحت ماتریس تبدیل B، بروزرسانی می‌شوند. در عین حال، نحوه تولید مفاهیم از طریق محرک‌های حسی با ماتریس (بلوک) A در شکل ۳ نشان داده شده است. مدل تولید احتمالاتی در معادله ۳ نشان آمده است.

معادله ۳:

$$p(\tilde{\varphi},\tilde{\theta},\pi)=p(\theta_1)p(\pi)\prod_\tau p(\theta_{\tau+1}|\theta_\tau,\pi)p(\varphi_\tau|\theta_\tau)$$

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

روش کار

بخش قبل ضمن معرفی مدل‌های مورد نظر، نشان می‌دهد روش کار برای این پژوهش بر اساس مطالعات کتابخانه‌ای، ارتباط با گروه محقق اولیه پیشنهاد دهنده مدل استنباط فعال و به ویژه پروفسور Karl Friston در مورد مدل استنباط فعال مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته‌اند و با توجه به تشابهات و تفاوت‌های مدل‌ها با هم، نتایج مرتبط با این بررسی ارائه شده است.

یافته‌ها

۳- مقایسه مدل‌های شناختیِ شبکه‌های معنایی، ACT-R و استنباط فعال

در این قسمت به مقایسه سه مدل مطرح شده در بخش‌های قبل می‌پردازیم.

۳-۱- یادگیری اخباری و رویه‌ایی: شبکه‌های معنایی تنها در زمینه یادگیری اخباری، قابلیت تفسیر، تبیین و محاسباتی‌سازی دارد. یادگیری رویه‌ایی در مدل ACT-R از طریق یک نظام تولید و با ارتباط میان حافظه اخباری (declarative memory) و حافظه کاری با دنیای خارج ممکن می‌شود. مدل انرژی آزاد مغز به صورتی است که ضمن محاسباتی‌سازی هر دو فرایند یادگیری اخباری و رویه‌ایی و تولید دانش، امکان بروز عدم قطعیت را از طریق استنباط فعال و مبتنی بر احتمالات بیزی فراهم می‌کند.

۳-۲- محاسباتی‌سازی ادراک: مدل شبکه‌های معنایی، فاقد قابلیت توضیح ادراکات و امکان محاسباتی‌سازی آن است. در مدل ACT-R ادراکات از طریق دریافت داده‌های حسی و به صورت ماژولار و تحت یک استنباط تقریبا قطعی صورت می‌پذیرند. در مدل انرژی آزاد مغز ادراکات تحت فرایند بیز متغیر به خوبی و با دقت بالا محاسباتی‌سازی می شود.

۳-۳- میزان پیچیدگی مدل‌ها: مدل شبکه‌های معنایی ساده‌ترین و مدل انرژی آزاد پیچیده‌ترین مدل بین این سه مدل است. مدل ACT-R امکان ارائه عملکردهای شناختی را به صورت بدون سرپرست به صورت بسیار محدود فراهم می‌کنند و این در حالی است که با توجه به ماهیت احتمالاتی مدل انرژی آزاد و نزدیکی به استنباطات انسانی، این مدل بسیار بهتر از مدل ACT-R در این زمینه عمل می‌کند.

۳-۴- توانمندی‌های مدل در هوش مصنوعی: مدل‌های شبکه‌های معنایی و ACT-R به عنوان مدل‌هایی فرایند محور به صورت محدودی در هوش مصنوعی و رباتیک امکان استفاده دارند در حالی که مدل انرژی آزاد با توجه به این که هر دو جنبه فرایند محوری و نتیجه محوری را در بر می‌گیرد می‌تواند در حوزه هوش مصنوعی که بیشتر نتیجه محور است مورد استفاده قرار گیرد.

۳-۵- توانمندی مدل‌ها در حوزه بیماری‌های شناختی و توان‌بخشی: مدل شبکه‌های معنایی قابلیت اندکی در مدل‌سازی بیماری‌های شناختی یا توان‌بخشی‌های شناختی در اختیار قرار می‌دهد در حالی که دو مدل دیگر امکان توضیح فرایندهای مختلفی که منجر به بیماری‌های شناختی می‌شود را به صورت بهتری ارائه می‌کنند. همچنین با مدل‌سازی بیماری‌ها توسط دو مدل انرژی آزاد و ACT-R می‌توان پیش‌بینی‌هایی در مورد نحوه توان‌بخشی‌های شناختی انجام داد. مدل انرژی آزاد برخی بیماری‌های شناختی را به صورت بسیار دقیق‌تری مدل‌سازی می‌کند، به طوری که در بیماری‌هایی مانند اسکیزوفرنی، اختلالات توجه و آلزایمر، می‌تواند راه‌کارهایی موثر برای کنترل یا کاهش هر یک پیشنهاد نماید (۲۶).

نتیجه‌گیری

در این مطالعه به بررسی سه مدل شناختیِ شبکه‌های معنایی، ACT-R و انرژی آزاد مغز پرداختیم. قابلیت‌های این مدل‌ها در حوزه‌های مختلف شناختی، هوش مصنوعی، توان‌بخشی‌های شناختی و مدل‌سازی عملکردهای شناختی مورد توجه قرار گرفت. در نهایت می‌توان بیان داشت که مدل انرژی آزاد برتری‌های فراوانی در مدل‌سازی مغز انسان نسبت به مدل‌های دیگر دارد. در کارهای آینده ضمن استفاده از دو مدل انرژی آزاد و ACT-R در حوزهایی مانند بیماری‌ها می‌توان پیشرفت‌های چشمگیری را شاهد بود. در بیماری‌هایی مانند اسکیزوفرنی و اختلالِ توجه با توجه به مدل استنباطی ارائه شده توسط مدل انرژی آزاد مغز، موفقیت‌های خوبی از هم اکنون به دست آمده است.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق در پژوهش

این مطالعه به روش کتابخانه‌ایی و بدون استفاده از آزمودنی‌ها یا دیگر افراد انجام شده است. در تعامل با افراد هیچ ویژگی در جهت عدم رعایت اصول اخلاقی وجود نداشته است.

مشارکت نویسندگان

این مقاله توسط نویسنده مسئول تهیه شده است و دیگر نویسندگان به عنوان راهنما و مشاور در آن مشارکت داشته‌اند.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

منابع مالی

در اجرای این مطالعه هیچ‌گونه کمکی از هیچ سازمانی دریافت نشده است.

تشکر و قدردانی

از جناب پروفسور Karl Friston استاد دانشگاه لندن به خاطر راهنمایی‌ها، ارسال مقالات و نتایج پژوهش‌هایشان که در این مطالعه بسیار تاثیرگذار بوده است کمال سپاس‌گزاری را دارد.

تعارض منافع

در این مطالعه هیچ‌گونه تعارض منافعی با هیچ شخص حقیقی یا حقوقی وجود نداشته است.

References

1. Strenberg R. Cognitive psychology. Belmont, CA:Thomson/ Wadsworth;2006.

2. Anderson B. Computational neuroscience and cognitive modelling: A student's introduction to methods and procedure. Waterloo:Sage;2014.

3. Friston K, Kilner J, Harrison L. A free energy principle for the brain. *Journal of Physiology-Paris*. 2006;100(1-3):70-87.

4. Love BC. Encyclopedia of cognition science. London:Nature Publishing Group;2003.

5. Coleman AM. A dictionary of psychology. Oxford:Oxford University Press;2008.

6. Schraw G. Promoting general metacognitive awareness. *Instructional Science*. 1998;26(1):113-125.

7. Lehmann F. Semantic networks. *Computers Mathematics Applications*.1992;23(2-5):1-50.

8. Baydin AG, de Mántaras RL, Ontanon S. A semantic network-based evolutionary algorithm for computational creativity. *Evolutionary Intelligence*. 2015;8(1):3-21.

9. Smith EE, Shoben EJ, Rips LJ. Structure and process in semantic memory: A featural model for semantic decision. *Psychology Review*. 1974;81(3):214-241.

10. Komatsu LK. Recent views on conceptual structure. *Psychology Bulletin*. 1992;112(3):500-526.

11. Collins AM, Quillian MR. Retrieval time from semantic network memory. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*. 1969;8(2):240-248.

12. Ratcliff R, Mckoon G. A retrieval theory of priming in memory. *Psychological Review*. 1998;95(3):385-408.

13. Borge-Holthoefer J, Arenas A. Semantic networks: Structure and dynamics. *Entropy*. 2010;12(5):1264-1302.

14. Todorov E. Linearly-solvable Markov decision problems. In Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, Massachusetts:MIT Press;2006. pp. 1369-1376.

15. Shen Y, Archambeau C, Cornford D, Opper M, Shawe-Taylor J, Barillec R. A comparision of variational and Markov chain monte carlo methods for inference in partially observed stochastic dynamic systems. *Journal of Signal Processing Systems*. 2010:61(1):51-59.

16. Ii Cancho RF. When language breaks into pieces A conflict between communication through isolated signals and language. *Biosystems*. 2006;84(3):242-253.

17. i Cancho RF, Sole RV. Least effort and the origins of scaling in human language. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2003;100(3):788-791.

18. Anderson JR. Rules of mind. Hillsdale, NJ:Erlbaum;1993.

19. Anderson JR. How can the human mind occur in the physical universe?. New York:Oxford University Press;2007.

20. Anderson JR, Bothell D, Byrne MD, Douglass S, Lebiere C, Qin Y. An integrated theory of the mind. *Psychological Review*. 2004;111(4):1036-1060.

21. Anderson JR. Human symbol manipulation within an integrated cognitive architecture. *Cognitive Science*. 2005;3(29):313-341.

22. Anderson JR, Matessa MP. A production system theory of

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License

serial memory. *Psychological Review*. 1997;104(4):728-748.

23. Ritter FE, Tehranchi F, Oury JD. ACT-R: A cognitive architecture for modeling cognition. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*. 2019;10(3):e1488.

24. Borst JP, Anderson JR. A step-by-step tutorial on using the cognitive architecture ACT-R in combination with fMRI data. *Journal of Mathematical Psychology*. 2017;76:94-103.

25. Dayan P, Hinton GE, Neal RM, Zemel RS. The helmholtz machine. *Neural Computation*. 1995;7(5):889-904.

26. Friston K. The free energy principle: A unified brain theory?. *Nature Reviews Neuroscience*. 2010;11(2):127-138.

27. Friston K. The free-energy principle: A rough guide to the brain?. *Trends in Cognitive Sciences*. 2009;13(7):293-301.

28. Gershman SJ. What does the free energy principle tell us about the brain?. arXiv preprint arXiv:1901.07945. 2019.

29. Knill DC, Pouget A. The Bayesian brain: The role of uncertainty in neural coding and computation. *Trends in Neurosciences*. 2004;27(12):712-719.

30. Parr T, Friston KJ. Uncertainty, epistemics and active inference. *Journal of the Royal Society Interface*. 2017;14(136):20170376.

31. Friston K, FitzGerald T, Rigoli F, Schwartenbeck P, Pezzulo G. Active inference and learning. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*. 2016;68:862-679.

32. Friston K. Free energy and active inference. 3rd IMPRS NeuroCom Summer School. 2013 10-12 July; Leipzig, Germany;2013. Available: https://www.fil.ion.ucl.ac.uk/~karl/Free%20energy%20and%20saccades.pptx.

33. Parr T, Rikhye RV, Halassa MM, Friston KJ. Prefrontal computation as active inference. *Cerebral Cortex*. 2020;30(2):682-695.

34. Catal O, Verbelen T, Nauta J, De Boom C, Dhoedt B. Learning perception and planning with deep active inference. In ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). 2020 4-8 May; Barcelona, Spain; IEEE. pp. 3952-3956.

35. Parr T, Friston KJ. The anatomy of inference: Generative models and brain structure. *Frontiers in Computational Neuroscience*. 2018;12:90.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License